

# Individuelle datenbankgestützte Reputationsberechnung in virtuellen Gemeinschaften

zur Erlangung des akademischen Grades eines  
Doktors der Ingenieurwissenschaften

von der Fakultät für Informatik  
der Universität Fridericiana zu Karlsruhe (TH)

**genehmigte**

**Dissertation**

von

**Christian von der Weth**

aus Streufdorf

Tag der mündlichen Prüfung

4. Dezember 2009

Erster Gutachter:

Prof. Dr.-Ing. Klemens Böhm

Zweiter Gutachter:

Prof. Dr.-Ing. Stefan Tai



# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einführung</b>	<b>13</b>
1.1	Reputationssysteme . . . . .	14
1.2	Beiträge der Arbeit . . . . .	16
1.3	Überblick über die Arbeit . . . . .	19
<b>2</b>	<b>Grundlagen</b>	<b>21</b>
2.1	Virtuelle Gemeinschaften . . . . .	21
2.1.1	Charakteristiken virtueller Gemeinschaften . . . . .	21
2.1.2	Risiken für Teilnehmer . . . . .	24
2.1.3	Klassifikation und Beispiele . . . . .	25
2.2	Vertrauen und Reputation . . . . .	32
2.2.1	Vertrauen: Ursprung, Definition, Eigenschaften . . . . .	32
2.2.2	Reputation: Vertrauen für virtuelle Gemeinschaften . . . . .	35
2.2.3	Reputationssysteme . . . . .	37
2.2.4	Reputationsmetriken – Klassifikation und Beispiele . . . . .	38
2.2.5	Herausforderungen für Reputationssysteme . . . . .	40
2.3	Entstehung von Kooperation . . . . .	43
2.3.1	Mechanismen zur Förderung von Kooperation . . . . .	43
2.3.2	Charakteristiken erfolgreicher Strategien . . . . .	46
2.3.3	Existierende Studien . . . . .	51
2.4	Graphbasierte Analyse virtueller Gemeinschaften . . . . .	53
2.4.1	Überblick: Soziale Netzwerkanalyse . . . . .	53
2.4.2	Zentralität und Existierende Maße . . . . .	56
2.4.3	Implementierung und Optimierung von Zentralitätsmaßen . . . . .	57
2.5	Zusammenfassung und Bewertung . . . . .	64
<b>3</b>	<b>Ein Rahmenwerk für Reputationssysteme</b>	<b>67</b>
3.1	Ziele & Grundidee . . . . .	67
3.2	Repräsentation von Reputationsinformationen . . . . .	68
3.2.1	Konzepte . . . . .	68
3.2.2	Aspekte von Reputationsinformationen . . . . .	69
3.2.3	Formale Definitionen . . . . .	72
3.3	Eine Sprache zur Formulierung von Strategiedefinitionen . . . . .	74
3.3.1	Basisalgebra . . . . .	74
3.3.2	Existierende Erweiterungen . . . . .	76
3.3.3	Der Zentralitätsoperator . . . . .	78
3.4	Diskussion . . . . .	82
<b>4</b>	<b>Zentralität als Reputationsmetrik</b>	<b>85</b>
4.1	Überblick . . . . .	85
4.2	Untersuchte Zentralitätsmaße . . . . .	86
4.3	Vergleich von Zentralitätsmaßen . . . . .	87
4.3.1	Allgemeine Anwendbarkeit von Zentralitätsmaßen zur Reputationsberechnung . . . . .	88

## INHALTSVERZEICHNIS

---

4.3.2	Techniken zur Graph-Transformation . . . . .	90
4.3.3	Testplattform . . . . .	93
4.3.4	Evaluierung ausgewählter Zentralitätsmaße . . . . .	96
4.4	Optimierung zentralitätsbasierter Strategiedefinitionen . . . . .	103
4.4.1	Umformungsregeln für den Zentralitätsoperator . . . . .	105
4.4.2	Mehrfachberechnung von Zentralitätsmaßen . . . . .	108
4.4.3	Physische Optimierung . . . . .	111
4.4.3.1	Schleifenverschmelzung . . . . .	111
4.4.3.2	Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen . . . . .	114
4.4.4	Implementierung . . . . .	115
4.4.5	Evaluierung physischer Optimierungsmethoden . . . . .	118
4.4.5.1	Schleifenverschmelzung . . . . .	118
4.4.5.2	Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen . . . . .	122
4.5	Diskussion . . . . .	127
<b>5</b>	<b>Analyse menschlichen Verhaltens in Reputationssystemen</b>	<b>129</b>
5.1	Motivation . . . . .	129
5.2	Das Spiel . . . . .	130
5.2.1	Grundlegende Designentscheidungen . . . . .	131
5.2.2	Implementierungsaspekte . . . . .	133
5.2.3	Vor-/Nachteile des Spieldesigns . . . . .	137
5.3	Studiendurchführung . . . . .	139
5.3.1	Hypothesen . . . . .	139
5.3.2	Spielaufbau . . . . .	140
5.4	Auswertung und Ergebnisse . . . . .	142
5.4.1	Verhalten der Teilnehmer . . . . .	142
5.4.2	Auswirkung der Strategiedefinitionen . . . . .	147
5.4.3	Weitereführende Einblicke . . . . .	150
5.5	Werkzeuggestützte Formulierung von Strategiedefinitionen . . . . .	152
5.5.1	Entwurfsentscheidungen . . . . .	152
5.5.2	Implementierung . . . . .	153
5.5.3	Bewertung des Werkzeugs . . . . .	158
5.6	Zentralitätsbasierte Analyse . . . . .	159
5.6.1	Korrelationen . . . . .	159
5.6.2	Zeitlicher Verlauf . . . . .	161
5.7	Diskussion . . . . .	167
<b>6</b>	<b>Zusammenfassung</b>	<b>169</b>
6.1	Gewonnene Erkenntnisse . . . . .	169
6.2	Ausblick . . . . .	171
<b>A</b>	<b>Verweise auf genannte Internetseiten</b>	<b>173</b>
<b>B</b>	<b>Weitere Ergebnisse</b>	<b>175</b>
B.1	Schleifenverschmelzung . . . . .	175
B.1.1	Unterschiedliche Graphgrößen . . . . .	175
B.1.2	Unterschiedliche Zentralitätsmaße . . . . .	176
B.1.3	Unterschiedliche Graphen . . . . .	177
B.1.4	Unterschiedliche Parameterwerte . . . . .	181
B.2	Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen . . . . .	182
B.2.1	Mehrere Zentralitätsmaße . . . . .	182
B.2.2	Unterschiedliche Graphen . . . . .	183
B.2.3	Verschiedene Parameterwerte . . . . .	185
B.3	Zentralitätsbasierte Analyse der Benutzerexperimente . . . . .	186
B.3.1	Entwicklung der Zentralitätswerte von Teilnehmern über die Zeit . . . . .	186

B.3.2	Entwicklung der Ränge der Teilnehmern (gemäß Zentralitätsberechnungen) über die Zeit . . . . .	188
B.3.3	Entwicklung der Zentralitätswerte von Teilnehmern über die Zeit . . . . .	190
B.3.4	Entwicklung der Zentralitätswerte von Teilnehmern über die Zeit (mit Zeitfenster) . . . . .	192
B.3.5	Entwicklung der Ränge (basierend auf Zentralitätsberechnungen) von Teilnehmern über die Zeit (mit Zeitfenster) . . . . .	194

## INHALTSVERZEICHNIS

---

# Abbildungsverzeichnis

1.1	Übersicht über die Bewertungen eines Teilnehmers bei EBAY . . . . .	15
2.1	Beta-Verteilung mit unterschiedlichen Parameterwerten . . . . .	38
2.2	Direkte Reziprozität . . . . .	44
2.3	Arten indirekter Reziprozität . . . . .	45
2.4	Probleme mit indirekter Reziprozität . . . . .	45
2.5	Bewertungsregeln 1.Ordnung . . . . .	48
2.6	Bewertungsregeln 2.Ordnung . . . . .	48
2.7	Bewertungsregeln 3.Ordnung (Auszug) . . . . .	49
2.8	Die „Führenden Acht“ . . . . .	50
2.9	Beispiel für Graphen mit unterschiedlich starken Zentralisierungen . . . . .	55
2.10	Beispiel für verschiedene Teilgruppen in Graphen . . . . .	55
2.11	Beispiel für unterschiedliche Äquivalenzen in Graphen . . . . .	56
2.12	Bestimmung der Elemente von Adjazenz- und Inzidenzmatrizen . . . . .	58
2.13	Einfacher Beispielgraph . . . . .	59
2.14	Arten für die Repräsentation vom Graphen im Computer . . . . .	60
3.1	Graphische Veranschaulichung verschiedener Alterungsfaktoren . . . . .	71
3.2	Resultierender Graph bei unterschiedlicher Attributwahl für das Kantengewicht . .	80
4.1	Beispiel für die <i>EigenTrust</i> -Transformation . . . . .	91
4.2	Beispiel für die <i>Beta</i> -Transformation . . . . .	92
4.3	Beispiel für die Transformation von gewichteten zu ungewichteten Einfachkanten .	92
4.4	Laufzeiten verschiedener Zentralitätsmaße . . . . .	97
4.5	Anlaufverhalten der untersuchten Zentralitätsmaße bei steigender Anzahl von Bewertungen. . . . .	98
4.6	Einfluss des Parameters $\beta$ der <i>Beta</i> -Verteilung. . . . .	99
4.7	Einfluss des Schwellwertes $\tau$ bei der Transformation von gewichteten zu ungewichteten Graphen. . . . .	100
4.8	<i>EigenTrust</i> -Transformation vs. <i>Beta</i> -Transformation. . . . .	101
4.9	Vergleich aller untersuchter Zentralitätsmaße. . . . .	101
4.10	Anfälligkeit der Zentralitätsmaße für eine <i>Sybil Attack</i> . . . . .	102
4.11	Zwei aus dem Beispieldatensatz ableitbare Graphstrukturen . . . . .	104
4.12	Beispiel für die Berechnung unterschiedlicher Zentralitätsmaße auf den gleichen Eingangsgraphen . . . . .	110
4.13	Beispiel für die Berechnung einer Zentralitätsmaße auf unterschiedlichen Eingangsgraphen . . . . .	110
4.14	Beispiel für einen Graph-Isomorphismus . . . . .	113
4.15	Schleifenverschmelzung: Zwei PAGERANK-Berechnungen auf Graphen unterschiedlicher Größe (absolute Laufzeiten) . . . . .	119
4.16	Schleifenverschmelzung: Zwei PAGERANK-Berechnungen auf Graphen unterschiedlicher Größe (relative Laufzeitverbesserungen) . . . . .	119
4.17	Schleifenverschmelzung: Zwei PageRank-Berechnungen auf zwei Graphen mit unterschiedlichen Kantenmengen . . . . .	120

## ABBILDUNGSVERZEICHNIS

---

4.18 Schleifenverschmelzung: Zwei PAGERANK-Berechnungen auf zwei Graphen mit unterschiedlichen Knotenmengen . . . . .	121
4.19 Schleifenverschmelzung: Zwei PAGERANK-Berechnungen auf zwei Graphen mit unterschiedlichen Kantengewichten . . . . .	121
4.20 Schleifenverschmelzung: Zwei PAGERANK-Berechnungen auf zwei Graphen mit unterschiedlichen Parameterwerten . . . . .	122
4.21 Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen: Kombinierte Berechnung auf Graphen mit unterschiedlichen Kantenmengen (Schnittmenge). . . . .	123
4.22 Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen: Kombinierte Berechnung auf Graphen mit unterschiedlichen Kantenmengen (Teilmenge). . . . .	124
4.23 Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen: Kombinierte Berechnung auf Graphen mit unterschiedlichen Knotenmengen (Teilmenge). . . . .	125
4.24 Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen: Kombinierte Berechnung auf Graphen mit unterschiedlichen Kantengewichten. . . . .	125
4.25 Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen: Kombinierte PageRank-Berechnung auf einem Graphen mit unterschiedlichem Dämpfungsfaktor $d$ . . . . .	126
5.1 Systemarchitektur . . . . .	133
5.2 Seite mit den persönlichen Ergebnissen eines Teilnehmers . . . . .	136
5.3 Seite für die Verwaltung der eigenen Strategiedefinitionen . . . . .	136
5.4 Seite mit den bereitgestellten Reputationsinformationen . . . . .	137
5.5 Seite mit der Übersicht über das Spielprinzip . . . . .	138
5.6 Anzahl der Wechsel von Strategiedefinitionen in beiden Spielen . . . . .	147
5.7 Korrelation zwischen Kooperationsrate und Punktstand für beide Spiele . . . . .	147
5.8 Entwicklung der durchschnittlichen Kooperationsrate . . . . .	148
5.9 Kontostand vs. Anzahl Wechsel von Strategiedefinition . . . . .	149
5.10 Auswahl einer Kategorie von Bedingungen . . . . .	156
5.11 Wahl der Parameterwerte für die jeweilige Kategorie von Bedingungen (hier: Tit-for-tat) . . . . .	157
5.12 Verknüpfung mehrer Bedingungen mittels logischen UND und ODER sowie der Möglichkeit zur Klammerung . . . . .	157
5.13 Korrelation zwischen den durchschnittlichen Kooperationsraten der Teilnehmers und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel I) . . . . .	160
5.14 Korrelation zwischen den durchschnittlichen Kooperationsraten der Teilnehmers und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel II) . . . . .	160
5.15 Korrelation zwischen den Endpunktständen der Teilnehmers und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel I) . . . . .	162
5.16 Korrelation zwischen den Endpunktständen der Teilnehmers und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel II) . . . . .	162
5.17 Entwicklung der Zentralitätswerte der Spieler über die Zeit . . . . .	163
5.18 Entwicklung der Ränge der Spieler gemäß INTEGRATION über die Zeit mit verschiedenen Werten für $\tau$ . . . . .	164
5.19 Entwicklung der Zentralitätswerte der Spieler über die Zeit für verschiedenen Fenstergrößen $k$ (absolute Werte) . . . . .	165
5.20 Entwicklung der Ränge der Spieler (gemäß Zentralitätsberechnungen) über die Zeit für verschiedenen Fenstergrößen $k$ (Ränge) . . . . .	166
B.1 Absolute Laufzeiten für eine einzelne Iteration . . . . .	175
B.2 Kombinierte Berechnung zweier Zentralitätsmaße auf einem Graph mit der Dichte 0.05 . . . . .	176
B.3 Kombinierte Berechnung zweier Zentralitätsmaße auf einem Graph mit der Dichte 0.15 . . . . .	176
B.4 Kombinierte Berechnung zweier Zentralitätsmaße auf einem Graph mit der Dichte 0.25 . . . . .	176
B.5 Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.05) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Schnittmenge) . . . . .	177

B.6	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.15) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Schnittmenge) . . . . .	177
B.7	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.25) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Schnittmenge) . . . . .	177
B.8	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.05) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Teilmenge) . . . . .	178
B.9	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.15) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Teilmenge) . . . . .	178
B.10	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.25) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Teilmenge) . . . . .	178
B.11	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.05) mit unterschiedlichen Knotenmengen (Teilmenge) . . . . .	179
B.12	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.15) mit unterschiedlichen Knotenmengen (Teilmenge) . . . . .	179
B.13	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.25) mit unterschiedlichen Knotenmengen (Teilmenge) . . . . .	179
B.14	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.05) mit unterschiedlichen Kantenmengen bzgl. der Kantengewichte . . . . .	180
B.15	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.15) mit unterschiedlichen Kantenmengen bzgl. der Kantengewichte . . . . .	180
B.16	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.25) mit unterschiedlichen Kantenmengen bzgl. der Kantengewichte . . . . .	180
B.17	Zwei PAGERANK-Berechnungen mit unterschiedlichen Dämpfungsfaktoren $d$ . . . . .	181
B.18	PAGERANK-Berechnungen mit unterschiedlich kleinen Fehlerschwellwert $\epsilon$ . . . . .	181
B.19	Kombinierte Berechnung von je zwei Zentralitätsmaßen auf jeweils dem gleichen Graphen unterschiedlicher Dichte . . . . .	182
B.20	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf je zwei Graphen mit verschiedenen Kantenmengen (Schnittmenge) und unterschiedlicher Dichte . . . . .	183
B.21	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf je zwei Graphen mit verschiedenen Kantenmengen (Teilmenge) und unterschiedlicher Dichte . . . . .	183
B.22	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf je zwei Graphen mit verschiedenen Knotenmengen (Teilmenge) und unterschiedlicher Dichte . . . . .	184
B.23	Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf je zwei Graphen mit verschiedenen Kantenmengen (bzgl. Kantengewichte) und unterschiedlicher Dichte . . . . .	184
B.24	Kombinierte PageRank-Berechnungen mit unterschiedlichen Dämpfungsfaktoren $d$ . . . . .	185
B.25	Entwicklung der Zentralitätswerte der Spieler über die Zeit (Spiel I) . . . . .	186
B.26	Entwicklung der Zentralitätswerte der Spieler über die Zeit (Spiel II) . . . . .	187
B.27	Entwicklung der Ränge der Spieler über die Zeit (Spiel I) . . . . .	188
B.28	Entwicklung der Ränge der Spieler über die Zeit (Spiel II) . . . . .	189
B.29	Korrelation zwischen den Endpunkteständen der Teilnehmers und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel I) . . . . .	190
B.30	Korrelation zwischen den Endpunkteständen der Teilnehmers und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel II) . . . . .	191
B.31	Entwicklung der INDEGREE-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I) . . . . .	192
B.32	Entwicklung der PAGERANK-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I) . . . . .	192
B.33	Entwicklung der AUTHORITY-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I) . . . . .	192
B.34	Entwicklung der WEAKNESS-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I) . . . . .	192
B.35	Entwicklung der PROXIMITY-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I) . . . . .	192
B.36	Entwicklung der INTEGRATION-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I) . . . . .	193
B.37	Entwicklung der INDEGREE-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II) . . . . .	193
B.38	Entwicklung der PAGERANK-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II) . . . . .	193
B.39	Entwicklung der AUTHORITY-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II) . . . . .	193
B.40	Entwicklung der WEAKNESS-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II) . . . . .	193
B.41	Entwicklung der PROXIMITY-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II) . . . . .	193
B.42	Entwicklung der INTEGRATION-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II) . . . . .	194
B.43	Entwicklung der INDEGREE-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel I) . . . . .	194

## ABBILDUNGSVERZEICHNIS

---

B.44	Entwicklung der PAGERANK-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel I) . . . . .	194
B.45	Entwicklung der AUTHORITY-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel I) . . . . .	194
B.46	Entwicklung der WEAKNESS-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel I) . . . . .	194
B.47	Entwicklung der PROXIMITY-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel I) . . . . .	195
B.48	Entwicklung der INTEGRATION-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel I) . . . . .	195
B.49	Entwicklung der INDEGREE-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel II) . . . . .	195
B.50	Entwicklung der PAGERANK-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel II) . . . . .	195
B.51	Entwicklung der AUTHORITY-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel II) . . . . .	195
B.52	Entwicklung der WEAKNESS-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel II) . . . . .	195
B.53	Entwicklung der PROXIMITY-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel II) . . . . .	196
B.54	Entwicklung der INTEGRATION-Ränge für versch. Fenstergrößen $k$ (Spiel II) . . . . .	196

# Tabellenverzeichnis

2.1	Asymmetrie bei transitiven Vertrauen . . . . .	34
2.2	Auszahlungsmatrix des <i>Helping Games</i> . . . . .	45
2.3	Eigenschaften von Graphen . . . . .	54
2.4	Aufwände für Operationen bei unterschiedlichen Graphrepräsentationen . . . . .	59
2.5	Aufwände für Operationen zur Bestimmung der Distanzen zwischen Knoten bei unterschiedlichen Graphrepräsentationen . . . . .	61
3.1	Mathematische Beschreibung verschiedener Alterungsfaktoren . . . . .	70
4.1	Anforderungen von Zentralitätsmaßen an den Eingabegraph . . . . .	90
4.2	Arten von Mehrfachberechnungen von Zentralitätsmaßen und ihre Auswirkung auf die Parameter einer Ausführung der Potenzmethode . . . . .	111
5.1	Vergleich zwischen Spiel I und Spiel II (Überblick) . . . . .	142
5.2	Anzahl an Bedingungen pro Strategiedefinition . . . . .	143
5.3	Durchschnittliche Anzahl an internen Datenbankoperationen pro Strategiedefinition	143
5.4	Identifizierte Kategorien von Bedingungen . . . . .	145
5.5	Prozentualer Anteil von Bedingungen mit Zeitbezug . . . . .	146
5.6	Erfolg von Bedingungen (mit und ohne den letzten Block) . . . . .	149
5.7	Erfolg von Bedingungen (ohne den letzten Block) . . . . .	150
5.8	Freie Parameter der verschiedenen Kategorien von Bedingungen . . . . .	155

## TABELLENVERZEICHNIS

---

# Kapitel 1

## Einführung

Das Internet als weltweites Kommunikationsmedium und der einfache Zugang zu diesem, haben eine Vielzahl von neuen Diensten ermöglicht. Neben bekannten Diensten wie Suchmaschinen, Online-Shopping, Informationsdienste (Nachrichten, Wetter, Börse, etc.) basiert eine große Klasse von solchen Diensten auf direkten Interaktionen zwischen den Teilnehmern. Dabei tauschen die Teilnehmer untereinander Aufträge für die Bearbeitung aus. Die Teilnehmer treten dabei nicht persönlich miteinander in Kontakt. Solche Gemeinschaften von Teilnehmern, die über das Internet interagieren bezeichnet man als *virtuelle Gemeinschaften*. Ausgangspunkt für deren Entstehung sind Internetplattformen, im einfachsten Fall Internetseiten, auf denen sich Leute für die Teilnahme registrieren können. Durch die Registrierung legt jeder Teilnehmer eine virtuelle Identität an, der den Teilnehmer innerhalb einer virtuellen Gemeinschaft repräsentiert. Diese Identitäten – ein Beispiel hierfür ist ein persönliches Benutzerkonto auf einer Internetplattform – sind es, die miteinander interagieren. Das Angebot ist dabei sehr vielgestaltig; hier ein kurzer Überblick:

- *Auktionsseiten*. Hier können Teilnehmer nahezu beliebige Artikel ersteigern und versteigern bzw. kaufen und verkaufen. Die weltweite Verteilung ermöglicht den Handel mit unterschiedlichsten Artikeln. Die größte Auktionsseite ist EBAY.
- *Internetspiele*. In so genannten MMOG (engl.: *Massive Multiplayer Online Games*) können die Teilnehmer in Form von Computerspielen einzeln oder in Teams gegeneinander antreten. Die bekanntesten Vertreter sind dabei Rollenspiele wie z.B. „World of Warcraft“ oder „Everquest II“.
- *Internet-Chats*. Auf diesen Internetseiten können Teilnehmer in so genannten Chat-Räumen synchron miteinander kommunizieren. Um bei vielen Teilnehmern den Überblick zu behalten, gibt es pro Seite mehrere solche Räume, meist thematisch abgegrenzt.
- *Internetforen*. In Internetforen können Teilnehmer gemeinsam diskutieren und Erfahrungen austauschen. Eine Diskussion ist dabei jeweils asynchron und kann sich durchaus über ein längeres Zeitintervall ziehen.
- *Expertenseiten*. Ähnlich wie Internetforen, allerdings mit dem Fokus auf dem Formulieren und Beantworten von Fragen zu spezifischen Themengebieten, dienen Expertenseiten zum Informationsaustausch. Viele Expertenseiten haben meist einen besonderen Schwerpunkt wie Informationstechnik, Medizin, Kunst, etc. Die größte Seite für Fragen aus nahezu beliebigen Themengebieten ist YAHOO! ANSWERS.
- *File-Sharing*. Die Bereitstellung und der Austausch von Dateien zwischen Teilnehmern gehört zu den populärsten Diensten im Rahmen virtueller Gemeinschaften. Zu den bekanntesten Systemen zählen GNUTELLA, EMULE und BITTORRENT.
- *Grid-Computing*. Plattformen für das Grid-Computing unterstützen den Zusammenschluss von Rechnerressourcen der Teilnehmer. Bei Bedarf steht dann jedem Teilnehmer der gesamte Rechnerverbund für komplexe Berechnungen zur Verfügung. Die größten Systeme werden in der Forschung eingesetzt, z.B. Teilchenphysik, Klimaforschung, Maschinenbau, etc.

Die Gründe für eine Teilnahme in einer virtuellen Gemeinschaft sind sehr unterschiedlich. Grundsätzlich versuchen die Teilnehmer einen Nutzen aus den Interaktionen mit anderen zu ziehen. Wie sich dieser Nutzen konkret darstellt kann sehr unterschiedlich sein und hängt typischerweise von der Klasse von virtueller Gemeinschaft ab. Bei Internetspielen und Chats steht die Unterhaltung im Vordergrund. Auf Expertenseiten oder in Internetforen können die Teilnehmer mit Hilfe der Gemeinschaft ihr Wissen erweitern. Eine Arbeitsteilung in Form der Aufteilung von komplexen Berechnungen oder der Speicherung sehr großer Datenbestände bietet das Grid-Computing. Hinsichtlich der Speicherung der Daten ist File-Sharing eine ganz spezielle Form von Grid-Computing. In den meisten Fällen ist der Mehrwert für einen Teilnehmer einer virtueller Gemeinschaft nicht monetärer Art. Die Ausnahme bilden Auktionsseiten, wo Teilnehmer durch den Verkauf ihrer Artikel Geld verdienen.

Trotz ihrer Vielfältigkeit besitzen virtuelle Gemeinschaften einige ganz charakteristische Eigenschaften. Grundsätzlich lässt sich die Kooperation zwischen allen Teilnehmern als Menge von Interaktionen zwischen jeweils zwei Teilnehmern ansehen. Innerhalb einer Interaktion übergibt ein Teilnehmer, der Auftraggeber, einen Auftrag an einen anderen Teilnehmer, dem Auftragnehmer. Auf z.B. Expertenseiten ist der Auftraggeber der Fragesteller, der Auftrag das Beantworten einer Frage und der Auftragnehmer der Beantworter einer Frage. Der Nutzen liegt beim Auftraggeber, der Aufwand beim Auftragnehmer, wobei dieser den Auftrag auch ablehnen kann. Jede virtuelle Gemeinschaft lässt sich auf dieses Schema mehr oder weniger direkt abbilden. Auf Grund des Internets als Kommunikationsmedium und damit des weltweiten Zugriffs, ist die Anzahl der Teilnehmer in virtuellen Gemeinschaften meist sehr hoch. Dies führt dazu, dass oft unbekannte Teilnehmer mit einander interagieren. Weiterhin besteht in virtuellen Gemeinschaften ein hohes Maß an Anonymität. Die Zuordnung zwischen der virtuellen Identität eines Teilnehmers und dem Teilnehmer selbst ist für andere Teilnehmer in der Regel nicht möglich.

Mit dem Konzept der Interaktion zwischen Teilnehmern, sind virtuelle Gemeinschaften nur dann erfolgreich, wenn die Teilnehmer auch tatsächlich kooperieren. Auf Grund der Aufwandsverteilung innerhalb einer Interaktion besteht aus ökonomischer Sicht für den Auftraggeber zunächst kein Anreiz den Auftrag zu bearbeiten. Es entsteht für einen Teilnehmer somit das Risiko, dass sein Auftrag nicht bearbeitet wird. In traditionellen Gemeinschaften – damit sind in erster Linie Gemeinschaften gemeint, in denen die Teilnehmer persönlich interagieren – wird der Anreiz zu kooperieren durch die Androhung einer Bestrafung bei Unkooperativität erhöht. Eine direkte Möglichkeit sind kontrollierende und ggf. bestrafende Instanzen, eine eher indirekte Form entsteht durch den so genannten Sozialen Druck. Beide Konzepte sind für virtuelle Gemeinschaften nur schwer umsetzbar. Kontrollierende Instanzen sind nur für zentralisierte Plattformen möglich. Aber auch im zentralen Fall ist der Aufwand für die Aufrechterhaltung einer solchen Instanz nicht gerechtfertigt. Grund hierfür ist die typischerweise sehr großen Zahl von Interaktionen und der meist sehr kleine Schaden, der durch unkooperatives Verhalten entsteht. Unter Sozialen Druck versteht man, dass unkooperative Teilnehmer vom Rest der Gemeinschaft erkannt und aus der Gemeinschaft ausgeklammert werden, z.B. dass mit diesen Teilnehmern nicht mehr interagiert wird. Unkooperative Teilnehmer können in diesem Fall keinen Nutzen mehr aus der Gemeinschaft ziehen, da ihre Aufträge nicht mehr von anderen angenommen werden. Um den Sozialen Druck aufzubauen, ist aber umfangreiches Wissen über das frühere Verhalten von Teilnehmern notwendig. Da auf Grund der Größe von virtuellen Gemeinschaften oft unbekannte Teilnehmer miteinander interagieren, fehlt dieses Wissen. Ein Teilnehmer weiß also in der Regel nicht, ob er es mit einem zuverlässigen Interaktionspartner zu tun hat oder nicht. Es sind daher Mechanismen nötig, mit denen Teilnehmer zwischen „guten“ und „schlechten“ Partnern unterscheiden können, um das Risiko für fehlgeschlagene Interaktionen zu minimieren.

### 1.1 Reputationssysteme

Der am weitesten verbreitete Mechanismus, um gute von schlechten Teilnehmern zu unterscheiden, sind Reputationssysteme. Die Grundidee von Reputationssystemen ist einfach: Das System ermöglicht es den Teilnehmern sich gegenseitig zu bewerten. Grundlage für eine Bewertung ist das Verhalten der Teilnehmer in früheren Interaktionen. Aus diesen Bewertungen wird dann mit Hilfe einer Metrik, der so genannten Reputationsmetrik, die Vertrauenswürdigkeit bzw. Reputation

eines Teilnehmers abgeleitet. Bewertungen und/oder Reputationswerte können von allen Teilnehmern eingesehen werden. Damit können die Teilnehmer entscheiden ob bzw. mit wem sie bereit sind zu interagieren. Reputationssysteme schließen somit genau die Wissenslücke, die im Umgang mit unbekanntem Teilnehmern entsteht. Durch sie wird unkooperatives oder bösartiges Verhalten eines Teilnehmers indirekt bestraft, indem er keine Interaktionspartner mehr findet und somit keinen Nutzen mehr aus Interaktionen ziehen kann. Ergebnis ist, dass Reputationssysteme für die Teilnehmer einer virtuellen Gemeinschaft einen Anreiz geben, sich gut zu verhalten. Die Effektivität eines Reputationssystems wird dadurch bestimmt, wie sehr sich die Anzahl erfolgreicher Interaktionen erhöht. In einigen Studien wurde der Mehrwert von Reputationssystemen bereits nachgewiesen [BKO03, RZSL03, LRBPR07].

**BEISPIEL 1:** Abbildung 1.1 zeigt die von EBAY zusammengefassten Bewertungen über einen Teilnehmer. EBAY unterscheidet drei Bewertungsstufen: neutral oder negativ bewertet werden. Im Kasten 'Aktuelle Bewertungen' werden die Summen aller Bewertungen pro Bewertungsstufen angezeigt, aufgeteilt in einen 1, 6 und 12 Monatsintervall. Innerhalb der detaillierten Verkäuferbewertungen kann zwischen vier Kriterien getrennt bewertet werden: Artikel wie beschrieben, Kommunikation, Versandzeit und Versand-/Verpackungskosten. Die 5-Sterne Anzeige gibt die durchschnittliche Bewertung pro Kriterium an. Dass die absoluten Anzahlen der detaillierten Verkäuferbewertungen im Vergleich zu den aktuellen Bewertungen so niedrig sind liegt daran, weil die detaillierten Bewertungen erst später von EBAY eingeführt wurden. Die Prozentzahl in der zweiten Zeile gibt die durchschnittliche Anzahl an positiven Bewertungen in den letzten 12 Monaten an. Die Zahl in Klammern ergibt sich aus der Summe aller positiven minus der Summe aller negativen Bewertungen, seit Beginn der Registrierung des Teilnehmers bei EBAY. Zusätzlich können bei EBAY alle Einzelbewertungen, die auch über einen Kommentar in Freitext beinhalten, eingesehen werden (nicht in der Abbildung dargestellt). □



Abbildung 1.1: Übersicht über die Bewertungen eines Teilnehmers bei EBAY

Auf Grund der Problematik unkooperativer und bösartiger Teilnehmer existiert eine Vielzahl von Reputationssystemen. Sie unterscheiden sich zum einen im Aufbau einer Bewertung, aber vor allem in der verwendeten Reputationsmetrik. Die Bandbreite reicht dabei von einfachen Aggregationen bis zu wahrscheinlichs- und graphbasierten Metriken. Aktuelle Systeme lassen sich – abhängig davon, wer die Entscheidung über die Annahme bzw. Ablehnung von Aufträgen trifft – in zwei große Klassen einteilen:

- *Manuelle Entscheidungsfindung*

Bei dieser Art von Reputationssystemen entscheidet der Teilnehmer selbst bei jeder Interaktion, ob er den Auftrag annimmt oder ablehnt. Solche Systeme werden vor allem auf kommerziellen Plattformen, wie z.B. EBAY, eingesetzt. Aus Gründen der Akzeptanz und Bedienbarkeit des Systems muss die Berechnung der Reputation einfach und nachvollziehbar sein. Typisch sind z.B. die Auflistung aller Bewertungen und/oder ein einfacher Aggregatwert. Dadurch kann ein Teilnehmer implizit seine eigene Reputationsmetrik mit einfließen lassen. Das bedeutet z.B., dass ein Teilnehmer für seine Entscheidung vor allem aktuelle Bewertun-

gen berücksichtigt und alte ignoriert. Das Treffen der Entscheidung setzt in der Regel einen gewissen zeitlichen und intellektuellen Aufwand für den Teilnehmer voraus.

- *Automatisierte Entscheidungsfindung*

In Reputationssysteme für eine automatisierte Entscheidungsfindung entscheiden die virtuellen Identitäten der Teilnehmer über die Annahme und Ablehnung von Aufträgen. Dies ist in Szenarien mit einer hohen Interaktionsrate absolut notwendig. Ein solches Szenario ist z.B. eine produktive Grid-Computing Umgebung, wo Rechenaufträge im Sekunden- oder Minutentakt verteilt werden und somit der Aufwand für die Teilnehmer mit einer manuellen Entscheidungsfindung unpraktikabel hoch wäre. In dieser Arbeit werden in erster Linie solche Szenarien betrachtet.

Reputationssysteme für eine automatisierte Entscheidungsfindung durch die virtuellen Identitäten der Teilnehmer erlauben es, komplexere Reputationsmetriken zu verwenden, die unter Umständen aussagekräftigere Ergebnisse liefern oder robuster gegen bestimmte Angriffsszenarien sind [HZNR09]. Nachteil ist, dass alle Systeme eine feste Reputationsmetrik verwenden und der Teilnehmer (nahezu) keinen Einfluss mehr auf die Berechnung der Vertrauenswürdigkeit bzw. Reputation hat. Vertrauen ist aber sehr subjektiv, d.h., unterschiedliche Teilnehmer besitzen typischerweise verschiedene Vorstellung, wann sie einen anderen als vertrauenswürdig einstufen oder nicht. Eine feste Reputationsmetrik widerspricht somit der Subjektivität von Vertrauen. Die Fragestellung, welche Strategien menschliche Teilnehmer tatsächlich verwenden würden, wird hier ausgeklammert. Auch die Evaluierung theoretischer Modelle ist problematisch, da dies nur anhand von Simulationen geschieht. Zum einen muss das Verhalten der Teilnehmer simuliert werden. Dabei werden meist stark vereinfachte Verhaltensmuster verwendet, die das reale Verhalten eines menschlichen Teilnehmers nur begrenzt abbilden können. Weiterhin sind die Simulationen so aufgebaut, dass es für einen Teilnehmer nie von Nachteil ist, sich immer kooperativ zu verhalten. Aus ökonomischer Sicht ist dies eine starke Annahme, denn die Bearbeitung von Aufträgen ist immer mit Kosten verbunden.

## 1.2 Beiträge der Arbeit

Aktuelle Reputationssysteme sind in ihrer Bedienbarkeit eingeschränkt. Bei einfachen Systemen muss der Teilnehmer manuell entscheiden, ob er möglichen Interaktionspartnern vertraut oder nicht. Komplexe Systeme für eine automatische Entscheidungsfindung sind unflexibel, da sie jeweils nur eine einzige Reputationsmetrik verwenden. Weiterhin wird ihre tatsächliche Effektivität in realen Umgebungen in der Regel nur unzureichend gezeigt. Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Reputationssystem vorgestellt, welches eine automatische Entscheidungsfindung leistet, doch im Gegensatz zu existierenden Systemen, kann jeder Teilnehmer seine eigene Reputationsmetrik in Form einer so genannten Strategiedefinition definieren. Eine Strategiedefinition ist eine Vorschrift oder Richtlinie, die festlegt, unter welche Voraussetzungen die virtuelle Identität des Teilnehmers anderen vertrauen soll. Kernstück des vorgestellten Reputationssystems ist eine Sprache, mit der die Teilnehmer ihre Strategiedefinitionen explizit machen können. Dieser Ansatz eröffnet völlig neue Fragestellungen. Die fünf wichtigsten sind:

- Wie lassen sich flexibel individuelle Strategiedefinitionen formulieren?
- Wie lassen sich auch beliebige und komplexe Strategiedefinitionen effizient berechnen?
- Was für Arten von Strategiedefinitionen werden von Teilnehmern formuliert?
- Wie reagieren Teilnehmer, wenn ihre Strategiedefinition nicht erfolgreich ist, d.h., deren erzielter Nutzen gering oder gar negativ ist?
- Wie ändert sich der Nutzen, wenn Teilnehmer mit unterschiedlichen Strategiedefinitionen miteinander interagieren?
- Welche Strategiedefinitionen schneiden in welcher Situation besonders gut/schlecht ab?

Diese und verwandte Fragen sind Gegenstand der Untersuchung. Im Folgenden werden die grundlegenden Beiträge dieser Arbeit hervorgehoben.

**Rahmenwerk für Reputationssysteme.** Das Rahmenwerk soll die Formulierung beliebiger Reputationsmetriken mit Hilfe von Strategiedefinitionen ermöglichen. Als Vergleichsmaß dienen vor allem die Metriken existierender Reputationssysteme. Das Rahmenwerk besteht aus zwei Komponenten. Die erste Komponente ist Repräsentation von Reputationsinformationen, d.h. von Wissen über das Verhalten von Teilnehmern in früheren Interaktionen. Dafür wird anhand existierender Reputationssysteme untersucht, wie diese das Verhalten von Teilnehmern in früheren Interaktionen beschreiben. Dies sind zum einen die verschiedenen Konzepte von Reputationsinformationen. In der aktuellen Literatur finden sich vier Konzepte: Bewertung, Empfehlung, Ansehen und Vertrauen. Die Unterschiede und der Zusammenhang zwischen den Konzepten werden erörtert. Anschließend wird untersucht, welche Aspekte von Vertrauen von den existierenden Systemen berücksichtigt werden. Solche Aspekte sind z.B. die Kontext- und Zeitabhängigkeit. Aber auch neue Aspekte wie die Sicherheit eines Teilnehmers bei der Abgabe seiner Bewertungen werden motiviert und fließen in die Wissensrepräsentation mit ein. Mittels der Konzepte und Aspekte lässt sich die Repräsentation von Reputationsinformationen für das Rahmenwerk formal definieren. Dazu wird eine relationale Darstellung vorgeschlagen. Eine einzelne Information über das frühere Verhalten eines Teilnehmers wird somit als Tupel repräsentiert. Jedes Konzept entspricht einer Art von Tupel und die Aspekte von Vertrauen sind die Attribute der Tupel.

Die zweite Komponente ist die Sprache zur Formulierung beliebiger Strategiedefinitionen. Auf Grund der relationalen Repräsentation des Wissens wird die Sprache auf Basis der Relationalen Algebra entwickelt. Eine Strategiedefinition ist somit eine Anfrage an den Datenbestand mit den gespeicherten Reputationsinformationen. Die Relationale Algebra stellt eine Menge von Operatoren für die Verarbeitung relationaler Daten zur Verfügung. Die Ausdrucksmächtigkeit dieser Operatoren ist allerdings nicht ausreichend um alle Strategiedefinitionen zu formulieren, die sich aus den Reputationsmetriken existierender Reputationssysteme ableiten lassen. Dazu wird in einem ersten Schritt die Relationale Algebra um existierende Zusatzoperatoren aus der Literatur erweitert. Diese erweiterte Algebra ist ausreichend ausdrucks mächtig, mit Ausnahme von Metriken auf Basis von Zentralitätsmaßen. Diese Maße sind ein Konzept der Graphentheorie und weisen jedem Knoten in einem Graphen einen numerischen Wert zu, der dessen Wichtigkeit im Vergleich zu allen anderen Knoten im Graph beschreibt. Hierfür betrachten existierende Reputationssysteme wie z.B. [KSGM03, YAI<sup>+</sup>04] Reputationsinformationen als Graphen, wobei die Teilnehmer die Knoten und die Bewertungen die Kanten repräsentieren. Um die Berechnung von Zentralitätsmaßen mittels der erweiterten Algebra zu ermöglichen, wird in dieser Arbeit ein neuer Operator, der Zentralitätsoperator, definiert. Die wichtigsten Designziele sind dabei dessen nahtlose Integration in die Menge bestehender Operatoren sowie die Unterstützung der Berechnung unterschiedlicher Zentralitätsmaße mit einem Operator.

Eine abschließende Diskussion befasst sich mit der Erweiterung und der Implementierung des Rahmenwerks. Erweiterungen beinhalten vor allem weitere Konzepte und Aspekte im Kontext von verhaltensspezifischem Wissen und die Definition neuer Operatoren für die Algebra zur Formulierung weiterer Reputationsmetriken. Die relationale Darstellung der Wissensbasis erlaubt eine direkte Implementierung des Rahmenwerks. Dies wird sowohl für den zentralen als auch dezentralen Fall näher beschrieben, einschließlich der Berechnung von Zentralitätsmaßen. Das vorgestellte Rahmenwerk bildet die theoretische Grundlage für die Formulierung individueller Strategiedefinitionen für Teilnehmer in virtuellen Gemeinschaften. Die Untersuchung der Anwendbarkeit des Rahmenwerks als Reputationssystem in realen Umgebungen erfolgt sowohl aus technischer als auch aus ökonomischer Perspektive.

**Effektivitäts- und Effizienzbetrachtungen für zentralitätsbasierte Reputationsmetriken.** Innerhalb der vorgestellten Algebra für die Formulierung von Strategiedefinitionen decken die Operatoren der Relationalen Algebra sowie existierende Erweiterungen aus der Literatur bereits ein breites Spektrum an möglichen Reputationsmetriken ab. Hinsichtlich ihrer effizienten Berechnung ist diese Menge von Operatoren bereits sehr gut untersucht. Im Fokus der Betrachtung steht deswegen der neue Aspekt der Zentralitätsberechnung als Reputationsmetrik. Dabei sind sowohl Fragestellungen bzgl. der Effektivität, d.h., wie gut können existierende Zentralitätsmaße (un-)kooperative

Teilnehmer identifizieren, und der Effizienz, d.h., mit wie wenig Ressourcenverbrauch lassen sich zentralitätsbasierte Strategiedefinitionen berechnen, vor allen in Umgebungen mit vielen Teilnehmern auswerten, offen.

*Effektivität:* Aktuell ist unklar, welche der vielen existierenden Maße sich für die Reputationsberechnung überhaupt bzw. besonders gut eignen. Reputationssysteme die Zentralitätsmaße verwenden, betrachten nur einen sehr kleinen Ausschnitt von Maßen. Aus diesem Grund werden zunächst verschiedene Zentralitätsmaße aus der Literatur gesichtet, klassifiziert und hinsichtlich ihrer allgemeinen Anwendbarkeit als Reputationsmetrik untersucht. Für zur Reputationsberechnung geeignete Zentralitätsmaße wird dann genauer untersucht, welche Maße besonders effektiv zwischen kooperativen und unkooperativen Teilnehmer differenzieren können. Dazu wird eine Testumgebung entworfen, die einen objektiven Vergleich von den Ergebnissen der Zentralitätsmaße zulässt. Neben der Effektivität wird auch die Effizienz der unterschiedlichen Zentralitätsberechnungen bei unterschiedlich großen Graphen verglichen. Hinsichtlich der Differenzierung bzgl. der Kooperativität von Teilnehmern kommen die untersuchten Maße zu ähnlich guten Ergebnissen. Unterschiede gibt es zum einen bei ihrer Anfälligkeit gegenüber Angriffen und vor allem bei ihrer Laufzeit. Im Allgemeinen muss dabei zwischen einer effizienten Berechenbarkeit und der Robustheit gegenüber Angriffen abgewogen werden.

*Effiziente Berechnung:* Für die Operatoren der Relationalen Algebra inkl. Erweiterungen existieren verschiedene Optimierungstechniken, sowohl auf logischer als auch physischer Ebene. Für den Zentralitätsoperator fehlen solche Optimierungen und werden in dieser Arbeit vorgestellt. Eine Optimierung ist besonders wichtig, da die Berechnung der meisten Zentralitätsmaße in der Regel sehr aufwändig ist. Auf der Ebene der logischen Optimierung wird eine Menge von Umformungsregeln definiert, mit Hilfe derer sich relationale Ausdrücke mit dem Zentralitätsoperator in äquivalente Ausdrücke umformen lassen. Der Grundgedanke dabei ist, dass Alternativausdrücke möglicherweise eine bessere Laufzeit besitzen. Physische Optimierungsmethoden befassen sich mit der Verbesserung der Laufzeiten auf algorithmischer Ebene. Auf Grund des Erfolgs von Zentralitätsmaßen wurden bereits verschiedene Optimierungstechniken vorgestellt. Diese beziehen sich allerdings allesamt auf die einzelne Berechnung eines Maßes. Im Kontext von Zentralitätsmaßen als Reputationsmetrik wird zunächst die Berechnung mehrerer Maße zur gleichen Zeit motiviert. Darauf folgt eine Klassifikation, wie sich die Berechnungen von zwei oder mehr Maßen überlappen können, d.h., welche gemeinsamen Bestandteile die Berechnungen besitzen. Für diese Mehrfachberechnung von Zentralitätsmaßen werden zwei Optimierungstechniken vorgestellt. Beide Techniken ziehen ihren Performanzgewinn daraus, dass sie die Maße kombiniert berechnen und die Überlappung von Berechnungen ausnutzen. Die anschließende Evaluierung zeigt, dass im Falle der Berechnung zweier Maße die Laufzeit für die kombinierte Berechnung auf bis zu 55% der Laufzeit der sequentiellen Berechnung gesenkt werden kann. Nur in ganz selten Fällen, wenn zwei Zentralitätsberechnungen kaum Überlappung aufweisen, kann die kombinierte Berechnung, auf Grund der komplexeren Algorithmik, schlechter abschneiden. Diese Fälle lassen sich allerdings gut a priori identifizieren.

**Verhaltensökonomische Experimente.** Aus ökonomischer Sicht wird untersucht, ob die Formulierung von Strategiedefinitionen tatsächlich zu kooperativen Verhalten führt; die Ergebnisse verwandter Studien lassen sich nicht übertragen. Dazu wurden Strategiespiele entworfen, um das Szenario von virtuellen Gemeinschaften zu modellieren. In den Spielen interagieren virtuelle Spielfiguren miteinander, wobei ihnen durch die Interaktionen Kosten und Nutzen entstehen. Dabei formulieren menschliche Teilnehmer Strategiedefinitionen, um das Verhalten ihrer Spielfigur zu steuern. Um den Einfluss der Art der Formulierung von Strategiedefinitionen zu untersuchen, formulieren Teilnehmer ihre Strategiedefinitionen sowohl in natürlicher als auch formaler Sprache. Im Rahmen einer fünfwöchigen Studie wurden die Spiele mit Studenten der Universität Karlsruhe (TH) durchgeführt und ausgewertet. Während der Spiele konnten die Teilnehmer ihre Strategiedefinitionen bei Bedarf anpassen.

Die Ergebnisse zeigen, dass die meisten Teilnehmer Reputationsinformationen, d.h., das Verhalten anderer Teilnehmer in früheren Interaktionen, innerhalb ihrer Strategiedefinitionen berücksichtigen. Weiterhin lässt sich aus den Ergebnissen ableiten, dass die Teilnehmer erkannt haben, dass sich kooperatives Verhalten auszahlt. Kooperativität wird somit durch das Konzept von Strategiedefinitionen gefördert. Die Art der Formulierung von Strategiedefinitionen (natürliche oder

formale Sprache) hatte auf die Ergebnisse einen geringeren Effekt als ursprünglich angenommen. Das gilt sowohl für Aktivität der Teilnehmer im Spiel als auch für den Aufbau von Strategiedefinitionen. Eine große Herausforderung hat die genaue Analyse der formulierten Strategiedefinitionen dargestellt. Obwohl die Teilnehmer bei ihrer Formulierung von Strategiedefinitionen nahezu keinen Beschränkung unterworfen waren, vor allem bei der Verwendung natürlicher Sprache, ließ sich eine überschaubare Menge von Kategorien identifizieren. Mit dieser Klassifizierung konnte untersucht werden, welche Arten von Strategiedefinitionen besonders erfolgreich waren und warum. Abschließend werden die Ergebnisse im Kontext der Ergebnisse verwandter Arbeiten bewertet.

Die Förderung von kooperativen Verhalten ist ein gutes und wichtiges Ergebnis. Allerdings haben die Spiele weiterhin gezeigt – auch wenn dies für zur Beantwortung der gestellten Forschungsfragen notwendig war – dass die Formulierung von Strategiedefinitionen in natürlicher oder auch in einer formalen Sprache für reale Umgebungen nicht praktikabel ist. Benötigt wird eine Werkzeugunterstützte Formulierung. Dieser Punkt wird ausführlich diskutiert. Die Ergebnisse der Studie, vor allem die gefundene Klassifizierungen von Strategiedefinitionen, erlauben den Entwurf und die Realisierung eines solchen Werkzeuges. Alle Strategiedefinitionen, die im Laufe der durchgeführten Spiele formuliert wurden, lassen sich mit dem Werkzeug nachbilden. Dadurch lässt sich zeigen, dass die nicht praktikabel realisierbare Unterstützung von natürlicher Sprache für die Formulierung von Strategiedefinitionen keine echte Einschränkung hinsichtlich der Ausdrucksmächtigkeit darstellt.

### 1.3 Überblick über die Arbeit

Diese Arbeit setzt sich aus mehreren Kapiteln zusammen. Der Hauptteil orientiert sich dabei an den Beiträgen der Arbeit (vgl. Abschnitt 1.2). Im Detail folgt der Rest der Arbeit der folgenden Struktur:

*Kapitel 2* umfasst Grundlagen und verwandte Arbeiten. Zu Beginn werden virtuelle Gemeinschaften hinsichtlich ihrer Besonderheiten in Bezug auf die Kooperation zwischen meist unbekanntem Teilnehmer charakterisiert. Anschließend werden existierende Ansätze zur Förderung von Kooperation und der Identifizierung von (un-)kooperativen Teilnehmern vorgestellt. In einer Zusammenfassung werden diese Ansätze bewertet und von der vorliegenden Arbeit abgegrenzt

*Kapitel 3* stellt das Rahmenwerk zur flexiblen Formulierung von Strategiedefinitionen durch Teilnehmer vor. Nach einem ersten Überblick werden die beiden Hauptkomponenten – die relationale Datenbasis für die Repräsentation von Reputationsinformationen und die Sprache zur Formulierung von Strategiedefinition – im Detail vorgestellt. Das Kapitel schließt mit einer Diskussion, vor allem zum Thema der Erweiterbarkeit des Rahmenwerks und den Herausforderungen hinsichtlich eines erfolgreichen Einsatzes in realen Umgebungen.

*Kapitel 4* beleuchtet den prominenten Aspekt der Zentralitätsberechnung als Bestandteil von Strategiedefinitionen. Der erste Teil des Kapitels befasst sich mit der Effektivität von Zentralitätsmaßen als Reputationsmetrik, um (un-)kooperative Teilnehmer zu identifizieren. Der zweite Teil umfasst Effizienzbetrachtungen, d.h., es werden Techniken zur Optimierung von Zentralitätsberechnungen in relationalen Datenbanken vorgestellt und im Rahmen umfangreicher Simulationen ausgewertet.

*Kapitel 5* enthält die durchgeführte Studie auf Basis verhaltensökonomischer Experimente. Dazu wird zunächst das Szenario von Interaktionen zwischen Teilnehmern in virtuellen Gemeinschaften als Strategiespiel modelliert. Anschließend wird das Spieldesign und relevante Implementierungsaspekte diskutiert. Im Mittelpunkt des Kapitels stehen die Durchführung der Studie sowie die Auswertung der Ergebnisse. Das Kapitel schließt mit der Vorstellung eines Werkzeuges zur Unterstützung von Teilnehmern bei der Formulierung von Strategiedefinitionen.

*Kapitel 6* fasst noch einmal die wichtigsten Ziele und Ergebnisse der Arbeit zusammen und bewertet die Erkenntnisse die sich daraus ableiten lassen. Das Kapitel und die Arbeit schließt mit einem kurzen Ausblick auf mögliche, weiterführende Forschungsrichtungen.



# Kapitel 2

## Grundlagen

Gegenstand der Betrachtung sind virtuelle Gemeinschaften, also Gemeinschaften, deren Teilnehmer über das Medium Internet miteinander interagieren um einen persönlichen Nutzen daraus zu ziehen. Durch ihre charakteristischen Eigenschaften wie z.B. der großen Zahl an Teilnehmern, deren häufig globalen Verteilung und dem typischerweise hohen Maß an Anonymität, besteht für Teilnehmer schnell die Gefahr, auf unkooperative oder gar böswillig agierende Interaktionspartner zu treffen. Dies wiederum kann den Nutzen eines einzelnen Teilnehmers und damit auch die Effektivität der gesamten Gemeinschaft deutlich verringern. Die in dieser Arbeit vorgestellten Lösungsansätze überdecken viele Bereiche. Dazu gehören z.B. die datenbankgestützte Informationstechnologie, die Verhaltensökonomie, die Soziale Netzwerkanalyse sowie in Randbereichen die (Evolutionäre) Spieltheorie. Der Ausgangspunkt sind Reputationssysteme, die das Verhalten von Teilnehmern in früheren Interaktionen öffentlich machen. Ein wichtiger Bestandteil in diesem Kapitel befasst sich daher mit den grundlegenden Gemeinsamkeiten, den Unterschieden aber auch den Schwachpunkten aktuell existierender Systeme. Letztere dienen dabei als Motivation für die Beiträge dieser Arbeit.

### 2.1 Virtuelle Gemeinschaften

virtuelle Gemeinschaften entstehen und entwickeln sich – wie alle anderen Arten von Gemeinschaften auch – dadurch, dass sich Leute mit gleichen Zielen und Interessen zusammenschließen, um durch Kooperationen ihre Ziele und Interessen gemeinsam zu verfolgen. Ziel jedes Teilnehmers einer Gemeinschaft ist, durch Interaktion mit anderen Teilnehmern, den Erfolg beim Erreichen seiner Ziele zu erhöhen. Die Besonderheit bei virtuellen Gemeinschaften ist die Verwendung des Internets als gemeinsame Infrastruktur für die Kooperation und Kommunikation zwischen den Teilnehmern. In den folgenden Kapiteln soll zunächst die grundlegenden Eigenschaften virtueller Gemeinschaften vorgestellt werden (2.1.1). Diese Eigenschaften motivieren auch die Risiken für Teilnehmer in solchen Gemeinschaften (2.1.2). Zum Schluss werden verschiedene existierende virtuelle Gemeinschaften vorgestellt und klassifiziert (2.1.3).

#### 2.1.1 Charakteristiken virtueller Gemeinschaften

Obwohl sehr verschiedene Ausprägungen von virtuellen Gemeinschaften existieren, verbindet sie dennoch eine Menge von charakteristischen Eigenschaften. Im Folgenden sollen diese Eigenschaften näher betrachtet werden. Dies hilft sowohl die Risiken für Teilnehmer zu analysieren, als auch geeignete Gegenmaßnahmen zu entwerfen.

**Große Zahl von global verteilten Teilnehmern.** Das Internet als Infrastruktur von virtuellen Gemeinschaften erlaubt eine schnelle, einfache und grenzübergreifende Teilnahme. Die Teilnehmerzahl in virtuellen Gemeinschaften ist dementsprechend auch sehr hoch, oft sogar mehrere Millionen. Gerade das Fehlen von geographischen Grenzen ermöglicht die Entstehung und Entwicklung von Gemeinschaften, die auf lokaler Ebene auf Grund von zu wenigen Leuten mit gleichen Interessen oder Zielen sich nicht herausbilden können. Die Größe der Gemeinschaften wirkt sich auch auf die Interaktionen zwischen den Teilnehmern aus. Zum einen ist die absolute Zahl von Interaktionen

sehr hoch. Dies ist vor allem aus technischer Sicht einer Online-Plattform interessant. Zum anderen ist die Wahrscheinlichkeit sehr hoch, dass man immer wieder mit unbekanntem Teilnehmern in Interaktion tritt. Anders ausgedrückt, es kommt nur sehr selten vor, dass ein Teilnehmer öfters oder gar regelmäßig mit denselben Partnern interagiert.

**Hohe Anonymität.** In virtuellen Gemeinschaften steht typischerweise nur sehr wenig Wissen über die Teilnehmer zur Verfügung. Dies ist zum Schutz der Privatsphäre auch oft explizit erwünscht. Dies gilt vor allem für Online-Foren, in denen Teilnehmer mit physischen oder psychischen Problemen sich zum Erfahrungsaustausch treffen oder Hilfe suchen. Für die Teilnahme in solchen Foren reichen meist ein Pseudonym und höchstens noch eine E-Mail-Adresse. Ohne die Gewährleistung der Anonymität wären solche Foren undenkbar. Der Grad der Anonymität hängt natürlich vom Dienst ab, den die Online-Plattform bereitstellt. So ist z.B. auf Expertenseiten ein gewisses Maß an persönlichen Informationen erforderlich (z.B. der Grad der Ausbildung), um sicherzustellen, dass es sich bei dem Beantworter tatsächlich um einen „Experten“ handelt.

Selbst wenn mehr oder weniger umfangreiche Informationen über Teilnehmer vorliegen, ist deren Korrektheit nicht garantiert. So können beim Registrierungsprozess falsche Angaben gemacht werden, die auch nur sehr begrenzt kontrolliert werden und auch nur sehr begrenzt kontrolliert werden können. Der Aufwand, der durch eine Online-Plattform betrieben werden muss, um die Korrektheit der Angaben von Teilnehmern sicherzustellen ist sehr unterschiedlich und ist auch wieder abhängig vom bereitgestellten Dienst. Auf den meisten Plattformen wird lediglich die Korrektheit der angegebenen E-Mail-Adresse überprüft, indem die erforderlichen Zugangsdaten oder ein so genannter Aktivierungsverweis an diese Adresse geschickt werden. Andererseits prüfen aber z.B., ob bei der Adresseingabe die Postleitzahl und im Ort zueinander passen und ob der Ort eine Straße mit dem angegebenen Namen existiert.

**Indirekte Kooperation von Teilnehmern.** Auf Grund der globalen Verteilung der Teilnehmer und dem Internet als Kommunikationsmedium, finden Interaktionen nicht direkt zwischen den Teilnehmern statt, sondern zwischen Stellvertreterinstanzen. Diese werden in dieser Arbeit als *virtuelle Identitäten* bezeichnet, welche die Teilnehmer innerhalb einer virtuellen Gemeinschaft repräsentieren. In MMOGs und Online-Foren sind so genannte *Avatare* eine spezielle Bezeichnung für solche Identitäten. Obwohl es sich dabei lediglich um Software-Komponenten handelt, kann ihr Verhalten als autonom bezeichnet werden, da jede virtuelle Identität allein durch ihren „Besitzer“ – also dem menschlichen Teilnehmer an der virtuellen Gemeinschaft – gesteuert wird. Jeder Teilnehmer hat volle Kontrolle über seine virtuelle Identität (oder ggf. auch Identitäten) und bildet sein autonomes Handeln auf diese ab. Auf Grund der engen Verbindung zwischen „Teilnehmer“ und „virtuelle Identität“ werden beide Begriffe im Weiteren synonym verwendet. Wird eine getrennte Betrachtung relevant, wird darauf gesondert verwiesen.

Die virtuellen Identitäten können darüber hinaus auch automatisch auf Aktionen reagieren. Der Grad der Automatisierung kann unterschiedlich stark ausgeprägt sein. Ein ganz einfacher Fall findet sich z.B. in Online-Foren, wo Teilnehmer automatisch bestimmten Nachrichten ausblenden lassen können, z.B. Nachrichten bestimmter Teilnehmer oder wenn Nachrichten bestimmte Schlüsselwörter enthalten. Für Auktionsseiten existieren so genannte Bietagenten, die für den Teilnehmer an einer Auktion teilnehmen, indem sie die Gebote bei Bedarf um vorher festgelegte Stufen erhöhen. Beim File-Sharing oder Verteilten Rechnen haben virtuelle Identitäten teilweise sehr großen Einfluss, da sie das Herunterladen von Dateien oder den Zugang zu den eigenen Ressourcen beschränken können.

**Binäre Interaktionen.** Jede Interaktion findet zwischen genau zwei Teilnehmern bzw. virtuellen Identitäten statt, wobei ein Teilnehmer in der Rolle des *Auftraggebers* und der andere Teilnehmer in der Rolle des *Auftragnehmers* auftritt. Auf Grund der Autonomie jedes Teilnehmers finden Interaktionen nur dann statt, wenn der Auftragnehmer den Auftrag akzeptiert und bearbeitet. Der Begriff „Auftrag“ als Gegenstand einer Interaktion ist bewusst abstrakt gewählt. Abhängig von der konkreten Plattformform kann die Ausprägung eines Auftrags sehr vielgestaltig sein. In Systemen für Verteiltes Rechnen kann ein Auftrag z.B. die Durchführung einer Berechnung oder das Speichern von Daten sein. Auf Expertenseiten entspricht einem Auftrag die Beantwortung einer Frage.

**Nutzen und Kosten für Teilnehmer.** Es gibt verschiedene Gründe, warum Leute an einer virtuellen Gemeinschaft teilnehmen. Im Allgemeinen erwarten sie einen Nutzen, der sich durch die Teilnahme und die Interaktionen mit anderen Teilnehmern ergibt. Wie sich der Nutzen für den einzelnen Teilnehmer darstellt, kann sehr unterschiedlich sein und ist typischerweise abhängig von der Online-Plattform. Verteiltes Rechnen z.B. ermöglicht bei einer Teilnahme die Verwendung fremder Ressourcen für die Durchführung komplexer Berechnungen. Auf Expertenseiten oder in Online-Foren entsteht der Nutzen für einen Teilnehmer durch einen Informationsgewinn, wenn dessen Frage beantwortet wurde. Nutzen kann aber auch materielles Gut oder Geld sein, wie es vor allem bei Aktionsplattformen der Fall ist. Für die Kosten einer Interaktion gilt Ähnliches. Die Art der Kosten sind in der Regel von der gleichen Art wie der Nutzen, sei es die Bereitstellung eigener Ressourcen für andere, die Preisgabe von Wissen, oder die Vergabe von Gütern oder Geld.

Bezüglich einer einzelnen Interaktion ist die Verteilung von Nutzen und Kosten offensichtlich. Wird ein Auftrag bearbeitet, kommt dies in erster Linie dem Auftraggeber zu Gute. Unter Umständen können auch Dritte davon profitieren (z.B. wenn eine gute Antwort auf einer Expertenseite von allen anderen Teilnehmern eingesehen werden kann), doch dieser Aspekt kann in der Regel vernachlässigt werden. Die Kosten setzen sich in der Regel vollständig aus dem Aufwand zusammen, die der Auftragnehmer für die Bearbeitung einer Anfrage hatte. Auch hier ist denkbar, dass der Auftraggeber für das Absetzen eines Auftrages Kosten hatte, z.B. wenn ein Mitglied einer Expertenseite zunächst die Frage verfassen muss. Allerdings sind diese Kosten im Vergleich zum Aufwand für den Auftragnehmer eher gering. Die Höhe des Nutzens bzw. der Kosten für Teilnehmer sind meist sehr subjektiv. Dies schließt mit ein, dass Unterschiede zwischen Nutzen für den Auftraggeber und den Kosten für den Auftragnehmer sehr unterschiedlich sein können. Gutes Beispiel sind Expertenseiten, wo Antworten für den Fragesteller oft von großen Wert sind, dem Beantworter aber oft nur wenige Sekunden Zeit für die Eingabe der Antwort kosten. Dieser Aspekt ist besonders relevant, um die Häufigkeit des Fehlverhaltens von Teilnehmern zu motivieren. Intuitiv ist zu erwarten, dass je höher die (subjektiven) Kosten für den Auftragnehmer sind, dessen Bereitschaft zur tatsächlichen Bearbeitung des Auftrags sinkt. In Abschnitt 2.1.2 wird dieser Punkt ausführlicher diskutiert.

**Keine ausgeprägten Konkurrenzsituationen.** Konkurrenz zwischen kooperierenden Teilnehmern einer Gemeinschaft entsteht immer dann, wenn der höhere Zielerreichungsgrad eines Teilnehmers einen niedrigeren Zielerreichungsgrad eines anderen Teilnehmers (oder mehrerer) bedingt. Dies ist wiederum dann der Fall, wenn die Ressourcen, die für die Teilnehmer nötig sind, um sein Ziel zu erreichen, begrenzt sind. Auch wenn bei Kooperation in virtuellen Gemeinschaften die zur Verfügung stehenden Ressourcen nicht unbegrenzt sind, treten Knappheiten meist nicht auf. Im Kontext von Kooperation zwischen Teilnehmern in virtuellen Gemeinschaften sind Ressourcen im Wesentlichen die geeigneten Interaktionspartner für einen Auftrag. Geeignete Interaktionspartner sind die Teilnehmer, die sowohl (a) in der Lage sind, den Auftrag zu bearbeiten, z.B. Teilnehmer einer File-Sharing Umgebung, welche alle eine Kopie der gleichen Datei vorhalten, oder Teilnehmer einer Expertenseite, welche das fachliche Wissen besitzen, ein Frage zu beantworten, als auch (b) selbst genügend Ressourcen besitzen, um den Auftrag auch tatsächlich zu bearbeiten. Auf Grund der Größe der Gemeinschaft stehen einem Teilnehmer typischerweise jederzeit eine hinreichend große Zahl von geeigneten Interaktionspartnern zur Verfügung. Weiterhin ist innerhalb einer konkreten virtuellen Gemeinschaft die Art der Aufträge selten so speziell, als dass sie nur von wenigen oder gar nur einem Teilnehmer bearbeitet werden können. Die Ressourcen eines einzelnen Teilnehmers beziehen sich darauf, ob er sich die entstehenden Kosten für die Bearbeitung von Aufträgen auch tatsächlich leisten kann. Auch dies ist in virtuellen Gemeinschaften eher ein zweitrangiges Problem. Zum einen erlaubt wieder die Größe der Gemeinschaft eine breite Verteilung der Aufträge. Zum anderen sind die Kosten für den Auftragnehmer nur selten direkt von monetärer bzw. materieller Art, welche echte obere Schranken für die Ressourcen eines Teilnehmers darstellen könnten. Die Bereitstellung von z.B. Rechenressourcen (CPU, Speicherplatz, Bandbreite, etc.) oder der intellektuelle und zeitliche Aufwand bei der Bereitstellung von Fragen schöpfen in der Regel nicht die Möglichkeiten von Teilnehmern aus. Hinzu kommt, dass die eher lose Kooperation es den Teilnehmer erlaubt, ihre eigenen Ressourcen einzuteilen, d.h., im Falle sehr vieler gleichzeitig eintreffender Aufträge, deren Bearbeitung auch einmal zu verzögern. Zusammengefasst bedeutet das, dass Auftraggeber nicht um eine nur geringe Zahl von geeigneten Interaktionspartnern konkurrieren. Aus Sicht der Auftragnehmer ist die Situation noch eindeutiger. Da die Bearbeitung eines Auftrags

für den Auftragnehmer nur mit Kosten verbunden ist, kommt es diesen eher entgegen, keine Aufträge zu erhalten. Daher konkurrieren Auftragnehmer üblicherweise nicht um Aufträge anderer Teilnehmer.

### 2.1.2 Risiken für Teilnehmer

Eine virtuelle Gemeinschaft lebt von den Interaktionen seiner Teilnehmer, d.h., eine virtuelle Gemeinschaft kann als optimal funktionierend angesehen werden, wenn all ihre Teilnehmer zu 100% kooperieren. Auf der anderen Seite handeln die Teilnehmer bzw. ihre virtuellen Identitäten autonom und können somit Interaktionen ablehnen, womit die Effektivität der Gemeinschaft sinkt. Zunächst sollen die wichtigsten Arten von Fehlverhalten angesprochen und im Anschluss das grundlegende Problem in virtuellen Gemeinschaften diskutiert werden, welches Fehlverhalten von Teilnehmern begünstigt.

**Arten von Fehlverhalten.** Es gibt verschiedene Gründe die zu Fehlverhalten, also der Ablehnung von Interaktionen durch den Auftragnehmer, führen. In dieser Arbeit werden in erster Linie die Gründe betrachtet, bei denen sich Teilnehmer ganz gezielt entscheiden, Aufträge gar nicht oder nicht korrekt zu bearbeiten. Man spricht in diesen Fällen von *strategischem Fehlverhalten*. Es lassen sich zwei Arten strategischen Fehlverhaltens unterscheiden:

- *Unkooperativität*  
Innerhalb einer Interaktion hat der Auftragnehmer nur Kosten. Damit hat er prinzipiell keinen Anreiz, den Auftrag zu bearbeiten. Ohne geeignete Gegenmaßnahmen ist unkooperatives Verhalten die dominante, weil beste Strategie für Teilnehmer. Der Anreiz, sich unkooperativ zu verhalten, ist umso größer, je höher die Kosten für die Bearbeitung eines Auftrag sind. Besonders eingehend wurde dieser Effekt im Kontext von File-Sharing untersucht. Verschiedene Studien [SGG02, AH00] zeigen, dass ca. 80% der Teilnehmer nur Daten herunterladen, selbst aber nichts zur Verfügung stellen.
- *Bösartiges Verhalten: Angriffe*  
Im Gegensatz zu unkooperativen Teilnehmern beteiligen sich Angreifer an Interaktionen, allerdings mit dem Ziel, einzelnen Teilnehmern oder der Effektivität des gesamten Systems zu schaden. Dies geschieht, indem die Angreifer zwar Aufträge annehmen, aber nicht korrekt bearbeiten. Auf Expertenseiten kann dies z.B. bedeuten, dass Fragen bewusst falsch beantwortet werden oder beim Verteilten Rechnen bewusst falsche Ergebnisse geliefert werden. Die Gründe für Angriffe sind vielgestaltig und reichen von Racheaktionen gegen Einzelne bis zur einen allgemein destruktiven Einstellung der Gemeinschaft gegenüber. Natürlich sind auch Angriffe außerhalb von Interaktionen möglich, z.B. durch eine Manipulation der Internetseite einer Online-Plattform. Allerdings fallen solche Angriffe eher in den Bereich der Computer-Sicherheit.

Daneben gibt es noch weitere Arten von Fehlverhalten, die allerdings ohne Vorsatz der Teilnehmer entstehen. Dies sind zum einen technische Fehler, z.B. unterbrochene Internetverbindungen oder Software-Fehler innerhalb der Online-Plattform. Zum anderen können sich die Teilnehmer, vor allem neue Teilnehmer, auf Grund mangelnder Erfahrung „dumm“ verhalten, d.h. völlig unbewusst ein Fehlverhalten zeigen. Da beide Arten nichts mit den strategischen Verhalten von Teilnehmern zu tun haben, werden sie in Rahmen dieser Arbeit nicht weiter betrachtet. Außerdem ist zu erwarten, dass technische Problem mit der Zeit gelöst werden und Teilnehmer schnell dazu lernen, also aus unstrategischen schnell strategisches Verhalten wird.

**Ursachen für häufiges Fehlverhalten.** Dass Teilnehmer in virtuellen Gemeinschaften so oft ein Fehlverhalten zeigen, liegt in erster Linie daran, dass sie kaum negative Konsequenzen zu befürchten haben. Grund sind dabei die charakteristischen Eigenschaften von virtuellen Gemeinschaften (vgl. Abschnitt 2.1.1). Die Probleme werden besonders klar, wenn man Ansätze aus traditionellen Gemeinschaften – also Gemeinschaften, in denen menschliche Teilnehmer direkt miteinander interagieren – zur Unterdrückung von Fehlverhalten als Vergleich heranzieht.

In großen Gemeinschaften oder gar Gesellschaften, wie z.B. Kommunen, Bundesländern oder Staaten, wird das gesellschaftlich akzeptierte Verhalten vor allem durch Gesetze und Verträge bestimmt. Ein Verstoß dagegen wird definitionsgemäß als Fehlverhalten interpretiert und bestraft (z.B. Geldstrafen oder Haft). Die Gestaltung, und vor allem die Durchsetzung von Gesetzen und Verträgen, sowie die Durchführung von Bestrafungen sind aufwendig und setzen eine oder mehrere (zentrale) Institutionen voraus. Solche Institutionen können prinzipiell auch in virtuellen Gemeinschaften eingesetzt werden, z.B. durch den Betreiber der Online-Plattform. Dieser Aufwand wird aber in der Regel gescheut, weil (a) besonders die Kontrolle der Einhaltung der Gesetze und Verträge auf Grund der großen Teilnehmerzahl besonders schwierig ist und (b) in virtuellen Gemeinschaften der Schaden durch Fehlverhalten typischerweise sehr klein ist und ein Art Strafverfolgung nicht rechtfertigt. Nicht zuletzt können auch nur die virtuellen Identitäten gezielt bestraft werden und selten die menschlichen Teilnehmer. Eine Ausnahme sind hierbei Auktionsseiten, auf denen materielle Güter und Geld verhandelt werden, d.h. Kaufverträge zustande kommen. Allerdings müssen diesen Seiten auch den angesprochenen hohen Aufwand in Kauf nehmen.

Die zweite Art, den Anreiz für Fehlverhalten in traditionellen Gemeinschaften zu minimieren, ist der so genannte „Soziale Druck“. Sozialer Druck entsteht, indem das Fehlverhalten eines Teilnehmers durch die Gemeinschaft bestraft wird, und der Teilnehmer z.B. aus der Gemeinschaft ausgeschlossen wird. Voraussetzung hierfür ist, dass Fehlverhalten durch regelmäßige Interaktionen zuverlässig erkannt wird und sich diese Erfahrungen möglichst schnell in den Gemeinschaften herumsprechen. Dies ist typischerweise nur in kleinen Gemeinschaften der Fall, da sich hier die Teilnehmer alle untereinander kennen und auch oft mit denselben Partnern interagieren. Vereinfacht gesagt, weiß ein Teilnehmer in kleinen, traditionellen Gemeinschaften sehr viel über das Verhalten aller anderen Teilnehmer. In virtuellen Umgebungen ist der Soziale Druck nahezu nicht vorhanden, da auf Grund der (a) sehr großen Teilnehmerzahl und (b) dem typischerweise hohen Grad an Anonymität, der einzelne Teilnehmer so gut wie kein Wissen über andere besitzt [Jos96]. Im Laufe der Arbeit wird sich zeigen, dass Reputationssysteme versuchen, genau diese Wissenslücke zu schließen, um den Sozialen Druck auch in virtuellen Gemeinschaften aufzubauen.

### 2.1.3 Klassifikation und Beispiele

Es existiert eine große Zahl von verschiedenen virtuellen Gemeinschaften. Sie unterscheiden sich dabei im Wesentlichen durch das gemeinsame Ziel, welches die Teilnehmer durch ihren Zusammenschluss erreichen wollen. Im Folgenden soll ein Überblick über die wichtigsten Arten bzw. Klassen gegeben werden. Für jede Klasse soll vor allem aufgezeigt werden: (a) was die Grundidee, d.h., das gemeinsame Ziel ist, (b) wie repräsentieren sich der Nutzen und die Kosten eines Teilnehmers innerhalb der Interaktionen mit anderen und (c) welche Risiken gehen Teilnehmer bei Interaktionen ein und wie hoch bzw. gefährlich sind diese. Zusätzlich soll pro Klasse ein oder mehrere konkrete Beispiele, d.h. existierende Online-Plattformen, kurz vorgestellt werden. Für die Beispiele werden auch einige Zahlen genannt, z.B. die Anzahl der Teilnehmer. Falls keine anderes Jahr genannt wird, beziehen sich alle Angaben auf das Jahr 2008.

**Grid-Computing.** In vielen Bereichen von Forschung (z.B. Teilchenphysik, Biologie, Klimaforschung) und Industrie (z.B. Baudynamik, Finanzmanagement) werden für das Erheben bzw. Auswerten sehr großer Datenbestände und die Durchführung komplexer Simulationen extrem hohe Computerleistungen benötigt. In vielen Fällen sind selbst leistungsfähige Großrechner nicht ausreichend, d.h., eine einzelne Institution besitzt nicht genügend Leistung, um ihre Berechnungen mit sinnvollen Zeit- und Geldaufwand durchzuführen. Die Lösung ist *Grid-Computing*, eine Form des *Verteilten Rechnens* [MPTK09], bei dem Teilnehmer (Personen oder Institutionen, wie z.B. Universitäts- oder Firmenrechenzentren) ihr Rechenleistung zu einer Art „virtuellen Supercomputer“ zusammenschließen. Zum einen ist der Verbund lose, d.h., dass die einzelnen Systeme auch weiterhin voll unter der Kontrolle der einzelnen Teilnehmer stehen. Zum anderen ist der Verbund meist sehr heterogen, da die einzelnen Rechnersysteme sowohl von der Hardware als auch von der Software sehr unterschiedlich sein können. Um diese Heterogenität dem Teilnehmer zu verbergen und somit den Zugriff auf das Grid zu vereinfachen dient die so genannte *Grid-Middleware*. Die Grid-Middleware erlaubt dem Anwender das Grid wie einen Einzelrechner zu verwenden, indem sie für ihn die Verteilung der Berechnungen im Grid und das Einsammeln der Ergebnisse übernimmt.

Im Idealfall kann jeder Teilnehmer bei Bedarf auf die Ressourcen des virtuellen Supercomputers zugreifen. Im Normalfall teilen sich das Grid immer mehrere Nutzer gleichzeitig, für die faire Verteilung der Ressourcen ist die Grid-Middleware zuständig. Nichtsdestotrotz steht einem Teilnehmer durch das Grid deutlich mehr Rechenleistung zur Verfügung als er mit seinem eigenen System besitzt. Als Gegenleistung stellt jeder Teilnehmer seine Ressourcen zur Verfügung, sei es Rechenleistung oder Speicherplatz. Für lokale Berechnungen ist die Leistung des eigenen Systems eines Teilnehmers ggf. reduziert. Weiterhin sind die Teilnehmer aus einem Gebiet aus dem gleichen Forschungs- oder Fachbereich, d.h., dass sie bezüglich ihrer Forschungs- oder Entwicklungsziele in Konkurrenz zueinander stehen. Für einen Teilnehmer besteht somit durchaus der Anreiz, sein eigenen Ressourcen nur dann mit dem Grid zu verbinden, wenn er selbst umfangreiche Berechnungen durchführen muss. Neben der kompletten Trennung seiner Ressourcen vom Grid kann ein Teilnehmer auch auf subtilere Art sich unkooperativ Verhalten, z.B. durch eine starke Begrenzung des für das Grid bereitgestellten Speicherplatzes.

Grid-Computing findet sich aktuell vorwiegend im wissenschaftlichen Umfeld, d.h. Universitäten, Forschungseinrichtungen oder großen Firmen. Von dem Ziel, „Rechenleistung aus der Steckdose“<sup>1</sup> auch auf der Ebene privater Endkunden anbieten zu können, ist man noch weit entfernt. Grund hier ist, dass vor allem der zuverlässige Betrieb eines Grids, aber auch die Teilnahme daran, noch zu komplex sind. Aktuell existierende Grids bestehen deshalb aus dem Verbund großer Rechenzentren von Universitäten oder Firmen. Die Bedingungen für eine Teilnahme – dies schließt vor allem die (nahezu) permanente Verfügbarkeit der Ressourcen ein – sind dabei vertraglich festgelegt. Die Nichtbereitstellung von Ressourcen kann somit geahndet werden. Das langfristige Ziel ist aber, Grid-Computing so offen zu gestalten, dass auch kleine Rechnersysteme, bis hin zum Einzelplatzrechner, teilnehmen können. Auf dieser Ebene ist eine Bindung der Teilnehmer auf vertraglicher Basis problematisch, da vor allem der Aufwand für die Kontrolle und die Durchsetzung der Verträge nicht mehr akzeptabel ist. Mechanismen, um die Teilnehmer zu motivieren, ihre Ressourcen auch ohne die nachhaltige Androhung von Konsequenzen freizugeben, fehlen.

Am 3. Oktober 2008 wurde das bis dahin größte Grid gestartet: das PETA-GRID<sup>2</sup>. Die Hauptaufgabe des PETA-GRID ist es, die enormen Datenmengen zu speichern und zu analysieren, die durch die Experimente des LHC-Teilchenbeschleunigers anfallen. Der LHC (engl.: *Large Hadron Collider*) wird voraussichtlich pro Jahr ein Datenvolumen von etwas 15 Petabytes erzeugen. Um diese Datenmengen zu bewältigen, ist eine immense Rechenleistung nötig. Das PETA-GRID ist aktuell hierarchisch organisiert. Oben auf Stufe 0 steht das CERN, welches sowohl den LHC betreibt, als auch über große Rechnerressourcen verfügt. Zur Stufe 1 gehören elf sehr große Rechenzentren aus Asien, Europa und Nordamerika. Das GridKa, das *Grid Computing Centre Karlsruhe* ist eines dieser Rechenzentren auf Stufe 1. Die beiden Stufen 0 und 1 sind dafür verantwortlich, alle Daten rund um die Uhr vorzuhalten. Sie stellen die Daten der Stufe 2 zur Verfügung, die aus ca. 140 weltweit verteilten Rechenzentren besteht. Dazu gehören vor allem Universitäten und vergleichbare Forschungseinrichtungen. Zugriff auf die Daten erhalten die Wissenschaftler entweder über die lokalen Rechenzentren der Institute (Stufe 3) oder direkt vom Arbeitsplatzrechner (Stufe 4).

**File-Sharing.** File-Sharing gehört zur bekanntesten und umstrittensten<sup>3</sup> Art virtueller Gemeinschaften. Grundsätzlich beschreibt File-Sharing die Bereitstellung und den Austausch von Daten über das Internet. Der Austausch findet dabei direkt zwischen den Computern der Teilnehmer statt. Dafür muss jeder Teilnehmer eine passende Software installieren, um seine Daten verfügbar zu machen bzw. Daten von anderen Teilnehmern zu beziehen. Der Nutzen für einen Teilnehmer stellt sich durch den Erhalt der gewünschten Daten dar. Der Aufwand entsteht durch die Bereitstellung der eigenen Daten, welches Speicherplatz, Rechenzeit und Bandbreite benötigt, ähnlich wie beim Grid-Computing (in der Tat stellt File-Sharing eine sehr einfache, weil auf dem Austausch von Dateien beschränkte Form von Grid-Computing dar). Dies führt dazu, dass die meisten Teilnehmer Daten nur herunterladen, aber selbst keine bereitstellen [AH00, SGG02]. Der Grund, warum File-Sharing-Netze dennoch funktionieren, ist, dass die Anzahl aktiver Teilnehmer (Teilnehmer die

---

<sup>1</sup>Der Begriff „Grid“ leitet sich aus dem Vergleich mit dem Stromnetz (engl.: *power grid*) ab. Die Idee ist, Rechenleistung genauso leicht anzubieten wie Strom aus der Steckdose.

<sup>2</sup><http://www.cern.ch>

<sup>3</sup>File-Sharing steht regelmäßig in der Kritik, Urheberrechtsverletzungen zu fördern, in dem geschütztes Material zum Tausch angeboten wird. Diese juristischen Aspekte von File-Sharing sind nicht Gegenstand dieser Arbeit.

selbst Daten bereitstellen), immer noch sehr groß ist und Daten meist von mehreren Teilnehmern gleichzeitig angeboten werden.

Das Problem mit der Passivität von Teilnehmern wurde erkannt und von den Anbietern der File-Sharing Software aufgegriffen. Als Gegenmaßnahme wurde in die Software ein Mechanismus eingebaut, der die Anzahl der heruntergeladenen Daten oder die Geschwindigkeit des Lesevorgangs abhängig von der Anzahl der bereitgestellten Daten macht. Je mehr Daten ein Teilnehmer anbietet, umso mehr und schneller kann er Daten von anderen Teilnehmern beziehen. Allerdings wird der Umfang bereitgestellter Daten durch die Software auf dem eigenen Rechner des Teilnehmers bestimmt. Dadurch gab es schnell manipulierte Versionen, die den Mechanismus umgangen haben. Im einfachsten Fall wurde der Software gemeldet, dass extrem viele Daten bereitgestellt werden.

**Auktionsseiten.** Der Kauf/Verkauf bzw. die Er-/Versteigerung von Artikeln über das Internet ist sehr beliebt. Auktionsseiten ermöglichen den Teilnehmern sowohl ihre Artikel den anderen Teilnehmern anzubieten, als auch die Artikel anderer zu erwerben. Durch die meist sehr große Teilnehmerzahl findet man auch für ausgefallene Artikel einen Käufer bzw. Verkäufer. Das übliche Verfahren für den Erwerb von Artikeln ist die Auktion (gelegentlich werden auch Festpreise verwendet). Will ein Teilnehmer einen Artikel anbieten, setzt er diesen mit einer Beschreibung – typischerweise in Form einer textuellen Beschreibung und durch Bilder des Artikels – als Angebot auf die Seite. Nun können andere Teilnehmer für diesen Artikel bis zu einem festgesetzten Zeitpunkt bieten. Wer am Ende der Auktion das höchste Angebot gemacht hat, erhält den Zuschlag für den Artikel. Im nächsten Schritt überweist der erfolgreiche Käufer dem Anbieter den jeweiligen Kaufpreis. Die Übergabe des Artikels an den Käufer der Waren erfolgt in der Regel über den Postweg. Ausnahmen sind z.B. sehr große oder sehr zerbrechliche Gegenstände; sie werden nur zur direkten Abholung verkauft. Grundsätzlich haben sowohl der Käufer als auch der Verkäufer einen Nutzen durch eine Auktion, der Käufer durch den Erwerb eines gewünschten Artikels und der Verkäufer durch den Erhalt von Geld. Den Aufwand liegt vor allem beim Verkäufer, da er die Waren verpacken und versenden muss. Auch der Käufer hat mit dem tätigen der Überweisung einen gewissen Aufwand, der allerdings im Vergleich zu dem des Verkäufers geringer ist.

Der Versuch, seinen persönlichen Nutzen zu erhöhen und/oder seinen Aufwand zu verringern, kann Teilnehmer zu verschiedenen Arten von Fehlverhalten motivieren. Die Extremfälle, dass der Käufer nicht bezahlt oder der Verkäufer die Artikel nicht versendet, sollen hier nicht weiter berücksichtigt werden. Da es sich beim Abschluss der Aktionen um einen Kaufvertrag handelt, können in beiden Fällen rechtliche Schritte eingeleitet werden. Allerdings gibt es auch weniger grobe Arten von Fehlverhalten. So kann z.B. beide Seiten die Bezahlung oder respektive den Versand des Artikels lange hinauszögern, was in der Regel unerwünscht ist. Aus Verkäufersicht besteht zusätzlich die Möglichkeit, auf indirekte Weise den Preis des Artikels zu erhöhen, indem die Artikelbeschreibung „verschönert“ wird. Vor allem kleinere Gebrauchsspuren werden in Artikelbeschreibungen nicht explizit genannt. Die Hoffnung ist, dass der Käufer es nicht merkt, oder ihm der zusätzliche Aufwand für das Zurückschicken des Artikels und das Einfordern des Geldes nicht wert ist. Sind die Unterschiede zwischen Artikelbeschreibung und tatsächlich gelieferten Artikel zu groß, greift der Kaufvertrag. Als Gegenmaßnahme erlauben es Auktionsseiten, dass sich Käufer und Verkäufer nach Abschluss einer Auktion gegenseitig bewerten können. Die Bewertungen erlauben eine Freitextformulierung, in dem der Teilnehmer das Verhalten, egal ob positiv oder negativ, beschreiben kann. Die Bewertungen können dann von anderen Teilnehmern eingesehen werden. Gerade aus Sicht des Verkäufers ist es wichtig, nur gute Bewertungen zu besitzen, da er damit höhere Preise erzielen kann [BKO03].

Die weltweit größte Auktionsseite ist EBAY mit 276 Millionen angemeldeten Teilnehmern. Laut EBAY wurden 2007 über 2,3 Milliarden Artikel in einem Gesamtwert von ca. 59,35 Milliarden US-Dollar verkauft. Für den Verkauf von Waren bietet das Unternehmen drei Varianten an, (1) die Versteigerung, d.h., der befristete Verkauf eines Artikels an den Meistbietenden, (2) der befristete Verkauf zum Festpreis oder (3) das permanente Angebot. Bei letzteren kann der Verkäufer seine Artikel exklusiv auf einer eigenen Seite unbefristet anbieten. Bei Verkäufern wird zwischen privaten und gewerblichen Verkäufern unterschieden. Gewerbliche Verkäufer müssen ein Widerrufs- und Rückgaberecht, sowie ein Gewährleistung von 12 Monaten bei gebrauchten Artikeln und 24 Monate bei Neuwaren einräumen. Obwohl weltweit gesehen EBAY nahezu konkurrenzlos ist, existieren dennoch ein Vielzahl von alternativen Seiten, die regional erfolgreich sind. Dazu gehören

## KAPITEL 2. GRUNDLAGEN

---

z.B. RICARDO in der Schweiz, ALLEGRO in Polen und TAobao in China. Die Verweise zu den Seiten finden sich im Anhang Kapitel A.

**Bewertungsseiten.** Auf Bewertungsseiten können Teilnehmer ihre Meinung über „Dinge“ veröffentlichen. Die „Dinge“ können dabei von unterschiedlicher Natur sein, z.B. Handelsprodukte, Kinofilme oder Hotels, wobei sich einzelne Seiten in der Regel auf eine ausgewählte Kategorie spezialisieren. Das Konzept von Bewertungen wird auch mehr und mehr von anderen Arten von Internet-Portalen aufgegriffen. So können z.B. die Kunden einiger Online-Versandhäuser die gekauften Produkte bewerten. Ein weiteres Beispiel sind Online-Reisebüros, bei denen die Urlauber nach ihrer Rückkehr die gebuchten Hotels oder sonstige Höhepunkte der Reise bewerten können. Andere Teilnehmer, die sich für ein spezielles Produkt, wie einen Film oder Hotel interessieren, können sich auf unkomplizierte Art mit Hilfe der Bewertungen vorab einen Eindruck verschaffen und ggf. einen Fehlkauf verhindern. Der Nutzen für Teilnehmer ist damit durchaus sehr hoch, was das Konzept von Bewertungsseiten sehr populär gemacht hat. Der Aufwand für einen Teilnehmer liegt in der Bereitstellung einer Bewertung. Je nachdem wie eine Seite das Erstellen von Bewertungen vorsieht, kann der Aufwand für das Erstellen stark variieren. Dies reicht vom einfachen Anklicken einer Bewertungsskala bis hin zum Formulieren einer Bewertung in Freitext, wobei sich Letzteres – oft in Kombination mit einer Bewertungsskala – mehr und mehr durchsetzt.

Der Nutzen von Teilnehmern stellt sich natürlich vor allem bei guten Bewertungen ('gut' steht hier nicht für 'positiv'). Ob eine Bewertung gut ist oder nicht, lässt sich anhand ihrer Qualität und ihres Wahrheitsgehaltes beschreiben:

- *Qualität einer Bewertung*

Die Qualität einer Bewertung hängt von deren Aussagekraft ab. Wird die Art einer Bewertung durch eine feste Struktur beschrieben, z.B. durch eine feste Skala oder einer Handvoll vorgegebener Attribute, ist die die Qualität recht einfach sicherzustellen. Allerdings lassen sich Produkte, Filme, Hotels, etc. in der Regel viel differenzierter bewerten, was die Bewertungen in Freitext mehr und mehr fördert. Die Qualität von Freitextbewertungen kann sehr schwanken, ein „Dieses Produkt ist so lá lá“ ist in den meisten Fällen wenig hilfreich. Knackpunkt ist, dass das Schreiben aussagekräftiger Bewertungen mit einem hohen Aufwand verbunden ist. Viele Bewertungsseiten (oder sonstige Seiten, die das Konzept von Bewertungen anwenden) versuchen aus diesem Grund, den Anreiz für die Formulierung aussagekräftiger Bewertungen zu erhöhen. Dabei erlauben sie den Teilnehmern, die Qualität der Bewertungen wiederum zu bewerten. Dies sieht in der Regel so aus, dass Teilnehmer angeben können, ob eine Bewertung in ihren Augen hilfreich ist. Diese Art Informationen werden dann verwendet, um die Reihenfolge der angezeigten Bewertungen zu einem Produkt zu bestimmen. Die Art und Weise, wie diese Informationen verrechnet werden, wird im Normalfall geheim gehalten (Randbemerkung: Man kann sich durchaus fragen, wie objektiv die Bestimmung der Reihenfolge auf Basis der Informationen vorgenommen wird. Online-Versandhäuser oder Reisebüros wollen natürlich ihre Produkte bzw. Reisen verkaufen, so dass die Bevorzugung von positiven Bewertungen sicherlich nahe liegt).

- *Wahrheitsgehalt einer Bewertung*

Interessanter als die Qualität, gerade im Kontext von gefälschten Bewertungen, ist der Wahrheitsgehalt von Bewertungen. Die Motivation für bewusst gefälschte Bewertungen liegt darin, dass z.B. Hersteller die Meinung über ihre Produkte verbessern wollen. Gleiches gilt für Kinobesitzer die möglichst viele Besucher anlocken wollen, indem sie jeden Film sehr gut bewerten. Den Wahrheitsgehalt einer Bewertung anzugeben ist äußerst schwierig, da – vor allem in Bezug auf Bewertungen – die Wahrheit höchst subjektiv sein kann. Ein gutes Beispiel dafür sind Kinofilme, deren Unterhaltungswert sehr stark im Auge des Betrachters liegt. Etwas objektiver lassen sich Handelsprodukte bewerten, da es hier typischerweise verschiedene Faktoren gibt, die ein Produkt und dessen Güte beschreiben. Aber auch hier ist der Standpunkt des Bewerbers entscheidend. So wird z.B. eine Person, die bisher nur Mittelklassewagen gefahren hat, einen Kleinwagen tendenziell schlechter bewerten als eine Person, die noch nie mit einem Auto gefahren ist. Da eine objektive Wahrheit nicht sichergestellt werden kann, konzentrieren sich Lösungsansätze auf die subjektive Wahrheit. Am bekanntesten ist dabei das so genannte *Collaborative Filtering* (CF) [HKTR04]. Die Grundidee von CF ist, ähnliche

Teilnehmer, d.h. Teilnehmer mit gleichen Interessen oder Geschmäckern, zu finden, um die angezeigten Informationen (hier: Bewertungen) auf den aktuellen Teilnehmer anzupassen. Im Kontext von Bewertungsseiten sind zwei Teilnehmer ähnlich, wenn sie gleiche Produkte ähnlich bewertet haben. Auf Basis dessen werden dann einem Bewerter als erstes die Bewertungen angezeigt, die von ähnlichen Teilnehmern stammen. Die Hoffnung ist, dass diese Bewertungen der subjektiven Wahrheit des Teilnehmers am besten entsprechen.

Oft gehen beide Eigenschaften von Bewertungen Hand in Hand, doch das muss nicht notwendigerweise so sein. Die Bewertung „Dieses Produkt ist so lá lá“ ist selten hilfreich, kann dennoch der Wahrheit entsprechen. Noch deutlicher wird es bei gefälschten Bewertungen. Die Hersteller von Produkten oder Hotelbesitzer geben sich bewusst Mühe, qualitativ hochwertige Bewertungen zu schreiben, damit diese von anderen Teilnehmern als gut eingestuft werden.

Eine der größten Bewertungsseiten ist EPINIONS.COM. Der Schwerpunkt liegt auf der Produktbewertung (Elektronik, Haushaltsartikel, CD/DVD, etc.), aber auch Hotels, Reiseziele oder Fluglinien können bewertet werden. Bei Epinions.com besteht eine Bewertung aus einem 5-Sterne Balken (1 Stern = „sehr schlecht“, 5 Sterne = „sehr gut“), einem Freitext mit mindestens 200 Wörtern und einen Bereich, indem die Vor- und Nachteile eines Produktes zusammengefasst aufgelistet werden. Daneben gibt es noch Express-Bewertungen, die lediglich aus einem Freitext mit weniger als 200 Wörtern bestehen. Bewertungen können von den Teilnehmern als „nicht hilfreich“, „etwas hilfreich“, „hilfreich“ oder „sehr hilfreich“ eingestuft werden. Als Anreiz für das Verfassen guter Bewertungen setzt Epinions.com auf eine monetäre Vergütung (gilt nicht für Express-Bewertungen). Dabei wird ein Teil des Umsatzes, erzielt durch Werbung, auf die Verfasser von Bewertungen verteilt. Die Höhe des Geldbetrages hängt dabei von der Anzahl verfasster Bewertungen und deren Einstufung bzgl. ihrer Qualität ab.

**Instant Messaging und Internet-Chats.** Die direkte Kommunikation mit anderen Leuten über das Internet ist äußerst verbreitet. Die Art der Kommunikation lässt sich grob in zwei Arten unterteilen, in Abhängigkeit, wie viele Teilnehmer gleichzeitig eine Diskussion führen:

- *Instant Messanging (IM)*

IM bezeichnet grundsätzlich die Kommunikation zwischen zwei Teilnehmer. Dazu müssen beide Teilnehmer die entsprechende Software auf ihren Rechnern installieren.

- *Internet-Chats*

Internet-Chats sind öffentliche Plattformen, so genannte Chat-Räume, auf denen Teilnehmer miteinander kommunizieren können. D.h., was ein Teilnehmer schreibt, kann von jedem Teilnehmer des Raumes gelesen werden. Um die Konfusion durch das gleichzeitige Schreiben zu vieler Teilnehmer zu verringern, ist die maximale Teilnehmerzahl meist nach oben beschränkt. Zum anderen sind Chats häufig themenspezifisch, so dass sich unterschiedliche Interessensgruppen in „ihrem“ Chat-Raum treffen und unterhalten können.

Diese Aufteilung ist nicht strikt. So bieten viele IM-Programme die Möglichkeit, private Chat-Räume zu erstellen, zu denen nur ausgewählte Teilnehmer Zugriff haben. Zum anderen können aus vielen öffentlichen Chat-Räumen auch Nachrichten direkt an einzelne Teilnehmer verschickt werden.

Bezüglich des Nutzens für einen Teilnehmer steht die Unterhaltung im Vordergrund. Natürlich können hier konkrete Fragen oder Probleme diskutiert werden, die neben der Unterhaltung auch einen echten Informationsgewinn für die Teilnehmer bedeuten können. Der Aufwand liegt bei einer aktiven Teilnahme an der Diskussion, welcher unter dem Aspekt der Unterhaltung quasi nebensächlich wird. Schlechtes Verhalten stellt sich vor allem durch einen beleidigenden Tonfall dar oder dass Werbenachrichten geschrieben werden. Die möglichen Schutzmaßnahmen unterscheiden deutlich zwischen IM und Internet-Chats. Bei IM hat der einzelne Teilnehmer volle Kontrolle, mit wem er kommunizieren möchte. Da Internet-Chats öffentlich sind, ist dies ungleich schwerer. Größtes Problem sind die so genannten *Chat-Bots*. Dies sind automatisch handelnde Teilnehmer, die in regelmäßigen Abständen Werbenachrichten oder Verweise – typischerweise auf Erotikanbieter – in den Chat-Raum stellen. Je nachdem wie viele Chat-Bots sich in einem Raum befinden bzw. wie häufig sie ihre Nachrichten schicken, kann dies auf Dauer einen angenehmen Diskussionsfluss erheblich stören. Einige Chat-Räume erlauben es daher, einzelne Teilnehmer explizit auszuwählen, von

denen sie keine Nachrichten mehr angezeigt bekommen wollen. Eine andere Möglichkeit besteht darin, den Registrierungs- und Anmeldeprozess so zu gestalten, dass dieser automatisches Betreiben von Chat-Bots erschwert bzw. völlig unterbindet. Dennoch bleiben immer noch die „echten“ Teilnehmer übrig, die durch eine unpassende Schreibweise negativ auffallen.

**Internetforen.** Ähnlich wie Chats, dienen Internetforen zum Austausch von Erfahrungen, Tipps oder einfach nur zur Unterhaltung. Doch im Gegensatz zu Chats erfolgt die Unterhaltung zwischen den Teilnehmern asynchron: Ein Diskussion wird durch einen Teilnehmer eröffnet, in dem er einen Kommentar oder eine Frage zu einem Thema erstellt. Alle anderen Teilnehmer können diese Nachricht einsehen und wenn sie wollen, darauf reagieren, also antworten. Auch diese Nachrichten sind öffentlich einsehbar und können wiederum kommentiert werden und so weiter. Internetforen sind meist themenspezifisch (z.B. Urlaubsreisen) und unterscheiden typischerweise weitere Unterthemen (z.B. Rucksackreisen, Kreuzfahrten, Städtereisen, etc.) um eine gewissen Ordnung zu gewährleisten und den Teilnehmern das Navigieren durch die unterschiedlichen Diskussionen zu vereinfachen. Der Nutzen liegt auch hier wieder im Wesentlichen im Erfahrungsaustausch, dem Erlangen von Informationen oder der Unterhaltung. Internetforen sind extrem verbreitet und so beliebt, dass fertige Software zum Aufsetzen eigener Foren zum Herunterladen aus dem Internet existieren. Eines der bekanntesten ist die freie Software PHPBB<sup>4</sup>. So macht es auch wenig Sinn, konkrete Beispiele für Internetforen zu nennen.

Auch Internetforen sind nicht frei von schlechten Verhalten einzelner Teilnehmer. Da jeder Teilnehmer zu einer beliebigen Diskussion beitragen kann, werden diese oft, mehr oder weniger auffällig, als Werbeplattform missbraucht. Schlechtes Verhalten umfasst vor allem auch einen beleidigenden Schreibstil. Gutes Verhalten in einem Forum wird durch die so genannte „Netiquette“ beschrieben. Dieses Kunstwort ist ein Zusammensetzung aus dem englischen Wort *net* für Netz (hier: Internet) und dem französischen Wort *étiquette* für Umgangsformen. Die Netiquette ist eine Sammlung von Verhaltensregeln für die Kommunikation im Internet und speziell in Internetforen. Dazu gehören vor allem der passende Tonfall bzw. Schreibstil, der inhaltliche Bezug zur aktuellen Diskussion, die Lesbarkeit/Rechtschreibung, sowie rechtliche Aspekte. Um die Netiquette einzuhalten gibt es verschiedene Ansätze. Zum einen wird auf eine Art Selbstregulierung vertraut, indem auf Nachrichten, welche die Netiquette verstoßen, nicht eingegangen wird. Die Hoffnung ist, dass die entsprechenden Teilnehmer ihres negativen Verhaltens bewusst werden und es in Zukunft unterlassen. Viele Foren setzen auch das Prinzip der Moderation ein. Moderatoren sind Teilnehmer mit erweiterten Rechten, die einzelne Nachrichten verstecken oder gar löschen und Teilnehmer verwarnen oder gar blocken können. Geblockte Teilnehmer können dann keine weiteren Nachrichten schreiben, bis dieser Zustand wieder durch einen Moderator aufgehoben wird.

**Expertenseiten.** Expertenseiten sind eine weitere Form, um Informationen zu erhalten. Sie eignen sich besonders für komplexere Fragestellungen aus speziellen Fachbereichen (Naturwissenschaften, Kunst, Medizin, etc.). Ihr grundsätzlicher Aufbau ähnelt stark den Internetforen, wobei die Beantwortung von Fragen durch die „Experten“ im Vordergrund steht. Die Experten sind dabei selbst Teilnehmer, die über ein bestimmtes Fachwissen verfügen, welches sie in ihrem persönlichen Profil angeben. Stellt ein Teilnehmer ein Frage, können die Experten diese beantworten oder bei Bedarf Rückfragen stellen. Je nach Frage, kann eine Expertenantwort einen sehr großen Nutzen darstellen. Der Aufwand für den Experten ist von zeitlicher und intellektueller Natur. Der Anreiz für die Experten auf Fragen zu antworten, ist den meisten Fällen ideeller Art, d.h. die Freude und Selbstbestätigung, anderen, durch Demonstration des eigenen Wissens, zu helfen. Viele Seiten setzen auch ein Punktesystem ein: hier können Teilnehmer die Antworten der Experten bewerten; die Bewertungen werden zu einer Bestenliste verrechnet und auf der Seite für jeden angezeigt. Nur wenige Expertenseiten, wie das mittlerweile geschlossene GOOGLE ANSWERS, setzen monetäre Erlöse ein. Das Preissystem reicht dabei von einem Festpreis bis zur Verhandlung zwischen Fragesteller und Experten.

Neben einen Anreiz, für die Bereitschaft als Experte Fragen zu beantworten, steht die Qualität der Anfragen im Vordergrund. Werden keine monetären Erlöse eingesetzt, basiert die Motivation zum Schreiben qualitativer Antworten auf zwei Punkten: (1) Experten besitzen in der Regel ein

---

<sup>4</sup><http://www.phpbb.de/>

Recht umfangreiches Profil, welches sie selbst und ihre Gebiete auf denen sie Detailwissen verfügen, beschreibt. Ein solches Profil schafft eine gewisse Seriosität, verringert aber gleichzeitig die Anonymität. Ein Fehlerverhalten in Form von unzureichenden Antworten kann somit einfacher einer konkreten Person zugeordnet werden. (2) Die Höhe der Punkte, die ein Experte mit seinen Antworten erreichen kann, ist abhängig von der Qualität seiner Antworten. Das Bewertungssystem schafft somit Anreize, sowohl viele Antworten, als auch qualitativ hochwertige Antworten zu schreiben. Wird eine Antwort mit Geld vergütet, ist der Anreiz für gewissenhaftes Antworten noch offensichtlicher. Je besser die Antwort, umso mehr kann der Experte in einer Verhandlung mit dem Fragesteller dafür verlangen.

Die größte Expertenseite für Fragen aus beliebigen Themengebieten ist YAHOO! ANSWERS. Belohnt werden die Teilnehmer für Anzahl und Qualität der Antworten in Form von Punkten. Der Punktestand erhöht nicht nur das Ansehen eines Teilnehmers innerhalb der Gemeinschaft, er ist auch Voraussetzung für das Stellen von Fragen, da das Verfassen einer Frage Punkte kostet (wenngleich deutlich weniger als man durch das regelmäßige Antworten auf Fragen bekommt). Gerade für den Bereich Informationstechnik existiert eine Vielzahl von Expertenseiten. Dazu gehören z.B. EXPERT-EXCHANGE und ITKNOWLEDGEXCHANGE.

**MMOG (Massive Multiplayer Online Games).** MMOG [Cox00] sind Computerspiele, die einen speziellen Mehrspielermodus verwenden, mit dessen Hilfe (nahezu) beliebig viele Spieler an einem Spiel teilnehmen können. Das Spiel selbst muss jeder Teilnehmer zunächst auf seinem eigenen Computer installieren. Es beinhaltet im Wesentlichen die virtuelle Spielumgebung, sowie ggf. die Möglichkeit, auch alleine gegen computergesteuerte Gegner zu spielen. Für den Mehrspielermodus über das Internet gibt es prinzipiell zwei Varianten: Entweder es muss (a) ein zentraler Rechner kontaktiert werden, der die Positionen und Aktionen aller Mitspieler oder sonstige dynamische Spielelemente verwaltet und zu jedem Spieler sendet oder (b) die Daten der Mitspieler und dynamischen Spielelemente werden direkt zwischen den Rechnern der Mitspieler ausgetauscht. Die bekanntesten Genres von MMOG sind zum einen Rollenspiele. Als virtuelle Spielfiguren (so genannte *Avatare*), meist aus dem Fantasy-Bereich, müssen die Teilnehmer in Teams Kämpfe bestreiten, Rätsel lösen oder Gebiete entdecken und erobern. Weit verbreitet sind auch die so genannten *Ego-Shooter*. Jeder Spieler steuert hier aus der Ich-Perspektive eine Soldaten und sonstigen Kämpfer, mit dem Ziel, alleine oder im Team andere Mitspieler mit verschiedenen Waffen zu treffen. Der Nutzen für einen Teilnehmer wird fast vollständig durch den Unterhaltungswert bestimmt<sup>5</sup>. Der Unterhaltungswert sinkt dann, sobald Spieler sich nicht an die Regeln des Spiels halten, um sich auf unfaire Weise Vorteile verschaffen. Dies geschieht in der Regel durch die Installation von illegalen Erweiterungen von Drittanbietern. Diese Erweiterungen erlauben es z.B. dass Spieler durch Gebäudewände sehen, gehen oder schießen können oder sich beliebig viel Munition beschaffen können.

Die Gegenmaßnahmen sind eingeschränkt. Dass ein Teilnehmer möglicherweise unfair spielt, ist relativ leicht zu beobachten. Im Fall von Ego-Shootern landen diese Spieler z.B. immer perfekte Treffer oder eingesteckte Treffer haben auf sie keine Auswirkung. Auf der anderen Seite ist es schwierig diesen Spielern zum einen eine unfaire Spielweise tatsächlich nachzuweisen, und zum anderen, sie auch zu bestrafen. Am besten ist dies noch bei Spielen möglich, bei denen sich die Spieler an einem zentralen Rechner – dieser befindet sich typischerweise im Besitz des Spieleherstellers – anmelden. Durch ständige Kontrolle und Aktualisierung des zentralen Rechners lässt sich beim Anmeldeprozess überprüfen, ob ein Spieler fremde Software verwendet. In diesem Fall kann der Spielehersteller reagieren, indem er den Spieler verwarnt oder gar vom Spiel ausschließt. Ansonsten können häufig unfaire Eingriffe zwar vermutet (z.B. im Falle von permanenten perfekten Treffern eines Spielers), aber selten wirklich nachgewiesen werden.

Das weltweit erfolgreichste MMOG ist WORLD OF WARCRAFT mit, laut Herstellerseite, über 11 Millionen Spielern. WORLD OF WARCRAFT gehört zum Genre der Rollenspiele. Die Spielumgebung ist eine 3-dimensionale Fantasywelt, durch die sich die Figur des Spielers nahezu frei bewegen kann. Während des Spiels übernimmt der Spieler verschiedene Aufträge (z.B. einen Feind besiegen, ein neues Gebiet entdecken oder einen Schatz finden), entweder alleine oder in der Gruppe. Durch eine Chat-Funktion können Spieler direkt miteinander kommunizieren. Im Laufe der Missionen werden

<sup>5</sup> Teilweise werden vor allem Rollenspiele als „Beruf“ gespielt, indem Spieler virtuelle Währungen des Spiels für reales Geld verkaufen. Eine zweite Ausnahme sind professionelle Spieler, die an großen Wettkämpfen teilnehmen und von Sponsorengeldern leben.

sowohl Ausrüstungsgegenstände als auch Erfahrungspunkte gesammelt. Neben einer verbesserten Ausrüstung können Spieler mit den Gegenständen auch untereinander handeln. Durch Erfahrungspunkte verbessern sich die Eigenschaften der Spielfigur (z.B. Stärke oder Zauberkraft). Es existiert eine Reihe von illegalen Erweiterungen, die es auf unfaire Weise erlauben, eine Spielfigur zu verbessern. Werden solche Erweiterungen vom Spielehersteller festgestellt, werden die Nutzerkonten der jeweiligen Spieler gesperrt. Weitere erfolgreiche MMORG aus dem Bereich Rollenspiele sind EVERQUEST II, GUILD WARS und FINAL FANTASY XI. Zu den bekanntesten Ego-Shootern gehören PLANETSIDE und HUXLEY. Eine umfangreiche Ausarbeitung zum Thema MMOG, mit weiteren Beispielen, Spielprinzipien und Umsetzungen, stellt die Dissertation von Tobias Fritsch [Fri08] dar.

Die vorgestellte Klassifikation von virtuellen Gemeinschaften ist nicht strikt. Im Gegenteil, viele Plattformen setzen gleich mehrere Konzepte ein, um eine Gemeinschaft aufzubauen. So bieten die meisten MMOG die Möglichkeit, dass sich die Mitspieler direkt oder über eine Art Chat miteinander unterhalten können. Typisch sind auch Internetforen auf Auktions- und Expertenseiten. Die Klassifikation zeigt, dass – mit Ausnahme von Auktionsseiten und ein paar wenigen Expertenseiten – der Anreiz zur Teilnahme an einer virtuellen Gemeinschaft meist der Informationsgewinn und die Unterhaltung ist. Ein Fehlverhalten von Teilnehmern bedeutet aus diesem Grund in den seltensten Fällen einen echten Schaden für andere, was den Aufwand für eine Strafverfolgung kaum rechtfertigt. Diese fehlende Abschreckung fördert unkooperatives und bösartiges Verhalten, welches wiederum den Gesamtnutzen der Gemeinschaft senkt. Sämtliche Gegenmaßnahmen existierender Plattformen zielen darauf ab, den Sozialen Druck auf die Teilnehmer zu erhöhen, um auf diese Art Fehlverhalten zu bestrafen. Die gemeinsame Grundidee aller Ansätze ist, das Verhalten einzelner Teilnehmer als Information der Gemeinschaft zur Verfügung zu stellen.

## 2.2 Vertrauen und Reputation

Vertrauen und Reputation sind die zwei wesentlichen Begriffe in dieser Arbeit und Gegenstand dieses Kapitels. Zunächst wird in Abschnitt 2.2.1 eine Definition von Vertrauen vorgestellt, wie sie in dieser Arbeit verwendet wird. Anschließend wird der Ursprung und die Notwendigkeit von Vertrauen begründet. 2.2.2 motiviert Reputation, indem verschiedenen Möglichkeiten gegenübergestellt werden, wie Vertrauen entstehen kann, wobei nicht alle für virtuelle Gemeinschaften geeignet sind. In Abschnitt 2.2.3 wird das Konzept von Reputationssystemen vorgestellt, gefolgt von einer Klassifikation existierender Reputationsmetriken, d.h. Berechnungsverfahren zur Ableitung von Reputation aus dem Wissen über das frühere Verhalten von Teilnehmern (siehe Abschnitt 2.2.4). Das Kapitel schließt in Abschnitt 2.2.5 mit einem Fazit und diskutiert die Einschränkungen aktueller Ansätze.

### 2.2.1 Vertrauen: Ursprung, Definition, Eigenschaften

Vertrauen ist ein Phänomen, das wir zwar alle kennen, es uns aber sehr schwer fällt, in wenigen Worten zu umschreiben oder gar zu definieren [GM75]. Im Folgenden wird zunächst eine Definition von Vertrauen gebracht, wie sie in dieser Arbeit verwendet wird. Anschließend soll der Ursprung von Vertrauen aus Sicht der Evolutionstheorie näher gebracht werden. Die Ausführung ist dabei stark vereinfacht und konzentriert sich auf Grundfunktion von Vertrauen. Für einen tieferen Einblick in die Evolutionstheorie eignet sich [SD08]. Zum Abschluss wird Vertrauen anhand mathematischer Eigenschaften von binären Relationen kurz charakterisiert, was die Subjektivität von Vertrauen unterstreicht.

**Abgrenzung & Definition.** Die Wichtigkeit und Allgegenwärtigkeit von Vertrauen hat dazu geführt, dass dieses Phänomen in vielen Bereichen der Wissenschaft untersucht wurde. Dazu zählen vor allem die Soziologie, die Biologie, die Psychologie aber auch Wirtschaft und Geschichte. Diese große Streuung führte zu einer Vielzahl von Definitionen von Vertrauen. Eine guten Überblick über die Gebiete, die Vertrauen näher untersucht haben, bietet [Mar94]. Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit sind virtuelle Gemeinschaften, deren Teilnehmern miteinander agieren, indem sie gegenseitig Aufgaben austauschen. Mit dem Fokus auf diesem Szenario wird im Rest der Ausarbeitung

folgende Definition von Vertrauen verwendet (vgl. [SD08]):

*Das Vertrauen einer Person A in eine andere Person B, ist A's subjektive Erwartungshaltung, dass B eine bestimmte Aufgabe in einer bestimmten Situation erfüllt.*

Gemäß dieser Definition ist A der Auftraggeber, B der Auftragnehmer, die Aufgabe ist der Dienst oder Auftrag für B und die Situation die Interaktion zwischen beiden. Der Ausgang der Interaktion ist abhängig von B's Verhalten, auf das A keinen Einfluss hat. Wie Person A zu seiner Erwartungshaltung kommt ist abhängig vom aktuellen Umfeld und kann sehr unterschiedlich sein. Im folgenden Kapitel wird dies näher betrachtet.

**Ursprung von Vertrauen.** Die Notwendigkeit und Entwicklung von Vertrauen ist ein Ergebnis der Evolution des Menschen. Die Kernaussage der Evolutionstheorie ist, dass alle Tier- und Pflanzenarten, also auch der Mensch, das Ergebnis eines ständigen Anpassungsprozesses sind, um deren Überleben als Art in einem Ökosystem zu sichern [Dar59]. Da in jedem Ökosystem die Ressourcen (vor allem Platz und Nahrung) begrenzt sind, überleben nur die Arten, die am besten daran angepasst sind. Grundlage für den Anpassungsprozess sind die Mutation und Selektion. Durch sie setzen sich innerhalb der Fortpflanzung die Eigenschaften in den Nachkommen einer Art durch, die für sie die größten Überlebensvorteile bieten. Unterschiedliche Arten besetzen dabei unterschiedliche so genannte ökologische Nischen. Eine ökologische Nische beschreibt einen bestimmten Unterraum eines Ökosystems. Betrachtet man z.B. die Meere als Ökosystem, findet man auf unterschiedlichen Meerestiefen typischerweise unterschiedliche Tier- und Pflanzenarten. Die Arten sind auf die jeweilige Meerestiefe (Lichteinfall, Wasserdruck, Nahrungsangebot, etc.) am besten angepasst. Eine solche Nische beschreibt nicht nur räumliche Abschnitte eines Ökosystems. So können beispielsweise zwei Tierarten im gleichen Lebensraum tag- oder nachtaktiv sind. Je nach Nische sind hier die visuellen Fähigkeiten der beiden Arten unterschiedlich ausgeprägt.

Im Vergleich zum Menschen sind viele Tierarten, schneller, stärker oder können besser sehen, hören, riechen. Dennoch ist der Mensch hinsichtlich seines Überlebens und seiner Verbreitung auf der Welt sehr erfolgreich. In der Evolution des Menschen hat sich das soziale Verhalten als Überlebensvorteil entwickelt. Das Jagen oder die Verteidigung von Feinden ist in der Gruppe erfolgreicher als alleine. Das Leben in der Gruppe wurde durch zwei wesentliche Entwicklungen maßgeblich gefördert:

- *Sprache* [Dun96]  
Die Sprache erlaubt die direkte Kommunikation mit anderen Gruppenmitgliedern, wie z.B. Austausch von Erfahrung, die Warnung vor Gefahren oder Abstimmung bei der Jagd.
- *Theory of Mind* [WB97]  
Die *Theory of Mind* beschreibt die Fähigkeit, sich in das Bewusstsein anderer hineinzusetzen, d.h. deren Wünsche, Ziele, Absichten, Bedürfnisse und Gefühle einzuschätzen. Diese Fähigkeit stellt somit eine Art indirekte Kommunikation mit anderen Gruppenmitgliedern dar.

So wohl das Sprechen als auch die *Theory of Mind* setzen eine sehr hohe kognitive Leistung voraus. Der kausale Zusammenhang zwischen sozialen Verhalten und Gehirnleistung ist entscheidend. Dadurch, dass soziales Verhalten zum Überlebensvorteil wurde, wurde es auch eine hohe Gehirnleistung. Im Kontext der ökologischen Nische hat der Mensch die „kognitive Nische“ erobert [Pin99].

Die große kognitive Leistung ermöglicht es uns sogar – natürlich immer mit einer Unsicherheit behaftet – in die Zukunft zu sehen. Wir können die Folgen eines Ereignisses für uns oder andere abschätzen. Das Problem ist nun, dass es viele Situationen und Ereignisse gibt, deren Ausgang uns betreffen, aber auf die wir selbst keinen Einfluss haben. Das tägliche Leben ist viel zu komplex geworden, als dass jeder von uns es vollständig steuern könnte. Wir können z.B. nicht sicherstellen, dass unser Zug pünktlich ankommt oder der Mechaniker unser Auto auch gewissenhaft repariert. Die Folge davon ist, dass wir prinzipiell ein Leben voller Unsicherheiten führen. Ohne einen geeigneten Mechanismus würde wir permanent in Sorge und Angst leben, was ein Leben in der Gruppe unmöglich machen würde [Bok78]. Der Mechanismus der uns davor bewahrt, indem er die Komplexität des Lebens verringert, ist Vertrauen [Luh79]. Vertrauen erlaubt es uns in Situationen zu

begeben, die wir nicht kontrollieren, aber ein gewisses Risiko für uns bedeuten können. Die Kontrolle liegt dabei oft in anderen Personen, sei es beim Automechaniker oder beim Arzt, der unsere Gesundheit überprüft.

**Mathematische Eigenschaften von Vertrauen.** Betrachtet man die Population einer virtuellen Gemeinschaft als Menge und ihre Teilnehmer als Elemente dieser Menge, so kann Vertrauen zwischen Teilnehmern als binäre Relation zwischen den Elementen der Menge interpretiert werden. Binären Relationen kann man spezielle Eigenschaften zuordnen. Die wichtigsten sollen kurz vorgestellt werden, da sie Einfluss auf die Ansätze zur Berechnung von Vertrauen haben.

- *Reflexivität*

Vertrauen ist reflexiv. Das heißt jeder Teilnehmer vertraut sich selbst, genauer gesagt, jeder Teilnehmer vertraut seiner eigenen Wahrnehmung hinsichtlich der Einschätzung anderer Teilnehmer. Aus ökonomischer Sicht impliziert dies, dass alle Teilnehmer bei der Wahl ihrer Interaktionspartner planvoll vorgehen, um ihren Nutzen zu erhöhen.

- *Symmetrie*

Vertrauen ist (mathematisch) nicht symmetrisch. Wenn ein Teilnehmer A einen Teilnehmer B vertraut, bedeutet das nicht zwangsweise, dass B auch A vertraut, auch wenn das häufig der Fall ist. Vertrauen ist somit immer gerichtet, d.h., innerhalb einer Vertrauensbeziehung kann man zwischen dem Teilnehmer der vertraut und dem Teilnehmer, dem vertraut wird, unterscheiden.

- *Transitivität.*

Vertrauen ist (mathematisch) nicht transitiv. Vertraut ein Teilnehmer A einen Teilnehmer B, und B traut einem Teilnehmer C, so impliziert das nicht, dass A auch C vertraut. In vielen Situationen ist die Transitivität eine grundlegende Annahme. Sobald A keine persönlichen Erfahrungen mit C gemacht hat und die Meinung Dritter über C einholt, behandelt A Vertrauen als transitiv. In großen Gemeinschaften, in denen Teilnehmer oft mit Unbekannten interagieren, ist transitives Vertrauen von sehr großer Bedeutung. Der Grad der Bereitschaft, Vertrauen transitiv zu behandeln hängt typischerweise davon ab, ob die Vertrauensbeziehungen positiv oder negativ sind. Tabelle 2.1 veranschaulicht diesen Sachverhalt anhand der Vertrauensbeziehungen zwischen drei Teilnehmern A, B und C. Die Notation  $A \sim B$  bedeutet, dass A Teilnehmer B vertraut; bei  $A \not\sim B$  vertraut A Teilnehmer B nicht.

Situation	Interpretation	Tendenz
$A \sim B \wedge B \sim C$	„Ist der Freund meines Freundes mein Freund oder Feind?“	Freund ( $A \sim C$ )
$A \sim B \wedge B \not\sim C$	„Ist der Feind meines Freundes mein Freund oder Feind?“	Feind ( $A \not\sim C$ )
$A \not\sim B \wedge B \sim C$	„Ist der Freund meines Feindes mein Freund oder Feind?“	Feind ( $A \not\sim C$ )
$A \not\sim B \wedge B \not\sim C$	„Ist der Feind meines Feindes mein Freund oder Feind?“	offen

**Tabelle 2.1:** Asymmetrie bei transitiven Vertrauen

Obwohl Vertrauen streng genommen nicht symmetrisch und transitiv ist, werden diese Eigenschaften bei der Ableitung der Vertrauenswürdigkeit eines Teilnehmers sehr oft angenommen. Dabei ist es sehr subjektiv, wie stark diese Annahmen sind. Ein Teilnehmer, der z.B. nur auf Basis seiner eigenen Beobachtungen Entscheidungen trifft, betrachtet Vertrauen nicht als transitiv. Ist er aber bereit, Empfehlungen anderer zu berücksichtigen, nimmt er implizit die Transitivität von Vertrauen an. Auch der Grad, inwieweit transitives Vertrauen verwendet wird, kann variieren. So kann ein Teilnehmer sowohl eigene Beobachtungen als auch die Meinungen Dritter berücksichtigen, wobei erste typischerweise einen größeren Einfluss auf seine Entscheidung haben.

## 2.2.2 Reputation: Vertrauen für virtuelle Gemeinschaften

Nicht nur die Frage *was* Vertrauen in eine Person bedeutet, sondern auch die Frage, *warum* man einer Person vertraut, lässt sich auf verschiedene Weise beantworten. Es existierenden in der Literatur verschiedene Ansätze, die Ursachen von Vertrauen zu klassifizieren. Die Klassifikation von Ford [For01] ist dabei sehr feingranular und verdeutlicht gut die verschiedenen Grundlagen für die Entwicklung von Vertrauen. Diese Klassifikation wird im Folgenden wiedergegeben und jeweils mit anschaulichen Beispielen illustriert.

- *Vertrauen durch Abschreckung*  
Das Vertrauen in eine Person entsteht auf Grund der Gegenwart von Strafen oder Sanktionen im Fall von opportunistischen Verhalten. Typisches Beispiel sind vertragliche Vereinbarungen zwischen Geschäftspartnern. Wenn einer der Partner seine durch den Vertrag zugesicherten Aufgaben nicht nachkommt, können durch das staatliche Rechtssystem Strafen (z.B. in Form von Bußgeldern) auferlegt werden.
- *Vertrauen durch Identifizierung*  
Zwei Personen tendieren dazu sich stärker zu vertrauen, je mehr sie sich miteinander identifizieren können. Dies kann unter anderem durch die gleiche Sprache bzw. den gleichen Dialekt, gemeinsame Interessen (Hobbys) oder auch ähnliche Ansichten zu abstrakten Themen (z.B. Religion) entstehen.
- *Vertrauen durch Wissen*  
Wissensbasiertes Vertrauen zeichnet sich dadurch aus, dass sich das Verhalten eines Partners auf Grund der Informationen über ihn vorhersagen lässt. Dabei ist in erster Linie Faktenwissen gemeint. So steigert z.B. das Wissen über ein Person, dass es sich um einen Professor handelt, typischerweise das Vertrauen in sie, auch komplexe Fragestellungen aus dem jeweiligen Fachgebiet beantworten zu können.
- *Vertrauen durch Wahrnehmung*  
Die Wahrnehmung und damit das Vertrauen leiten sich hier vor allem aus den ersten Eindrücken über eine andere Person her. Dazu gehören z.B. die optische Erscheinung, die Gestik und Mimik, die Stimme oder auch hier die Sprache bzw. Dialekt. Viele Studien haben gezeigt, dass der erste Eindruck über ein Person sehr nachhaltig ist und sich nachträglich nur schwer ändern lässt [Bre81].
- *Vertrauen durch Bindung*  
Vertrauen durch Bindung entsteht durch das über die Zeit bessere Kennenlernen zweier Personen, in die eng miteinander in Beziehung stehen. Ein gutes Beispiel hierfür sind Partnerschaftsbeziehungen, welche meistens allein auf Grund von Sympathie und körperlicher Anziehung entstehen, aber sich im Laufe der Zeit (im idealen Fall) ein tiefes und gegenseitiges Vertrauen in den Partner aufbaut.
- *Vertrauen durch Persönlichkeit*  
Jede Person hat durch ihren individuellen Charakter von Natur aus einen gewissen Hang bzw. eine gewisse Neigung, anderen zu vertrauen. Das typischste Beispiel für diese Form von Vertrauen ist die Beziehung zwischen Kind und Eltern. Hier bildet das Kind im Normalfall während seines Wachstums und seiner Entwicklung eine starke Vertrauensbeziehung zu den Eltern aus.
- *Vertrauen aus Wirtschaftlichkeit*  
Vertrauen aus Wirtschaftlichkeit lässt sich immer dann ableiten, wenn die Kosten und der Nutzen einer Entscheidung a priori ziemlich genau bekannt sind. In Abhängigkeit des Kosten-Nutzen-Verhältnisses wird die Vertrauensentscheidung getroffen. Dazu folgendes Beispiel: Ein Geschäftsmannt parkt sein Auto bewusst im Halteverbot, um eine wichtige Besprechung pünktlich zu erreichen, welche ihm einen lukrativen Auftrag sichert. Die Alternativentscheidung, erst langwierig einen freien Parkplatz zu finden, ist zwar mit weniger Kosten verbunden (garantiert kein Strafzettel), aber auch mit einem Nutzen von 0 (kein Auftrag).

- *Vertrauen durch absichernde Strukturen*

Das Vertrauen in andere entsteht dadurch, dass opportunistisches Verhalten durch spezielle Maßnahmen oder Strukturen gar nicht erst ermöglicht wird (oder zumindest im hohen Maße erschwert wird). Dazu gehören z.B. Ausweise, Urkunden oder Zertifikate, welche die Identität oder die Kompetenzen einer Person bezeugen.

- *Vertrauen durch Analyse*

Eine Person vertraut einem möglichen Partner (oder nicht), da er dessen Folgen, je nachdem wie der Partner handelt, kennt. Zu den Folgen gehören vor allem Strafen (ähnlich zu Vertrauen durch Abschreckung), Belohnungen, sowie allgemein der Aufwand bzw. der Gewinn für den Partner. So kann man in der Regel darauf vertrauen, in einem Restaurant korrekt bedient zu werden, da der Kellner davon ausgeht, dass sich sein Verhalten in der Höhe des Trinkgeldes widerspiegelt.

Es gibt also viele verschiedene Ursachen, die zum Entstehen von Vertrauen (oder auch Misstrauen) in eine Person führen. Auf der anderen Seite sind die Grenzen zwischen den oben aufgeführten Klassen fließend. So steckt z.B. das Konzept der Bestrafung sowohl in *Vertrauen durch Abschreckung* als auch in *Vertrauen durch Analyse*. Es bleibt noch zu bemerken, dass die Entscheidung einer Person, einer anderen zu vertrauen, in den seltensten Fällen genau einer Klasse zuordnen lässt, sondern meist sich aus mehreren zusammensetzt.

Nicht alle Grundlagen für Vertrauen lassen sich praktikabel im Kontext von virtuellen Gemeinschaften umsetzen. Die Einschränkungen ergeben sich direkt durch die Eigenschaften von virtuellen Gemeinschaften (vgl. Abschnitt 2.1.1). Zunächst interagieren hier keine menschlichen Teilnehmer direkt, sondern indirekt über gesteuerte virtuelle Identitäten miteinander. Das bedeutet, dass Vertrauen nicht auf Grundlagen abgeleitet werden kann, welche einen starken sozialen Aspekt besitzen. Dazu gehören *Vertrauen durch Wahrnehmung*, *Vertrauen durch Bindung*, *Vertrauen durch Persönlichkeit* und *Vertrauen durch Identifizierung*. Weiterhin basieren virtuelle Gemeinschaften meist auf dem Austausch von Diensten bzw. Leistungen und nicht auf monetärer Bezahlung von Leistungen. Der Gewinn für den Dienstnehmer und die Kosten für den Dienstgeber sind in der Regel sehr subjektiv und lassen sich nicht quantitativ fassen. Damit scheidet in erster Linie *Vertrauen durch Wirtschaftlichkeit* und *Vertrauen durch Analyse* aus. Beide basieren im Wesentlichen auf einer Kosten-Nutzen-Analyse, welche durch das Fehlen genauer Angaben für die Kosten und den Nutzen nicht möglich ist.

Für geschlossene Gemeinschaften im Internet ist *Vertrauen durch Abschreckung* geeignet. Eine gutes Beispiel sind Newsgroups. Wenn ein Teilnehmer einer Newsgroup ein schlechtes Verhalten zeigt, z.B. durch Beleidigen, kann er vom System ausgeschlossen werden. Solche Szenarien setzen allerdings eine vertrauenswürdige, zentrale Instanz voraus, welche mögliche Strafen aussprechen und durchsetzen kann. Virtuelle Gemeinschaften sind im Gegensatz dazu offene Systeme, die eine solche zentrale Instanz nicht besitzen. Ein bekannte Ausprägung von *Vertrauen durch absichernde Strukturen* im Internet ist der Einsatz von öffentlichen Schlüsseln (engl.: *public key*) für den Austausch und die Verifikation von Dokumenten, Zertifikaten oder Passwörtern. Bekannte Systeme sind z.B. *X.509* [HPFS02] und *Kerberos* [Jen88], basieren aber beide auf einer vertrauenswürdigen, zentralen Instanz. Eine dezentrale Infrastruktur für öffentliche Schlüssel ist das so genannte *Web of Trust* [KR97], bei dem die Echtheit von Schlüssel zwischen den Teilnehmern mittels Signaturen zugesichert wird. Auf der anderen Seite erlauben öffentliche Schlüssel allein die Authentifizierung oder Identifizierung von Teilnehmern und nicht Aussagen über deren Verhalten in Interaktionen.

Somit ist für virtuelle Gemeinschaften *Vertrauen durch Wissen* das Mittel der Wahl. Genauer gesagt sollte sich Vertrauen in solchen Umgebungen aus so viel Wissen wie möglich ableiten [Jos96]. Dazu gehört vor allem persönliches Wissen über die Teilnehmer bzw. die virtuellen Identitäten und Wissen über deren früheres Verhalten, welches im Weiteren als *verhaltensbezogenes Wissen* oder *Reputationsinformationen* bezeichnet wird. Für virtuelle Gemeinschaften liegt der Schwerpunkt dabei auf dem verhaltensbezogenen Wissen. Dies hat zwei Gründe: Erstens, Anonymität und Privatheit sind innerhalb von virtuellen Gemeinschaften von großen Interesse. D.h., persönliche Daten über einen Teilnehmer stehen nicht oder nur in geringem Umfang zur Verfügung. Zweitens, persönliche Daten haben nur eine geringe Aussagekraft wenn es darum geht, das Verhalten eines Teilnehmers in zukünftigen Interaktionen vorherzusagen. Die Vielzahl existierender Ansätze, Vertrauen

für virtuelle Gemeinschaften zu modellieren spiegelt die Bedeutung von Reputationsinformationen wider.

### 2.2.3 Reputationssysteme

In Virtuellen Umgebungen lässt sich Vertrauen nur sinnvoll auf der Basis von Reputationsinformationen ableiten. Aus diesem Grund werden in dieser Arbeit die Begriffe Vertrauensmodell und Reputationssystem/-modell synonym verwendet. Tatsächlich werden auch in der Literatur beide Begriffe im gleichen Kontext gebraucht. Existierende Reputationssysteme folgen dabei immer dem gleichen Ansatz:

- *Abgabe von Bewertungen*  
Die Teilnehmer einer Virtuellen Umgebung können das Verhalten anderer bewerten. Diese Bewertungen werden dann direkt oder indirekt öffentlich gemacht. Direkt bedeutet, dass jeder Teilnehmer eine Bewertung einsehen kann. Eine indirekte Veröffentlichung liegt dann vor, wenn ein Teilnehmer nur einen abgeleiteten Wert (z.B. den Durchschnitt) sieht, welcher sich auf alle Bewertungen eines Teilnehmers bezieht. Die Struktur von Bewertungen kann stark variieren. Minimum sind dabei der Teilnehmer, der die Bewertung ausgestellt hat, der Teilnehmer der bewertet wurde und der Grad der Bewertung. Ein weiterer Aspekt kann z.B. der Zeitpunkt der Bewertung sein.
- *Ableitung der Vertrauenswürdigkeit/Reputation*  
Die Bewertungen werden verwendet, um die Vertrauenswürdigkeit bzw. Reputation eines Teilnehmers zu berechnen. Die jeweilige Art, wie diese Berechnung stattfindet wird als *Vertrauensmetrik* oder *Reputationsmetrik* bezeichnet. Die Metriken können dabei unterschiedlich komplex sein und von einfachen Aggregaten bis zu probabilistischen Verfahren reichen. Alle Metriken sind dabei so aufgebaut, dass die berechnete Reputation eines Teilnehmers umso größer ist, je besser er von den andern bewertet wurde.
- *Auswirkung für Teilnehmer*  
Eine hohe Reputation eines Teilnehmers ist von dessen Vorteil. Dies bezieht sich vor allem darauf, dass andere Teilnehmer eher bereit sind, sein Aufträge zu bearbeiten. In existierenden Virtuellen Umgebungen führt eine hohe Reputation auch zu mehr Privilegien im System. Dies können erweiterte Funktionen (z.B. Suchfunktion im Online-Forum) oder optimierte Funktionen (z.B. Download-Geschwindigkeit beim File-Sharing) sein.

Trotz des gleichen Ansatzes unterscheiden sich existierende Reputationssysteme deutlich von einander. In verschiedene Arbeiten wurde Vertrauensmodelle bereits klassifiziert (z.B. [Sur04, GS00, SAS07]). Die Klassifizierung lässt sich entlang zwei Dimensionen durchführen: (1) Die *implementierungstechnische Eigenschaften* betrachten die tatsächliche Umsetzung eines Vertrauensmodells. Dazu gehört zunächst die Unterscheidung, ob das Modell auf einer zentralen oder verteilten Systemarchitektur aufsetzt. Andere Eigenschaften dieser Dimension sind technische Aspekte (z.B. Skalierbarkeit, Fehlertoleranz und Ausfallsicherheit) und die zusätzlichen Kosten (z.B. Speicherplatz, Rechenaufwand und Bandbreite). In Hinblick auf die Ziele dieser Arbeit werden die implementierungstechnischen Eigenschaften nicht weiter betrachtet<sup>6</sup>. (2) Die *semantische Eigenschaften* beziehen sich auf den theoretischen Ansatz, wie Vertrauen entsteht. Gemäß obiger Einteilung in das Grundkonzept von Reputationssysteme, umfasst dies die Frage, wie das Verhalten von Teilnehmern durch Daten repräsentiert wird (Art und Aufbau von Bewertungen) und dem Verfahren, wie die Daten zu einem Reputationswert verarbeitet werden (Reputationsmetrik). Im Kontext des Entwurfs eines Rahmenwerkes für Reputationssysteme (vgl. Abschnitt 3.2.1 und Abschnitt 3.2.2) wird im Detail diskutiert, wie unterschiedliche Modelle das Verhalten von Teilnehmern ausdrücken lassen. Die unterschiedlichen Reputationsmetriken sind Bestandteil des folgenden Kapitels.

<sup>6</sup>Die Einschränkung ist natürlich nicht unerheblich, würde den Rahmen dieser Arbeit aber deutlich übersteigen. So sind z.B. die Anforderungen auf Grund einer verteilten Umgebung deutlich höher als im zentralen Fall. Eine vollständige Analyse der vorgestellten Mechanismen für unterschiedliche Architekturen ist ein geeignetes Thema für Folgearbeiten.

### 2.2.4 Reputationsmetriken – Klassifikation und Beispiele

Die Ableitung der Vertrauenswürdigkeit bzw. Reputation eines Teilnehmers aus dem gesammelten Wissen über sein früheres Verhalten ist das Kernstück eines Reputationssystems. Im Folgenden sollen die prinzipiellen Ansätze klassifiziert und anhand von Beispielen illustriert werden. Grundlage bildet die Klassifikation von Josang et al. [JIB07]. Die Aufzählung soll in erster Linie einen Eindruck vermitteln, wie unterschiedlich die Metriken existierender Reputationssysteme arbeiten.

**Einfache Aggregate.** Die einfachste Art, die Reputation eines Teilnehmers abzuleiten, ist Zusammenzählen aller positiven und aller negativen Bewertungen. In einem weiteren Schritt lässt sich daraus noch der Durchschnitt, d.h. beispielsweise die mittlere Anzahl von positiven Bewertungen, bilden. Beide Verfahren werden auf bekannten Internet-Plattformen wie EBAY und AMAZON verwendet. Bei EBAY können die Teilnehmer den Abschluss einer Auktion mit einem anderen Teilnehmer mit *positiv*, *neutral*, und *negativ* bewerten. Für jeden Teilnehmer werden dann pro Kategorie die Anzahl von Bewertungen und den Prozentsatz von positiven Bewertungen angezeigt. Ähnliches gilt für AMAZON. Hier werden allerdings 5 Kategorien unterschieden, repräsentiert durch eine 5-Sterne Bewertungsmechanismus (1 Stern = sehr schlecht, 5 Sterne = sehr gut). Auch bei AMAZON wird pro Kategorie die Anzahl an Bewertungen angezeigt. Als Anzeige der durchschnittlichen Bewertung wird wieder der 5-Sterne Mechanismus verwendet.

**Bayes'sche Metriken.** Grundidee dieser Metriken ist, die Kooperationsbereitschaft eines Teilnehmers einer unbekanntem Wahrscheinlichkeit  $p$  anzusehen und mit Hilfe einer Wahrscheinlichkeitsverteilung zu beschreiben. Existierende Modelle verwenden dazu die Dichtefunktion der Beta-Verteilung (z.B. [JI02, MMH02, MMA<sup>+</sup>01, WJI05]). Voraussetzung ist die Verwendung binärer Bewertungen, d.h., es gibt nur positive und negative Bewertungen, ohne weitere Abstufung. Die Beta-Verteilung wird durch zwei Werte  $\alpha$  und  $\beta$  beschrieben. Liegen noch keine Bewertungen vor, sind  $\alpha = \beta = 1$ . Liegen  $r$  positive und  $s$  negative Bewertungen vor, berechnen sich die Werte der Beta-Verteilung zu  $\alpha = r + 1$  und  $\beta = s + 1$ . Abbildung 2.1 zeigt zwei Dichtefunktionen der Beta-Verteilung mit unterschiedlichen Parameterwerten. Links zeigt die Verteilung mit der initialen Parameterbelegung. Rechts zeigt die Verteilung mit 7 positiven und 1 negativen Bewertung.

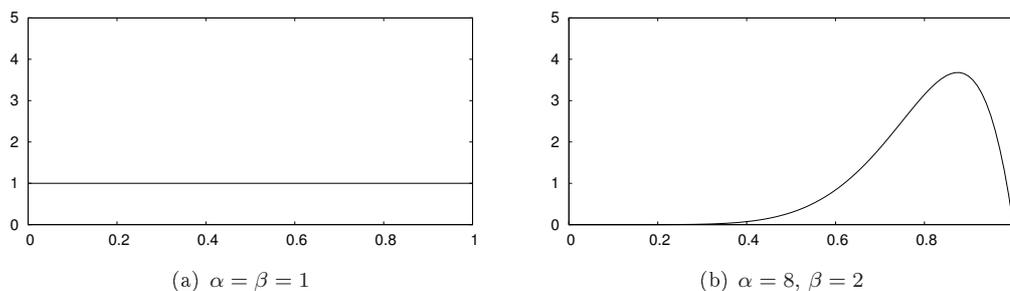


Abbildung 2.1: Beta-Verteilung mit unterschiedlichen Parameterwerten

Im letzten Schritt muss aus der Dichtefunktion noch der endgültige Reputationswert abgeleitet werden. Der natürlichste Weg dazu ist, den Reputationswert über den Erwartungswert zu berechnen. Für die Beta-Verteilung ist der Erwartungswert definiert als  $E(p) = \alpha/(\alpha + \beta)$ ; somit ist  $E(p)$  aus dem Intervall  $[0; 1]$ . Liegen keine Bewertungen vor ist  $E(p) = 0,5$ . Hat ein Teilnehmer mehr positive als negative Werte bekommen, liegt der Erwartungswert über 0,5; bei mehr negativen als positiven Bewertungen liegt der Wert unter 0,5. Im obigen Beispiel mit 7 positiven und 1 negativen Bewertung ist  $E(p) = 0,8$ . Für zukünftige Interaktionen kann dieser Wert nun so interpretiert werden, dass der Teilnehmer mit einer Wahrscheinlichkeit von 80% den nächsten Auftrag annimmt.

**Diskrete Metriken.** Beobachtungen haben gezeigt, dass für menschliche Teilnehmer diskrete, verbal formulierte Aussagen aussagekräftiger sind als z.B. kontinuierliche Werte. Verschiedene Autoren schlagen aus diesem Grund diskrete Reputationsmetriken vor, z.B. [ARH00, CN03, CNS03, Man98].

Die Herausforderung ist, dass sich diskrete Modelle nicht als ein einfaches, mathematisches Berechnungsschema darstellen lassen, wie z.B. Aggregate oder Bayes'sche Metriken. Ein in der Literatur viel zitiertes und diskretes Vertrauensmodell ist das von Abdull-Rahman und Hailes [ARH00]. In diesem Modell werden vier Vertrauensstufen unterschieden: „sehr unvertrauenswürdig“, „unvertrauenswürdig“, „vertrauenswürdig“ und „sehr vertrauenswürdig“. Ein Teilnehmer A verwaltet zwei Vertrauenswerte über einen Teilnehmer B: (1) Der direkte Vertrauenswert ist A's Meinung über B auf Grund persönlicher Erfahrungen. Den direkten Vertrauenswert kann A anderen Teilnehmern als Empfehlung von B ausstellen. (2) Die Qualität von Bewertungen spiegelt B's Vertrauenswürdigkeit bei der Bereitstellung guter Empfehlungen für A wider. Dieser zweite Wert wird auf Grund des direkten Vertrauenswertes regelmäßig angepasst. Wenn z.B. A einen Teilnehmer C als „vertrauenswürdig“ und B denselben Teilnehmer C als „sehr vertrauenswürdig“ einstuft, passt A seine Einschätzung über die Qualität von B's Bewertungen an. Die Anpassung erfolgt durch so genannte Nachschlagetabellen (engl.: *look-up tables*), welche vorgeben, wann die Vertrauensstufen verringert oder erhöht werden soll. Nachschlagetabellen werden auch dazu verwendet, um das Gewicht einer Empfehlung von anderen Teilnehmern zu bestimmen. Je ähnlicher Teilnehmer A und Teilnehmer C sind, d.h. je mehr andere Teilnehmer A und C ähnlich einstufen, umso höher gewichtet A die Empfehlungen von C.

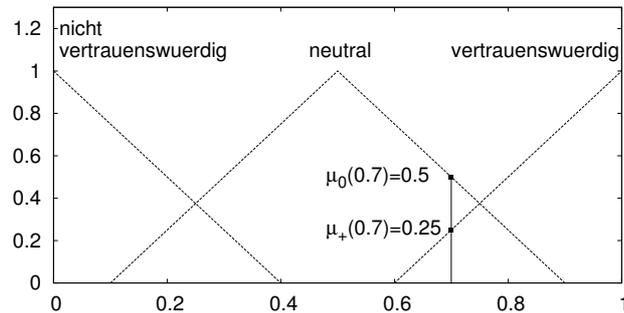
**Überzeugungsbasierte Metriken.** Das Modell der Überzeugungen ist verwandt mit der Wahrscheinlichkeitstheorie (vgl. Bayes'sche Metrik). Der Unterschied besteht bei dieser Theorie, dass sich die Wahrscheinlichkeiten aller möglichen Ereignisse sich nicht notwendigerweise zu 1 aufaddieren müssen, sondern auch  $< 1$  sein können. Der Rest, der bis 1 fehlt, wird als Unsicherheit interpretiert. Das mathematische Rechenwerk für das Modell der Überzeugung ist die *Dempster-Shafer Theorie* [A. 68, Sha76], eine Verallgemeinerung der Bayes'schen Theorie. Die Grundidee dieser Theorie soll anhand eines einfach Beispiels kurz erläutert werden: Gegeben sei ein Teilnehmer A, der die Vertrauenswürdigkeit eines Teilnehmers B, dass dieser zuverlässige Empfehlungen gibt, mit einer Wahrscheinlichkeit von 0.9 einschätzt. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 0,1 sind also Bewertungen von B unzuverlässig (in den Augen von A). Nun sagt B zu A, dass Teilnehmer X den letzten Auftrag von B nicht bearbeitet hat. B's Aussage ist nun nicht notwendigerweise falsch, selbst wenn B unzuverlässig sein sollte. D.h., A kann nur mit einer Wahrscheinlichkeit von 0.9 sagen, dass die Aussage von B stimmt, aber nicht mit 0,1, dass die Aussage nicht stimmt. Da A für diesen Fall keine Aussage treffen kann ist diese 0,1 die Unsicherheit, die A nun besitzt. Die Anzahl möglicher Fälle und damit die Komplexität steigen, wenn z.B. ein weiterer Teilnehmer C über X eine Aussage bezüglich X's letzten Auftrag gemacht hat. Egal ob B und D das Gleiche über X behaupten oder nicht, es bleibt für A immer einer Restunsicherheit. Intuitiv ist klar, dass die Unsicherheit kleiner wird, falls B und C einer Meinung sind, und größer, falls B und C einer unterschiedliche Aussage über X treffen. Reputationssysteme, die auf dieser Theorie basieren sind z.B. [Jos99, YS02].

**Fuzzy-Metriken.** Ähnlich wie diskrete Metriken, arbeiten Fuzzy-Metriken – zumindest nach außen hin für den Teilnehmer – mit verbal formulierten Aussagen. Grundlage ist die Fuzzy-Logik [Zim96], eine Verallgemeinerung der zweiwertigen Boole'schen Logik (wahr/falsch) um weitere unscharfe (engl.: *fuzzy*) Wahrheitswerte, z.B. „ein bisschen wahr“. Grundbausteine sind die so genannten Zugehörigkeitsfunktionen  $\mu$ , die jedem Element einer Grundmenge eine reelle Zahl aus  $[0,1]$  zuordnet. Typischerweise bilden mehrere Zugehörigkeitsfunktionen eine *Fuzzy-Funktion*. Zur Verdeutlichung soll folgendes Beispiel dienen: Mit Hilfe einer Fuzzy-Funktion kann die Vertrauenswürdigkeit eines Teilnehmers dargestellt werden. Verwendet werden drei Zugehörigkeitsfunktionen, für „nicht vertrauenswürdig“ ( $\mu_-(x)$ ), für „neutral“ ( $\mu_0(x)$ ) und für „vertrauenswürdig“ ( $\mu_+(x)$ ), wobei hier  $x \in [0,1]$ . Untenstehend die drei Zugehörigkeitsfunktionen und die graphische Darstellung des Sachverhaltes.

$$\mu_{-}(x) = \begin{cases} \frac{0.4-x}{0.4}, & 0 \leq x \leq 0.4 \\ 0, & x > 0.4 \end{cases}$$

$$\mu_0(x) = \begin{cases} 0, & x < 0.1 \\ \frac{x-0.1}{0.4}, & 0.1 \leq x \leq 0.5 \\ \frac{0.5-x}{-0.4}, & 0.5 \leq x \leq 0.9 \\ 0, & x > 0.9 \end{cases}$$

$$\mu_{+}(x) = \begin{cases} 0, & x < 0.6 \\ \frac{x-0.6}{0.4}, & 0.6 \leq x \leq 1 \end{cases}$$



Die Zugehörigkeitsfunktionen können theoretisch beliebig komplex sein. Allerdings erleichtern einfache Funktionen (neben der Dreiecksfunktion sind z.B. auch die Trapez- und Gauss-Funktion üblich) die Berechnungen. Mit Hilfe dieser Fuzzy-Funktionen lassen sich nun kontinuierliche Werte  $x \in [0,1]$  auf verbale Aussagen abbilden. Typischerweise überschneiden sich die Zugehörigkeitsfunktionen, so dass  $x$ -Werte zu mehreren Vertrauensstufen gleichzeitig gehören. Im obigen Beispiel gilt für  $x = 0.7$ , dass  $x$  mit einem Wert von 0.5 zu „neutral“ und mit 0.25 zu „vertrauenswürdig“ gehört. Es liegt am Berechnungsschema, diesen Sachverhalt aufzulösen. Eine intuitive Lösung wäre z.B. die Zugehörigkeit anhand des größten Wertes zu bestimmen. Die Theorie hinter der Fuzzy-Logik erlaubt auch die Verschmelzung bzw. Verrechnung von Fuzzy-Funktionen. Dazu gehören die Durchschnitts-, Vereinigungs- oder Komplement-Bildung. Es existieren verschiedene Reputationssysteme die eine Fuzzy-Metrik verwenden, z.B. [Man98, NMK05, SS02, SS01].

**Flussbasierte Metriken.** Auch wenn Vertrauen nicht notwendigerweise transitiv ist, so ist die Berücksichtigung von Empfehlungen oder anderen Aussagen von Dritten über einen möglichen Interaktionspartner in der Regel sehr sinnvoll. Empfehlungen können auch über mehrere Stufen laufen: Teilnehmer A weiß von B, dass Teilnehmer C gesagt hat, dass X vertrauenswürdig ist. Intuitiv sollte A natürlich seine Meinung über B und C mit berücksichtigen. Viele existierende Vertrauensmodelle nutzen diese Form von transitivem Vertrauen. Wie genau die Empfehlungen verrechnet werden, kann wiederum auf verschiedenen Metriken basieren. Implizit nutzen diese Modelle die Graphstruktur, die zwischen A und X entsteht, wobei B und C auf dem Pfad zwischen A und X liegen. Die Kanten entstehen durch die Kette von Empfehlungen. Flussbasierte Metriken gehen noch weiter. Sie berücksichtigen explizit die Graphstruktur, die sich durch alle Teilnehmer (Knoten des Graphen) und alle Vertrauensbescheinigungen zwischen den Teilnehmern (Kanten des Graphen) ergeben. Da Vertrauensbeziehungen nicht notwendigerweise symmetrisch sind, sind die Kanten immer gerichtet. Ein Teilnehmer ist umso vertrauenswürdiger, je mehr vertrauenswürdige Teilnehmer diesen positiv empfehlen. Diese rekursive Definition führt zur Berücksichtigung beliebig langer transitiver Ketten von Empfehlungen, wobei typischerweise auch Zyklen auftreten. Systeme wie z.B. [KSGM03, YAI<sup>+</sup>04], verwenden flussbasierten Reputationssysteme.

### 2.2.5 Herausforderungen für Reputationssysteme

Der positive Effekt von Reputationssystemen auf das Verhalten bzw. Kooperativität der Teilnehmer in einer virtuellen Gemeinschaft wurde bereits in vielen Studien gezeigt, vor allem für bekannte Plattformen wie EBAY oder AMAZON, siehe z.B. [BKO03, RZSL03, LRBPR07]. Grundvoraussetzung für diesen Effekt ist in erster Linie eine zuverlässige Wissensbasis, d.h. eine korrekte und umfangreiche Menge von Bewertungen über Teilnehmer. Im Folgenden werden die verschiedenen Ursachen kurz diskutiert, die zu einer unzuverlässigen Wissensbasis führen können. Für jede Ursache werden kurz existierende Lösungsansätze aus der Literatur vorgestellt. Die Lösungsansätze lassen sich dabei in zwei Kategorien einteilen. (1) *Technikbasierte Ansätze* versuchen auf Design- und Implementierungsebene eines Reputationssystems die Abgabe von Bewertungen zu motivieren oder die Manipulation von Bewertungen zu erschweren oder gar zu verhindern. (2) *Metrikbasierte Ansätze* versuchen innerhalb der Berechnung der Reputationswerte falsche oder manipulierte Bewertungen zu identifizieren und ihren Effekt auf das Ergebnis zu verringern. Die folgende Darstellung lehnt

sich erneut an die Arbeit von Josang et al. an [JIB07].

**Geringer Anreiz zur Abgabe von Bewertungen.** Aus ökonomischer Sicht ist der Anreiz für einen Teilnehmer, Bewertungen abzugeben, zunächst sehr gering. Zum einen ist die Abgabe immer mit einem zeitlichen und intellektuellen Aufwand für den Bewerter verbunden, vor allem bei umfangreichen Bewertungen, die z.B. in Freitext verfasst werden müssen. Zum anderen bringt eine Bewertung dem Bewerter keinen direkten Nutzen, sondern vor allem der Gemeinschaft. Trotz diesen geringen Anreizes haben Studien gezeigt, dass viele Bewertungen abgegeben werden. Resnick und Zeckhauser haben EBAY untersucht und festgestellt, dass 60,7% der Käufer und 51,7% der Verkäufer nach einer Auktion eine Bewertung abgeben [RZ02]. Trotz der guten Zahlen für EBAY ist das Anreizproblem für andere Plattformen gegeben; auch EBAY würde von 100% Bewertungen profitieren. Der Lösungsansatz ist der Entwurf von anreizkompatiblen Vertrauensmodellen. Diese Modelle verwenden Belohnung, um die Teilnehmer zu motivieren, ehrliches Feedback abzugeben. Die Belohnung kann durch die Vergabe von Punkten oder monetären Auszahlungen erfolgen. Zwei bekannte Verfahren sind von Miller et al. [MRZ02, MRZ05] und Jurca und Faltings [JF03].

In der gleichen Studie [RZ02] haben Resnick und Zeckhauser beobachtet, dass bei EBAY die Tendenz deutlich zu positiven Bewertungen geht. Nur 0,6% der Käufer und 1,6% der Bewertungen der Verkäufer waren negativ. Die Autoren erklären dieses Phänomen – ihrer Meinung nach sind die Bewertungen zu gut, um der Realität zu entsprechen – dadurch, dass bei EBAY, anders als bei anderen Arten virtueller Gemeinschaften, beide Parteien (Käufer und Verkäufer) die Interaktion bewerten können. Ihre Vermutung ist, dass die Teilnehmer durch die Vergabe von negativen Bewertungen eine ebenfalls negative Bewertung des anderen fürchten, bzw. durch die Vergabe von positiven Bewertungen von den anderen erwidert wird. Zu ähnlichen Ergebnissen kamen auch Chen und Singh [CS01]. Eine weitere Möglichkeit solchen Tendenzen entgegenzuwirken, die Vergabe von ehrlichen Bewertungen zu motivieren, sind Verfahren zur Anonymisierung von Bewertungen. Ismail et al. haben dazu ein kryptographisches System vorgestellt [IBJR03].

**Falsche Bewertungen.** Auf Grund der großen Teilnehmerzahl in virtuellen Gemeinschaften, treffen häufig unbekannte Teilnehmer aufeinander. Aus diesem Grund setzen die meisten Modelle auf die Bewertungen dritter, ggf. aller Teilnehmer. Voraussetzung dafür sind unverfälschte Bewertungen. Falsche Bewertungen können auf vielerlei Art entstehen, (1) Unachtsamkeit, z.B. beim Klicken auf den 5-Sterne Mechanismus von AMAZON, (2) verzerrte Sichtweise des Bewerter, z.B. wenn ein positiver Hotelbesuch durch ein externes, negatives Ereignis verschlechtert wird oder (3) durch bewusstes Lügen als böses Verhalten. Ein Lösungsansatz versucht, verfälschte Bewertungen durch statistische Verfahren zu erkennen und deren Einfluss auf die Berechnung der Vertrauenswürdigkeit eines Teilnehmers zu verringern. Grundannahme ist, dass die Mehrheit von Bewertungen korrekt sind, und verfälschte durch ihre Andersartigkeit auffallen. Drei beispielhafte Arbeiten für diesen Ansatz sind [CS01, Del00, WJI05]. Ein zweiter Ansatz ist, die Vertrauenswürdigkeit der Bewerter mit einfließen zu lassen. Hier ist die Annahme, dass Falschbewertungen vor allem durch bewusstes Lügen entstehen und nicht vertrauenswürdige Teilnehmer eher dazu neigen, falsche Bewertungen zu geben. Die Bewertung dieser Teilnehmer wird weniger Gewicht zugewiesen als den Bewertungen vertrauenswürdiger Teilnehmer. Existierende Arbeiten die hier ansetzen sind unter anderem [BLB03b, LW94, YS03].

**Identitätswechsel.** Reputationssysteme setzen voraus, dass Bewertungen einem Teilnehmer eindeutig zugeordnet werden können [RKZF00]. In virtuellen Gemeinschaften treten Teilnehmer meist durch ihre virtuelle Identität, z.B. in Form eines Pseudonyms, auf. Die Vertrauenswürdigkeit bezieht sich somit zunächst auf das Pseudonym. Damit besteht für Teilnehmer, die durch schlechtes Verhalten eine schlechte Reputation erworben haben, der Anreiz, sich von der Gemeinschaft abzumelden und unter einem neuen Pseudonym wieder anzumelden. Dies ist ein prinzipielles Problem, da nicht zwischen „wirklich“ neuen Teilnehmern und Teilnehmern mit neuem Pseudonym unterschieden werden kann. Es gilt somit, zwischen Anonymität und dem Schutz vor Identitätswechsel abzuwägen, wobei in virtuellen Gemeinschaften ersteres bevorzugt wird [FR98].

Mögliche Gegenmaßnahmen müssen demnach so aussehen, die Motivation für einen Wechsel der Identität zu verringern. Eine Möglichkeit ist, den Aufwand für das Anlegen eines neuen Pseudonyms zu erhöhen, sei es monetär oder durch einen zeitlich umfangreichen Registrierungsprozess.

Problem hierbei ist, dass es auch neue Teilnehmer abschreckt, an der Gemeinschaft teilzunehmen. Eine andere Möglichkeit, den Anreiz für einen Identitätswechsel zu minimieren ist, dass neue Teilnehmer nicht bzw. kaum besser angesehen werden als Teilnehmer mit niedriger Reputation. In virtuellen Gemeinschaften ist es quasi zum Konsens gekommen, dass neue Teilnehmer zu Beginn in Vorleistung treten müssen, um sich eine gute Reputation aufzubauen. Erst wenn sie ihre Vertrauenswürdigkeit bewiesen haben, können sie selbst Aufträge (erfolgreich) verteilen. Manche Arten Virtueller Umgebungen setzen bereits von sich aus einen hohen Anreiz für Teilnehmer, ihre aktuelle Identität beizubehalten. So gehen einem Spieler eines MMOG durch einen Identitätswechsel seine möglicherweise schlechte Reputation verloren, aber auch alle seine Spielstände sowie gesammelten Gegenstände und Eigenschaften seiner Spielfigur.

**Änderungen im Verhalten der Teilnehmer.** Die Kooperationsbereitschaft eines Teilnehmers ist nicht notwendigerweise fest, sondern kann über die Zeit schwanken. Dies können z.B. die innere Einstellung des Teilnehmers oder technische Probleme sein, z.B. wenn beim Grid-Computing Aufträge auf Grund zu wenig Speicherplatz nicht ausgeführt werden können. Zum anderen sieht es ein bestimmtes Angriffsszenario vor, dass der Angreifer zunächst durch gutes Verhalten eine hohe Reputation aufbaut und diese dann ausnutzt um auf unkooperative Weise seinen Nutzen zu maximieren. Kooperationsbereitschaft eines Teilnehmers kann sich also auf unterschiedliche Art über die Zeit ändern. Der grundsätzliche Lösungsansatz sieht so aus, dass aktuelle Bewertungen mehr Einfluss auf die Vertrauenswürdigkeit eines Teilnehmers haben als alte. Verschiedene Reputationssysteme verwenden einen so genannten Alterungsfaktor, um ältere Bewertungen mit einem geringeren Gewicht zu versehen [BLB03b, BLB03a, JI02]. Eine weitere Möglichkeit ist die Einführung einer Art „Verfallsdatum“ für Bewertungen [JHF03]. Bewertungen, die älter als ein bestimmtes Datum sind, werden gelöscht.

**Ungleiche Behandlung von Teilnehmern.** Eine ungleiche Behandlung meint, dass ein Teilnehmer entweder bei Interaktionen oder der Vergabe von Bewertungen, bei wenigen bestimmten Teilnehmern von seinem üblichen Verhalten abweicht. Der typischste Fall ist, wenn ein Teilnehmer sich meist kooperativ verhält bzw. korrekte Bewertungen abgibt und gegenüber ausgesuchten Teilnehmern sich negativ verhält. Es ist auch der andere Fall denkbar, dass ein Teilnehmer im Allgemeinen ein schlechtes und nur bei ausgewählten Teilnehmern ein gutes Verhalten zeigt. Dieses Szenario kann z.B. entstehen, wenn ein Teilnehmer mehrere Pseudonyme anlegt, um mit diesen seine Hauptidentität positiv zu bewerten. Dies wird als *Sybil Attack* bezeichnet [Dou02]. Die Ursache für dieses Angriffsszenario liegt, wie schon beim Identitätswechsel, beim einfachen Anlegen neuer Identitäten für einen Teilnehmer und muss deshalb auf ähnlich Weise angegangen werden. In allen Fällen sind Bewertungen auf Grund einer ungleichen Behandlung ähnlich anzusehen wie falsche Bewertungen und können mit den gleichen Methoden, z.B. den statistischen Verfahren, gefunden, gefiltert oder in ihrem Einfluss auf den Vertrauenswert von Teilnehmern verringert werden. Prinzipiell lassen sich diese Methoden auch einsetzen, um ungleiche Behandlung hinsichtlich des Verhaltens in Interaktionen zu finden.

**Mehrfachbewertungen.** Diese Form des Angriffs beschreibt das Fluten eines Teilnehmers mit positiven oder negativen Bewertungen, um dessen Vertrauenswürdigkeit in die jeweilige Richtung zu lenken. Im einfachsten Fall kann darunter das permanente Klicken auf ein Bewertungsschema verstanden werden. Der nahe liegende Lösungsansatz versucht, dass ein Teilnehmer einen anderen nur einmal pro Interaktion bewerten kann. Bei zentralisierten Plattformen wie z.B. EBAY ist dies einfach, da jede Bewertung eindeutig einer Auktion zugeordnet werden kann. Und da jede Auktion Gebühren für die Teilnehmer bedeuten, ist der Anreiz für Mehrfachbewertungen äußerst gering. Wenn keine eindeutige Zuordnung Teilnehmer–Interaktion–Bewertung möglich ist, z.B. wenn der Aufwand in dezentralen Umgebungen zu groß ist, dann sind Mehrfachbewertungen grundsätzlich nicht auszuschließen. Eine naive Lösung wäre, das Bewerten mit einem hinreichend großen Aufwand zu versehen. Allerdings würde dies auch den Anreiz nehmen, überhaupt eine Bewertung abzugeben. Eine weitere Möglichkeit ist, dass die Bewertungen eines Teilnehmers A über Teilnehmer B zunächst zu einem einzelnen Wert aggregiert werden, bevor die Vertrauenswürdigkeit von B berechnet wird. Die Aggregation muss dann so gewählt werden, dass es für A keinen Unterschied macht, ob er B nur 1 oder 1000 positive Bewertungen gibt. Dies gilt z.B. für Durchschnittswerte. Dieser

Ansatz kann aber auch das Ergebnis verfälschen, da z.B. 1000 korrekte, positive Bewertungen über B genauso zählen wie eine negative Bewertung von C über B. Ein Beispiel für ein solches Verfahren ist der *EigenTrust*-Algorithmus [KSGM03]. Hier wird zwischen positiven (+1) und negativen (-1) Bewertungen unterschieden, die Aggregation erfolgt über eine einfache Summation, wodurch auch negative Aggregatwerte entstehen können. Da der Rest der Reputationsmetrik nicht mit negativen Werten umgehen kann (vgl. Abschnitt 4.3.2), werden diese durch 0 ersetzt. Das bedeutet, dass der Algorithmus nicht zwischen schlechten und sehr schlechten Teilnehmern unterscheiden kann. Wichtige Grundannahme ist hier, dass die allermeisten Teilnehmer kooperativ sind.

Die aufgeführten Probleme und Herausforderungen beziehen sich auf ein strategisches Verhalten der Teilnehmer ohne die eigentliche Funktionsweise des Vertrauensmodells anzugreifen. Darüber hinaus lässt sich noch eine Vielzahl technischer Angriffssituation zu identifizieren. Ein Beispiel hierfür ist die Manipulation von fremden Bewertungen wie sie in dezentralen Umgebungen durch die Weiterleitung der Bewertungen über die Rechner der Teilnehmer prinzipiell möglich ist. Für solche Angriffe müssen technische Lösungen gefunden werden, z.B. mittels Kryptographie. Angriffe auf Implementierungsebene liegen nicht im Fokus dieser Arbeit. Für den interessierten Leser finden sich in [XL04, CDdV<sup>+</sup>02] zwei existierende Reputationssysteme, die Reputationsinformationen verschlüsseln.

## 2.3 Entstehung von Kooperation

Innerhalb einer einzelnen Interaktion entstehen dem Dienstgeber nur Kosten für die Erbringung des Dienstes. Die grundlegende Frage die sich daraus stellt ist, warum ein Teilnehmer überhaupt bereit sein soll, Dienste für andere zu erbringen. Diese Fragestellung ist nicht neu und wurde schon in verschiedenen Disziplinen wie Biologie, Sozialwissenschaften und Ökonomie untersucht. In Abschnitt 2.3.1 werden die wichtigsten Mechanismen für die Entstehung von Kooperation – namentlich die direkte und indirekte Reziprozität – kurz vorgestellt. Das Konzept der indirekten Reziprozität ist besonders relevant, da es die Entstehung von Kooperation zwischen häufig unbekanntem Teilnehmern beschreibt. Die Frage, wie man sich bzgl. seiner Kooperationsbereitschaft in Populationen mit sehr vielen Teilnehmern verhalten soll, ist schwieriger zu beantworten als es auf den ersten Blick vielleicht erscheinen mag. In Abschnitt 2.3.2 werden anhand von Konzepten aus der (Evolutionären) Spieltheorie und den Ergebnissen von existierenden Simulationen versucht, 'gutes Verhalten' zu definieren. Theoretische Aussagen der Spieltheorie und die Ergebnisse aus Experimenten mit menschlichen Teilnehmern sind oft sehr verschieden. In Abschnitt 2.3.3 werden einige Studien über verhaltensökonomische Experimente im Kontext der indirekten Reziprozität vorgestellt und diskutiert.

### 2.3.1 Mechanismen zur Förderung von Kooperation

Anderen zu helfen, z.B. durch das Erbringen einer Dienstleistung, ist immer mit mehr oder weniger hohen Kosten und in der Regel ohne direkten Nutzen für den Helfenden verbunden. Die Motivation anderen zu helfen ist somit nicht offensichtlich. Die ersten Erklärungsversuche stammen aus dem Feld der Biologie, da Kooperation nicht nur beim Menschen sondern auch im Tierreich, vor allem bei Staaten bildenden Arten (Bienen, Ameisen, etc.), zu finden ist. 1963/64 stellte Hamilton [Ham63, Ham64] das Konzept der *Verwandtenselektion* vor. Die Kernaussage ist, dass Individuen (Mensch und Tier) bereit sind Verwandten zu helfen, weil sie dadurch den Fortbestand ihrer eigenen Gene sichern können. Ein direkte Konsequenz daraus ist, dass der Grad der Hilfsbereitschaft abhängig vom Verwandtschaftsgrad ist, auch bekannt als *Hamilton's Rule* [Ham64]. Einen Schritt weiter, weg von direkter Verwandtschaft zwischen Individuen, geht die *Gruppenselektion* [Wil71, WS94]. Hier entsteht die Bereitschaft eines Individuums den Mitgliedern einer gemeinsamen Gruppe zu helfen, um den Fortbestand der Gruppe – z.B. bei der Nahrungsbeschaffung oder Verteidigung gegen andere Gruppen – und damit auch den eigenen Fortbestand zu sichern.

Mit Hilfe der Verwandten- und Gruppenselektion lässt sich die Entstehung von Kooperation zwischen Teilnehmern mit starker Zusammengehörigkeit gut erklären. Im Tierreich sind damit die Grenzen erreicht. Zwischen Menschen lässt sich aber auch Kooperation zwischen 'ungebundenen'

Teilnehmern beobachten. Ursachen dafür werden unter dem Begriff der *Reziprozität*, auch Prinzip der Gegenseitigkeit genannt, zusammengefasst. Ganz allgemein beschreibt Reziprozität, dass ein Individuum das gleiche Verhalten gegenüber anderen zeigt, wie es von den anderen entgegengebracht wird. Es lassen sich zwei konkrete Formen unterscheiden: die direkte und die indirekte Reziprozität. Beide werden im Folgenden kurz vorgestellt, von einander abgegrenzt und hinsichtlich ihrer Relevanz für die Entstehung von Kooperation in virtuellen Gemeinschaften bewertet.

**Direkte Reziprozität.** Erstmals 1971 von Trivers [Tri71] formuliert, wurde die direkte Reziprozität zur Standarderklärung für die Kooperation zwischen nichtverwandten Teilnehmern. Direkte Reziprozität bedeutet dabei nichts anders, als dass Teilnehmer A sich gegenüber Teilnehmer B verhält, wie B gegenüber A. Konkret, A hilft B (nicht), wenn B auch A (nicht) hilft, und umgekehrt („Ich helfe dir und du hilfst mir.“). Abb. 2.2 stellt diesen Sachverhalt graphisch dar.

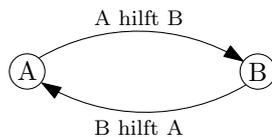


Abbildung 2.2: Direkte Reziprozität

Das einfachste Verhaltensmuster für einen Teilnehmer, dass sich aus der direkten Reziprozität ableiten lässt ist *Tit-for-tat* [Axe84], oder auch „Wie du mir, so ich dir“. Entscheidet ein Teilnehmer A gemäß Tit-for-tat, so hilft er einem Teilnehmer B nur dann, wenn B zuvor auch A geholfen hat. Sind A und B zuvor noch nie aufeinander getroffen, so ist A bereit in Vorleistung zu treten, d.h. er hilft B, obwohl A dessen Verhalten nicht kennt. Axelrod [Axe84] konnte in Simulationen zeigen, dass diese extrem einfache Strategie überaus erfolgreich ist.

Wie Tit-for-tat bereits deutlich macht, setzt direkte Reziprozität voraus, dass zwei gleiche Teilnehmer wiederholt aufeinander treffen. Nur dann können sie ihr eigenes Verhalten auf das des Partners abstimmen. In sehr großen Populationen, wie sie auch virtuelle Gemeinschaften hervorbringen, ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein Teilnehmer sehr oft mit unbekanntem Teilnehmern interagiert sehr groß. In diesem Fall reicht direkte Reziprozität nicht aus, bzw. ist im Zweifelsfall sehr anfällig gegenüber unkooperativen Verhalten. Am anschaulichsten wird dies anhand von Tit-for-tat klar. Bei sehr häufigen Interaktionen mit unbekanntem Partnern, würden hier Teilnehmer ständig allein auf Grund der Vorleistung mit anderen kooperieren, egal ob sie diesen Gefallen erwidern würden oder nicht. Ein solches Verhalten lässt sich offensichtlich leicht ausnutzen.

**Indirekte Reziprozität.** Für die Entstehung von Kooperation in großen Populationen formulierte Alexander [Ale87] das Konzept der indirekten Reziprozität. Indirekte Reziprozität kommt dabei in zwei Ausprägungen vor: (1) Bei der *vorgelagerten Reziprozität* neigt ein Teilnehmer B, dem gerade von einem Teilnehmer A geholfen wurde, auch einem dritten Teilnehmer C zu helfen („Ich helfe dir und du hilfst jemand anderes“). (2) Bei der *nachgelagerten Reziprozität* ist ein Teilnehmer C bereit A zu helfen, wenn A vorher B geholfen hat („Ich helfe dir und mir hilft jemand anderes“). Abb. 2.3 stellt beide Arten von indirekter Reziprozität graphisch gegenüber. Obwohl beide Arten in Studien beobachtet werden, ist die nachgelagerte Reziprozität intuitiver zu fassen und auch wichtigere Grundlage für die Entstehung von Kooperation. Im Folgenden wird sich deshalb, wenn von indirekter Reziprozität gesprochen wird, ausschließlich die nachgelagerte Ausprägung bezogen.

Die Entscheidung anderen zu helfen beruht bei indirekter Reziprozität nicht auf eigenen Erfahrungen, sondern auf Erfahrungen anderer. Alexander vergleicht deshalb auch indirekte Reziprozität mit direkter Reziprozität im Beisein Dritter [Ale87]. Das Wissen über das Verhalten eines Teilnehmers in früheren Interaktionen wird im Allgemeinen unter dem Begriff der *Reputation* eines Teilnehmers zusammengefasst. Eine hohe Reputation kennzeichnet dabei einen 'guten' Teilnehmern, eine niedrige Reputation einen 'schlechten' Teilnehmer. Die Bestimmung der Reputation ist dabei nicht offensichtlich. Die einfachen Regeln „A hilft B  $\Rightarrow$  A's Reputation steigt“ und „A hilft B nicht  $\Rightarrow$  A's Reputation sinkt“ sind prinzipiell immer anwendbar, aber nicht notwendigerweise die besten Arten, sich eine aussagekräftige Meinung über A zu bilden. Besonders interessant ist der Fall,

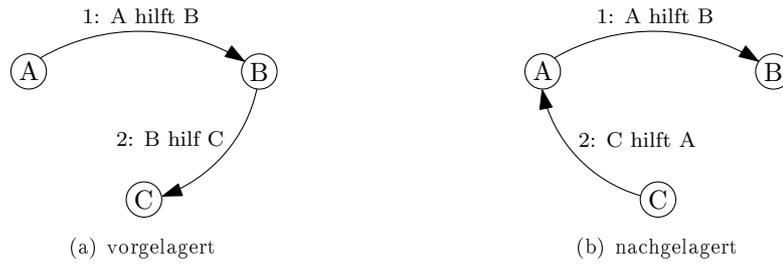


Abbildung 2.3: Arten indirekter Reziprozität

wenn der Interaktionspartner von B selbst eine sehr niedrige Reputation besaß, also in anderen Worten ein 'schlechter' Teilnehmer war. Hier kann es durchaus für A sprechen, B nicht geholfen zu haben und genauso gegen A sprechen, wenn er B geholfen hat. Abb. 2.4 symbolisiert noch einmal diese grundsätzliche Fragestellung, wie sich das Verhalten eines Teilnehmers auf dessen Reputation auswirken kann.



Abbildung 2.4: Probleme mit indirekter Reziprozität

Das Konzept der indirekten Reziprozität wurde zum ersten Mal 1998 von Nowak und Sigmund [NS98] mathematisch formalisiert und im Rahmen von Simulationen untersucht. In der ökonomischen Literatur ging dieses Modell unter dem Namen *Helping Game* ein. Das Helping Game ist ein rundenbasiertes Spiel, bei dem pro Runden die Teilnehmer zufällig in Paare aufgeteilt werden. Dabei wird sichergestellt, dass nie (oder möglichst selten) die gleichen Paare entstehen. Pro Paar agiert dann ein Teilnehmer als Spender und einer als Empfänger. Der Spender kann nun entscheiden, ob der Empfänger eine Spende in Höhe  $b$  (engl.: *benefit*) erhält oder nicht, die Kosten für den Spender sind dabei  $c$  (engl.: *cost*). Tabelle 2.2 stellt die resultierende Auszahlungsmatrix des Helping Games dar. Die absoluten Werte für  $b$  und  $c$  können frei gewählt werden müssen aber die Bedingung  $b > c$  erfüllen. Die Gesamtnutzen einer Interaktion berechnet sich zu  $b - c$ . Nur wenn diese Differenz  $> 0$  ist, besteht überhaupt ein Anreiz zur Kooperation, da nur dann der Gesamtnutzen einer Interaktion positiv ist.

	Spender	
	Spende	keine Spende
Empfänger	$b / -c$	$0 / 0$

Tabelle 2.2: Auszahlungsmatrix des *Helping Games*

Die Reputation eines Teilnehmers wird durch einen ganzzahligen Wert aus dem Intervall  $[-5; +5]$  repräsentiert. Zu Beginn hat jeder Teilnehmer eine Reputation von 0. Hilft ein Teilnehmer A in der Rolle des Spenders einem Teilnehmer B, d.h. A spendet B, so erhöht sich der Reputationswert von A um 1 (bis maximal +5). Verweigert A Teilnehmer B die Spende, verringert sich A's Reputationswert um 1 (bis maximal -5). In ihren Experimenten haben Nowak und Sigmund das Verhalten von Teilnehmern simuliert. Ein wichtiger Parameter war dabei die Anzahl der Teilnehmer, die den

aktuellen Reputationswert eines Teilnehmers A kannten; im Idealfall kannten alle Teilnehmer den aktuellen Wert von A. Die Kernaussage, welche die Autoren auf Grund ihrer Simulationsergebnisse machen konnte, war, dass sich kooperatives Verhalten umso stärker durchgesetzt hat, je besser ein Teilnehmer die Reputationswerte von anderen kannte. Dies bestätigt deutlich die Notwendigkeit von Reputationsinformationen im Kontext indirekter Reziprozität. Im Abschnitt 2.3.2 werden noch weitere Ergebnisse im Vergleich mit anderen verwandten Studien genannt.

**Direkte und indirekte Reziprozität in virtuellen Gemeinschaften.** Auf Grund der großen Anzahl von Teilnehmern und der typischerweise großen räumlichen Verteilung, spielen sowohl Verwandten- als auch Gruppenselektion keine Rolle bei der Entstehung und Förderung von Kooperation zwischen Teilnehmern in virtuellen Gemeinschaften. Und obwohl es durchaus vorkommen kann, dass gleich Teilnehmer wiederholt interagieren, ist die Wahrscheinlichkeit mit Fremden zu interagieren sehr hoch. Als Folge muss der Schwerpunkt auf der indirekten Reziprozität liegen, um kooperatives Verhalten zu fördern. Auf der anderen Seite lässt die indirekte Reputation auch einen gewissen Ermessensspielraum zu, um einen Teilnehmer auf Basis seiner Entscheidungen als 'gut' oder 'schlecht' auszuweisen. Daraus lässt sich die Anschlussfrage ableiten, wie Teilnehmer am sinnvollsten das Verhalten anderer interpretieren und ihr eigenes Verhalten darauf anpassen sollten. Das Folgekapitel geht näher auf diese Fragestellung ein.

### 2.3.2 Charakteristiken erfolgreicher Strategien

Auf Grund der Tatsache, dass Teilnehmer in virtuellen Gemeinschaften häufig mit unbekanntem Teilnehmern interagieren, ist vor allem indirekte Reziprozität von Bedeutung. Allerdings bietet die indirekte Reziprozität mehr Ermessensspielraum bei Entscheidungen. Nicht immer ist ein Teilnehmer, der seinen letzten erhaltenen Auftrag angenommen (abgelehnt) hat, gut (schlecht); vgl. Abbildung 2.4. D.h. es sind verschiedene Strategien denkbar, die auf den ersten Blick sinnvoll erscheinen. Auf der anderen Seite können auch solche Strategien erfolgreich sein, die nicht offensichtlich sind. Im Folgenden wird sukzessive motiviert, was im Kontext von indirekter Reziprozität erfolgreiche Strategien vor allem auszeichnet.

**Spieltheoretische Grundbegriffe.** Die Spieltheorie beschreibt die Wissenschaft interaktiver Entscheidungsprozesse [Sam97]. Interaktiv bedeutet dabei, dass nicht nur der oder die 'Entscheider' ('Teilnehmer' im Kontext von Interaktionen zwischen Menschen) sondern auch andere von dieser Entscheidung betroffen sind. Die Entscheidung eines Teilnehmers und die Gründe für seine Entscheidung beschreiben seine *Strategie*. Zwei Grundannahmen werden immer vorausgesetzt: (a) Die Strategie der Teilnehmer ist durch wohldefinierte Absichten motiviert, d.h., die Teilnehmer haben klare Ziele, die sie auf Grund ihrer Entscheidung versuchen zu erreichen. Typischerweise besteht das Ziel für einen Teilnehmer darin, seinen Nutzen zu maximieren. Der Nutzen ergibt sich aus den Interaktionen mit anderen wird durch Szenario beschrieben, dass durch einen Entscheidungsprozess modelliert wird. (b) Die Teilnehmer handeln 'strategisch', d.h., dass sie sich dem Wechselspiel ihrer Entscheidungen und der Entscheidungen anderer bewusst sind. Konkret bedeutet dies, dass die Teilnehmer erkennen, dass ihr eigener Nutzen von den Entscheidungen anderer abhängt. Ihre Strategien sollten somit so gewählt werden, dass sie andere genau zu den Entscheidungen motivieren, die letztlich ihren Nutzen vergrößern. Diese Wechselspiele zwischen Strategien, Entscheidungen, Nutzen machen die Spieltheorie aus.

Das Feld der Spieltheorie ist sehr weit und ein tiefer Einstieg wäre an dieser Stelle verfehlt (als weiterführende Literatur bietet sich an [FT91, Sam97]). Für das Ziel, erfolgreiche Strategien im Kontext indirekter Reziprozität zu identifizieren, sollen hier zwei wichtige Konzepte der Spieltheorie kurz erläutert werden: *Gleichgewicht* und *Evolutionäre Stabilität*. Dabei reicht für das weitere Verständnis die informale Definition beider Begriffe aus.

- *Gleichgewicht.*

Das Konzept eines Gleichgewichtes oder Gleichgewichtszustandes geht auf die Arbeit von John F. Nash zurück [Nas50]. Ein solcher Zustand ist dann erreicht, wenn kein Teilnehmer mehr einen Anreiz besitzt, seine aktuelle Strategie zu ändern. Dies wiederum ist dann der Fall, wenn er durch das Ändern der Strategie seinen eigenen Nutzen verringern würde. Je

nach Spiel, d.h., je nach modellierten Szenario kann es (a) kein, (b) genau ein, (c) mehrere oder sogar (d) unendlich viele Gleichgewichte geben. Sobald mindestens ein Gleichgewicht existiert, ist dann die nächste Frage, wie hoch die Kooperativität in diesen Zuständen ist. 'Gute' Gleichgewichtszustände sind also solche, in denen die Strategien der Teilnehmer auch ein kooperatives Verhalten implizieren.

- *Evolutionäre Stabilität.*

Die Bedingung der evolutionären Stabilität einer Menge von Strategien setzt einen Gleichgewichtszustand voraus. Zusätzlich muss gelten, dass das Auftreten einer neuen Strategie, diese neue Strategie bzgl. ihres Nutzens immer schlechter abschneidet als die bisher vorhandenen Strategien. Die Grundideen stammen hierbei aus der evolutionären Biologie, wo durch Mutationen neue Strategien in einer gegebenen Menge von Strategien auftauchen und durch Selektion sich erfolgreiche Strategien gegen weniger erfolgreiche durchsetzen. Eine Menge von Strategien befindet sich somit dann in einem evolutionär stabilen Zustand, wenn jede neu auftauchende Strategie weniger erfolgreich ist, und sich damit nicht durchsetzen kann bzw. wieder verdrängt wird.

Der Wunsch oder das Ziel ist, dass Teilnehmer sich gemäß Strategien verhalten, die evolutionär stabil sind – was einen Gleichgewichtszustand mit einschließt – und dabei ein möglichst hohes Maß an Kooperativität sicherstellen. Dabei ist allerdings wichtig zu erwähnen, dass sich der daraus möglicherweise ableitbare Umkehrschluss nicht gilt: Handeln Teilnehmer nach Strategien die nicht evolutionär stabil sind, kann es durchaus zu einer sehr hohen Kooperationsbereitschaft kommen. Die Gefahr besteht allerdings hier, dass neu auftretende, unkooperativere Strategien sich durchsetzen können und die Gesamtkooperativität sinkt.

**Evolutionär stabile Strategien in Kontext indirekter Reziprozität.** Die folgenden Aussagen und Ergebnisse stammen aus den Arbeiten von Ohtsuki und Iwasa [OI04, OI06]. Ähnlich wie Nowak und Sigmund haben sie, basierend auf dem Modell des Helping Games, umfangreiche Simulationen durchgeführt, um evolutionär stabile Strategien zu identifizieren. Allerdings haben Ohtsuki und Iwasa das ursprüngliche Modell vom Helping Game modifiziert und erweitert, um reale Umgebungen noch besser nachzubilden. So ist die Reputation eines Teilnehmers hier ein binärer Wert, 'gut' (+) oder schlecht (–). Weiterhin werden zwei Fehlerarten berücksichtigt: *Bearbeitungsfehler* beschreiben, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Teilnehmer einen Auftrag ablehnt, obwohl er gewillt ist, ihn anzunehmen. Damit werden Situationen nachgebildet, in denen ein Teilnehmer A sich zwar kooperativ verhalten will, aber durch externe Fehler daran gehindert wird (z.B. ein Systemabsturz in einer Grid-Computing Umgebung). Ob A sich gewollt oder ungewollt unkooperativ verhält, ist für die anderen Teilnehmer nicht zu unterscheiden. *Bewertungsfehler* beschreiben, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Teilnehmer die Entscheidung eines anderen falsch interpretiert. D.h., ein Teilnehmer hat sich kooperativ verhalten, aber der Teilnehmer, der den Auftrag geschickt hat, erkennt dies nicht. Wenn z.B. ein Teilnehmer A in einer Grid-Computing Umgebungen einem Teilnehmer B unbewusst eine fehlerhafte Berechnung schickt, B diese nach den falschen Vorgaben bearbeitet, kann A aus den unerwarteten Ergebnissen fälschlicherweise ein unkooperatives Verhalten von B ableiten.

Der wichtigste Unterschied zum Modell von Nowak und Sigmund ist jedoch, dass sich der Reputationswert nicht allein durch sein Verhalten in der Rolle des Spenders ergibt. Neben der Entscheidung des Spenders, stellt eine Interaktion noch weiteres Wissen zur Verfügung, namentlich die Reputation des Empfängers und die Reputation des Spenders *vor* seiner Entscheidung. In Abhängigkeit, welche der drei Komponenten berücksichtigt werden, lassen sich verschieden Bewertungsregeln ableiten. Eine Bewertungsregel gibt dabei an, welche Reputation (+ oder –) der Spender nach seiner Entscheidung hat. Ohtsuki und Iwasa unterscheiden drei Stufen:

*Wissen 1.Ordnung* umfasst allein die Aktion des Spenders, d.h., die Reputation des Spenders nach der Interaktion ist nur davon abhängig, ob er bereit war zu spenden oder nicht. Auf Grund der zwei Entscheidungsmöglichkeiten (*spenden* oder *verweigern*) und der zwei möglichen Bewertungen (+ oder –) sind vier Bewertungsregeln denkbar; siehe Abbildung 2.5. Die grau hinterlegten Felder kennzeichnen die Bewertung des Spenders nach dessen Entscheidung. So bewertet die linke Regel z.B. einen Spender immer als positiv, egal wie er sich verhalten hat. Analog bewertet ganz rechte

## KAPITEL 2. GRUNDLAGEN

Regel einen Spender immer als positiv. Bereits für das Wissen 1. Ordnung wird klar, dass nicht alle denkbaren Bewertungsregeln auch tatsächlich sinnvoll sind. So wird gemäß der zweiten Regel ein Spender als gut bewertet wenn er nicht gespendet hat und schlecht bewertet, wenn er gespendet hat. Intuitiv fördert das keine Kooperation. Im Gegensatz dazu ist die dritte Regel die intuitivste: Ein Spender wird als gut angesehen, wenn er spendet und schlecht angesehen, wenn er die Spende verweigert.

Aktion des Spenders	Reputation von E			
	E <sup>+</sup>	E <sup>-</sup>	E <sup>+</sup>	E <sup>-</sup>
spenden	-	-	+	+
verweigern	-	+	-	+

Abbildung 2.5: Bewertungsregeln 1. Ordnung

*Wissen 2. Ordnung* geht einen Schritt weiter und berücksichtigt neben der Entscheidung des Spenders zusätzlich die Reputation des Empfängers. Durch die zwei Möglichkeiten ergeben sich nun insgesamt 16 Bewertungsregeln; siehe Abb. 2.6. Zur kurzen Illustration: Die Regel oben links würde wieder der Strategie entsprechen, einem Teilnehmer nie zu vertrauen, egal ob er gespendet oder verweigert hat und egal, ob der Empfänger eine positive oder negative Reputation besessen hat. Eine Strategie, die allen vertraut verwendet die Regel unten rechts. Auch hier gilt – ohne eine explizite Aufzählung – dass viele Bewertungsregeln wenig sinnvoll erscheinen (z.B. alle, nach denen ein Spender, der einen Empfänger mit hoher Reputation auch tatsächlich gespendet hat, als negativ eingestuft wird). Auf der anderen Seite gibt es hier nun mehrere Bewertungsregeln die sinnvoll erscheinen. Die zwei offensten Punkte sind (a) ob ein Teilnehmer, der einem Empfänger mit negativer Reputation den Spende verweigert hat, nun als positiv oder negativ angesehen wird und (b) ob ein Teilnehmer, der einem Empfänger mit negativer Reputation gespendet hat, nun als positiv oder negativ angesehen wird. Je nach subjektiver Grundeinstellung sind für beide Fälle beide Entscheidungen nachvollziehbar.

		Reputation von S und E							
		E <sup>+</sup> E <sup>-</sup>		E <sup>+</sup> R <sup>-</sup>		E <sup>+</sup> E <sup>-</sup>		E <sup>+</sup> E <sup>-</sup>	
Aktion des Spenders	spenden	-	-	-	+	+	-	-	+
	verweigern	-	-	-	-	-	-	-	+
	spenden	-	-	-	-	-	+	+	+
	verweigern	+	-	-	+	+	-	-	-
	spenden	-	-	+	-	-	+	+	-
	verweigern	+	+	-	+	+	+	+	+
	spenden	+	-	+	+	+	+	+	+
	verweigern	+	-	+	-	-	+	+	+

Abbildung 2.6: Bewertungsregeln 2. Ordnung

*Wissen 3. Ordnung* berücksichtigt nun noch zusätzlich die Reputation des Spenders. Auf Grund dieser weiteren Dimension sind nun insgesamt 256 Bewertungsregeln denkbar. Auf der anderen Seite ist auch die Zahl solcher Regeln, die einem intuitiven Verhalten widersprechen, sehr groß. Aus dieser Menge haben Ohtsuki und Iwasa vier Bewertungsregeln extrahiert, die das typische Bewertungsverhalten am ehesten widerspiegeln; siehe Abbildung 2.7:

- *Direkte Beobachtung*

Diese Regel ist relativ direkt: Sobald ein Spender tatsächlich spendet, wird er als positiv angesehen; verweigert er, wird er anschließend als negativ angesehen. Es fällt auf, dass sich diese Regel bereits mit Wissen 1. Ordnung aufstellen lässt (im Gegensatz zu den anderen drei Regeln).

- *Akzeptierte Unkooperativität*  
Ganz ähnlich zur *Direkten Beobachtung* wird hier ein Spender auch als positiv angesehen, wenn einem Empfänger mit negativer Reputation die Spende verweigert. Von den vier extrahierten Bewertungsregeln ist diese somit die optimistischste, d.h., bei keiner anderen Regel wird der Spender in so vielen Fällen nach seiner Aktion als positiv angesehen.
- *Bestrafte Kooperativität*  
Im Vergleich zur *Akzeptierten Unkooperativität* wird hier ein Spender jetzt negativ angesehen, wenn er einen Empfänger mit negativer Reputation spendet und einem Empfänger, egal ob der Spender vorher eine positive oder negative Reputation hatte. Anschaulich bedeutet dies: Wer Schlechten hilft, ist selbst schlecht.
- *Maximale Bestrafung*  
Am pessimistischsten von den vier extrahierten Regeln ist *Maximale Bestrafung*. Hier wird ein Spender auch dann als negativ bewertet, wenn er einem Empfänger mit negativer Reputation die Spende verweigert hat. Er wird nur dann positiv bewertet, wenn er Empfängern mit positiver Reputation tatsächlich gespendet hat.

		Reputation von $S$ und $E$				
		$S^+E^+$	$S^+E^-$	$S^-E^+$	$S^-E^-$	
Aktion des Spenders	spenden	+	+	+	+	Direkte Beobachtung
	verweigern	-	-	-	-	
	spenden	+	+	+	+	Akzeptierte Unkooperativität
	verweigern	-	+	-	-	
	spenden	+	-	+	-	Bestrafte Kooperativität
	verweigern	-	+	-	-	
	spenden	+	-	+	-	Maximale Bestrafung
	verweigern	-	-	-	-	

Abbildung 2.7: Bewertungsregeln 3.Ordnung (Auszug)

Unabhängig von der Bewertungsregel hat ein Teilnehmer noch die Wahl, wie er sich nun als Spender entscheidet. Für jede der  $2^3 = 8$  möglichen Kombinationen aus Reputation des Empfängers  $E$ , Reputation des Spenders  $S$  und Aktion des Spenders, hat ein Teilnehmer in einer Folgeinteraktion zwei Möglichkeiten zu agieren: Er spendet  $S$  oder verweigert die Spende. Daraus ergeben sie  $2^4 = 16$  so genannte Aktionsregeln. Beide zusammen, die gewählte Bewertungs- und Aktionsregel, bilden dann gemeinsam die Strategie. Mit 256 Bewertungs- und 16 Aktionsregeln lassen sich somit insgesamt 4096 Strategien konstruieren. In äußerst umfangreichen Simulationen haben Ohtsuki und Iwasa alle 4096 Strategien untersucht. Dazu haben sie für jede Strategie  $s$  eine Population von Teilnehmer erzeugt, die sich gemäß  $s$  verhalten. In diesen Populationen wurden dann jeweils eine der anderen 4095 Strategien in geringen Umfang eingestreut und überprüft, ob sich diese neue Strategie durch Selektion vermehren kann oder verdrängt wird. Konnte keine der 4095 Strategien in einer Population, die  $s$  spielte erfolgreich eindringen, so galt  $s$  als evolutionär stabil. Am Ende blieben acht Strategien – die so genannten „Führenden Acht“ (engl.: *Leading Eight*) – übrig, die sowohl zu kooperativen Verhalten führen als auch evolutionär stabil sind. Die acht Strategien sind für fünf Bewertungen identisch, wodurch sich die acht Bewertungsregeln mit Hilfe eines Platzhaltersymbols an den drei restlichen stellen zu einer Regel vereinigen lassen (\* steht dabei entweder für + oder -). Abbildung 2.8 zeigt die Bewertungs- und Aktionsregeln der „Führenden Acht“ in kompakter Darstellung.

Von den vier strategisch sinnvollen Bewertungsregeln (siehe Abbildung 2.7) lassen sich nur *Akzeptierte Unkooperativität* und *Bestrafte Kooperativität* zu den „Führenden Acht“ zuordnen; für

		Reputation von $S$ und $E$			
		$S^+E^+$	$S^+E^-$	$S^-E^+$	$S^-E^-$
spenden		+	*	+	*
verweigern		-	+	-	*
Aktion		$C$	$D$	$C$	*

Abbildung 2.8: Die „Führenden Acht“

*Direkte Beobachtung* und *Maximale Bestrafung* gelingt dies nicht. Daraus folgt die grundlegende Aussage, dass evolutionär-stabile Strategien nicht allein auf Wissen 1.Ordnung basieren können. Auf der anderen Seite ist Wissen 3.Ordnung nicht notwendig. Es darf allerdings auch nicht vergessen werden, dass auch dieses Modell vereinfachten Annahmen trifft, um die Zahl möglicher Strategien (hier: 4096) zu begrenzen. Die wichtigste Einschränkung ist dass sich der Reputationswert eines Teilnehmers allein aus seiner letzten Interaktion als Spender bestimmt. Das bedeutet z.B., dass ein Teilnehmer, der vorher 100mal guten Partnern gespendet hat, die Spende einem guten Partner in Interaktion 101 verweigert, sofort als schlecht angesehen wird. Menschen bewerten im Allgemeinen deutlich weniger scharf. Dennoch lassen sich aus den Ergebnissen vier prinzipielle Eigenschaften einer 'guten' Strategie ableiten:

- *Aufrechterhaltung der Kooperation*  
Eine Strategie sollte Teilnehmern vertrauen, die Dienstanfragen von Teilnehmern mit einer hohen Reputation angenommen haben.
- *Identifikation von unkooperativen Teilnehmern*  
Eine Strategie sollte Teilnehmern nicht vertrauen, die Dienstanfragen von Teilnehmern mit einer hohen Reputation abgelehnt haben.
- *Vergebung von unkooperativen Verhalten*  
Eine Strategie sollte Teilnehmern vertrauen, die für eine Zeit unkooperativ waren, dann aber ihr Verhalten geändert haben.
- *Begründete Bestrafung*  
Eine Strategie sollte auch dann einem Teilnehmer vertrauen, wenn der Teilnehmer die Dienstanfragen von anderen abgelehnt hat, diese aber eine schlechte Reputation hatten.

Das Ergebnis ist sehr gehaltvoll, wenn auch nicht so überraschend, da die genannten Eigenschaften auch intuitiv sinnvoll erscheinen. Dies ist in sofern als sehr positiv zu bewerten, als dass sich keine kooperative Strategie als evolutionär stabil erwiesen hat, die man intuitiv nachvollziehen kann. Denn es wäre nicht zu erwarten, dass menschliche Teilnehmer nach solchen Strategien handeln bzw. solche entsprechenden Strategiedefinitionen formulieren. Weiterhin fällt auf, dass für drei der vier Eigenschaften Wissen 1.Ordnung genügt. Auch dies ist durchaus positiv, da die Berücksichtigung von Wissen 1.Ordnung erneut am intuitivsten ist und damit den geringsten kognitiven Aufwand bedeutet. Eine gewisse Sonderstellung besitzt die begründete Bestrafung. Sie ist die einzige Eigenschaft, für die Wissen 2.Ordnung notwendig ist.

Axelrod [Axe84] geht mit seinen Vorschlägen für gute Strategien noch weiter. „Sei nicht neidisch“ bedeutet etwas mehr als die Aufrechterhaltung der Kooperation und wird dann relevant, sobald die Kosten bzw. der Nutzen, also die Werte für  $c$  und  $b$ , nicht für alle Teilnehmer gleich sind. Ein Beispiel hierfür ist die Interaktion zwischen dem Kandidaten einer Quizshow und dem Telefon-Joker. Die richtige Antwort kann für den Kandidaten viel Geld bedeuten. Falls, der Telefon-Joker die Antwort kennt, sind seine Kosten für die Hilfe minimal. Ist der Telefon-Joker allerdings neidisch auf den sehr hohen Nutzen für den Kandidaten, könnte er die Antwort verweigern (in diesem Fall würde der Telefon-Joker natürlich nicht zugeben, dass er die Antwort bewusst verschweigt, sondern behaupten, dass er sie nicht kennt). „Sei nicht zu raffiniert“ ist ein Vorschlag mit vielen Facetten. Der wichtigste ist, dass komplexe Strategien oft ein Verhalten implizieren, welches für mögliche Interaktionspartner nicht nachvollziehbar ist und ggf. sogar zufällig wirkt. Sobald ein Teilnehmer aber den Eindruck gewinnt, dass sein Verhalten keinen Einfluss auf das Verhalten eines anderen

Teilnehmers – auf Grund dessen komplexer Strategie – hat, sinkt sein Anreiz sich kooperativ zu verhalten. Somit ist die Einfachheit auch ein wichtiges Kriterium für eine gute Strategie. Axelrods weitere Vorschläge finden sich bereits in obiger Aufzählung wider.

### 2.3.3 Existierende Studien

Simulationen für die Untersuchung von kooperativen Verhalten erlauben Aussagen darüber – immer unter der Berücksichtigung vereinfachender Annahmen der Modelle für die Simulationen – welche Strategien besonders erfolgreich sind. Offen ist allerdings, ob Menschen sich tatsächlich so verhalten und somit kooperatives Verhalten dominiert. Denn nur weil es für ein Szenario mindestens ein evolutionär stabiler Zustand existiert, heißt dies nicht, dass dieser Zustand auch immer erreicht wird. (Die Definition für einen evolutionär stabilen Zustand sagt nur aus, dass dieser nicht mehr verlassen wird.) Die Frage, die sich daran anschließt ist, wenn Teilnehmer nicht nach evolutionären Strategien handeln, ob dennoch ein hohes Maß an Kooperativität möglich ist. Um diese und ähnliche Fragen zu beantworten, bedarf es verhaltensökonomischer Experimente. In solchen Experimenten werden Szenarien in Form von Spielen modelliert, und mit menschlichen Teilnehmern gespielt. Auch das Helping Game wurde schon mehrfach in verhaltensökonomischen Spielen betrachtet, um das Verhalten von Menschen in Interaktionen mit unbekanntem Partnern zu untersuchen. Im Folgenden sollen einige wichtigen Studien und deren Ergebnisse kurz vorgestellt werden.

**Experimente zur indirekten Reziprozität.** Das Helping Game stellt verschiedene Parameter bereit, die Einfluss auf die Kooperationsbereitschaft von Teilnehmern haben. Dazu zählen z.B. die Anzahl der Teilnehmer, die Anzahl der gespielten Runden und vor allem die gewählten Werte für  $b$  und  $c$  und der Umfang an bereitgestellten Reputationsinformationen. Vor allem die letzten beiden Parameter waren Gegenstand von verhaltensökonomischen Experimenten im Rahmen des Helping Games.

Seinen und Schram [SS06] haben in ihren Experimenten den Einfluss der Punkteverteilung und des öffentlichen Reputationswertes genauer untersucht. Dazu haben sie sechs Durchgänge des Helping Games mit jeweils 28 Teilnehmern durchgeführt. Jedes Spiel dauerte 90 Runden, wobei nur 20 zufällig ausgewählte davon Grundlage für die Auszahlung der Teilnehmer waren. Bei der Punkteverteilung galt  $b = 250$  in allen Spielen. Bei den Kosten wurde einmal  $c = 50$  (LC, engl.: *low cost*) und einmal  $c = 150$  (HC, engl.: *high cost*) gewählt. Ein Reputationswert aus dem Ganzzahlintervall  $[-6, +6]$  spiegelte die Entscheidungen eines Teilnehmers in der Rolle des Spenders wider. In einer HC-Kontrollgruppe wurde ganz und gar auf einen öffentlichen Reputationswert verzichtet. Die Ergebnisse zeigen, dass es selbst ohne einen öffentlichen Reputationswert, zu Kooperationen kommt. Dies lässt sich nur mittels altruistischen Verhalten erklären. Auf der anderen Seite ist die Kooperationsrate deutlich höher, sobald Teilnehmer über einen Reputationswert, das frühere Entscheidungsverhalten anderer Teilnehmer bekannt war. Dabei war die Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer in LC-Spielen höher als in HC-Spielen. Die Erklärung ist, dass es in LC-Spielen nicht so „teuer“ ist, auch mit unkooperativen Teilnehmern zu kooperieren. Weiterhin haben Seinen und Schram versucht, aus dem Verhalten der Teilnehmer deren Strategien abzuleiten. Dazu haben sie mit Hilfe ihrer Ergebnisse sechs Strategien definiert und überprüft, wie gut die tatsächlichen Entscheidungen eines Teilnehmers mit den Vorhersagen der jeweiligen Strategien übereinstimmen. Ein Teilnehmer wurde darauf hin der Strategie zugeordnet, die seine echten Entscheidungen am genauesten widerspiegelt hat. Folgende Strategien mit dem Anteil der Teilnehmer haben Seinen und Schram definiert: (a) Spende immer, 36%, (b) Spende nie, 11%, (c) Spende, wenn der Reputationswert des Spenders hoch genug ist, 18%, (d) Spende, wenn der eigene Reputationswert zu niedrig ist, 5%, (e) Spende, wenn der eigene Reputationswert zu niedrig ist und der Reputationswert des Empfängers nicht gerade sehr niedrig ist, 18%, (f) Spende, wenn der Reputationswert des Empfängers hoch genug ist und der eigene Reputationswert nicht gerade sehr hoch ist, 12%. Wichtig ist zu bemerken, dass kein Verhalten eines Teilnehmers durch eine der vorgeschlagenen Strategien vollständig beschrieben wurde.

Bolten et al. [Gar05] haben ebenfalls den Effekt der Punkteverteilung (HC vs. LC) und den Effekt der bereitgestellten Informationen untersucht. Hinsichtlich des zweiten Punktes wurde drei Varianten gespielt, (a) *Keine Information*: der Spender wusste nichts über das frühere Verhalten des Empfängers, (b) *Information 1.Stufe*: Der Spender A kannte die letzte Entscheidung des Emp-

fängers B als Spender, (c) *Information 2.Stufe*: Wie 1.Stufe, aber zusätzlich kannte A die letzte Entscheidung von B's Empfänger in dessen letzter Interaktion als Spender. Daraus ergeben sich in Kombination sechs verschiedene Spielvarianten. Jede Variante wurde zwei Mal mit jeweils 16 Teilnehmern gespielt. Bezüglich des Unterschiedes zwischen HC- und LC-Spielen zeigen auch hier die Ergebnisse, dass im Fall von LC die Kooperationsbereitschaft deutlich höher ist als im HC-Fall. Ein weiteres Ergebnis ist, dass die Berücksichtigung von Informationen 2.Ordnung sowohl in HC- als auch in LC-Spielen den meisten Nutzen für Teilnehmer hatte. Dies verdeutlicht die Relevanz und die Vorteile einer Unterscheidung zwischen begründeter und unbegründeter Bestrafung (vgl. Abschnitt 2.3.2).

Fischbacher und Engelmann [EF08] haben untersucht, ob Teilnehmer anderen nur helfen, um diese für ihr gutes Verhalten zu belohnen, oder auch um ihren eigenen Reputationswert zu erhöhen. Dazu haben sie das Helping Game in fünf Durchgängen gespielt. Jedes Spiel bestand aus 16 Teilnehmern und wurde 80 Runden lang gespielt. Die Punkteverteilung war  $b = 15$  und  $c = 6$ . Jeder Teilnehmer hatte einen öffentlichen Reputationswert, der wieder das Verhalten eines Teilnehmers in der Rolle des Spenders in dessen letzten fünf Interaktionen widerspiegelt. Allerdings hatten Teilnehmer diesen öffentlichen Reputationswert entweder nur in den ersten 40 oder nur in den letzten 40 Runden. Dies wurde den Teilnehmern jeweils vorher angekündigt. Ein Teilnehmer ohne öffentlichen Reputationswert hat keinen Anreiz diesen hoch zu halten und kooperiert allein aus dem Grund, anderen Teilnehmern ihr gutes Verhalten zurückzuzahlen. Die Ergebnisse zeigen, dass Teilnehmer umso häufiger spenden je höher die Reputation des Empfängers ist, egal ob sie selbst einen öffentlichen Reputationswert besitzen oder nicht. Kooperatives Verhalten zahlt sich somit aus. Ein viel wichtigeres Ergebnis ist aber, dass Teilnehmer mit einem öffentlichen Reputationswert signifikant häufiger spenden als Teilnehmer ohne. Dies zeigt, dass Teilnehmer bei ihren Entscheidungen ihre eigene Reputation berücksichtigen, d.h. sie versuchen strategisch ihre eigene Reputation aufzubauen.

Die Ergebnisse lassen sich insoweit zusammenfassen, dass Reputationsinformationen absolut notwendig sind, um in Umgebungen, in denen oft unbekannte Teilnehmer miteinander interagieren, ein hohes Maß an Kooperativität zu fördern. Dabei gilt die Faustregel, dass die Kooperativität umso höher ist, umso mehr und genauere Reputationsinformationen den Spendern für ihre Entscheidungen zur Verfügung stehen. Weiterhin ist allen existierenden Studien gemein, dass sie die Spender ihre Entscheidungen immer manuell für jede Interaktion getroffen haben. Dadurch lässt sich nur begrenzt abschätzen welche Strategien genau die Teilnehmer verfolgt haben. Eine Möglichkeit dies zu tun haben Seinen und Schramm vorgeschlagen (siehe oben). Eine weitere verbreitete Methode ist, die Teilnehmer nach den Spielen mittel Fragebögen ihre gespielte Strategie nachträglich zu formulieren. Auch dies ist nicht unproblematisch, da Teilnehmer in einzelnen Entscheidungen durchaus, bewusst oder unbewusst, von dieser Strategie abweichen.

**'Warme' vs. 'kalte' Experimente.** In den vorangegangenen Studien zum Helping Game wurde die Entscheidung zur Spende oder Verweigerung in jeder Interaktion manuell vom Teilnehmer getroffen. Diese Art der Durchführung von Experimenten wird auch als 'warmer' Versuchsaufbau bezeichnet. Innerhalb von virtuellen Gemeinschaften ist eine solche manuelle Entscheidungsfindung aber oftmals nicht praktikabel. Ein gutes Beispiel ist Grid-Computing. In produktiven Systemen, wird permanent eine große Zahl von Rechenaufträgen vielen Teilnehmern zugewiesen. Eine manuelle Entscheidung durch den Teilnehmer – z.B. durch das Drücken eines OK-Knopfes – pro ankommenden Rechenauftrag wäre für den Teilnehmer sehr nervend und würde durch die zeitlichen Verzögerungen bei jeder Entscheidung die Effektivität des Systems deutlich verringern. Solche Situationen bedürfen einer automatischen Entscheidungsfindung, wobei die Entscheidung auch weiterhin vom Willen des Teilnehmers abhängt. Dazu formuliert der Teilnehmer a-priori seine Strategie, mit der er explizit vorgibt, unter welchen Umständen er bereit ist, einer Interaktion zuzustimmen. Experimente, bei denen die Spieler vorher ihre Strategien formulieren, werden als 'kalte' Experimente bezeichnet.

Von Seite der Spieltheorie, die nur auf Gewinn orientierte und „emotionslose“ Teilnehmer annimmt, sollte es zwischen warmen und kalten Experimenten keine Unterschiede geben. Verschiedene Studien kommen auch zu diesen Ergebnis, z.B. [BC98, OM04, CM98]. Auf der anderen Seite können die Anforderungen für Teilnehmer in warmen und kalten Experimenten durchaus verschieden

sein. Bei manuellen Entscheidungen (warm) kann sich der Teilnehmer immer auf die aktuelle Situation einstellen, bevor er seine Entscheidung trifft. Ein weiterer Vorteil ist, dass der Teilnehmer die Auswirkungen seiner eigenen Entscheidungen und der der anderen unmittelbar nachvollziehen kann und in zukünftigen Entscheidungen sich ggf. daran anzupassen (Stichwort: Lernen). In kalten Experimenten muss der Teilnehmer schon vorher alle möglichen Situationen berücksichtigen und dementsprechend seine Entscheidungen formulieren. In Abhängigkeit der Komplexität eines Strategiespiels erfordert dies einen hohen intellektuellen Aufwand. Weiterhin kann der Teilnehmer die Auswirkung seiner formulierten Strategiedefinition nicht unmittelbar sehen oder zumindest im Spiel nicht unmittelbar darauf reagieren. Auf Grund dieser Unterschiede ist es nicht überraschend, dass sich die Entscheidungen von Teilnehmern in warmen und kalten Experimenten unterscheiden können. Viele existierende Studien (z.B. [BWY03, GHM01, HMS98, BMT<sup>+</sup>99]), die den Effekt der Art der Entscheidungsfindung (warm vs. kalt) untersucht haben, kommen zu dem Ergebnis, dass sich die resultierenden Entscheidungen der Teilnehmer signifikant unterscheiden. Das Fazit ist, dass das Verhalten von Teilnehmern stark von der Unterscheidung zwischen einer manuellen und einer automatisierten, basierend auf Strategiedefinitionen, Entscheidungsfindung abhängen kann. Somit lassen sich die Ergebnisse bisheriger Studien im Kontext des Helping Games nicht einfach auf virtuelle Gemeinschaften übertragen.

## 2.4 Graphbasierte Analyse virtueller Gemeinschaften

virtuelle Gemeinschaften lassen sich, wie viele andere Szenarien auch, als Graph repräsentieren. Die Teilnehmer einer virtuellen Gemeinschaft repräsentieren die Knoten und die Reputationsinformationen repräsentieren die Kanten. Aus der Struktur eines Graphen lassen sich viele Eigenschaften ableiten, sowohl für den Graphen als Ganzes als auch für Teile oder für einzelne Knoten. Die Ableitung solcher Eigenschaften ist Inhalt der Netzwerkanalyse. Der Bereich der Sozialen Netzwerkanalyse konzentriert sich dabei auf der Untersuchung von traditionellen Gemeinschaften, wie Freundeskreise, Familien oder Mitarbeiterstrukturen und Firmen. In Abschnitt 2.4.1 werden die Grundkonzepte der Sozialen Netzwerkanalyse kurz umrissen. Das Konzept der Zentralität – eine Eigenschaft eines Knotens, welches der Semantik der Vertrauenswürdigkeit eines Teilnehmers am nächsten kommt – ist Schwerpunkt von Abschnitt 2.4.2. Zentralitätsberechnungen sind typischerweise sehr komplex, vor allem auf großen Graphen. In Abschnitt 2.4.3 werden die wichtigsten Optimierungsansätze kurz vorgestellt.

### 2.4.1 Überblick: Soziale Netzwerkanalyse

Die Soziale Netzwerkanalyse beschäftigt sich mit den Eigenschaften sozialer Strukturen. Solche Strukturen können z.B. Freundeskreise, Familien, Handelspartner oder Unternehmensstrukturen sein. Die Teilnehmer werden allgemein als Akteure bezeichnet. Die untersuchten Eigenschaften können sich auf die einzelnen Akteure und/oder die gesamte Struktur beziehen. Eigenschaften einzelner Akteure sind z.B. der Einfluss auf andere Akteure, ihre Abhängigkeit von anderen oder ihre Wichtigkeit innerhalb der sozialen Struktur. Eigenschaften auf der Strukturebene sind z.B. die Stabilität oder Ähnlichkeit von Gruppen von Akteuren. Solche Eigenschaften sind in der Regel intuitiv zu erfassen. Die Soziale Netzwerkanalyse stellt nun Algorithmen und Maße bereit, diese Eigenschaften zu quantifizieren und dadurch vergleichbar zu machen.

Grundlage für die Analyse ist die Darstellung des Netzwerks als Graph. Ein Graph  $G(V,E)$  besteht aus einer Menge von Knoten  $V$  und einer Menge von Kanten  $E$  zwischen Paaren von Knoten. Die Knoten repräsentieren die Akteure des Netzwerks und die Kanten die Beziehungen zwischen den Akteuren. Existiert im sozialen Netzwerk eine Beziehung zwischen zwei Akteuren, so existiert eine Kante zwischen den beiden entsprechenden Knoten im Graph. Sind die Beziehungen zwischen Akteuren symmetrisch, so sind dies auch die Kanten im Graph. In diesem Fall handelt es sich um ungerichtete Kanten bzw. um einen ungerichteten Graphen. Sind die Beziehungen/Kanten nicht symmetrisch so sind die Kanten bzw. der Graph gerichtet. Gerichtete Kanten werden als Pfeile dargestellt. Besitzt eine Kante nur zwei Ausprägungen, „Kante vorhanden“ oder „Kante nicht vorhanden“ spricht man von einer ungewichteten Kante bzw. einem ungewichteten Graphen. Analog dazu besitzen gewichtete Graphen Kanten mit mehr als zwei Ausprägungen. Die jeweilige Aus-

## KAPITEL 2. GRUNDLAGEN

prägung wird – typischerweise ist dies ein numerischer Wert – an die jeweilige Kante geschrieben. Tabelle 2.3 illustriert diese grundlegenden Eigenschaften eines Graphen.

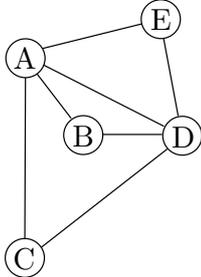
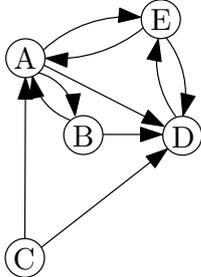
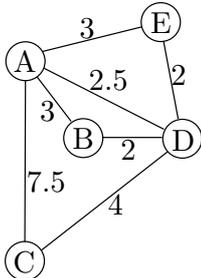
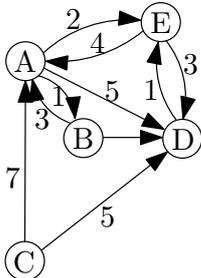
	ungerichtet	gerichtet
ungewichtet	 <p>A-E sind Städte; die Kanten sind Direktflüge</p>	 <p>A-E sind befreundete Personen; die Kanten sind Einladungen zum Essen</p>
gewichtet	 <p>A-E sind Städte; die Kanten sind Direktflüge; die Kantengewichte sind Flugzeiten (in h)</p>	 <p>A-E sind befreundete Personen; die Kanten sind Einladungen zum Essen mit der Häufigkeit als Kantengewicht</p>

Tabelle 2.3: Eigenschaften von Graphen

Den Akteuren, dem gesamten Graphen oder Teilen eines Graphen lässt sich eine Vielzahl unterschiedlicher Eigenschaften zuordnen. Die Soziale Netzwerkanalyse unterscheidet vier große Kategorien von Eigenschaften. Diese Kategorien werden im Folgenden kurz vorgestellt und mit Hilfe einfacher Beispiele illustriert.

**Basiseigenschaften.** Die Basiseigenschaften lassen sich einteilen in Eigenschaften des gesamten Graphen und in Eigenschaften von Akteuren. Wichtige Basiseigenschaften des Graphen sind z.B. seine *Größe* (Anzahl der Knoten), seine *Dichte* (Verhältnis zwischen Knoten- Kantenanzahl) oder sein *Durchmesser* (Länge des längsten aller kürzesten Pfade zwischen allen Knoten). Eigenschaften auf Knotenebene sind z.B. die *Erreichbarkeit* von Knoten von einem beliebigen Startknoten oder die *Distanz* zwischen Paaren von Knoten A und B. Die Distanz ist dabei die Länge des kürzesten Pfades von A nach B. Die Basiseigenschaften enthalten bereits viele Informationen über eine soziale Struktur. So geben z.B. die Dichte eines Graphen oder die Erreichbarkeit von Knoten Auskunft darüber hinaus, wie stark alle Akteure miteinander verbunden sind. Der Begriff Basiseigenschaften leitet sich vielmehr daraus ab, dass diese Eigenschaften Grundlage für die Maße der weiteren Kategorien ist.

**Zentralität.** Die *Zentralität* eines Knotens beschreibt dessen „Wichtigkeit“ im Vergleich zu allen anderen Knoten. Es existieren eine Vielzahl so genannter *Zentralitätsmaße*, welche anhand verschiedener Charakteristiken des Knotens oder des Graphen, die Wichtigkeit eines Knotens bestimmen. So kann z.B. ein Knoten wichtig sein, wenn er besonders viele ausgehenden Kanten besitzt, oder auch von vielen anderen Knoten über kurze Pfade erreicht werden kann. Die bekanntesten Maße werden in Abschnitt 2.4.2 vorgestellt. Eine von der Zentralität abgeleitete Eigenschaft für die gesamten Graphen ist die *Zentralisierung*. Sind die Zentralitäten der Knoten sehr verschieden, so ist der Graph stark zentralisiert. Besitzen dagegen alle Knoten eine ähnliche Zentralität, so ist der Graph schwach zentralisiert. Abbildung 2.9 veranschaulicht den Sachverhalt. Der Graph in Abbildung 2.9(a) ist stark zentralisiert, da es ein Knoten gibt (A), der intuitiv deutlich zentraler in der Graphstruktur eingebettet ist. Dagegen sind in Abbildung 2.9(b) alle gleichmäßig verbunden und damit ähnlich zentral. Der Graph ist somit eher schwach zentralisiert.

Das Konzept der Zentralität gibt es sowohl für gerichtete als ungerichtete Graphen, wobei bei gerichteten Graphen zwischen der Zentralität bzgl. der eingehenden Kanten und der Zentralität



Abbildung 2.9: Beispiel für Graphen mit unterschiedlich starken Zentralisierungen

bzgl. der ausgehenden Kanten unterschieden wird. Für die Zentralität eines Knotens bzgl. seiner eingehenden Kanten wird in der Literatur noch spezieller Begriff verwendet, sein so genanntes *Prestige*.

Die Identifikation von wichtigen Akteuren hat in vielen Szenarien eine große Bedeutung. Ein Beispiel ist die Verbrechensbekämpfung. Die soziale Struktur ist hier eine Verbrecherorganisation, mit den Mitgliedern als Akteuren. Will man diese Organisation zerschlagen, empfiehlt es sich das Ergreifen der wichtigsten Mitglieder so früh wie möglich. Ein anderes Beispiel kommt aus dem Bereich des Marketings. Wenn Firmen ein neues Produkt auf den Markt bringen, verwenden sie häufig bekannte Personen als Werbeträger. Welche Personen das sind hängt dabei stark von dem Produkt und der Zielgruppe für das Produkt ab. Die Werbeträger sollten dabei möglichst wichtig sein. Ein mögliches Netzwerk besteht z.B. Personen, wobei eine Beziehung von A nach B besteht, wenn A nach B's Name im Internet gesucht hat. Personen nach denen oft gesucht wurde, sind als Werbeträger besonders interessant.

**Teilgruppen.** Eine Teilgruppe bezeichnet eine Menge von Knoten mit einer starken Verbundenheit. Dies bedeutet, dass die Akteure nah beieinander liegen bzw. untereinander außergewöhnlich viele Beziehungen besitzen. Es existieren verschiedene Definitionen für eine Teilgruppe, wobei sie unterschiedlich strenge Bedingungen beschreiben, ab wann eine Gruppe von Knoten eine Teilgruppe ist. Die schwächste Definition ist die *Komponente*. Eine Menge von Knoten bildet eine Komponente, wenn zwischen jedem Knoten dieser Menge ein beliebig langer Pfad existiert. Der Graph in Abbildung 2.10 besitzt zwei Komponenten:  $\{A,B,C,D,E\}$  und  $\{F,G\}$ . Die strengste Definition einer Teilgruppe stellt die *Clique* dar. Eine Clique ist eine maximale Teilmenge von mindestens drei Knoten, die alle direkt miteinander verbunden sind. Die Menge von Knoten  $\{A,B,C\}$  ist die einzige Clique im Graph aus Abbildung 2.10. Dazwischen existiert noch eine Vielzahl von Definitionen. Ein Beispiel sind die *n-Cliquen* mit  $n > 2$ . Analog zur Clique – was einer 1-Clique entspricht – ist eine n-Clique eine maximale Teilmenge von Knoten, die alle über einen Pfad mit einer maximalen Länge von n verbunden sind. Der Graph in Abbildung 2.10 besitzt zwei 2-Cliquen ( $\{A,B,C,D\}$  und  $\{B,D,E\}$ ) und eine 3-Clique ( $\{A,B,C,D,E\}$ ).

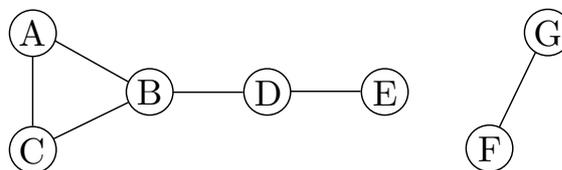


Abbildung 2.10: Beispiel für verschiedene Teilgruppen in Graphen

Im Kontext von Teilgruppen gibt es verschiedene Fragestellungen. Ein wichtiger Aspekt ist die Stabilität einer Teilgruppe oder des gesamten Graphen, d.h. wie viele Kanten können entfernt werden, bevor ein Graph in mehrere Komponenten zerfällt. Die Analyse von Teilgruppen lässt auch Rückschlüsse auf die Eigenschaften einzelner Knoten zu. So kommen vor allem Knoten eine große Bedeutung zu, die Teilgruppen miteinander verbinden. Dies kann z.B. eine Person sein, die als einzige sowohl Mitglied der Fußball- als auch der Handballmannschaft ist. Besonders in der Epidemiologie, also der Wissenschaft von der Verbreitung von Krankheiten und Seuchen, sind

solche Personen „gefährlich“, da sie Krankheiten von einer Gruppe in die andere übertragen können.

**Positionen und Rollen.** Bei der Analyse von *Positionen* sind solche Akteure bzw. Knoten gesucht, die ein identisches oder ähnliches Muster von Beziehungen besitzen, d.h., auf vergleichbare Weise in das Netzwerk bzw. den Graphen eingebettet sind. Die *Rollen* beziehen sich dann auf das Muster von Beziehungen zwischen Mitglieder gleicher oder verschiedener Positionen. Ein wichtiger Begriff ist dabei die *Äquivalenz*, mit der die Gleichheit zwischen Knoten formalisiert wird. Auch hier existieren mehrere Definitionen, in Abhängigkeit davon, wie streng die Ähnlichkeit definiert werden soll. Die strengste Definition ist die *strukturelle Äquivalenz*. Zwei Knoten – folgende Beispiele beziehen sich jeweils auf die Knoten A und B aus Abbildung 2.11 – sind strukturell äquivalent, wenn sie exakt die gleichen Beziehungen besitzen (Abbildung 2.11(a)). Die *automorphe Äquivalenz* ist schwächer, da zwei Knoten nicht genau die gleichen, sondern nur die gleich Anzahl von Beziehungen besitzen (Abbildung 2.11(b)). Bei der *regulären Äquivalenz* muss auch nicht mehr die Anzahl von Beziehungen identisch sein, sondern nur noch ungefähr gleich (Abbildung 2.11(c)). Für jede der drei Äquivalenzen gibt es noch schwächere Definitionen, die die *Ähnlichkeit* (also nicht die Gleichheit) beschreiben.

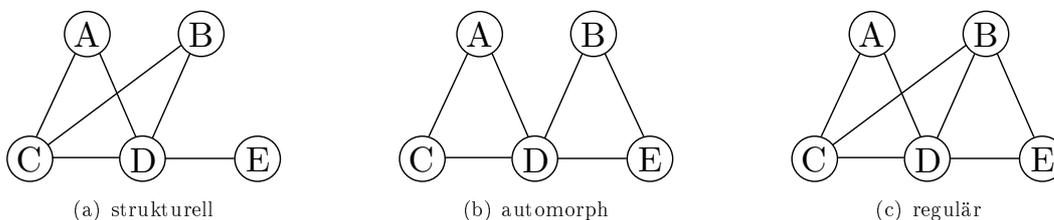


Abbildung 2.11: Beispiel für unterschiedliche Äquivalenzen in Graphen

Akteure mit identischen oder ähnlichen Beziehungen lassen sich zu jeweils einer Kategorie, der so genannte „sozialen Rolle“, zusammenfassen. Typische Rollenverteilungen sind z.B. in Firmen die Chefs und die Mitarbeiter oder die Rolle des Dienstleisters in der Gesellschaft. Das Wissen über die Ähnlichkeit von zwei Akteuren A und B kann auch helfen, Wissen über B von zusätzlichem Wissen über A abzuleiten. Wenn z.B. zwei A und B regelmäßig die gleichen Restaurants aufsuchen und von A der Wohnort bekannt ist, dann ist die Wahrscheinlichkeit recht hoch, dass B auch in der Gegend wohnt.

Die Präsentation der vier Kategorien stellt nur einen kurzen Einblick in die Soziale Netzwerkanalyse dar. Auch sind die Beispiele auf ungerichtete, ungewichtete Graphen beschränkt. Alle Konzepte lassen sich aber auf gerichtete und gewichtete Graphen erweitern. Das Konzept der Zentralität, also Ausdruck der Wichtigkeit eines Knotens, kommt der Suche nach vertrauenswürdigen Teilnehmern am nächsten. Aus diesem Grund sollen nun die Zentralität, genauer gesagt existierende Zentralitätsmaße im Detail vorgestellt werden.

### 2.4.2 Zentralität und Existierende Maße

Wann ein Knoten als wichtig angesehen wird, kann von unterschiedlichen Eigenschaften des Graphen und des Knotens abhängen. Je nachdem existieren verschiedene Zentralitätsmaße, die Wichtigkeit dementsprechend quantifizieren, in der Regel als numerischer Wert. Folgende Aufzählung gibt einen Überblick über die wichtigsten Ansätze die Zentralität von Knoten zu bestimmen, inkl. der bekanntesten Maße. Die mathematischen Definitionen werden für ausgesuchte Zentralitätsmaße in Abschnitt 4.2 gebracht.

- *Degree-Zentralität*  
Bei der *Degree-Zentralität* wird ein Knoten umso wichtiger angesehen, umso mehr direkte Beziehungen er zu anderen Knoten besitzt. Die Zahl der Beziehung eines Knotens A heißt der Knotengrad von A. In gerichteten Graphen wird zwischen Eingangsknotengrad (INDEGREE) und dem Ausgangsknotengrad (OUTDEGREE) unterschieden. DEGREE, INDEGREE, OUTDEGREE bezeichnen auch die jeweiligen Zentralitätsmaße. Diese Maße werden auch als *lokale*

*Maße* bezeichnet, da die Wichtigkeit eines Knotens allein von dessen direkter Nachbarschaft abhängt.

- *Closeness-Zentralität*  
Die *Closeness-Zentralität* definiert einen Knoten dann als besonders wichtig, wenn er sehr nah bei allen anderen liegt bzw. wenn er von allen anderen Knoten über möglichst kurze Pfade schnell erreicht werden kann. Das ursprüngliche CLOSENESS-Zentralitätsmaß [Bea65, Sab66] ist nur auf zusammenhängende Graphen definiert, d.h., der Graph besteht aus nur einer Komponente. Eine Erweiterung für nicht zusammenhängende Graphen wurde unter dem Namen PROXIMITY PRESTIGE von Lin vorgestellt [Lin76]. Beide Maße basieren hauptsächlich auf dem Abstand zwischen Knoten, weshalb sie auch als *Distanz-basierte Maße* bezeichnet werden. Weitere Distanz-basierte Zentralitätsmaße sind INTEGRATION und *Radiality* [T.W98].
- *Betweenness-Zentralität*  
Gemäß der *Betweenness-Zentralität* ist ein Knoten wichtig, wenn er oft auf den Pfaden zwischen zwei beliebigen Knoten liegt. D.h., für jedes Knotenpaar (A,B) werden die Knoten notiert, die auf dem Pfad zwischen A und B liegen. Je öfter ein Knoten auf so einem Pfad lag, umso wichtiger ist er. Das Zentralitätsmaße *Betweenness* wurde das erste Mal von Freeman vorgestellt [Bea77].
- *Eigenvektor-Zentralität*  
Auch bei der *Eigenvektor-Zentralität* ist der Knotengrad entscheidend. Doch im Gegensatz zur *Degree-Zentralität* werden die Beziehungen eines Knotens nicht gleichwertig betrachtet. Der Einfluss einer Beziehung auf die Zentralität eines Knotens A ist dabei abhängig von der Zentralität des jeweiligen Nachbarknotens von A. Es handelt sich somit um eine rekursive Definition für die Zentralität eines Knotens. Der Name *Eigenvektor-Zentralität* stammt daher, da die mathematische Lösung dieses Problems sich auf die Berechnung des größten Eigenvektors einer Matrix zurückführen lässt. Die Matrix leitet sich dabei von der Graphstruktur ab. Bekannte Maße sind z.B. PAGERANK [PBMW98] und HITS [Jon99] zur Bestimmung wichtiger Seiten im Internet oder die POSITIONAL POWER/WEAKNESS FUNCTION [Her01].

Bereits dieser kurze Überblick zeigt, dass es grundsätzlich verschiedene Arten gibt, die Wichtigkeit eines Knotens zu beschreiben. Die Wahl eines verwendeten Zentralitätsmaßes hängt von der Semantik des darunter liegenden Szenarios, d.h. der dargestellten sozialen Struktur, ab. In Abschnitt 4.3.1 wird dazu die Semantik von Vertrauenswürdigkeit bzw. Reputation im Kontext von Virtuellen Umgebungen definiert. Darauf aufbauend lassen sich dann geeignete Zentralitätsmaße herausfiltern, welche dieser Semantik entsprechen. Nur mit diesen Maßen kann die Vertrauenswürdigkeit eines Teilnehmers als Wichtigkeit des entsprechenden Knotens abgebildet werden.

### 2.4.3 Implementierung und Optimierung von Zentralitätsmaßen

Neben der Semantik weisen Zentralitätsmaße auch bezüglich ihrer Implementierung und Laufzeit deutlich Unterschiede auf. Da lokale, Distanz-basierte und Eigenvektor-basierte Zentralitätsmaße jeweils auf den gleichen Grundeigenschaften eines Graphen oder Knotens arbeiten, erfolgt die Vorstellung existierender Implementierungen und Optimierungen gemäß dieser Einteilung. Zunächst wird aber ein kurzer Überblick gegeben, wie sich Graphen im Computer darstellen lassen.

**Repräsentation vom Graphen im Computer.** Im Rahmen der Implementierung und Optimierung von Graphalgorithmen, wie z.B. auch Zentralitätsmaße, muss ein Graph im Computer erst geeignet repräsentiert werden. Die Komplexität der Graphrepräsentationen ist abhängig von der Art des Graphen. Die Beschreibungen und Beispiele gelten für gerichtete und gewichtete Graphen. Für ungerichtete oder ungewichtete Graphen vereinfacht sich im Allgemeinen die Speicherung. Graphen lassen sich auf drei prinzipielle Arten im Computer repräsentieren: als Matrix, Liste oder Tabelle. Bei jeder Darstellungsart kann der Fokus dann entweder auf den *Adjazenzen* oder *Inzidenzen* liegen. Adjazenzen und Inzidenzen beziehen sich beide auf die Beziehung zwischen Knoten und Kanten. Der Unterschied liegt darin, dass Adjazenzen die Nachbarschaft von Knoten und Inzidenzen die Nachbarschaft von Kanten beschreiben. Im Folgenden werden Knoten mit  $v_i$  und Kanten

## KAPITEL 2. GRUNDLAGEN

mit  $e_j$  bezeichnet. Die Schreibweise  $e_{ij}$  bezeichnet die Kanten von Knoten  $v_i$  zum Knoten  $v_j$ . Das Gewicht einer Kante wird mit  $w(e_j)$  oder  $w(e_{ij})$  gekennzeichnet.

*Matrix-Darstellung.* Die *Adjazenzmatrix* eines Graphen  $G(V,E)$  mit  $n = |V|$  ist eine  $n \times n$ -Matrix  $A$ . Existiert im Graph von Knoten  $v_i$  nach  $v_j$  eine Kante, so wird an der  $i$ -ten Zeile und der  $j$ -ten Spalte das Gewicht der Kante geschrieben. Ansonsten ist das Element an dieser Stelle 0. Abbildung 2.12(a) zeigt die formale Bestimmung der Elemente von  $A$ . Bei ungewichteten Graphen wird anstelle des Kantengewichtes eine 1 geschrieben. Ist der Graph ungerichtet, so ist die resultierende Adjazenzmatrix symmetrisch zur Hauptdiagonale. Die *Inzidenzmatrix* eines Graphen  $G(V,E)$  mit  $n = |V|$  und  $m = |E|$  ist eine  $n \times m$ -Matrix  $B$ . In jeder Spalte – eine Spalte entspricht einer der  $m$  Kanten – stehen zwei von 0 verschiedene Werte. In der Zeile mit dem Startknoten steht das positive Kantengewicht, in der Zeile mit dem Zielknoten das negative Kantengewicht. Abbildung 2.12(b) formalisiert den Sachverhalt. Analog zur Adjazenzmatrix unterscheidet die Inzidenzmatrix bei ungewichteten Graphen nur zwischen  $+1$  und  $-1$  bei den Elementen. Bei ungerichteten Graphen entfällt die Unterscheidung mittels Vorzeichen.

$$a_{ij} = \begin{cases} w(e_{ij}), & e_{ij} \in E \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (a) \text{ Adjazenzmatrix}$$

$$b_{ij} = \begin{cases} +w(e_j), & e_j = (v_i, x) \\ -w(e_j), & e_j = (x, v_i) \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (b) \text{ Inzidenzmatrix}$$

**Abbildung 2.12:** Bestimmung der Elemente von Adjazenz- und Inzidenzmatrizen

*Listen-Darstellung.* Eine *Adjazenzliste* besteht in ihrer einfachsten Form aus einer einfach verketteten Liste aller Knoten. Von jedem Knoten  $v_i$  geht wiederum eine einfach verkettete Liste mit allen seinen Nachfolgeknoten, d.h. mit allen Knoten  $v_j$  für die gilt  $e_{ij} \in E$ . Das Kantengewicht wird als Attribut innerhalb eines Listenelementes des entsprechenden Nachfolgeknotens gespeichert. Ist der Graph ungewichtet kann dieses Attribut entfallen. Die Speicherung mittels einer *Inzidenzliste* benötigt zunächst zwei einfach verkettete Listen, sowohl für die Knoten (Knotenliste) als auch für die Kanten (Kantenliste). Jedes Element der Kantenliste besitzt zusätzlich drei weitere Attribute: ein Zeiger auf den Startknoten, ein Zeiger auf den Zielknoten und das Kantengewicht (kann bei ungewichteten Graphen eingespart werden). Die gesonderte Knotenliste ist nötig, da Knoten existieren können, die weder eingehende noch ausgehende Kanten besitzen. Falls Start- und Zielknoten direkt in den Elementen der Kantenlisten gespeichert werden würden, wären die Informationen über nicht verbundene Knoten verloren. Erweiterte Adjazenz- bzw. Inzidenzlisten verwenden auch doppelt verkettete Listen oder Listen mit anderen zusätzlichen Querverweisen zwischen den Listenelementen.

*Tabellen-Darstellung.* In einer *Adjazenztafel* werden pro Knoten alle seine Nachfolgeknoten inkl. der Gewichte der entsprechenden Kanten gespeichert. Die Zuweisung der Nachfolgeknoten zu dem gemeinsamen Zielknoten geschieht mittels einer Hilfstabelle. Diese Hilfstabelle gibt zum einem eine Sortierung der Knoten vor und speichert darüber hinaus (Attribute **Ende**), welcher Eintrag in der Haupttafel den letzten Nachfolgeknoten zu einem bestimmten Knoten enthält. Wenn in der Adjazenztafel aus Abbildung 2.14(e) z.B. alle ausgehenden Kanten von Knoten C gesucht sind, wird zunächst in der Hilfstabelle geschaut, welche Einträge in der Haupttafel relevant sind. Der Index auf den letzten Eintrag steht explizit in der Hilfstabelle vom Attribut **Ende** zu Knoten C (hier: 6). Der Index für den ersten Eintrag ergibt sich implizit, indem der **Ende**-Eintrag aus der Hilfstabelle für den Vorgänger von C (hier: B) um 1 inkrementiert wird (hier:  $3+1=4$ ). Die Nachfolgeknoten von Knoten C stehen somit in der Haupttafel an 4. bis 6. Stelle. Die *Inzidenztafel* ist eine intuitivere Speicherform. Hier wird Start- und Zielknoten sowie das Gewicht jeder Kante in einer Kantentabelle gespeichert. Allerdings entstehen Probleme bei Knoten ohne ein- und ausgehenden Kanten. Aus diesem Grund wird eine zusätzliche Knotentabelle mit den Bezeichnern aller Knoten benötigt. Sowohl bei der Adjazenz- als auch bei der Inzidenztafel kann das Attribut für die Kantengewichte weggelassen werden, falls der Graph ungewichtet ist.

Alle Graphrepräsentationen sind bzgl. ihrer Aussagekraft gleichwertig und können direkt ineinander überführt werden. Die verwendete Repräsentation ist abhängig vom Szenario. Die unterschiedlichen Arten unterscheiden sich teilweise deutlich für den benötigten Speicheraufwand bzw. dem Aufwand für Operationen wie das Einfügen von Kanten oder dem Finden von Nachfolgern zu

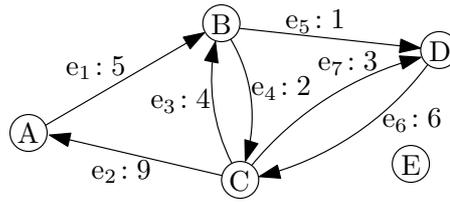


Abbildung 2.13: Einfacher Beispielgraph

einem gegebenen Knoten. Tabelle 2.4 stellt die Aufwände für die verschiedenen Graphrepräsentationen im Worst-Case gegenüber. Dabei ist  $n$  die Anzahl der Knoten und  $m$  die Anzahl der Kanten. Die Aufwände gelten dabei für die vorgestellten Matrizen, Listen und Tabellen. Bei der tatsächlichen Implementierung sind noch Varianten möglich (z.B. doppelt statt einfach verkettete Listen), die teilweisen Einfluss auf den Aufwand besitzen. Gleiches gilt, wenn zusätzliche Indexstrukturen, z.B. zum schnellen Finden von Knoten in einer Tabelle verwendet werden.

Operation	Adjazenz-			Inzidenz-		
	matrix	liste	tabelle	matrix	liste	tabelle
Speicheraufwand	$O(n^2)$	$O(n+m)$	$O(n+m)$	$O(nm)$	$O(n+m)$	$O(n+m)$
Knoten einfügen	$O(n^2)$	$O(1)$	$O(1)$	$O(m)$	$O(1)$	$O(1)$
Knoten löschen	$O(n^2)$	$O(n)$	$O(n+m)$	$O(n)$	$O(n+m)$	$O(n+m)$
Kante einfügen	$O(1)$	$O(n)$	$O(n)$	$O(n)$	$O(n)$	$O(1)$
Kante löschen	$O(1)$	$O(n+m)$	$O(n+m)$	$O(n)$	$O(m)$	$O(m)$
Existiert $e_{ij}$ ?	$O(1)$	$O(n+m)$	$O(n+m)$	$O(m)$	$O(m)$	$O(m)$
Nachfolger von $v_i$	$O(n)$	$O(n+m)$	$O(n+m)$	$O(m)$	$O(m)$	$O(m)$
Vorgänger von $v_i$	$O(n)$	$O(n+m)$	$O(n+m)$	$O(m)$	$O(m)$	$O(m)$

Tabelle 2.4: Aufwände für Operationen bei unterschiedlichen Graphrepräsentationen

Die grundsätzlichen Berechnungsmethoden und die daraus resultierenden Aufwände für lokale, Distanz- und Eigenvektor-basierte Zentralitätsmaße sind sehr verschieden. Darauf aufbauend wurden verschiedene Optimierungstechniken vorgestellt um die Komplexität und damit die benötigten Ressourcen für eine Zentralitätsberechnung zu verringern. Dazu soll im Folgenden ein kurzer Überblick gegeben werden. Eine weitere prinzipielle Optimierungsmöglichkeit ist die Parallelisierung von Algorithmen zur Zentralitätsberechnungen. Obwohl eine Parallelisierung grundsätzlich die Laufzeit von Berechnungen deutlich verringern kann, werden keine benötigten Ressourcen eingespart sondern nur verteilt. In der Tat ist der Ressourcenverbrauch etwas höher, da eine Parallelisierung in der Regel eine zusätzliche Kommunikation zwischen den verteilten Berechnungen benötigt. Aus diesem Grund soll das Konzept der Parallelisierung als Optimierungstechnik nicht weiter betrachtet werden.

**Lokale Zentralitätsmaße.** Von der Komplexität her sind lokale Maße sehr einfach, da sie nur den Grad eines Knotens für die Bestimmung seiner Wichtigkeit berücksichtigen. Die Bestimmung des Eingangs- oder Ausgangs Knotengrades von  $v_i$  in gerichteten Graphen ist analog zu dem Problem, alle Vorgänger bzw. Nachfolger von  $v_i$  zu finden (vgl. Tabelle 2.4). Für ungerichtete Graphen entfällt die Unterscheidung zwischen Eingangs- und Ausgangsknotengrad. Die Laufzeit für die Berechnung lokaler Zentralitätsmaße hängt somit allein von der Repräsentation des Graphen ab.

**Distanzbasierte Zentralitätsmaße.** Grundlage für die Berechnung von Distanz-basierten Maßen ist das Finden der kürzesten Pfade zwischen zwei Knoten. Das Problem zum Suchen der kürzesten Pfade lässt sich in drei Varianten ausdrücken: (1) Finde die kürzesten Pfade von einem gegebenen Startknoten zu allen anderen Knoten! (2) Finde den kürzesten Pfad von einem gegebenen Startknoten zu einem gegebenen Zielknoten! Diese Variante muss nicht gesondert betrachtet werden, da hierfür kein Algorithmus existiert der im schlechtesten Fall asymptotisch schneller ist als Algorithmen für Variante 1. (3) Finde die kürzesten Wege zwischen allen Paaren von Knoten!

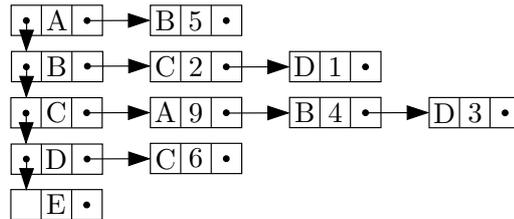
KAPITEL 2. GRUNDLAGEN

$$\begin{matrix}
 & \begin{matrix} A & B & C & D & E \end{matrix} \\
 \begin{matrix} A \\ B \\ C \\ D \\ E \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0 & 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 & 0 \\ 9 & 4 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}
 \end{matrix}$$

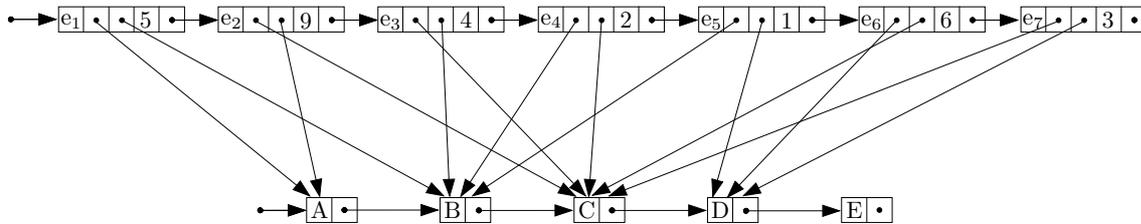
(a) Adjazenzmatrix

$$\begin{matrix}
 & \begin{matrix} e_1 & e_2 & e_3 & e_4 & e_5 & e_6 & e_7 \end{matrix} \\
 \begin{matrix} A \\ B \\ C \\ D \\ E \end{matrix} & \begin{pmatrix} 5 & -9 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -5 & 0 & -4 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 9 & 4 & -2 & 0 & -6 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 6 & -3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}
 \end{matrix}$$

(b) Inzidenzmatrix



(c) Adjazenzliste



(d) Inzidenzliste

Index	vZiel	w
1:	B	5
2:	C	2
3:	D	1
4:	A	9
5:	B	4
6:	D	3
7:	C	6
8:	-	-

(e) Adjazenztafel

vStart	Ende
A	1
B	3
C	6
D	7
E	8

vStart	vZiel	w	v
A	B	5	A
B	C	2	B
B	D	1	C
C	A	9	D
C	B	4	E
C	D	3	
D	C	6	

(f) Inzidenztabelle

Abbildung 2.14: Arten für die Repräsentation vom Graphen im Computer

Naiv kann die letzte Variante auch durch die n-fache Verwendung der Algorithmen für Varianten 1 gelöst werden. Allerdings lösen spezielle Algorithmen für diese Variante das Problem schneller.

Die Komplexität der Algorithmen für das Finden der kürzesten Pfade beschreibt im Wesentlichen die Komplexität für die Laufzeit Distanz-basierter Zentralitätsmaße. Einen Freiheitsgrad bei der Auswahl eines Algorithmus stellt die konkrete Aufgabestellung bzgl. einer Zentralitätsberechnung dar. Wenn für jeden Knoten dessen Zentralität berechnet werden soll, z.B. für die Bestimmung einer Rangfolge, müssen immer die kürzesten Pfade zwischen allen Knoten berechnet werden. Wird nur für einen Knoten die Zentralität benötigt, ist der Aufwand abhängig vom gewählten Maß. INTEGRATION und RADIALITY berücksichtigen in der Berechnung der Zentralität den Durchmesser des Graphen, d.h. den längsten aller kürzesten Wege zwischen allen Knoten. Das bedeutet, dass für diese beiden Maße auch immer alle kürzesten Wege berechnet werden müssen. Gleiches gilt für

Algorithmus	Laufzeit, Variante 1	Laufzeit, Variante 3	Einschränkungen
Dijkstra	$O(n \log n + m)$	$O(n^2 \log n + nm)$	keine negativen Kanten- gewichte erlaubt
Bellmann-Ford	$O(nm)$	$O(n^2m)$	keine Zyklen mit negati- ver Länge erlaubt
Breitensuche	$O(n + m)$	$O(n^2 + nm)$	keine Zyklen mit negati- ver Länge erlaubt
Johnson	–	$O(n^2 \log n + nm)$	keine Zyklen mit negati- ver Länge erlaubt
Floyd-Warshall	–	$O(n^3)$	keine Zyklen mit negati- ver Länge erlaubt

**Tabelle 2.5:** Aufwände für Operationen zur Bestimmung der Distanzen zwischen Knoten bei unterschiedlichen Graphrepräsentationen

BETWEENNESS, da hier gezählt wird, wie oft ein Knoten auf den kürzesten Wegen zwischen allen Knoten liegt. Ist für einen Knoten A die Zentralität gemäß CLOSENESS bzw. PROXIMITY PRESTIGE gesucht, reicht dafür die Bestimmung der kürzesten Pfade von A zu allen anderen Knoten aus. Die genauen Definitionen der Maße finden sich in Kapitel Abschnitt 4.2.

**Eigenvektor-basierte Zentralitätsmaße.** Die Zentralitäten aller Knoten für Eigenvektor-basierte Maße berechnen sich als größter Eigenvektor einer  $n \times n$  Matrix M, wobei n wieder die Zahl der Knoten ist. Steht also Knoten  $v_i$  in der i-ten Zeile von M, so entspricht Zentralität von  $v_i$  dem i-ten Element des Eigenvektors. Diese Grundidee ist für alle Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaße identisch, der Unterschied zwischen den Maßen liegt in der Konstruktion von M (mehr dazu in Abschnitt 4.4.2). Die Berechnung der Eigenvektoren einer  $n \times n$  Matrix erfordert die Bestimmung der Nullstellen eines Polynoms n-ten Grades. Das Problem ist, dass nur für Polynome mit einem Grad  $n \leq 5$  allgemeine Lösungsformeln existieren. Zur Berechnung der Eigenvektoren größerer Matrizen müssen numerische Verfahren eingesetzt werden. Es handelt sich dabei um iterative Verfahren, welche im Laufe der Iteration gegen das Ergebnis konvergieren. Im Kontext von Zentralitätsberechnungen wird vor allem die so genannte *Potenzmethode* zur Berechnung des größten Eigenvektors eingesetzt. Weitere Verfahren sind z.B. das von Lanczos, von Jacobi, von Arnoldi oder der QR-Algorithmus. Letzterer berechnet alle Eigenvektoren einer Matrix und ist somit um ein Vielfaches aufwendiger als die Potenzmethode, welche nur den größten Eigenvektor berechnet. Die Verfahren von Lanczos, Jacobi und Arnoldi konvergieren zwar schneller, sind aber weit weniger stabil als die Potenzmethode. Die Stabilität eines numerischen Verfahrens gibt an, wie anfällig das Verfahren gegenüber kleinen Störungen der Eingangsdaten ist, z.B. in Folge von Rundungsfehlern. Gegenstand der näheren Betrachtung ist somit die Potenzmethode.

Ausgangspunkt für die Potenzmethode ist die Matrix M und ein n-elementigen Vektor  $\vec{v}$ . In jedem Iterationsschritt wird M mit  $\vec{v}$  multipliziert. Das Verfahren stoppt, wenn sich der Vektor nach dem letzten Iterationsschritt nur noch minimal geändert hat. Dazu wird nach jeder (k+1)-ten Multiplikation die Norm des Vektors gebildet, der sich aus der Differenz von  $\vec{v}$  aus dem (k+1)-ten Schritt und dem k-ten Schritt ergibt. Ist diese Norm kleiner als ein vorher festgelegter Schwellwert  $\epsilon$ , bricht das Verfahren ab. Der Lösungsvektor ist dann  $\vec{v}$  nach der letzten Iteration. Algorithmus 1 veranschaulicht das Vorgehen.

---

**Algorithmus 1** Grundprinzip der Potenzmethode

---

- 1:  $k=1$ ;
  - 2: **repeat**
  - 3:  $\vec{v}_k = M \cdot \vec{v}_{(k-1)}$ ;
  - 4:  $\delta = \|\vec{v}_k - \vec{v}_{(k-1)}\|$ ;
  - 5: **until**  $\delta < \epsilon$
- 

Damit die Potenzmethode tatsächlich gegen den größten Eigenvektor der Matrix M konvergiert, müssen mehrere Bedingungen erfüllt sein. Zunächst müssen alle Elemente des Startvektors  $\vec{v}_0$  von

## KAPITEL 2. GRUNDLAGEN

---

0 verschieden sein. Da der Startvektor vorgegeben werden kann, lässt sich diese Bedingung sofort erfüllen. Schwieriger ist dies bei der Matrix  $M$ , da diese von den Eingabedaten abhängt. Insgesamt muss  $M$  folgende vier Eigenschaften erfüllen, damit die Potenzmethode erfolgreich angewendet werden kann:

- *positiv*  $\Leftrightarrow \forall i, j \ 1 \leq i, j \leq n : a_{ij} \geq 0$

Alle Matrixelemente müssen größer oder gleich 0 sein. Daraus folgt, dass der entsprechende Graph entweder ungewichtet ist oder nur positive Kantengewichte besitzt.

- *spalten-stochastisch*  $\Leftrightarrow \forall j \ 1 \leq j \leq n : \sum_{i=1}^n a_{ij} = 1$

Für jede Spalte der Matrix muss gelten, dass die Summe Matrixelemente gleich 1 ist. Daraus folgt, dass der Grad jedes Knotens in ungerichteten Graphen oder der Eingangsgrad jedes Knotens in gerichteten Graphen sich zu 1 aufsummieren muss. Für ungewichtete Graphen bedeutet dies, dass jeder Knoten nur eine Kante bzw. nur eine eingehende Kante besitzen darf.

- *irreduzibel*  $\Leftrightarrow \forall i, j \ 1 \leq i, j \leq n : \exists k_0, k_1, \dots, k_t; k_0 = i, k_t = j : a_{k_0 k_1}, a_{k_1 k_2}, \dots, a_{k_{t-1} k_t} \neq 0$

Eine Matrix ist irreduzibel, wenn es eine Kette von Matrixeinträgen  $\neq 0$  gibt, welche von der  $i$ -ten Komponente die  $j$ -ten Komponente erreichbar ist. Dies ist erfüllt, wenn ein ungerichteter Graph zusammenhängend ist bzw. ein gerichteter Graph stark zusammenhängend ist. Dies bedeutet in beiden Fällen, dass jeder Knoten von allen anderen Knoten aus erreichbar ist.

- *aperiodisch*  $\Leftrightarrow$

$$\forall i \ 1 \leq i, j \leq n : \text{ggT}(\{\mathcal{L} | \exists k_0, k_1, \dots, k_t; k_0 = k_t = i : \overbrace{a_{k_0 k_1}, a_{k_1 k_2}, \dots, a_{k_{t-1} k_t}}^{\text{Länge } \mathcal{L}} \neq 0\}) = 1$$

wobei  $\text{ggT}()$  den größten gemeinsamen Teiler für eine Menge natürlicher Zahlen bestimmt. Eine Matrix ist aperiodisch, wenn die Längen aller existierenden Zyklen – ein Zyklus ist eine Kette von Matrixeinträgen  $\neq 0$  – von und zur  $i$ -ten Komponente der Matrix keinen gemeinsamen Teiler  $> 1$  besitzen. Gleiches gilt somit im zugehörigen Graph auch für alle Zyklen von jedem beliebigen Startknoten  $v_i$  aus.

Für die Verwendung der Potenzmethode auf großen wird  $M$  auf physikalischer Ebene nicht als Matrix repräsentiert, sondern typischerweise als Adjazenzliste. Besonders sehr große Graphen sind meist dünn besetzt, so dass die meisten Matrixelemente gleich 0 sind. Da Nullwerte keinen Einfluss auf die Berechnung haben, müssen sie nicht gespeichert werden. Mittels Adjazenzliste kann die Multiplikation einer  $n \times n$ -Matrix mit  $m$  Elementen mit einem Vektor in  $O(n+m)$  berechnet werden. Auf Grund des Iterationsverfahrens lässt sich die Gesamtlaufzeit für eine vollständige Potenzmethode nur schwer beschreiben.

Besonders erfolgreich wurden Eigenvektor-basierte Zentralitätsmaße auf dem Web-Graph angewendet, also dem Graph, dessen Knoten die Seiten bzw. Dokumente im Internet und die gerichteten Kanten die Verweise zwischen den Seiten sind. Das bekannteste Maß ist dabei der PAGERANK-Algorithmus der Internetsuchmaschine GOOGLE zur Identifikation wichtiger Seiten. Mit mehreren Milliarden Knoten ist dieser Graph extrem groß und selbst mit einer massiven Parallelisierung dauert eine einzelne Matrix-Vektor-Multiplikation mehrere Stunden, eine komplette Zentralitätsberechnung sogar einige Tage. Um dies zu Beschleunigen wurde in der Literatur eine Vielzahl von Optimierungstechniken vorgeschlagen. Diese Ansätze lassen sich in drei Kategorien einteilen [LM04]: (1) Techniken zur approximativen Berechnung von PAGERANK, (2) Techniken, welche den Aufwand pro Iteration verringern und (3) Techniken, welche die Anzahl von Iterationen verringern. Im Folgenden wird ein kurzer Überblick über die wichtigsten Optimierungsmethoden gegeben.

*Approximationstechniken.* Grundidee für eine Approximation ist die Verwandtschaft von Eigenvektor-basierten und lokalen Zentralitätsmaßen welche beide den Grad eines Knoten  $A$  zur Bestimmung von dessen Wichtigkeit berücksichtigen. Der Unterschied ist, dass Eigenvektor-basierte Maße weiterhin die Wichtigkeit der Nachbarn mit einfließen lassen. Auf der anderen Seite lassen sich lokale Maße auf Grund ihrer sehr geringen Komplexität äußerst effizient berechnen. Im Falle von gerichteten Graphen und PAGERANK, ist INDEGREE das ähnlichste Maß. Verschiedene Arbeiten,

z.B. [Ups03, FBFM08], kamen in ihren Evaluierungen zu dem Schluss, dass INDEGREE ganz ähnliche Ergebnisse liefert wie PAGERANK. Allerdings haben Pandurangan et al. gezeigt, dass es keine Korrelation zwischen den Ergebnissen beider Maße gibt [PRU02]. Gerade im Hinblick, dass sich die Struktur vom Web-Graph über die Zeit stark ändern kann, sind Optimierungstechniken mittels Approximationen nur bedingt sinnvoll.

*Verringerung des Aufwandes pro Iteration.* Eine einzelne Iteration der Potenzmethode besteht im Wesentlichen aus der Matrix-Vektor-Multiplikation. Den Aufwand einer Iteration zu verringern bedeutet somit diese Multiplikation zu optimieren. Kamvar et al. haben dafür eine adaptive Berechnung für PAGERANK vorgestellt [KHG03]. Ihre Beobachtung war, dass die PageRank-Werte mancher Internetseiten deutlich schneller konvergierten als die von anderen Seiten. Seiten deren PAGERANK-Wert sich nicht mehr geändert haben, werden aus der weiteren Berechnung nach und nach herausgenommen. Der Aufwand für die Matrix-Vektor-Multiplikation wird somit sukzessive kleiner. In ihrer Evaluierung auf verschiedenen Datenbeständen konnten sie die Laufzeit von PAGERANK zwischen 20% und 30% reduzieren. Allerdings fehlt für diesen Ansatz der theoretische Hintergrund, so dass sich die Ergebnisse nicht verallgemeinern lassen. Lee et al. [LGZ03] nutzen die Irreduzibilität des Web-Graphen aus, welche auf Grund von Internetseiten, die keine ausgehenden Verweise auf andere Seiten besitzen, entsteht. Die Autoren stellen ein Verfahren vor, mit dem sich diese „Sackgassen“ zusammenfassen lassen. Aus dem  $n \times n$ -Problem (mit  $n$  gleich der Anzahl Internetseiten) wird ein  $(n - k + 1) \times (n - k + 1)$ -Problem, wobei  $k$  die Anzahl der Seiten ohne ausgehende Verweise ist. Durch dieses Verfahren lässt sich die Laufzeit um Faktor  $O(k/n)$  reduzieren. Auf ihrem Datenbestand mit fast einer halben Million Internetseiten haben die Autoren eine Beschleunigung von etwa 20% erreicht.

*Verringerung der Anzahl benötigter Iterationen.* Die Laufzeit für eine vollständige PAGERANK-Berechnung ist offensichtlich linear abhängig von der Anzahl der benötigten Iterationen bis die Potenzmethode konvergiert. Eingesparte Iterationen haben somit einen direkt Einfluss auf die Performanz. Kamvar et al. [KHMG03b] setzen dazu verschiedene Extrapolationstechniken ein. Diese Techniken werden periodisch (z.B. alle 5 Iterationen) innerhalb der Potenzmethode ausgeführt und schätzen den Vektor  $\vec{v}_{t+1}$  auf Basis des aktuellen Vektors  $\vec{v}_t$  und der beiden vorangegangenen Iterationen  $\vec{v}_{t-1}$ ,  $\vec{v}_{t-2}$ . Idee ist, dass die Schätzung auf Grund der Extrapolationen das tatsächliche Ergebnis der folgenden Iterationen sehr gut beschreibt, aber um einige Größenordnungen weniger Aufwand erzeugt als eine Matrix-Vektor-Multiplikation. Die Autoren konnten damit die Laufzeit um 38% bis 69% reduzieren. Ebenfalls von Kamvar et al. stammt der BLOCKRANK-Algorithmus [KHMG03a]. Dieser Algorithmus verringert sowohl die Anzahl von Iterationen als auch den Aufwand pro Iteration. Der Algorithmus nutzt aus, dass der Web-Graph eine Blockstruktur aufweist, d.h., dass die meisten Internetverweise zwischen Seiten innerhalb des gleichen Host-Rechners oder sogar innerhalb der gleichen Domäne bestehen. *BlockRank* geht dabei so vor, dass zunächst unabhängig die PAGERANK-Werte pro Host berechnet werden. Im zweiten Schritt werden dann die lokalen PAGERANK-Werte anhand der Wichtigkeit des jeweiligen Hosts gewichtet. Alle lokalen Ergebnisse werden dann zu einem globalen Vektor zusammengefasst und bilden den Startvektor für die globale PAGERANK-Berechnung. Die Idee ist, dass der vorberechnete Startvektor schon sehr nahe am tatsächlichen Ergebnis ist und die globale Potenzmethode deutlich schneller konvergiert als mit einem beliebigen Startvektor. In der Evaluierung konnte die Laufzeit der Berechnung um etwas die Hälfte reduziert werden. Ähnliche Verfahren, welche die Struktur des Web-Graphen ausnutzen, sind [BLMP04, LZ<sup>+</sup>04].

Zentralitätsmaße unterscheiden sich also nicht nur in der Art, wie sie die Wichtigkeit von Knoten bestimmen sondern auch deutlich in ihrer Komplexität. Lokale Maße sind sehr einfach, so dass Ansätze für eine Optimierung obsolet sind. Distanzbasierte Maße sind dagegen komplex, da sie alle auf der Suche nach den kürzesten Pfaden zwischen Knoten in einem Graph basieren. Das Kürzeste-Pfade-Suchproblem ist lange bekannt und existierende Algorithmen stellen das Optimum dar. Eine Optimierung der Laufzeit von Lokalen und Distanzbasierten Maßen ist somit nur durch verbesserte Hardware oder Parallelisierung zu erreichen. Eine gewisse Sonderstellung besitzen Eigenvektor-basierte Zentralitätsmaße, da sie mittels eines numerischen Verfahrens, der Potenzmethode, berechnet werden. Aus diesem Grund ist hier das Potenzial für Optimierungen am größten. Im Kontext von Internetsuchmaschinen und dem Web-Graph als Eingabegraph der Maße, wurden zahlreiche Optimierungen vorgestellt. Allerdings ist die Aussagekraft eingeschränkt.

Zum einen lassen sich viele Ergebnisse nicht für beliebige Graphen übertragen und zum anderen nutzen die meisten Optimierungstechniken gezielt die Besonderheiten in der Struktur des Web-Graphen aus. Natürlich sind alle Optimierungen auch für beliebige Graphen anwendbar, allerdings mit erwartungsgemäß geringeren Performanzverbesserungen.

### 2.5 Zusammenfassung und Bewertung

Mit der Nutzung des Internets als Kommunikationsmedium hat sich eine Vielzahl von Diensten profiliert, die auf der paarweise Kooperation in Form der Vergabe von Aufträgen zwischen Teilnehmern basiert. Findet eine Interaktion statt so hat nur der Auftraggeber einen Nutzen; der Auftragnehmer hat den Aufwand der Bearbeitung des Auftrags. Somit besteht zunächst aus ökonomischer Sicht kein rationales Interesse, die Aufträge von anderen Teilnehmern anzunehmen. Weiterhin besitzt diese Art virtueller Gemeinschaften sehr charakteristische Merkmale, wie ihre große Zahl von Teilnehmern oder ihr hohes Maß an Anonymität. Dies erhöht zusätzlich den Anreiz für Teilnehmer sich unkooperativ zu verhalten. Bei den meisten Diensten stellt sich der Nutzen nicht in Form von Geld sondern durch Informationen oder Unterhaltung da. Durch unkooperatives oder gar bösartige Verhalten entsteht für den einzelnen Teilnehmer in der Regel nur ein geringer Schaden. Zusammen mit der großen Anzahl von Teilnehmern und der daraus resultierenden großen Anzahl von Interaktionen, ist der Aufwand für die Bereitstellung einer kontrollierenden und ggf. bestrafenden Instanz nicht gerechtfertigt.

Die Lösung für dieses Problem sind Reputationssysteme. Diese Systeme erlauben es, das Verhalten von Teilnehmern in früheren Interaktionen explizit zu machen, indem sich die Teilnehmer gegenseitig bewerten können. Mit Hilfe unterschiedlicher Metriken, werden aus diesen Bewertungen die Vertrauenswürdigkeit bzw. die Reputation der Teilnehmer abgeleitet. Die einzelnen Bewertungen und/oder die Reputationswerte sind für alle Teilnehmer der Gemeinschaft einsehbar. Sie können damit entscheiden, ob sie bereit sind, die Aufträge von potentiellen Interaktionspartnern zu bearbeiten oder ggf. abzulehnen. Reputationssysteme schaffen somit einen Anreiz sich kooperativ zu verhalten. Die existierenden Modelle unterscheiden sich im Wesentlichen in der Art und Weise, wie sie die Bewertungen zu der Vertrauenswürdigkeit der Teilnehmer verrechnen. Ein weiterer Aspekt, der Reputationssysteme in zwei großen Gruppen unterteilt, bezieht sich auf den Entscheidungsprozess – manuell durch den Teilnehmer oder automatisiert durch das System – bei der Annahme oder Ablehnung von Aufträgen.

**Manuelle Entscheidung durch den Teilnehmer.** Zu dieser Gruppe von Reputationssystemen, wie sich auf existierenden Plattformen wie EBAY oder AMAZON zum Einsatz kommen. Hier werden die Reputationsdaten mehr oder weniger aufbereitet dem Teilnehmer präsentiert. Anhand dieser Informationen, kann ein Teilnehmer vor einer Interaktion seine Vertrauensentscheidung treffen. Die Betrachtung von Plattformen wie EBAY oder AMAZON ermöglicht den Zugang zu realen Daten und durch deren Auswertung auch zu aussagekräftigen Ergebnissen. Viele Studien haben bereits untersucht, inwieweit Reputationssysteme Auswirkung auf das Teilnehmerverhalten haben [BKO03, RZSL03, LRBPR07]. Alle kommen zu dem Schluss, dass der Einsatz von Reputationssystemen die Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer signifikant erhöht. Auf Grund der manuellen Entscheidung durch die Teilnehmer müssen die Reputationssysteme einfach und verständlich sein. In den meisten Fällen werden die einzelnen Bewertungen in Kombination mit einem einfachen Aggregat angezeigt.

*Kritik:* Studien über das Verhalten von Teilnehmern kommerzieller Plattformen sind sehr hilfreich, können aber immer nur den Ist-Zustand beschreiben und diesen ggf. erklären. Sie können keine Aussagen darüber machen, welche Auswirkungen modifizierte oder andere Reputationssysteme im gleichen Szenario hätten. Die Einfachheit der Systeme hat auch Nachteile. Zum einen sind einfache Aggregate anfällig gegenüber Angriffen, zum anderen ist ihre Aussagekraft eingeschränkt. So wird z.B. bei EBAY zunächst ein Teilnehmer A der 99% seiner Häkeldeckchen zu Zufriedenheit der Käufer verkauft hat genauso eingestuft wie ein Teilnehmer B, der 99% seiner Kunstwerke positiv versteigert hat. Durch eine manuelle Entscheidung haben die Teilnehmer natürlich die Möglichkeit die Bewertungen einzusehen und ggf. zwischen A und B zu differenzieren. Dies ist aber in der Regel mit einem nicht unerheblichen zeitlichen und intellektuellen Aufwand verbunden;

die Bewertungen müssen gelesen und verglichen werden. Eine automatisierte Entscheidung oder Entscheidungshilfe würde die Effizienz deutlich erhöhen bzw. ist für manche Szenarien zwingend erforderlich. So ist z.B. eine manuelle Entscheidung im Bereich von Grid-Computing nicht praktikabel. In produktiven Systemen werden permanent Rechen- oder Speicheraufträge verteilt, so dass die Entscheidung zur Annahme oder Ablehnung durch den jeweiligen Teilnehmer nicht vertretbar ist.

**Automatisierte Entscheidung durch das Reputationssystem.** Bei dieser Klasse von Reputationssystemen übernehmen die virtuellen Identitäten, als Bestandteil des Systems, stellvertretend für die Teilnehmer die Vertrauensentscheidungen. Der Teilnehmer hat keinen Aufwand aufzubringen. Dies erlaubt es den Reputationssystemen deutlich mehr Aspekte von Vertrauen zu berücksichtigen oder aufwendigere Reputationsmetriken anzuwenden. Die Metriken versuchen dabei möglichst effektiv zwischen guten und schlechten Teilnehmern zu unterscheiden, oft auch unter der Berücksichtigung verschiedener Angriffsszenarien. Im Rahmen einer Evaluierung wird die Effektivität des Reputationssystems anhand von Simulationen überprüft.

*Kritik:* Existierende Reputationssysteme besitzen eine feste Metrik zur Berechnung der Reputation der virtuellen Identitäten, die für jede Identität gleich ist. Dies widerspricht der subjektiven Natur von Vertrauen. Besonders ob oder zu welchem Grad Vertrauen als symmetrisch oder transitiv angesehen wird, kann von Teilnehmer zu Teilnehmer stark schwanken. Aktuelle Modelle berücksichtigen dies nicht. Zweiter großer Kritikpunkt betrifft die Evaluierung der Modelle. Dies hat mehrere Gründe: (1) Die Effektivität eines Reputationssystems wird meist nur dadurch gezeigt, dass in einem gewählten Szenario die Anzahl erfolgreicher Interaktionen mit dem System deutlich höher ist als ohne. Nur wenige Arbeiten (z.B. [HJS04]) vergleichen sich auch mit anderen Reputationssystemen. (2) Im Experimentaufbau muss auch das Verhalten der Identitäten simuliert werden. Zum einen sind diese Verhaltensmuster meist stark vereinfacht und zum anderen wird nicht die Autonomie der virtuellen Identitäten berücksichtigt. In der Realität werden die Identitäten von menschlichen Teilnehmern gesteuert, deren Verhalten oft emotionale und irrationale Ursachen hat. (3) In den Simulationen aktueller Reputationssysteme werden ökonomische Aspekte wie Kosten bzw. Aufwand für einen Teilnehmer nur sehr selten berücksichtigt. In diesem Fall ist es für einen Teilnehmer nie von Nachteil kooperativ zu sein. Das ist nicht realistisch, da kooperative Teilnehmer auf Grund ihrer hohen Vertrauenswürdigkeit öfter angefragt werden und dementsprechend mehr leisten müssen. Daraus folgt, dass die Vertrauenswürdigkeit eines Teilnehmers und dessen erzielter Nutzen nicht notwendigerweise stark positiv korrelieren. (4) Die meisten Reputationssysteme werden vom Auftraggeber dazu eingesetzt, gute Auftraggeber zu finden, um dadurch Zahl erfolgreicher Interaktionen zu verbessern. Ob der Auftraggeber annimmt oder ablehnt hängt nur von seinem simulierten Verhaltensmuster ab. Oder andersrum, die Kooperativität eines Teilnehmers wird nicht durch das Reputationssystem bestimmt. In virtuellen Gemeinschaften ist es realistischer, dass der Auftraggeber anhand eines Reputationssystems entscheiden kann, ob er bereit ist einen Auftrag zu bearbeiten. D.h., hier hat die Entscheidung des Teilnehmers Einfluss auf sein Verhalten bzw. seine Kooperativität, was wiederum Einfluss auf dessen Vertrauenswürdigkeit hat. Denn nach außen macht es keinen Unterschied, ob ein Auftrag auf Grund von Unkooperativität oder einer Vertrauensentscheidung abgelehnt wurde. Dieser Rückkopplung, d.h., die Folgen für einen Teilnehmer auf Grund seiner Entscheidungen, wird von den wenigsten Modellen untersucht. Die Punkte (1)-(4) gelten nicht alle gleichzeitig für jedes Reputationssystem.

**Reputation in Blickfeld verhaltensökonomischer Experimente.** Die Frage, warum Teilnehmer überhaupt bereit sind, auch mit unbekanntem Teilnehmern zu kooperieren, wurde zunächst von der Seite der Biologie mittels indirekter Reziprozität erklärt. Die Grundvoraussetzung stellt dabei das Konzept der Reputation, d.h. öffentlich zugängliche Informationen über das frühere Verhalten von Teilnehmern, dar. In der Spieltheorie und Verhaltensökonomie wurde die Fragestellung im Rahmen von Strategiespielen näher untersucht, um die grundlegenden Einflussfaktoren auf die Kooperativität von Teilnehmer in Interaktionen mit Fremden zu identifizieren.

*Kritik:* Existierende Studien basieren entweder auf Simulationen oder auf Experimenten mit menschlichen Teilnehmern. Durch Simulationen wird vor allem versucht die Frage zu beantworten, welche Strategien im Kontext kooperierender Teilnehmer besonders erfolgreich sind. Sie können keine Aussage darüber treffen, wie sich Teilnehmer tatsächlich verhalten. Weiterhin gilt auch für diese

## KAPITEL 2. GRUNDLAGEN

---

Simulationen, dass vereinfachte Annahmen gemacht werden müssen, um die Ergebnisse sinnvoll interpretieren zu können. Verschiedene dieser Annahmen sind sehr restriktiv. In verhaltensökonomischen Experimenten wird untersucht, was für Strategien Teilnehmer anwenden und ob daraus (immer) kooperatives Verhalten entsteht. Die dabei durchgeführten Strategiespiele sind allerdings nicht auf das Szenario virtueller Gemeinschaften angepasst. Während in existierenden Studien die Teilnehmer manuell ihre Entscheidungen treffen, setzen Spiele, die virtuelle Gemeinschaften modellieren, eine automatische Entscheidungsfindung mittels explizit formulierter Strategiedefinitionen voraus. Die Ergebnisse von Studien für andere Szenarien haben gezeigt, dass manuelle oder auf Strategiedefinitionen basierende Entscheidungen, bei sonst gleichen Rahmenbedingungen, durchaus in deutlich unterschiedlichen Verhalten der Teilnehmer resultieren können. Die Ergebnisse der Studien lassen sich somit nicht auf virtuellen Gemeinschaften übertragen. Es ist also unklar, ob ein Reputationssystem, welches die individuelle Formulierung von Strategiedefinitionen durch die Teilnehmer erlaubt, tatsächlich kooperatives Verhalten fördert.

# Kapitel 3

## Ein Rahmenwerk für Reputationssysteme

Die Zahl existierender Reputationssysteme ist sehr groß. Doch sie alle beruhen auf einer festgelegten Metrik, wie die Vertrauenswürdigkeit von virtuellen Identitäten berechnet wird. Die Teilnehmer haben auf diese Metrik keinen oder nur einen äußerst begrenzten Einfluss. Die Beschränkung auf eine vorgegebene Metrik widerspricht aber der Subjektivität von Vertrauen. In der Realität haben Teilnehmer sehr unterschiedliche Vorstellungen, unter welchen Umständen sie anderen vertrauen. Um Teilnehmer in den Berechnungsprozess der Vertrauenswürdigkeit ihrer Partner mit einzubeziehen, wird im Folgenden ein Rahmenwerk für Reputationssysteme vorgestellt.

### 3.1 Ziele & Grundidee

Durch die fest vorgegebene Reputationsmetrik sind existierende Reputationssysteme bezüglich ihrer Verwendung durch die Teilnehmer monolithisch aufgebaut. Mit dem Ziel, dass Teilnehmer ihre eigene Reputationsmetrik formulieren können, lassen sich nun zwei wesentliche Komponenten für das Rahmenwerk für Reputationssysteme ableiten:

- *Repräsentation von Reputationsinformationen.*

Es werden verschiedene Konzepte, die das frühere Verhalten von virtuellen Identitäten beschreiben, vorgestellt und definiert. Zusammengefasst sind dies: Bewertungen, Empfehlungen, Ansehen und Vertrauen. Verwendet wird dazu eine relationale Darstellungsweise, d.h., jedes Konzept wird in Form eines Tupels definiert. Der Aufbau der Tupel wird durch die Charakteristiken, den so genannten Aspekten von verhaltensspezifischem Wissen, der verschiedenen Konzepte festgelegt. Konzepte, Aspekte und formale Definitionen werden in Abschnitt 3.2 vorgestellt.

- *Algebraische Sprache zur Formulierung von Strategiedefinitionen.*

Die Sprache ist der eigentliche Mechanismus für die Formulierung von Strategiedefinitionen durch jeden Teilnehmer. Auf Grund der relationalen Repräsentation des Wissens basiert diese Sprache auf der Relationalen Algebra, erweitert um geeignete Operatoren, um die Ausdrucksmächtigkeit zu erhöhen. Daneben ist ein algebraischer Ansatz einem logischen Ansatz vorzuziehen, weil damit auch die notwendigen komplexen Operationen wie Aggregations- oder Zentralitätsberechnung möglich werden. In Abschnitt 3.3 wird die vollständige Algebra der Sprache vorgestellt. Dazu gehören die Basisoperatoren der Relationalen Algebra, existierende Erweiterungen aus der Literatur und ein neuer Operator, der Zentralitätsoperator.

Sowohl die Darstellung der Reputationsinformationen als auch die Ausdrucksmächtigkeit der Sprache zur Formulierung von Strategiedefinitionen kann prinzipiell beliebig komplex sein. Das grundsätzliche Ziel bei dem Entwurf beider Komponenten ist, mit dem Rahmenwerk die Metriken existierender Reputationssysteme nachbilden zu können. Diese Beschränkung ist aber nicht endgültig. In diesem Zusammenhang schließt das Kapitel mit einer Diskussion bezüglich der Erweiterbarkeit und der Implementierung des Rahmenwerks in Abschnitt 3.4.

## 3.2 Repräsentation von Reputationsinformationen

Dieses Kapitel formalisiert die Darstellung von Reputationsinformationen über virtuelle Identitäten. Zunächst werden in Abschnitt 3.2.1 die Konzepte vorgestellt, die das Wissen über das Verhalten von virtuellen Identitäten in früheren Interaktionen beschreiben. In Abschnitt 3.2.2 werden die verschiedenen Eigenschaften vorgestellt, die im Folgenden auch als Aspekte von Reputationsinformationen bezeichnet werden. Die formalen Definitionen aller Konzepte sind letztlich Bestandteil von Abschnitt 3.2.3.

### 3.2.1 Konzepte

Im Allgemeinen lassen sich Reputationsinformationen in zwei Klassen einteilen: (1) *Persönliches Wissen* basiert ausschließlich auf den eigenen Erfahrungen eines Teilnehmers, d.h. Erfahrungen, die ein Teilnehmer direkt mit einem Interaktionspartner gemacht hat. (2) *Fremdwissen* hingegen umfasst die Erfahrungen von anderen Teilnehmern, also Erfahrungen, die andere Teilnehmer mit diesem in früheren Interaktionen gemacht haben. Neben diesen zwei Klassen unterscheidet das Rahmenwerk zwischen folgenden vier Arten von Reputationsinformationen.

- *Bewertung.*  
Eine einzelne Bewertung ist die Einschätzung der virtuellen Identität A über das Verhalten einer virtuellen Identität B in einer Interaktion. Diese Einschätzung kann dabei dem tatsächlichen Verhalten von B entsprechen oder nicht, d.h., eine Bewertung kann wahr oder falsch sein.
- *Empfehlung.*  
Eine Empfehlung ist die Meinung einer virtuellen Identität A über das frühere Verhalten einer virtuellen Identität B, die A an Dritte weitergibt. Diese Meinung über B ist A's gesamtes Wissen über B. Die Entscheidung, wie aus dem zur Verfügung stehenden Wissen eine Empfehlung abgeleitet wird, obliegt A.
- *Ansehen.*  
Das Ansehen einer virtuellen Identität B ist die allgemeine Meinung der gesamten virtuellen Gemeinschaft über das frühere Verhalten von B. Bei dem Ansehen handelt es sich somit um einen globalen Wert.
- *Vertrauen.*  
Das Vertrauen einer virtuellen Identität A in eine virtuelle Identität B entspricht A's Erwartungshaltung bezüglich des Verhaltens von B in zukünftigen Interaktionen (vgl. Definition in 2.2.1). Ähnlich wie bei einer Empfehlung, leitet A diese Erwartungshaltung von seinem Wissen über B, nach eigenem Ermessen, ab.

Vertrauen und Empfehlung sind ähnliche Konzepte. Beide stellen die Meinung einer Identität über eine andere da. In der Tat machen einige existierende Reputationssysteme, z.B. [LSB03], keine Unterscheidung bezüglich einer Empfehlung von A über B und B's Vertrauenswürdigkeit in den Augen von A. Andere Modelle, z.B. [KSGM03], machen diese Unterscheidung. So werden z.B. Empfehlungen von A über B nur von A's persönlichem Wissen abgeleitet und A's Vertrauen in B von allen Arten von Reputationsinformationen. Mit dem vorgestelltem Rahmenwerk werden beide Alternativen unterstützt: Ein Teilnehmer kann durch zwei Strategiedefinitionen spezifizieren, wie Empfehlungen und Vertrauen abgeleitet werden sollen. Möchte der Teilnehmer nicht zwischen Empfehlung und Vertrauen unterscheiden, sind beide Strategiedefinitionen identisch. In allen anderen Fällen sind sie verschieden.

Basierend auf diesen vier Konzepten kann ein Teilnehmer seine Strategiedefinitionen formulieren. Eine mögliche Strategiedefinition für Vertrauen kann z.B. lauten: „Ich vertraue anderen, wenn die durchschnittliche Bewertung über sie – abgegeben von den 10 am meisten angesehenen virtuellen Identitäten – größer als ein bestimmter Schwellenwert ist“. Existierende Reputationssysteme beschränken sich auf eine fest vorgegebene Strategiedefinition für alle Teilnehmer. Im Gegensatz dazu, kann innerhalb dieses Rahmenwerks für Reputationssysteme jeder Teilnehmer eine eigene Strategiedefinition für seine gesteuerten Identitäten explizit machen. Dazu kann er sämtliches zur

Verfügung stehendes Wissen nutzen und frei kombinieren. So kann er z.B. spezifizieren, ob die Vertrauenswürdigkeit anderer allein durch persönliches Wissen oder sowohl durch persönliches Wissen als auch Fremdwissen abgeleitet werden soll. Weiterhin kann ein Teilnehmer z.B. die Bewertungen, auf die er für die Ableitung von Vertrauen oder Empfehlungen zurückgreift, einschränken. Dies erlaubt vor allem das Ausschließen von falschen Bewertungen, genauer gesagt, das Ausschließen von Bewertungen, welche der Teilnehmer als möglicherweise falsch ansieht. So kann ein Teilnehmer die Bewertungen von virtuellen Identitäten bewusst nicht berücksichtigen, wenn diese Identitäten die virtuelle Identität A eines Teilnehmers negativ bewertet haben, obwohl A ein gutes Verhalten gezeigt hat. Die Intuition in den Augen des Teilnehmers ist, dass diese Identitäten auch falsche Bewertungen über andere abgeben.

Auch die Ableitung des Ansehens einer virtuellen Identität kann innerhalb des Rahmenwerks frei spezifiziert werden. Da es sich bei der Reputation um einen globalen Wert handelt, geschieht die Spezifizierung hier mittels einer globalen Strategiedefinition für das Ansehen von virtuellen Identitäten. Ob und inwieweit ein Teilnehmer das Ansehen von virtuellen Identitäten zur Ableitung von seinem Vertrauen oder seinen Empfehlungen in bzw. über andere berücksichtigt, kann der Teilnehmer weiterhin frei durch seine Strategiedefinitionen vorgeben.

### 3.2.2 Aspekte von Reputationsinformationen

Die Aspekte von Reputationsinformationen sind die Eigenschaften, die sich den verschiedenen Konzepten zuordnen lassen. Im Folgenden wird eine Übersicht über die wichtigsten Aspekte gegeben. Diese Übersicht spiegelt zunächst die Aspekte wider, wie sie in existierenden Reputationssystemen zu finden sind, wobei verschiedene Systeme in der Regel verschiedene Aspekte berücksichtigen. Daneben berücksichtigt das Rahmenwerk auch neue Aspekte.

**Identitätsbezug.** Jede Reputationsinformation bezieht sich eindeutig auf eine virtuelle Identität. Für Bewertungen, Empfehlungen und Vertrauen kann zusätzlich der Erzeuger dieses Wissens angegeben werden. Das Ansehen, als globaler Wert, umfasst nur die referenzierte Identität. Innerhalb der formalen Definitionen bezeichnet  $E$  die Menge aller virtuellen Identitäten, die aktuell zu einer virtuellen Gemeinschaft gehören. Eine einzelne Identität aus  $E$  wird mit  $\epsilon$  bezeichnet.

**Kontextabhängigkeit.** Der Grad des Vertrauens in eine andere virtuelle Identität ist abhängig vom *Kontext* einer Interaktion. Der Kontext ist die Menge aller Sachverhalte, die eine Interaktion beschreiben. So neigen wir z.B. eher dazu, einem Automechaniker zu vertrauen, um unser Fahrzeug zu überprüfen, als unsere Gesundheit. D.h., das Vertrauen in einen Partner, eine bestimmte Aufgabe zu erfüllen, bedeutet nicht, dass wir ihm auch bzgl. anderer Aufgaben vertrauen. Die meisten existierenden Reputationssysteme berücksichtigen die Kontextabhängigkeit, was wiederum die Bedeutung dieses Aspektes unterstreicht. Die wenigen Modelle, die nicht zwischen verschiedenen Kontexten unterscheiden, z.B. [AD01], können diesbezüglich einfach erweitert werden. Im Weiteren sei  $\Phi$  die Menge aller möglichen Kontexte, die innerhalb einer aktuellen virtuellen Gemeinschaft auftreten können, und  $\phi$  ein konkreter Kontext aus dieser Menge.

Die Unterscheidung zwischen Kontexten ist sinnvoll und notwendig, um Vertrauen und verwandte Konzepte zu formalisieren. Dennoch kommt es durchaus vor, dass Menschen das Wissen über einen Partner in einem bestimmten Kontext dazu nutzen, dessen Vertrauenswürdigkeit in einem anderen Kontext abzuschätzen. Bezogen auf obiges Beispiel: Wenn der Automechaniker bei der Reparatur von Autos durchweg gute Leistung gezeigt hat, kann man annehmen, dass er dies auch bei der Reparatur von Motorrädern zeigt. Diese Art von Wissenstransfer ist besonders dann hilfreich, wenn wenig Wissen über einen Partner im Kontext  $\phi_1$  zur Verfügung steht, aber sehr viel Wissen im verwandten Kontext  $\phi_2$ . Intuitiv ist dabei der Wissenstransfer umso größer, je verwandter  $\phi_1$  und  $\phi_2$ . Es gibt wenige Reputationssysteme, z.B. [SS01], die diese Art von Wissenstransfer berücksichtigen. Doch ähnlich wie die Ableitung von Vertrauen, ist in diesen Arbeiten der Grad des Wissenstransfers fest vorgegeben. Im Gegensatz dazu liegt im vorgestellten Rahmenwerk die Verwendung und Höhe des Wissenstransfers zwischen Kontexten im Einflussbereich des einzelnen Teilnehmers. D.h., er kann innerhalb seiner Strategiedefinitionen formulieren, welche Reputationsinformationen aus welchem Kontext und zu welchem Grad er in seiner Entscheidung mit einfließen lassen möchte.

**Facetten eines Kontexts.** Selbst im gleichen Kontext, können sich Reputationsinformationen auf verschiedene *Facetten* dieses Kontexts beziehen. Eine Facette ist eine bestimmte Ausprägung, in der ein Kontext auftreten kann. Zum Automechaniker-Beispiel: Im Kontext „Reparatur von Autos“ sind Facetten wie z.B. die Geschwindigkeit der Reparatur oder die Qualität der Reparatur denkbar. D.h., ob ein Partner vertrauenswürdig ist oder nicht, kann im selben Kontext, aber unterschiedlichen Facetten, verschieden sein. Nur wenige existierende Reputationssysteme berücksichtigen Facetten, z.B. [WV03]. Im Weiteren sei  $\Psi_\phi$  die Menge aller möglichen Facetten eines Kontextes  $\phi$ , und  $\psi_\phi$  eine konkrete Facette aus dieser Menge. Ähnlich wie bei den Kontexten, kann auch hier ein Teilnehmer bei der Formulierung seiner Strategiedefinitionen frei entscheiden, ob und wie er verschiedene Facetten berücksichtigen möchte. Daneben wird im Folgenden der Begriff *Situation* verwendet, um eine bestimmte Kombination aus Kontext und Facette zu beschreiben.

**Zeitabhängigkeit.** Die Vertrauenswürdigkeit einer virtuellen Identität ist dynamisch, d.h., sie ändert sich typischerweise mit jeder neuen Information über die virtuelle Identität. Die Bedeutung der Zeitabhängigkeit ist offensichtlich, da sich das Verhalten einer Identität A mit der Zeit ändern kann. Dies schließt mit ein, dass aktuelle Informationen über das Verhalten von A mehr Aussagekraft über A's tatsächliche Vertrauenswürdigkeit haben als ältere Informationen. So kann z.B. das persönliche Wissen, dass ein Automechaniker vor einigen Jahren keine angemessene Leistung bei der Reparatur eines Autos zeigte, unter Umständen nur geringe Aussagekraft haben. Seine Erfahrung und Qualität kann sich in diesen Jahren stark verbessert haben, so dass aktuelles, positives Fremdwissen über den Mechaniker, ihn nun durchaus vertrauenswürdig machen könnte. Um diesen Zeitaspekt zu berücksichtigen, wird im Rahmenwerk das Alter jeder Information über eine virtuelle Identität mit Hilfe eines Zeitstempels explizit gemacht. Dieser Zweitstempel wird mit  $\iota$  beschrieben.

Bezeichnung	Formel
Linear	$y = mt + 1, \quad m < 0$
Zerfallsgesetz	$y = e^{-\lambda \cdot t}, \quad \lambda > 0$
Parabel	$y = -\left(\frac{t}{t_{\max}}\right)^a + 1, \quad t_{\max} > 0, \quad a > 0$
Glockenkurve	$y = a \cdot e^{-bx^2}, \quad a \leq 0, \quad b > 0$

**Tabelle 3.1:** Mathematische Beschreibung verschiedener Alterungsfaktoren

Neben der Frage, ob das Alter von Reputationsinformationen berücksichtigt wird, sind verschiedene Möglichkeiten denkbar, *wie* dies geschieht. Im einfachsten Fall werden Reputationsinformationen ab einem bestimmten Alter nicht mehr berücksichtigt. Die etwas komplexere Alternative ist, die Bedeutung von Reputationsinformationen graduell mit dem Alter zu verringern. D.h., ältere Informationen werden zwar auch weiterhin berücksichtigt, allerdings im geringeren Maße als aktuelle Informationen. Dieser „Verfall von Informationen“ wird dabei typischerweise mit Hilfe einfacher Formeln beschrieben. Tabelle 3.1 zeigt vier bekannte Ansätze. Die mathematischen Formeln sind dabei so angepasst, dass der Faktor für aktuelle Informationen gleich 1 bzw. 100% ist. Je nachdem welchen Wertebereich der Alterungsfaktor tatsächlich besitzen soll, müssen die Formeln geringfügig angepasst werden. Um die Wirkungsweise der verschiedenen Ansätze graphisch zu illustrieren, werden sie in Abbildung 3.1 für beispielhafte Parameterwerte dargestellt. Die x-Achse der Diagramme repräsentiert die Zeit, wobei  $x = 0$  den aktuellen Zeitpunkt beschreibt. Allen Alterungsfaktoren ist gemein, dass sie für  $x = 0$  den Wert 1 besitzen und streng monoton fallen. Die lineare Alterung und der Parabel-Ansatz beschreiben zusätzlich ein Höchstalter für Informationen, die berücksichtigt werden sollen. Das Zerfallsgesetz und die Glockenkurven berücksichtigen immer alle Informationen, auch wenn der Einfluss von sehr alten Informationen quasi gegen 0 geht. Dieser Punkt ist insofern aus technischer Perspektive interessant, dass bei einem maximalen Höchstalter, veraltete Informationen einfach gelöscht werden können. In den anderen Fällen müssen (zumindest theoretisch) alle Reputationsinformationen vorgehalten werden.

Die meisten Reputationssysteme verstehen die Zeitabhängigkeit von Reputationsinformationen insoweit, als dass sich die Vertrauenswürdigkeit einer virtuellen Identität zum Zeitpunkt  $t_1$  von der

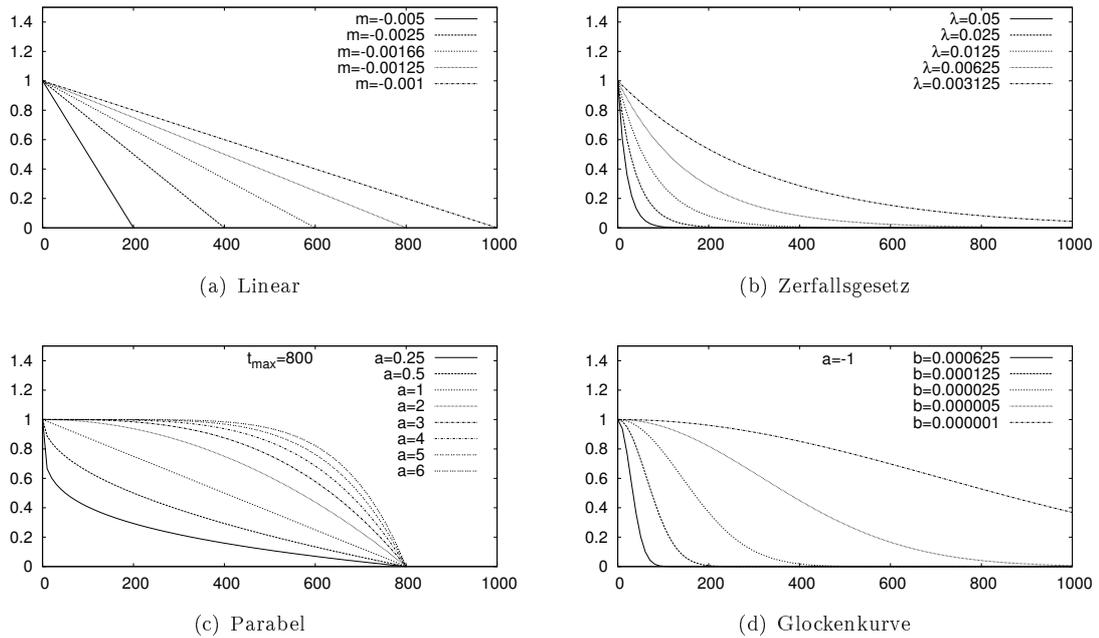


Abbildung 3.1: Graphische Veranschaulichung verschiedener Alterungsfaktoren

zum Zeitpunkt  $t_2$  unterscheiden kann. Reputationssysteme wie z.B. [CBG02, SS01] berücksichtigen darüberhinaus auch den Verfall von Reputationsinformationen. Allerdings ist die Rate des Verfalls fest durch das Modell vorgegeben und kann durch die Teilnehmer nicht geändert werden.

**Gewissheit.** Wenn ein Teilnehmer das Verhalten eines Partners bewertet, muss er sich der Korrektheit seiner Bewertung nicht zwangsweise sicher sein. Um das Verhalten des Partners mit z.B. 'gut' oder 'schlecht' zu bewerten, muss der Teilnehmer eine konkrete Vorstellung davon haben, was 'gut' bzw. 'schlecht' für ihn bedeutet. In Abhängigkeit der Situation oder der Komplexität einer Interaktion, ist diese Vorstellung nicht immer offensichtlich. Zur Illustration soll wieder das bekannte Beispiel dienen: Ein Automechaniker hat ein kaputtes Rücklicht repariert. Das Ergebnis der Reparatur, in dem Fall die Funktion des Rücklichtes, zu bewerten, ist trivial (Licht funktioniert oder nicht). Demgegenüber ist die Bewertung der Reparaturkosten schwierig, da hierzu ein ausreichendes Wissen über die aktuellen Marktpreise nötig ist. Der Grad der Gewissheit ist höchst subjektiv. Somit ist dieser Aspekt für das Ansehen eines Teilnehmers nicht von Belang, da das Ansehen ein globaler Wert ist. Im Folgenden wird die Gewissheit eines Teilnehmers durch  $\varsigma$  aus dem Intervall  $[0; 1]$  (0: absolut unsicher, 1: absolut sicher) ausgedrückt. Kein existierendes Reputationssystem berücksichtigt diesen Aspekt.

**Geschätzter Aufwand.** Zusätzlich zum eigentlichen Ausgang einer Interaktion, ist der geschätzte Aufwand, den ein Interaktionspartner für die Bearbeitung eines Auftrags hat, ein wichtiger Faktor, dessen Verhalten beschreibt. Wenn ein Partner eine gute Leistung bei der Bearbeitung von schweren Aufgaben gezeigt hat, ist davon auszugehen, dass er auch leichte Aufgaben zuverlässig bewältigt. Die Gegenrichtung ist in der Regel nicht so offensichtlich. Hat also z.B. ein Automechaniker sehr kompetent einen größeren Motorschaden behoben, wird dieser auch mit einem kaputten Rücklicht keine Probleme haben. Die Bearbeitung komplexer Aufgaben ist somit ein besserer Indikator für die Vertrauenswürdigkeit eines Partners als die Bearbeitung von leichten Aufgaben. Der geschätzte Aufwand ist zum einen sehr subjektiv und bezieht sich zum anderen auf eine konkrete Interaktion. Damit kann der geschätzte Aufwand nur Bewertungen zugeordnet werden, da Bewertungen die direkte Einschätzung des Ausgangs einer Interaktion sind. Zur Bezeichnung des geschätzten Aufwandes wird im Folgenden  $\eta$  aus dem Intervall  $[0; 1]$  (0: sehr einfach, 1: sehr komplex) verwendet. Dieser Aspekt findet sich in keinem existierenden Reputationssystem wieder.

## KAPITEL 3. EIN RAHMENWERK FÜR REPUTATIONSSYSTEME

**Wertebereich.** Um das Verhalten von Partnern letztlich auswerten und vergleichen zu können, muss das Verhalten innerhalb von Bewertungen, Empfehlungen, Ansehen und Vertrauen quantifiziert werden. Reputationssysteme wie z.B. [HJS04, SS01] verwenden dazu einen kontinuierlichen Wertebereich, wobei die Bereichsgrenzen durchaus verschieden sein können. Andere Systeme verwenden einen diskreten Wertebereich. Z.B. unterscheidet [ARH00] vier Vertrauensgrade: 'sehr vertrauenswürdig', 'vertrauenswürdig', 'unvertrauenswürdig' und 'sehr unvertrauenswürdig'. Ein paar wenige Systeme, z.B. [AD01], verwenden einen binären Wertebereich. Es existieren auch Systeme, die in Abhängigkeit der Art von Reputationsinformationen, diskrete oder kontinuierliche Wertebereiche verwenden und kombinieren (z.B. [JI02, YS00]).

Das vorgestellte Rahmenwerk setzt auf einen kontinuierlichen Wertebereich  $[-1; +1]$ , für alle Arten von Reputationsinformationen; der Wert wird mit  $\nu$  bezeichnet. Kontinuierliche Wertebereiche erlauben sowohl eine feinere Granularität bei dem Vergleich von Informationen als auch das Erstellen einer Rangfolge anhand ihrer Werte. Daneben können alle andere Wertebereiche existierender Reputationssysteme nachgebildet werden. Kontinuierliche Wertebereiche mit allerdings anderen Bereichsgrenzen lassen sich auf das Intervall  $[-1; +1]$  abbilden. Durch die Definition geeigneter Teilbereiche lassen sich diskrete Wertebereiche definieren, z.B. eine binäre Unterteilung in  $\nu < 0$  und  $\nu \geq 0$ .

Eine Strategiedefinition muss nicht notwendigerweise auf alle vorgestellten Aspekte von Reputationsinformationen zurückgreifen. Es liegt in den Händen des Teilnehmers, der die Strategiedefinition formuliert, ob und wie er die einzelnen Aspekte berücksichtigen möchte. So kann z.B. einem Teilnehmer zwar der Kontext, aber nicht das Alter von Reputationsinformationen interessieren. Und falls zwei Teilnehmer das Alter von Informationen berücksichtigen, können sie das wiederum auf unterschiedliche Arten tun, z.B. anhand verschiedener Alterungsfaktoren (vgl. Abbildung 3.1)

### 3.2.3 Formale Definitionen

Nach der Übersicht über die verschiedenen Aspekte von Reputationsinformationen, können nun die vier Konzepte formal definiert werden. Die informale Beschreibung der Aspekte hat bereits angedeutet, dass für die Darstellung der Konzepte keine komplexe Struktur nötig ist. In der Tat sind alle Konzepte von eher einfacher Natur und besitzen eine 'flache' Struktur. Aus diesem Grund wird für die Definitionen eine Tupel-Schreibweise verwendet.

**DEFINITION 3.2.1 (BEWERTUNG).** Eine Bewertung ist ein 8-Tupel

$$\text{Bewertung} = (\epsilon_{\text{Bewerter}}, \epsilon_{\text{Bewerteter}}, \phi, \psi, \phi, \iota, \zeta, \eta, \nu)$$

■

Alle Bewertungstupel werden in der Relation *Bewertungen* (*Bewerter*, *Bewerteter*, *Kontext*, *Facette*, *Zeitstempel*, *Gewissheit*, *Aufwand*, *Wert*) zusammengefasst. Die Relation *Bewertung* ist – in der Terminologie von Datenbanksystemen – eine Basisrelation, da jedes Tupel der direkten Beobachtung einer Interaktion entspricht und somit nicht von anderem Wissen abgeleitet wurde.

**BEISPIEL 2:** Alice hat ihren Wagen nach einem kleinen Unfall vom Automechaniker Bob neu lackieren lassen. Obwohl sie sich bezüglich der aktuellen Marktpreise nicht auskennt, findet sie die Kosten akzeptabel, zumal der komplette Wagen in einer sehr ausgefallenen Farbe lackiert wurde. Ihre Meinung kann Alice nun über ein neues Tupel der Relation *Bewertungen* explizit machen.

Bewerter	Bewerteter	Kontext	Facette	Zeitstempel	Gewissheit	Aufwand	Wert
...	...	...	...	...	...	...	...
Alice	Bob	Lackierung	Kosten	11-08-08	0.2	0.8	+0.8
...	...	...	...	...	...	...	...

□

**DEFINITION 3.2.2 (EMPFEHLUNG).** Eine Empfehlung ist ein 7-Tupel

### KAPITEL 3. EIN RAHMENWERK FÜR REPUTATIONSSYSTEME

---

$$\text{Empfehlung} = (\epsilon_{\text{Empfehler}}, \epsilon_{\text{Empfohlener}}, \phi, \psi_{\phi}, \iota, \varsigma, \nu)$$

Alle Empfehlungstupel werden in der Relation **Empfehlungen** (**Empfehler**, **Empfohlener**, **Kontext**, **Facette**, **Zeitstempel**, **Gewissheit**, **Wert**) zusammengefasst. Bei **Empfehlung** handelt es sich um eine abgeleitete Relation. D.h., die Relation ergibt sich aus dem Ergebnis einer Anfrage. Im Kontext des Rahmenwerks für Reputationssysteme entspricht diese Anfrage einer Strategiedefinition, in diesem Fall einer Empfehlungsstrategiedefinition von jedem Teilnehmer.

**DEFINITION 3.2.3 (ANSEHEN).** Ansehen ist ein 5-Tupel

$$\text{Ansehen} = (\epsilon, \phi, \psi_{\phi}, \iota, \nu)$$

Alle Tupel werden in der Relation **Ansehen** (**Identität**, **Kontext**, **Facette**, **Zeitstempel**, **Wert**) zusammengefasst. Auch bei **Ansehen** handelt es sich um eine abgeleitete Relation. Auf Grund des globalen Charakters von **Ansehen**, bildet sich diese Relation aus einer globalen Strategiedefinition.

**DEFINITION 3.2.4 (VERTRAUEN).** Vertrauen ist ein 7-Tupel

$$\text{Vertrauen} = (\epsilon_{\text{Vertrauensgeber}}, \epsilon_{\text{Vertrauensnehmer}}, \phi, \psi_{\phi}, \iota, \varsigma, \nu)$$

Alle Vertrauentupel werden in der Relation **Vertrauen** (**Vertrauensgeber**, **Vertrauensnehmer**, **Kontext**, **Facette**, **Zeitstempel**, **Gewissheit**, **Wert**) zusammengefasst. Es ist offensichtlich, dass auch **Vertrauen** eine abgeleitete Relation ist, gebildet durch die Vertrauensstrategiedefinitionen eines jeden Teilnehmers.

Neben diesen vier Arten von Reputationsinformationen, gehört auch anwendungsspezifisches Wissen zum Rahmenwerk. Dazu zählt die Menge der virtuellen Identitäten  $E$ , die Menge von Kontexten  $\Phi$  und die Menge von Facetten  $\Psi_{\phi}$ . Für die Formulierung von Strategiedefinitionen müssen Teilnehmer auch auf dieses Wissen zugreifen können. Aus diesem Grund wird das Rahmenwerk um folgende Relationen erweitert: **Identität** (**ID**) enthält die eindeutigen Identifikatoren aller virtuellen Identitäten der jeweiligen virtuellen Gemeinschaft und **Situation** (**Kontext**, **Facette**) enthält alle möglichen Kombinationen aus Kontexten und Facetten.

Zusätzlich zur Unterscheidung zwischen Reputationsinformationen und anwendungsspezifischen Wissen, können Reputationsinformationen anhand zweier weiterer Dimensionen unterteilt werden: (1) *Anzahl referenzierter Identitäten*. Eine Relation kann entweder Wissen über eine einzelne virtuelle Identität enthalten (*identitätsspezifisch*) oder über Paare von Identitäten (*paarspezifisch*). Die Relation **Bewertungen** ist z.B. paarspezifisch, da es zwei Rollen gibt, den Bewerter und den Bewerteten. (2) *Ursprung des Wissens*. Manches Wissen stellt einer direkte Beobachtung des Verhaltens eines Partners dar (*Basiswissen*). Dieses Basiswissen kann dazu verwendet werden, um anderes Wissen abzuleiten (*abgeleitetes Wissen*). Von den vier vorgestellten Arten von Reputationsinformationen gehören nur die **Bewertungen** zum Basiswissen. Damit lassen sich Reputationsinformationen wie folgt klassifizieren:

	identitätsspezifisch	paarspezifisch
Basiswissen		<b>Bewertungen</b>
abgeleitetes Wissen	<b>Ansehen</b>	<b>Empfehlungen, Vertrauen</b>

**Ansehen**, **Empfehlungen** und **Vertrauen** gehören somit zum abgeleiteten Wissen. Da **Empfehlungen** und **Vertrauen** subjektive Größe sind, hat jeder Teilnehmer in der Regel unterschiedliche Strategiedefinitionen, **Empfehlungen** und **Vertrauen** abzuleiten. Für das **Ansehen** ist eine globale Strategiedefinition notwendig. In den Folgekapiteln geht es nun genau darum einen Mechanismus bereitzustellen, um solche Strategiedefinitionen formulieren zu können. Dazu wird eine algebraische Sprache vorgestellt und definiert.

### 3.3 Eine Sprache zur Formulierung von Strategiedefinitionen

In Abschnitt 3.2 wurde die relationale Darstellung von Reputationsinformationen definiert. Im Folgenden wird nun der Mechanismus vorgestellt – basierend auf der Relationalen Algebra – mit dem Teilnehmer ihre Strategiedefinitionen explizit machen können. Existierende Sprachen zur Formulierung von Strategiedefinitionen sind logische Sprachen und unterstützen keine komplexe Operationen (z.B. Durchschnitts- und Zentralitätsberechnungen), wie sie für Strategiedefinitionen, die Informationen über das frühere Verhalten von Teilnehmer berücksichtigen, notwendig sind. Aus diesem Grund wird ein algebraischer Ansatz verfolgt. Allerdings sind die Basisoperatoren der Relationalen Algebra nicht ausreichend, um die Formulierung aller sinnvollen Strategiedefinitionen zu ermöglichen. Der Bedarf an weiteren Operatoren sowie die Definitionen der Operatoren selbst sind Hauptbestandteil dieses Abschnitts.

Eine Vertrauensstrategiedefinition ist die Spezifikation eines Teilnehmers, unter welchen Bedingungen er bereit ist, anderen zu vertrauen (analoges gilt für Strategiedefinitionen für Empfehlungen und Ansehen). Beispiele für Vertrauensstrategiedefinitionen sind „Ich vertraue anderen, wenn deren durchschnittliche Bewertung positiv ist“ oder „Ich vertraue anderen, wenn sie zu den  $k$  am meisten angesehen Identitäten gehören“. Das Ergebnis einer Strategiedefinition sind alle als vertrauenswürdig eingeschätzten Identitäten. In diesem Rahmenwerk wird eine relationale Darstellung für das verhaltensspezifische und das anwendungsspezifische Wissen verwendet. Eine Strategiedefinition ist somit ein algebraischer Ausdruck über diese relationale Wissensbasis. Aus Gründen der Anschaulichkeit erzeugt jede Strategiedefinition in den folgenden Beispielen eine Relation von Vertrauens-, Empfehlungs- oder Ansehens-Tupeln, deren Aufbau mit den Definitionen aus Abschnitt 3.2.3 konform ist. Um zur endgültigen Vertrauensentscheidung – der Auftrag wird bearbeitet oder nicht – zu gelangen, müssen lediglich die entsprechenden Tupel selektiert werden (z.B., 'ist der Reputationswert über einem gewissen Schwellenwert?') und alle Attribut bis auf die IDs der Identitäten herausprojiziert werden.

Für die Definitionen in diesem Kapitel werden folgende Notationen verwendet:  $\mathcal{A}$  ist eine Menge von Attributbezeichnern  $A_i$  und  $\mathcal{D}$  eine Menge von Domänen  $D_i$  wobei jede Domäne  $D_i$  eine Menge von atomaren Werten ist. Um ein Attribut  $A_i$  mit einer Domäne in Beziehung zu bringen wird die Schreibweise  $D_i : A_i$  verwendet. Ein Relationenschema  $\mathcal{R}$  besteht aus einer Menge eindeutiger Attributbezeichner  $\{A_1, \dots, A_n\}$ . Eine Relation ist eine endliche Menge  $R \subseteq D_1 : A_1 \times \dots \times D_n : A_n$ . Ein Tupel  $t \in R$  wird als  $(A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n)$  geschrieben, wobei die Attributwerte  $a_i$  aus der Domäne  $D_i$  von Attribut  $A_i$  sind.  $\text{Schema}(R)$  bezeichnet die Menge von Attributen  $\{A_1, \dots, A_n\}$  von  $R$ . Um auf den Attributwert von  $A_i$  eines Tupels zu verweisen, wird die Schreibweise  $t.A_i$  verwendet.

#### 3.3.1 Basisalgebra

Die Operatoren der Relationalen Algebra sowie deren Definitionen sind in der Literatur weit verbreitet. Aus Gründen der Vollständigkeit und als Hilfe beim Lesen von Strategiedefinitionen im Laufe dieser Arbeit werden die Definitionen dieser Operatoren dennoch kurz vorgestellt.

**DEFINITION 3.3.5 (VEREINIGUNG).** Die Vereinigung zweier Relationen  $R_1$  und  $R_2$  ist eine Relation, die alle Tupel enthält die in  $R_1$  oder  $R_2$  vorkommen. Duplikate werden eliminiert. Mittels Infix-Notation ist der Vereinigungsoperator ( $\cup$ ) definiert als

$$R_1 \cup R_2 := \{(A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \mid (A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \in R_1 \vee (A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \in R_2\}$$

wobei  $\text{Schema}(R_1) = \text{Schema}(R_2) = \{A_1, \dots, A_n\}$ . ■

**DEFINITION 3.3.6 (DIFFERENZ).** Die Differenz zweier Relationen  $R_1$  und  $R_2$  ist eine Relation, die alle Tupel enthält die in  $R_1$  und nicht in  $R_2$  vorkommen. Mittels Infix-Notation ist der Differenzoperator ( $\setminus$ ) definiert als

$$R_1 \setminus R_2 := \{(A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \mid (A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \in R_1 \wedge (A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \notin R_2\}$$

wobei  $\text{Schema}(R_1) = \text{Schema}(R_2) = \{A_1, \dots, A_n\}$ . ■

**DEFINITION 3.3.7 (VERBUND).** Der Verbund zweier Relationen  $R_1$  und  $R_2$  ist eine Relation die, alle Kombinationen der Tupel aus  $R_1$  und  $R_2$  enthält, welche eine vorgegebene Bedingung über eine vorgegebene Menge von Attributen erfüllen. Mittels Infix-Notation ist der Verbundoperator ( $\bowtie$ ) definiert als

$$R_1 \bowtie_{[\text{condition}(A_1a_1, \dots, A_i a_i, A_{i+1}a_{i+1}, \dots, A_n a_n)]} R_2 := \\ \{(A_1 : a_1, \dots, A_i : a_i, A_{i+1} : a_{i+1}, \dots, A_n : a_n) \mid (A_1 : a_1, \dots, A_i : a_i) \in R_1 \\ \wedge (A_{i+1} : a_{i+1}, \dots, A_n : a_n) \in R_2 \wedge \text{condition}(a_1, \dots, a_n) == \text{true}\}$$

wobei  $\text{Schema}(R_1) = \{A_1, \dots, A_i\}$  and  $\text{Schema}(R_2) = \{A_{i+1}, \dots, A_n\}$ . Die Bedingung *condition* enthält Ausdrücke der Form  $X\Theta Y$ .  $X, Y$  sind Attribute der Eingangsrelationen und besitzen beide die gleiche Domäne  $D$ .  $\Theta \in \{<, \leq, =, \neq, \geq, >\}$ , wobei  $\Theta$  über  $D$  definiert sein muss. Diese boole'schen Ausdrücke können via  $\vee, \wedge$  und  $\neg$  zu komplexeren Ausdrücken kombiniert werden. Wird keine Bedingung spezifiziert, ist das Ergebnis des Verbundoperators das kartesische Produkt von  $R_1$  und  $R_2$ . ■

**DEFINITION 3.3.8 (SELEKTION).** Das Ergebnis einer Selektion auf einer Relation  $R$  ist eine Relation, die alle Tupel aus  $R$  enthält, welche eine vorgegebene Bedingung erfüllen. Mittels Präfix-Notation ist der Selektionsoperator ( $\sigma$ ) definiert als

$$\sigma[\text{condition}(A_1, \dots, A_n)](R) := \\ \{(A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \mid (A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \in R \wedge \text{condition}(a_1, \dots, a_n) == \text{true}\}$$

wobei  $\text{Schema}(R) = \{A_1, \dots, A_n\}$ . Die Bedingung *condition* enthält Ausdrücke der Form  $X\Theta Y$ .  $X, Y$  müssen die gleiche Domäne besitzen und repräsentieren entweder ein Attribut der Eingangsrelationen oder konstante Werte.  $\Theta \in \{<, \leq, =, \neq, \geq, >\}$ , wobei  $\Theta$  über  $D$  definiert sein muss. Diese boole'schen Ausdrücke können via  $\vee, \wedge$  und  $\neg$  zu komplexeren Ausdrücken kombiniert werden. ■

**DEFINITION 3.3.9 (PROJEKTION).** Das Ergebnis einer Projektion auf einer Relation  $R$  ist eine Relation, die alle Tupel von  $R$  enthält, allerdings beschränkt auf eine vorgegebene Untermenge von Attributen von  $R$ . Eventuell entstehende Duplikate werden entfernt. Mittels Präfix-Notation ist der Projektionsoperator ( $\pi$ ) definiert als

$$\pi[A_1, \dots, A_i](R) := \{(A_1 : a_1, \dots, A_i : a_i) \mid \exists A_{i+1}, \dots, A_n (A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \in R\}$$

wobei  $\text{Schema}(R) = \{A_1, \dots, A_n\}$ . ■

**DEFINITION 3.3.10 (UMBENENNUNG).** Das Ergebnis einer Umbenennung auf einer Relation  $R$  ist eine Relation die mit  $R$  identisch ist, mit der Ausnahme, dass eine vorgegebene Untermenge der Attribute von  $R$  umbenannt wurde. Mittels Präfix-Notation ist der Umbenennungsoperator ( $\rho$ ) definiert als

$$\rho[A_i^{\text{neu}} \leftarrow A_i^{\text{alt}}, \dots, A_j^{\text{neu}} \leftarrow A_j^{\text{alt}}](R) := \\ \{(A_1 : a_1, \dots, A_i^{\text{neu}} : a_i, \dots, A_j^{\text{neu}} : a_j, \dots, A_n : a_n) \mid (A_1 : a_1, \dots, A_i^{\text{alt}} : a_i, \dots, A_j^{\text{alt}} : a_j, \dots, A_n : a_n) \in R\}$$

wobei  $\text{Schema}(R) = \{A_1, \dots, A_n\}$ . ■

Diese sechs relationalen Operatoren stellen die minimale Menge an Operatoren dar, um alle Ausdrücke der Relationalen Algebra formulieren zu können. Alle anderen gebräuchlichen Operatoren (z.B. Schnittmenge, Natürlicher Verbund, etc.) können von diesen sechs Operatoren abgeleitet werden. Da sie somit keine Auswirkung auf die Ausdrucksmächtigkeit der vorgestellten Sprache zur Formulierung von Strategiedefinitionen haben, wird auf deren Definition verzichtet. Nichtsdestotrotz können sie für die Formulierung von Strategiedefinitionen herangezogen werden.

Mit den Basisoperatoren der Relationalen Algebra lassen sich bereits verschiedene, sinnvolle Strategiedefinitionen formulieren. So kann z.B. festgelegt werden, ob eine virtuelle Identität bereits negative Bewertungen oder Empfehlungen erhalten hat. (Die Bestimmung der genauen Anzahl

von negativen Bewertungen/Empfehlungen ist allerdings nicht möglich.) Durch den Selektionsoperator lässt sich die Menge der berücksichtigten Reputationsinformationen gemäß der Werte der unterschiedlichen Attribute anpassen. Es ist z.B. möglich, Bewertungen, die ein gewisses Alter überschritten haben, nicht in die Auswertung der Strategiedefinition mit einfließen zu lassen. Eine Gewichtung der Reputationsinformationen gemäß ihrem Alter erlauben die Basisoperatoren nicht.

### 3.3.2 Existierende Erweiterungen

Die Algebra der Sprache für die Formulierung von Strategiedefinitionen enthält weitere Operatoren, die bereits in der Literatur vorgestellt wurden. Diese Operatoren dienen in erster Linie dazu, die erweiterte Ausdrucksmächtigkeit von SQL in der Relationalen Algebra nachzubilden.

**Gruppierung & Aggregation.** Nahezu jede sinnvolle Strategiedefinition benötigt Aggregationsberechnungen, z.B. die durchschnittliche Bewertung einer virtuellen Identität. Aggregationen treten typischerweise im Zusammenhang mit Gruppierung auf. Mittels Präfix-Notation ist der Gruppierungsoperator ( $\gamma$ ) definiert als

DEFINITION 3.3.11 (GRUPPIERUNG/AGGREGATION).

$$\gamma[A, \Gamma(A_i), \emptyset](R) := \{(A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n, A : a) \mid (A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \in R \wedge a = \Gamma(A_i)\}$$

$$\gamma[A, \Gamma(A_i), \{A_1, \dots, A_k\}](R) := \bigcup_{t \in R} \gamma[A, \Gamma(A_i), \emptyset](\sigma[\bigwedge_{i=1}^k (a_i = t. A_i)](R))$$

wobei  $\text{Schema}(R) = \{A_1, \dots, A_n\}$ ,  $A_i \notin \{A_1, \dots, A_k\}$ ,  $A_i \in \text{Schema}(R)$ .  $\Gamma(A_i)$  wendet die Aggregationsfunktion  $\Gamma$  auf die Werte der Attribute  $A_i$  an und es gilt, dass  $\{A_1, \dots, A_k\} \subseteq \text{Schema}(R)$ . ■

BEISPIEL 3: Für die Relation **Bewertungen** soll für jede virtuelle Identität die durchschnittliche Bewertung berechnet werden, unabhängig von Kontext, Facette, etc. Durch den Gruppierungsoperator  $\gamma$  wird die Aggregierungsfunktion **AVG** (engl.: *average*) auf das Attribut **Wert** angewendet. Das Ergebnis wird in einem neue Attribut **AvgWert** gespeichert.

Bewerter	Bewerteter	...	Gewissheit	Aufwand	Wert
Alice	Dave	...	1.0	0.8	+0.5
Alice	Bob	...	0.2	0.8	+0.8
Alice	Carol	...	0.9	0.8	1.0
Carol	Bob	...	1.0	0.2	-0.2

↓  $\gamma[\text{AvgWert}, \text{AVG}(\text{Wert}), \{\text{Bewerteter}\}](\text{Bewertungen})$

Bewerter	Bewerteter	...	Gewissheit	Aufwand	Wert	AvgWert
Alice	Dave	...	1.0	0.8	+0.5	+0.5
Alice	Bob	...	0.2	0.8	+0.8	+0.3
Alice	Carol	...	0.9	0.8	+1.0	+1.0
Carol	Bob	...	1.0	0.2	-0.2	+0.3

Das Beispiel zeigt gut den Unterschied zur Gruppierung in SQL, wo zusätzlich auf die Gruppierungsattribute (hier: **Bewerteter**) und die neuen Attribute (hier: **AvgWert**) projiziert wird, inkl. Duplikateliminierung. □

**Verwendung externer Funktionen.** Viele Strategiedefinitionen benötigen externe Funktionen, z.B. um auszudrücken, dass aktuelle Bewertungen größeren Einfluss in die Vertrauenswürdigkeit einer virtuellen Identität haben als alte Bewertungen. Eine externe Funktion ermöglicht diese Abschwächung von Informationen gemäß ihrem Alter. Innerhalb der Algebra wird dies durch den Map-Operator erreicht [AF95]. Der Map-Operator wendet einen benutzerdefinierten Ausdruck auf die Attribute einer Relation an, Tupel für Tupel. Das Ergebnis wird in einem neuen Attribut gespeichert. Mittels Präfix-Notation ist der Map-Operator ( $\mu$ ) definiert als

### KAPITEL 3. EIN RAHMENWERK FÜR REPUTATIONSSYSTEME

DEFINITION 3.3.12 (MAP-OPERATOR).

$$\mu[A, \text{expression}(a_1, \dots, a_n)](R) := \{(A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n, A : a) \mid (A_1 : a_1, \dots, A_n : a_n) \in R \wedge a = \text{expression}(a_1, \dots, a_n)\}$$

wobei  $\text{Schema}(R) = \{A_1, \dots, A_n\}$  und  $A \notin R$ . ■

BEISPIEL 4: Im diesem Beispiel wird der Map-Operator  $\mu$  auf die Relation **Bewertungen** angewendet. Ziel ist es, den Wert jeder Bewertung mit dem Attributwert für **Gewissheit** durch Multiplikation zu gewichten. Das Ergebnis wird in einem neuem Attribut **GewichteterWert** gespeichert.

Bewerter	Bewerteter	...	Gewissheit	Aufwand	Wert
Alice	Dave	...	1.0	0.8	+0.5
Alice	Bob	...	0.2	0.8	+0.8
Alice	Carol	...	0.9	0.8	1.0
Carol	Bob	...	1.0	0.2	-0.2

$$\Downarrow \mu[\text{GewichteterWert}, (\text{Gewissheit} \cdot \text{Wert})](\text{Bewertungen})$$

Bewerter	Bewerteter	...	Gewissheit	Aufwand	Wert	GewichteterWert
Alice	Dave	...	1.0	0.8	+0.5	+0.4
Alice	Bob	...	0.2	0.8	+0.8	+0.64
Alice	Carol	...	0.9	0.8	1.0	+ 0.8
Carol	Bob	...	1.0	0.2	-0.2	-0.04

Das Attribut **GewichteterWert** kann nun in nachfolgenden Operatoren als Parameter verwendet werden. □

**Top-Operator.** Innerhalb vieler Strategiedefinitionen sind die  $k$  Tupel mit dem höchsten Wert für ein Attribut von besonderem Interesse. Z.B. kann sich eine Strategiedefinition auf die  $k$  virtuellen Identitäten mit den höchsten Reputationswerten beziehen. Es existierende verschiedene Definitionen für den Top-Operator, z.B. [BMT00]. Mittels Präfix-Notation ist der Top-Operator ( $\tau$ ) definiert als

DEFINITION 3.3.13 (TOP OPERATOR).

$$\tau[0, A_i](R) := \emptyset, \quad \tau[k, A_i](\emptyset) := \emptyset$$

$$\tau[k, A_i](R) := (M = \{t_1, \dots, t_m \in R \mid (\exists x \in R, x \neq t : x. A_i > t. A_i) \wedge (m \leq k)\}) \cup \tau[k - |M|, A_i](R - M)$$

wobei  $A_i \in \text{Schema}(R)$  und  $k$  eine natürliche Zahl ist.  $\geq$  bezieht sich auf eine gegebene Halbordnung über die Domäne von  $A_i$ . ■

BEISPIEL 5: Mit Hilfe des Top-Operators werden in diesem Beispiel die zwei Tupel mit den größten Attributwerten für **Gewissheit** bestimmt.

Bewerter	Bewerteter	...	Gewissheit	Aufwand	Wert
Alice	Dave	...	1.0	0.8	+0.5
Alice	Bob	...	0.2	0.8	+0.8
Alice	Carol	...	0.9	0.8	1.0
Carol	Bob	...	1.0	0.2	-0.2

$$\Downarrow \tau[2, \text{Gewissheit}](\text{Bewertung})$$

Bewerter	Bewerteter	...	Gewissheit	Aufwand	Wert
Alice	Dave	...	1.0	0.8	+0.5
Carol	Bob	...	1.0	0.2	-0.2



### KAPITEL 3. EIN RAHMENWERK FÜR REPUTATIONSSYSTEME

diesen Ansatz einer Reputationsmetrik durch das Rahmenwerk zu unterstützen, muss ein Teilnehmer bei der Formulierung seiner Strategiedefinitionen in der Lage sein, Zentralitätsberechnungen spezifizieren zu können. Die bisher vorgestellten Operatoren der Sprache zur Formulierung von Strategiedefinitionen leisten dies nicht. Aus diesem Grund wird nun ein neuer Operator – der Zentralitätsoperator – vorgestellt. Für die Definition eines relationalen Operators zur Berechnung von Zentralitätsmaßen lassen sich zwei wichtige Unter Aspekte identifizieren:

- *Spezifikation der Graphstruktur*  
 Durch die relationale Darstellung von Reputationsinformationen sind Graphstrukturen nur implizit gegeben, d.h., es ist nicht klar definiert, welche Attribute einer Relation die Knoten, die Kanten und die Kantengewichte repräsentieren. Eine Zentralitätsberechnung auf einer relationalen Wissensbasis setzt also voraus, dass zunächst der unterliegende Graph explizit gemacht wird. Eine geeignete Sprache muss diesbezüglich ein hohes Maß an Flexibilität zeigen. D.h., innerhalb einer Strategiedefinition muss ein Teilnehmer spezifizieren können, für welche Identitäten die Zentralität berechnet werden soll und was genau die Kanten (z.B. Bewertungen, Empfehlungen, etc.) sind.
- *Relationale Darstellung von Zentralitätsmaßen*  
 Es existieren viele verschiedene Zentralitätsmaße. Das Ziel ist aber nicht ein Operator pro Maß, sondern genau ein Zentralitätsoperator, der die Berechnung unterschiedlicher Maße erlaubt. Dies ist auf dem Blick ähnlich wie die Anwendung von externen Funktionen, d.h. die Verwendung einer Funktion als Parameter eines Operators. Doch anders als beim Map-Operator, kann die Berechnung nicht Tupel für Tupel durchgeführt werden. Die Zentralitätsberechnung ist komplexer, da sie alle betroffenen Tupel als Ganzes berücksichtigt.

Die Definition des Zentralitätsoperators muss beide Punkte berücksichtigen, um hinreichend flexibel und aussagekräftig die Berechnung von Zentralitätsmaßen auf relationalen Daten zu ermöglichen.

**Spezifikation der Graphstruktur.** Ob sich aus einer Datenbankrelation – egal ob Basisrelation oder durch eine Anfrage abgeleiteten Relation – eine sinnvolle Graphstruktur ableiten lässt, hängt von der Interpretation des Anfragenstellers ab. Welche Teile einer Relation die Knoten, Kanten und ggf. Kantengewichte repräsentieren sollen, ist nicht a-priori festgelegt. Weiterhin ist es auch oft möglich, dass mehrere verschiedene Graphstrukturen abgeleitet werden können, die bzgl. ihrer Semantik als sinnvolle Eingabe für eine Zentralitätsberechnung dienen können.

**BEISPIEL 7:** Gegeben ist die folgende Ergebnisrelation aus Beispiel 4. Dort wurde der Wert einer Bewertung mit Hilfe des Map-Operators gewichtet und als neues Attribut **GewichteterWert** für jedes Tupel gespeichert.

Bewerter	Bewerteter	...	Gewissheit	Aufwand	Wert	GewichteterWert
Alice	Dave	...	1.0	0.8	+0.5	+0.4
Alice	Bob	...	0.2	0.8	+0.8	+0.64
Alice	Carol	...	0.9	0.8	1.0	+ 0.8
Carol	Bob	...	1.0	0.2	-0.2	-0.04

Aus dieser Relation lassen sich nun verschiedene Graphstrukturen ableiten. In diesem einfachen Beispiel ist intuitiv klar, dass Alice, Bob, Carol und Dave die Knoten repräsentieren, und jedes Tupel der Relation zu einer Kante zwischen Knoten wird. (Dennoch ist dies nicht zwingend erforderlich und bei Relationen mit mehr Attributen sind schnell sinnvolle Alternativen denkbar.) Anders sieht es beim Kantengewicht aus. Hier kommen mehrere Attribute ein Frage, die bzgl. einer Reputationsberechnung für die Identitäten/Knoten ein geeignetes Kantengewicht darstellen, vor allem **Wert** und **GewichteterWert**. Abbildung 3.2 zeigt die beiden resultierenden Graphen in Abhängigkeit der Wahl des Attributes für das Kantengewicht des abgeleiteten Graphen. □

Damit ein Teilnehmer innerhalb seiner formulierten Strategiedefinitionen die von ihm betrachtete Graphstruktur spezifizieren kann, muss eine geeignete Definition für den Zentralitätsoperator Parameter bereitstellen, um die Knoten- und Kantenmenge sowie die Kantengewichte festzulegen. Strategiedefinitionen sind in diesem Rahmenwerk relationale Ausdrücke. Daher müssen Strate-



Abbildung 3.2: Resultierender Graph bei unterschiedlicher Attributwahl für das Kantengewicht

giedefinitionen mit Zentralitätsberechnungen zwei Teilausdrücke enthalten, die im Folgenden als  $\mathbf{R}_{\text{vertices}}$ , welcher die Knoten, und  $\mathbf{R}_{\text{edges}}$ , welcher die Kanten spezifiziert, bezeichnet. Anders ausgedrückt, der Zentralitätsoperator besitzt zwei Eingaberelationen:  $\mathbf{R}_{\text{vertices}}$  und  $\mathbf{R}_{\text{edges}}$ . Zusätzlich benötigt er noch folgende Parameter:

- $\mathbf{A}_v$ : Attribut von  $\mathbf{R}_{\text{vertices}}$  welches die Knoten (*vertex*) spezifiziert
- $\mathbf{A}_s$ : Attribut von  $\mathbf{R}_{\text{edges}}$  welches den Quellknoten (*source*) der Kanten spezifiziert
- $\mathbf{A}_t$ : Attribut von  $\mathbf{R}_{\text{edges}}$  welches den Zielknoten (*target*) der Kanten spezifiziert
- $\mathbf{A}_w$ : Attribut von  $\mathbf{R}_{\text{edges}}$  welches die Gewichte (*weight*) der Kanten spezifiziert

Würde die Algebra noch weitere graphbasierte Operatoren besitzen, besäßen diese die gleichen Parameter, da diese die Graphstruktur beschreiben. Zur klaren Darstellung weiterer Definitionen, werden folgende abkürzenden Schreibweisen eingeführt um die vorangegangenen Parameter eines Graphen  $G$  zu repräsentieren:  $\mathcal{R}_G = (\mathbf{R}_{\text{vertices}}, \mathbf{R}_{\text{edges}})$  und  $\mathcal{A}_G = (\mathbf{A}_v, \mathbf{A}_s, \mathbf{A}_t, \mathbf{A}_w)$ .

**Relationale Darstellung von Zentralitätsmaßen** Um das Ziel eines einzigen Zentralitätsoperators zu erreichen, muss zunächst definiert werden, wie eine, im Folgenden *Zentralitätsfunktion* genannte, Funktion aussehen muss, um als Parameter für diesen Operator geeignet zu sein. Anschließend soll für ein konkretes Zentralitätsmaß diese Zentralitätsfunktion definiert werden. Dazu wird PAGERANK [PBMW98] herangezogen, da dieses Maß Grundlage für die meisten zentralitätsbasierten Reputationssysteme ist.

Das Konzept der Zentralität beschreibt eine Eigenschaft der Knoten. Deshalb muss der Knoten, dessen Zentralität berechnet werden soll, ein Parameter der Zentralitätsfunktion sein. Daneben werden natürlich die vorher vorgestellten Parameter benötigt, um aus einem relationalen Datenbestand eine Graphstruktur abzuleiten. Mit diesen Vorgaben lässt sich die Zentralitätsfunktion wie folgt definieren:

DEFINITION 3.3.14 (ZENTRALITÄTSFUNKTION). Eine Zentralitätsfunktion (ZF) ist eine parametrisierte Funktion  $\mathbf{ZF}[\mathbf{A}_v, \mathbf{A}_s, \mathbf{A}_t, \mathbf{A}_w](\mathbf{R}_{\text{vertices}}, \mathbf{R}_{\text{edges}}, \mathbf{v}_i)$  mit den folgenden Argumenten:

- $\mathbf{R}_{\text{vertices}}, \mathbf{R}_{\text{edges}}$  sind Datenbankrelationen
- $\mathbf{v}_i$  ist ein Tupel der Relation  $\mathbf{R}_{\text{vertices}}$
- $\mathbf{A}_v$  ist ein Attribut der Relation  $\mathbf{R}_{\text{vertices}}$
- $\mathbf{A}_s, \mathbf{A}_t, \mathbf{A}_w$  sind Attribute der Relation  $\mathbf{R}_{\text{edges}}$
- $\mathbf{R}_{\text{edges}}$  darf keine zwei unterschiedlichen Tupel mit gleichen Werten für die Attribute  $\mathbf{A}_s$  und  $\mathbf{A}_t$  enthalten (damit wird sich auf Kanten mit Einfachkanten beschränkt).

Wenn eine der obigen Eigenschaften nicht erfüllt ist, ist das Ergebnis der Zentralitätsfunktion  $\perp$  (undefiniert). ■

### KAPITEL 3. EIN RAHMENWERK FÜR REPUTATIONSSYSTEME

*PageRank-Zentralitätsfunktion.* Zur Veranschaulichung soll nun für ein ausgewähltes Zentralitätsmaß, PAGERANK, die Zentralitätsfunktion definiert werden. Zum besseren Verständnis wird zunächst die allgemein gebräuchliche, mathematische Definition von PAGERANK präsentiert. Der PageRank-Index eines Knoten in einem gerichteten und gewichteten Graphen ist definiert als:

$$\text{PageRank}(v_i) = (1 - d) + d \cdot \sum_{v_j \in \text{In}(v_i)} \frac{w_{ji} \cdot \text{PageRank}(v_j)}{\sum_{v_k \in \text{Out}(v_j)} w_{jk}} \quad (3.1)$$

wobei  $w_{ji}$  das Gewicht der Kante von Knoten  $v_j$  zum Knoten  $v_i$  bezeichnet.  $\text{In}(v_i)$  bezeichnet die Menge von Knoten, die eine Kante zu  $v_i$  haben und  $\text{Out}(v_i)$  ist die Menge von Knoten die eine Kante von  $v_i$  haben.  $\text{In}(v_i)$  wird *Eingangsknotenmenge* und  $\text{Out}(v_i)$  als *Ausgangsknotenmenge* von  $v_i$  bezeichnet. – Die folgenden Definitionen für die Eingangs- und Ausgangsknotenmenge und das Gewicht einer Kante sind allesamt Hilfsdefinitionen, um die Definition der PageRank-Zentralitätsfunktion anschaulicher zu machen.

DEFINITION 3.3.15 (EINGANGSKNOTENMENGE (IN), AUSGANGSKNOTENMENGE (OUT), KANTENGEWICHT (WEIGHT)).

$$\text{IN}[\mathcal{A}_{\mathcal{G}}](\mathcal{R}_{\mathcal{G}, v_i}) := \{(A_v : t. A_v) \mid (t \in R_{\text{vertices}}) \wedge (\exists e \in R_{\text{edges}} : (e. A_s = t. A_v \wedge e. A_t = v_i. A_v))\}$$

$$\text{OUT}[\mathcal{A}_{\mathcal{G}}](\mathcal{R}_{\mathcal{G}, v_i}) := \{(A_v : t. A_v) \mid (t \in R_{\text{vertices}}) \wedge (\exists e \in R_{\text{edges}} : (e. A_s = v_i. A_v \wedge e. A_t = t. A_v))\}$$

$$\text{WEIGHT}[\mathcal{A}_{\mathcal{G}}](\mathcal{R}_{\mathcal{G}, v_s, v_t}) := \sum_{e \in \{t \in R_{\text{edges}} \mid t. A_s = v_s. A_v \wedge t. A_t = v_t. A_v\}} t. A_w$$

■

Diese Hilfsfunktionen erlauben es nun, die PAGERANK-Zentralitätsfunktion zu definieren. Der Unterschied zu Gleichung 3.1 besteht darin, dass diese nun der Definition einer Zentralitätsfunktion folgt. Sie basiert auf der relationalen Darstellung einer Graphstruktur.

DEFINITION 3.3.16 (PAGERANK-ZENTRALITÄTSFUNKTION).

$$\text{PageRank}[\mathcal{A}_{\mathcal{G}}](\mathcal{R}_{\mathcal{G}, v_i}) := (1 - d) + d \cdot \sum_{v_j \in \text{IN}[\mathcal{A}_{\mathcal{G}}](\mathcal{R}_{\mathcal{G}, v_i})} \left( \frac{\text{WEIGHT}[\mathcal{A}_{\mathcal{G}}](\mathcal{R}_{\mathcal{G}, v_j, v_i}) \cdot \text{PageRank}[\mathcal{A}_{\mathcal{G}}](\mathcal{R}_{\mathcal{G}, v_j})}{\sum_{v_k \in \text{OUT}[\mathcal{A}_{\mathcal{G}}](\mathcal{R}_{\mathcal{G}, v_j})} \text{WEIGHT}[\mathcal{A}_{\mathcal{G}}](\mathcal{R}_{\mathcal{G}, v_j, v_k})} \right)$$

wobei  $\text{Schema}(R_{\text{vertices}}) = \{A_1, \dots, A_n\}$ .

■

**Definition des Zentralitätsoperators.** Mit der Einführung aller notwendigen Parameter und der Zentralitätsfunktion kann nun der Zentralitätsoperator definiert werden. Man beachte, dass nur diese Definition die Abschlusseigenschaft der Algebra sicherstellen muss, d.h., der Rückgabewert des Operators muss wiederum eine Relation sein. Die Struktur der Ergebnisrelation leitet sich dabei vom Konzept der Zentralität, als Eigenschaft von Knoten, ab. Das Schema der Ergebnisrelation entspricht somit dem Schema der Eingaberelation  $R_{\text{vertices}}$ , erweitert um ein neues Attribut, welches für jedes Tupel – also hier für jeden Knoten – den entsprechenden Zentralitätswert enthält. Dieser Wert ist dabei abhängig vom gewählten Zentralitätsmaß, repräsentiert durch die entsprechende Zentralitätsfunktion als Parameter des Operators. Somit lässt sich der Definitionsoperator wie folgt definieren:

DEFINITION 3.3.17 (ZENTRALITÄTSOPERATOR  $\zeta$ ).



In diesem Fall muss lediglich die Struktur einer Gerücht-Tupels (ggf. mit neuen Aspekten) definiert werden. Die neue Relation für diese Tupel ergibt sich analog.

- *Neue Operatoren*

Neue Metriken für die Reputationsberechnung werden laufend entwickelt oder verbessert. So lange sich diese hauptsächlich auf Aggregations- oder Zentralitätsberechnungen stützen, ist die aktuelle Menge von Operatoren der Sprache zur Formulierung von Strategiedefinitionen ausreichend, um diese nachbilden zu können. Ist diese nicht der Fall, müssen ggf. neue Operatoren definiert werden um die notwendige Ausdrucksmächtigkeit wieder herzustellen (vgl. Definition des Zentralitätsoperators).

Weiterhin ist das Rahmenwerk nicht auf Reputationsinformationen beschränkt. Wenn eine konkrete virtuelle Gemeinschaft mehr Informationen über ihre virtuellen Identitäten bereitstellt, können diese ebenfalls relational dargestellt und für die Verwendung innerhalb von Strategiedefinitionen herangezogen werden. Dies können z.B. Informationen über die Teilnehmer, wie deren Geschlecht, Alter etc. sein. Jedes Wissen, das sich irgendwie relational repräsentieren lässt, ist für eine Erweiterung der Wissensbasis des Rahmenwerks geeignet. Die Sprache zur Formulierung Strategiedefinitionen bleibt davon unberührt, solange die Algebra ausdrucksmächtig genug ist, um die gewünschten Strategiedefinitionen formulierbar zu machen.

**Implementierung.** Die Definitionen der Konzepte von Reputationsinformationen sowie die Operatoren der Sprache zur Formulierung von Strategiedefinitionen sind in dieser Form von theoretischer Natur. Auf der anderen Seite erlaubt die relationale Darstellung der Informationen und die Sprache auf Basis der Relationalen Algebra eine direkte Implementierung, sowohl für zentrale als auch dezentrale Umgebungen. (1) Im zentralen Fall können beliebige relationale Datenbankmanagementsysteme eingesetzt werden, um die vorgestellten Relationen abzubilden. Als Sprache kann hier SQL verwendet werden, die neben den Basisoperatoren der Relationalen Algebra auch die vorgestellten Erweiterungen aus Abschnitt 3.3.2 abdeckt. Lediglich der Zentralitätsoperator muss zusätzlich implementiert werden. Zum zentralen Fall gehören hier auch verteilte Datenbanksysteme, bei denen zwar die Daten verteilt sind, aber die Koordination sowie Anfragesteuerung weiterhin zentral koordiniert sind. (2) Für dezentrale Umgebungen (Peer-to-Peer) wurden bereits vollständige relationale Anfrageprozessoren vorgestellt, z.B. [HCH<sup>+</sup>05, RSvdWB05], die ihrerseits auch den SQL-Standard abdecken. Daneben existieren für bekannte Zentralitätsmaße, wie z.B. für PAGERANK, bereits effiziente, dezentrale Implementierungen [YAI<sup>+</sup>04].

Eine weiterer Vorteil beim Einsatz existierender Datenbanktechnologie – sowohl zentral als auch dezentral – ist die Optimierung der Ausführung von Anfragen, also hier von Strategiedefinitionen. In großen virtuellen Gemeinschaften mit vielen Teilnehmern und häufigen Interaktionen müssen permanent Strategiedefinitionen ausgewertet werden. Diese Strategiedefinitionen können, auf Grund der freien Formulierbarkeit durch die Teilnehmer, beliebig komplex sein. Hier rückt nun zusätzlich eine effiziente Auswertung von Strategiedefinitionen in den Vordergrund. Im relationalen Umfeld ist die Anfrageoptimierung seit Jahren ein umfassend untersuchtes Thema mit sehr guten Ergebnissen. Bekannte Optimierungstechniken sind natürlich auf existierende Anfrageoperatoren beschränkt. Für den neuen Zentralitätsoperator werden in Kapitel 4 neue logische und physische Optimierungstechniken vorgestellt und diskutiert.

**Praktische Anwendbarkeit.** Das Beispiel 8 zeigt deutlich, dass selbst vergleichsweise einfache Strategiedefinitionen schnell zu äußerst komplexen Algebraausdrücken führen können. Doch selbst weniger aufwändige Ausdrücke sind für nicht entsprechend ausgebildete Leute schwer zu lesen und erst recht zu formulieren. Im Kontext einer automatischen Auswertung von Strategiedefinitionen innerhalb des Rahmenwerkes, ist die Verwendung einer formalen Sprache wie der Relationale Algebra unerlässlich, denn sie garantiert die Vollständigkeit und Widerspruchsfreiheit ihrer Ausdrücke. Für informale Sprachen – also auch für die natürliche Sprache – gilt dies nicht. Auf der anderen Seite schränkt eine formale Sprache die Verwendung in realen Umgebungen in der Regel deutlich ein. Für den praktischen Einsatz auf z.B. Internetplattformen ist eine algebraische Sprache deshalb nicht geeignet. Wie bereits im Punkt *Implementierung* kurz angedeutet, ist das vorgestellte Rahmenwerk vor allem eine theoretische Grundlage. Für die Sprache bedeutet dies, dass klar definierte Aussagen hinsichtlich ihrer Ausdrucksmächtigkeit getroffen werden können. Daneben ermöglicht

### KAPITEL 3. EIN RAHMENWERK FÜR REPUTATIONSSYSTEME

---

der Ansatz aus technischer Perspektive eine direkte Realisierung des Rahmenwerks. Der Fokus beim Entwurf der Sprache lag somit eher auf der Machbarkeit, als auf der praktischen Anwendbarkeit. Von 'normalen' Benutzern zu erwarten, algebraische Ausdrücke zu formulieren, die hinreichend ihre gewünschten Strategiedefinitionen repräsentieren, ist nicht realistisch. Für einen praktischen Einsatz muss es das Ziel sein, die Formulierung von Strategiedefinition benutzerfreundlich zu gestalten und die automatische Umsetzung in die entsprechenden Algebraausdrücke zu unterstützen. Ein Mechanismus, der beide Anforderungen erfüllt, wird in dieser Arbeit vorgestellt.

# Kapitel 4

## Zentralität als Reputationsmetrik

Mit der Betrachtung von verhaltensbasierten Vertrauensmodellen bzw. Reputationssystemen als Graphen gewinnen Konzepte aus der Sozialen Netzwerkanalyse mehr und mehr an Bedeutung. Das Gegenstück zu einer vertrauenswürdigen Identität in einem Reputationssystem ist in der Graphdarstellung ein wichtiger Knoten. Die Wichtigkeit eines Knotens wird durch das Konzept der *Zentralität* ausgedrückt (vgl. Abschnitt 2.4.2). Verschiedene existierende Arbeiten setzen bereits erfolgreich auf Zentralitätsmaße zur Bestimmung vertrauenswürdiger Identitäten, z.B. [KSGM03, YAI<sup>+</sup>04]. Diese Arbeiten gehen aber nur so weit, dass sie sich auf ein ausgewähltes Zentralitätsmaß beschränken, welches dazu verwendet wird, die Vertrauenswürdigkeit oder Reputation aller Identitäten zu berechnen. Die Nachteile eines festen Berechnungsschemas für alle Identitäten wurden in Kapitel 3 diskutiert. Das dort vorgestellte Rahmenwerk für Reputationssysteme erlaubt nun – mit Hilfe des neuen Zentralitätsoperators – die flexible Verwendung von Zentralitätsmaßen innerhalb von benutzerdefinierten Strategiedefinitionen. Die Herausforderungen, die dabei entstehen, sind Bestandteil dieses Kapitels.

### 4.1 Überblick

Im Gegensatz zu existierenden Arbeiten wird sich hier nicht auf ein einzelnes Zentralitätsmaß beschränkt. Stattdessen steht die Berechnung mehrerer Maße im Vordergrund. In Abschnitt 4.2 werden die ausgewählten Maße, die hier näher betrachtet werden, vorgestellt. Die Möglichkeit, beliebige Zentralitätsmaße innerhalb von Strategiedefinitionen zu verwenden, eröffnet zwei grundlegende Untersuchungsrichtungen:

- *Auswahl geeigneter Zentralitätsmaße*

Im Kontext der Sozialen Netzwerkanalyse wurde eine Vielzahl von Zentralitätsmaßen vorgestellt, um die Wichtigkeit von Knoten zu quantifizieren. Es ist unklar, welche Maße in welcher Situation am besten geeignet sind, die Vertrauenswürdigkeit bzw. Reputation einer Entität zu bestimmen. In Abschnitt 4.3 werden verschiedene Maße bezüglich ihrer Effektivität und Effizienz miteinander verglichen.

- *Optimierung von parallelen Zentralitätsberechnungen*

Die Algorithmen für Zentralitätsberechnungen sind typischerweise sehr aufwändig. Durch die Verwendung mehrerer Maße in einer Strategiedefinition oder der parallelen Auswertung mehrerer zentralitätsbasierter Strategiedefinitionen kann es nun zusätzlich vorkommen, dass mehrere Zentralitätsberechnungen gleichzeitig durchgeführt werden müssen. Existierende Optimierungsmethoden für die Berechnung von Zentralitätsmaßen beschränken sich auf eine einzelne Berechnung. Der neue Aspekt der gleichzeitigen Mehrfachberechnung von Zentralitätsmaßen sowie darauf abgestimmte Optimierungsmethoden sind Bestandteil von Abschnitt 4.4.

Das Kapitel schließt mit einer Diskussion in Abschnitt 4.5, in der die Ergebnisse und Aussagen noch einmal zusammengefasst und potentielle Nachfolgearbeiten motiviert werden.

## 4.2 Untersuchte Zentralitätsmaße

Für die Definitionen der verschiedenen Zentralitätsmaße werden folgende Notationen verwendet: Für einen gegebenen Graph  $G(V,E)$  bezeichnet  $v_i \in V$  den Knoten  $i$ .  $E(v_i,v_j)$  ist die Menge aller Kanten von einem Knoten  $v_i$  zu Knoten  $v_j$ . In Graphen mit Einfachkanten bezeichnet  $e(v_i,v_j)$  die Kante von  $v_i$  to  $v_j$ .  $w(e)$  ist das Gewicht einer Kante  $e$ .  $In(v_i)$  ist die Menge von Knoten, die eine Kante zu Knoten  $v_i$  besitzen;  $Out(v_i)$  ist die Menge von Knoten, die eine Kante von Knoten  $v_i$  besitzen.  $\delta(v_i,v_j)$  ist die Anzahl Kanten des kürzesten Pfades zwischen  $v_i$  and  $v_j$ .  $diam(G)$  ist der Durchmesser von Graph  $G$ , d.h. die Anzahl der Kanten des längsten Pfades in  $G$ .  $InDomain(v_i)$  ist die so genannte *influence domain* eines Knotens  $v_i$ , d.h. die Menge von Knoten, die einen Pfad zu  $v_i$  besitzen.  $I_i$  ist die Kardinalität von  $InDomain(v_i)$ .

Die Vorstellung der untersuchten Zentralitätsmaße erfolgt anhand der Klassifizierung von [Mar04]. Dabei wird zwischen *lokalen Maßen*, *Eigenvektor-basierten Maßen* und *Distanz-basierten Maßen* unterschieden. Der Fokus liegt hier allein auf den Definitionen. Details zur Implementierung von Zentralitätsmaßen waren Bestandteil von Abschnitt 2.4.3.

**Lokale Zentralitätsmaße.** Um die Zentralität eines Knotens zu berechnen, berücksichtigen lokale Maße nur die direkte Nachbarschaft eines Knotens. Es werden zwei lokale Maße untersucht, der Eingangsknotengrad eines Knotens (INDEGREE) und dessen Ausgangsknotengrad (OUTDEGREE). Für gerichtete, gewichtete Graphen mit Mehrfachkanten ist INDEGREE wie folgt definiert:

$$\text{InDegree}(v_i) = \sum_{v_j \in \text{In}(v_i)} \left( \sum_{e \in E(v_j, v_i)} w(e) \right)$$

Die Definition für OUTDEGREE ist analog dazu:

$$\text{OutDegree}(v_i) = \sum_{v_j \in \text{Out}(v_i)} \left( \sum_{e \in E(v_i, v_j)} w(e) \right)$$

**Eigenvektor-basierte Zentralitätsmaße.** Eigenvektor-basierte sind differenzierter als lokale Maße, da sie, im Gegensatz zu lokalen Maßen, Kanten nicht gleich behandeln. So hat eine Kante, deren Startknoten selbst eine hohe Zentralität besitzt, einen größeren Einfluss auf die Zentralität des Zielknotens als eine Kante von einem Startknoten mit niedriger Zentralität. Eigenvektor-basierte Maße sind daher rekursiv definiert. Ursprünglich wurden Eigenvektor-basierte Maße für ungewichtete Graphen entwickelt. [Rad04] erweitert diese für gewichtete Graphen. Es werden hier diese erweiterten Definitionen verwendet, da sie allgemeiner sind, d.h., die Definition der Maße auf ungewichteten Graphen einschließen.

PAGERANK [PBMW98] weist einem Knoten  $v_i$  eine hohe Zentralität zu, wenn viele andere Knoten mit einer hohen Zentralität eine Kante nach  $v_i$  besitzen:

$$\text{PageRank}(v_i) = (1 - d) + d \cdot \sum_{v_j \in \text{In}(v_i)} \frac{w(e(v_j, v_i)) \cdot \text{PageRank}(v_j)}{\sum_{v_k \in \text{Out}(v_j)} w(e(v_j, v_k))}$$

Der HITS-Algorithmus [Jon99] berechnet für jeden Knoten zwei Werte: den AUTHORITY-Wert und den HUB-Wert. Die Intuition dahinter ist, dass gute AUTHORITIES Kanten von vielen guten HUBS besitzen und ein guter HUB zu vielen guten AUTHORITIES zeigt. Formal lässt sich diese Beziehung wie folgt darstellen:

$$\begin{aligned} \text{Authority}(v_i) &= \sum_{v_j \in \text{In}(v_i)} w(e(v_j, v_i)) \cdot \text{Hub}(v_j) \\ \text{Hub}(v_i) &= \sum_{v_j \in \text{Out}(v_i)} w(e(v_i, v_j)) \cdot \text{Authority}(v_j) \end{aligned}$$

Zur besseren Unterscheidung wird im Weiteren vom AUTHORITY-Zentralitätsmaß und vom HUB-Zentralitätsmaß gesprochen, bzw. kurz AUTHORITY und HUB.

Zwei weitere, verwandte, Maße sind die POSITIONAL POWER FUNCTION (kurz: POWER) und die POSITIONAL WEAKNESS FUNCTION (kurz: WEAKNESS) [Her01]. Beide sind ähnlich rekursiv definiert wie PAGERANK, wobei POWER die ausgehenden Kanten und WEAKNESS die eingehenden Kanten eines Knotens berücksichtigt. Die Definition von POWER ist:

$$\text{Power}(v_i) = \frac{1}{|V|} \sum_{v_j \in \text{Out}(v_i)} (1 + w(e(v_i, v_j)) \cdot \text{Power}(v_j))$$

Analog dazu die Definition von WEAKNESS:

$$\text{Weakness}(v_i) = \frac{1}{|V|} \sum_{v_j \in \text{In}(v_i)} (1 + w(e(v_j, v_i)) \cdot \text{Weakness}(v_j))$$

**Distanzbasierte Zentralitätsmaße.** Distanzbasierte Maße berücksichtigen die kürzesten Pfade zwischen Knoten. Die Intuition dahinter ist, das ein „guter“ Knoten viele Kanten von anderen Knoten besitzt. Das wiederum erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass dieser Knoten von vielen anderen über einen kurzen Pfad erreicht wird. In dieser Arbeit werden zwei bekannte Distanz-basierte Maße untersucht. Das erste ist PROXIMITY PRESTIGE (kurz: PROXIMITY) [Lin76]:

$$\text{Proximity}(v_i) = \frac{I_i / (|V| - 1)}{\left( \sum_{v_j \in \text{InDomain}(v_i)} \delta(v_j, v_i) \right) / I_i}$$

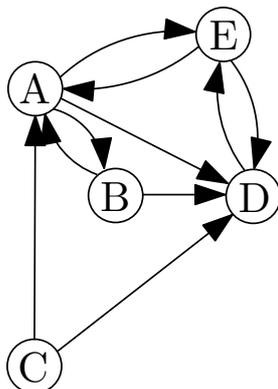
Das zweite Maß ist INTEGRATION [T.W98]:

$$\text{Integration}(v_i) = \frac{\sum_{v_j \in V} (\text{diam}(G) + 1 - \delta(v_j, v_i))}{|V| - 1}$$

### 4.3 Vergleich von Zentralitätsmaßen

Unterschiedliche Zentralitätsmaße liefern typischerweise unterschiedliche Ergebnisse. D.h., unterschiedliche Maße berechnen anhand unterschiedlicher Gesichtspunkte die Wichtigkeit der Knoten in einem Graphen.

**BEISPIEL 9:** Auf dem untenstehenden Graph wurden die Zentralitätsmaße INDEGREE, PAGERANK und PROXIMITY berechnet. Die Tabelle links zeigen die absoluten Werte (oben) und die durch das jeweilige Maß erzeugte Rangliste (unten). Bei den absoluten Werten sind die höchsten kursiv hervorgehoben.



	INDEGREE	PAGERANK	PROXIMITY
<b>A</b>	3	0.2	<i>1.12</i>
<b>B</b>	1	0.12	0.25
<b>C</b>	0	0.05	0
<b>D</b>	4	0.28	0.67
<b>E</b>	2	<i>0.35</i>	0.5

	INDEGREE	PAGERANK	PROXIMITY
<b>1</b>	D	E	A
<b>2</b>	A	D	D
<b>3</b>	E	A	E
<b>4</b>	B	B	B
<b>5</b>	C	C	C

Auch wenn sich die drei Ranglisten zu einem gewissen Grad ähneln, sind die Ergebnisse der Maße dennoch unterschiedlich. Weiterhin fällt auf, dass sich die Wertebereiche der absoluten Werte zwischen den einzelnen Maßen deutlich unterscheiden können.  $\square$

Die Darstellung von verhaltensbasierten Vertrauensmodellen oder Reputationssystemen als Graph ist naheliegend: Die virtuellen Identitäten werden zu Knoten und die Reputationsinformationen werden zu den Kanten zwischen den Knoten. Im Detail ist nur das paarspezifische Wissen für die Kantenrepräsentation geeignet, da hier immer zwei Identitäten in Beziehung stehen, was sich im Graph als Kante darstellen lässt. Zum paarspezifischen Wissen gehört *Bewertungen*, *Empfehlungen* und *Vertrauen* (siehe Abschnitt 3.2.3). Welches Wissen genau für die Berechnungen der Zentralität verwendet wird (z.B. alle Bewertungen und ausgewählte Empfehlungen), lässt sich innerhalb von Strategiedefinitionen durch den Zentralitätsoperator frei spezifizieren.

Im Folgenden werden nun Zentralitätsmaße bezüglich ihrer Anwendbarkeit als Metrik zur Bestimmung der Vertrauenswürdigkeit bzw. Reputation von virtuellen Identitäten untersucht. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird sich bei dem paarspezifischen Wissen auf Bewertungen beschränkt (Empfehlungen und Vertrauen verhalten sich völlig identisch). Ausgangspunkt ist somit der so genannte *Bewertungsgraph*, d.h. der Graph, dessen Knoten die virtuellen Identitäten sind und die Bewertungen die Kanten bilden.

### 4.3.1 Allgemeine Anwendbarkeit von Zentralitätsmaßen zur Reputationsberechnung

Die Bedeutung von Zentralität im Rahmen der Analyse von Graphen – und damit auch von Anwendungsszenarien, die sich als Graph darstellen lassen – führte zu der Entwicklung unterschiedlichster Zentralitätsmaße ([Was99] gibt einen guten und schnellen Überblick). Allerdings sind nicht alle Maße geeignet, um die Vertrauenswürdigkeit bzw. Reputation einer virtuellen Identität zu berechnen. Daher soll zunächst geklärt werden, welche Eigenschaften ein Maß erfüllen muss, um als sinnvolle Metrik zur Reputationsberechnung zu dienen. Die beiden Eigenschaften, die dazu verwendet werden, sind: (1) Die lokalen, strukturellen Eigenschaften des Eingangsgraphen und (2) die strukturellen Eigenschaften des Eingangsgraphen in seiner Gesamtheit. Anschließend wird die Menge geeigneter Zentralitätsmaße vorgestellt, welche für eine Evaluierung herangezogen wird.

**Lokale, strukturelle Eigenschaften des Eingangsgraphen.** Zentralitätsmaße berücksichtigen unterschiedliche Kenngrößen der Knoten, z.B. die Anzahl der eingehenden/ausgehenden Kanten eines Knotens oder den kürzesten Weg zu einem Knoten. Es hängt vom Anwendungsszenario ab, welche Kenngrößen aussagekräftig sind. Im Kontext von Reputationssystemen müssen geeignete Maße im Einklang mit der Semantik von Reputation sein. Diese Anforderung wird wie folgt formuliert:

*Jede neue positive Bewertung über eine Identität darf dessen Reputation nicht verringern. Eine neue negative Bewertung darf die Reputation nicht erhöhen.*

Um ein Beispiel zu geben: Die Anzahl eingehender Links (Eingangsknotengrad) erfüllt diese Anforderung, die Anzahl ausgehender Links (Ausgangsknotengrad) jedoch nicht.

**Strukturelle Eigenschaften des Eingangsgraphen in seiner Gesamtheit.** Die meisten Maße sind für einen bestimmten Typus von Graph definiert. Manche Maße sind z.B. nur auf ungerichteten Graphen definiert, andere dafür auf gerichteten. Um zu erläutern welche Maße in Reputationssysteme sinnvoll angewendet werden können, müssen als erstes die Eigenschaften des Bewertungsgraphen beschrieben werden. Darauf aufbauend lassen sich dann geeignete Zentralitätsmaße finden.

Innerhalb einer einzelnen Bewertung wird unterschieden zwischen der virtuellen Identität, welche die Bewertung erzeugt hat (Bewerter), und der Identität, über dessen Verhalten in einer Interaktion die Bewertung ausgesprochen wurde (Bewerteter). Der Bewertungsgraph muss diesen Sachverhalt widerspiegeln: Der Startknoten einer Kante repräsentiert den Bewerter und der Zielknoten den Bewerteten. Somit handelt es sich beim Bewertungsgraph um einen gerichteten Graph.

Eine Kante von einer Identität A zu einer Identität B existiert nur dann, wenn A mindestens einmal eine Bewertung über B abgegeben hat. Aus diesem Grund muss der Bewertungsgraph nicht notwendigerweise zusammenhängend, d.h., er kann durchaus aus mehreren Teilkomponenten bestehen. Jede Bewertung entspricht einer Kante. Natürlich kann eine virtuelle Identität mehrmals mit dem gleichen Partner interagieren und somit auch mehrmals bewerten. Es können also von einem Startknoten mehrere Kanten zum gleichen Zielknoten führen. Der Bewertungsgraph kann also Mehrfachkanten enthalten. Zu guter Letzt unterscheiden die meisten Reputationssysteme zwischen positiven und negativen Bewertungen, ggf. mit diskreten oder kontinuierlichen Abstufungen. Im Bewertungsgraph wird dies durch Kantengewichte ausgedrückt, welche positiv oder negativ sein können. Zusammenfassend besitzt der Bewertungsgraph folgende vier wichtige Eigenschaften:

- gerichteter Graph
- nicht notwendigerweise zusammenhängend
- Mehrfachkanten möglich
- positive und negative Kantengewichte

Vor allem die letzten beiden Eigenschaften schränken die Menge anwendbarer Zentralitätsmaße deutlich ein. Die meisten Maße sind auf Einfachkanten definiert oder können nicht mit negativen Kantengewichten umgehen. Um dies zu umgehen, werden in Abschnitt 4.3.2 Techniken zur Graphtransformation vorgestellt, welche die Semantik von Reputation erhalten und die Anwendung weiterer Zentralitätsmaße erlauben.

In Abschnitt 4.2 wurde eine Auswahl bekannter Zentralitätsmaße vorgestellt. Diese Maße werden nun bzgl. ihrer Anwendbarkeit in Reputationssystemen und ihren Anforderungen an den Eingabegraph miteinander verglichen. Dabei wird sich an die Einteilung in lokale, Eigenvektor- und Distanz-basierte Maße angelehnt.

**Lokale Maße.** Die beiden lokalen Maße INDEGREE und OUTDEGREE können sowohl auf Graphen mit Mehrfachkanten als auch auf Graphen mit negativen Kantengewichten angewendet werden. Somit kann der Bewertungsgraph ohne zusätzliche Transformationen als Eingangsgraph der Maße dienen. Von den beiden lokalen Maßen steht nur der Eingangsknotengrad im Einklang mit der Semantik von Reputation.

**Eigenvektor-basierte Maße.** Eigenvektor-basierte Zentralitätsmaße werden mittels eines numerischen Verfahrens, der Potenzmethode, berechnet, welches den größten Eigenvektor einer positiven, quadratischen Matrix berechnet, welche von der Graphstruktur abgeleitet wird<sup>1</sup>. Da die sich die Elemente der Matrix aus den Kantengewichten ergeben, dürfen keine negativen Gewichte auftreten. Von den betrachteten Zentralitätsmaßen, passen das *Power* und das *Hub* nicht zur Semantik von Reputation, da sie im Wesentlichen die ausgehenden Kanten von Knoten berücksichtigen. Somit bleiben PAGERANK, WEAKNESS und AUTHORITIES.

**Distanz-basierte Maße.** Existierende, distanz-basierte Zentralitätsmaße sind nur auf Graphen ohne Kantengewichte definiert. Obwohl Erweiterungen auf gewichtete Graphen denkbar sind, werden hier die Originalmaße betrachtet. Von den Zentralitätsmaßen aus Abschnitt 4.2 sind dies PROXIMITY und INTEGRATION.

Zentralitätsmaße einer Kategorie haben offensichtlich dieselben Anforderungen an den Eingabegraph. Während lokale Maße direkt auf den Bewertungsgraph angewendet werden können, benötigen Eigenvektor-basierte Maße Eingabegraphen mit Kanten ohne negative Gewichte. Distanz-basierte Maße sind beschränkt auf ungewichtete Graphen. Tabelle 4.1 fasst diesen Sachverhalt noch einmal zusammen.

---

<sup>1</sup>In Abschnitt 2.4.3 wird detailliert auf diese Form der Berechnung eingegangen.

	gewichtet		ungewichtet
	Mehrfachkanten (+/- Gewichte)	Einfachkanten (+ Gewichte)	Einfachkanten
Lokale Maße	✓	✓	✓
Eigenvektor-basierte Maße	-	✓	✓
Distanz-basierte Maße	-	-	✓

Tabelle 4.1: Anforderungen von Zentralitätsmaßen an den Eingabegraph

### 4.3.2 Techniken zur Graph-Transformation

Mit Hilfe von Tabelle 4.1 lassen sich zwei Transformationsschritte identifizieren: (1) Von Mehrfachkanten (mit positiven und negativen Kantengewichten) zu Einfachkanten (mit nur noch positiven Kantengewichten) und (2) von gewichteten Einfachkanten zu ungewichteten Einfachkanten. Im Folgenden wird der Graph, der nach einer Transformation entsteht, mit  $G^*(V, E^*)$  bezeichnet.

Beiden Transformationsschritte schränken die strukturellen Eigenschaften des Bewertungsgraphen ein. Dies hat in beiden Schritten einen Verlust von Informationen zur Folge. D.h., der transformierte Graph besitzt nach der Transformation immer weniger Informationen als vor der Transformation. Es ist zu erwarten, dass dieser Informationsverlust die Qualität eines Zentralitätsmaßes als Maß für die Reputation beeinflusst. Es werden nun für jeden der beiden Transformationsschritte verschiedene Techniken vorgestellt, die in der späteren Evaluierung miteinander verglichen werden. Für jede Technik wird explizit der Informationsverlust durch die Transformation erläutert und bewertet.

**Von gewichteten Mehrfachkanten zu gewichteten Einfachkanten.** Es gibt verschiedenste Ansätze, um aus Mehrfachkanten Einfachkanten zu erzeugen, wobei nur solche in Frage kommen, die immer in positiven Kantengewichten resultieren. Ein naives Verfahren wäre z.B., von den  $m$  Mehrfachkanten von einem Knoten  $v_A$  zu einem Knoten  $v_B$ ,  $(m-1)$  nach einem festgelegten Schema zu entfernen. Im Kontext von Reputationsinformationen ist der offensichtlichste Ansatz, nur die Kante zu behalten, die der aktuellsten Bewertung entspricht. Problem bei diesem Ansatz ist natürlich, dass es sich bei der letzten Bewertung um eine negative Bewertung handeln kann, so dass die resultierende Einfachkante ein negatives Kantengewicht besitzen würde.

Ausgefeiltere Verfahren zur Transformation, die auch positive Kantengewichte garantieren, basieren auf der Aggregation der Mehrfachkanten. Die Aggregation von Mehrfachkanten von einem Knoten  $v_A$  zu einem Knoten  $v_B$  bedeutet die Aggregation von Bewertungen von Identität A über B. zu einem numerischen Wert. Bei geeigneter Wahl der Aggregationsfunktion spiegelt dieser Wert dann A's Meinung über das Verhalten von B wieder. In existierenden Arbeiten über Vertrauensmodelle und Reputationssysteme wird eine Vielzahl solcher Aggregationsfunktionen vorgestellt, z.B. [AD01, DKHP03, JI02, KSGM03]. Zwei von diesen Verfahren erfüllen dabei die Voraussetzung, nur positive Aggregationswerte – und somit positive Kantengewichte als Ziel des ersten Transformationsschrittes – zu erzeugen: Das Verfahren vom *EigenTrust*-Algorithmus [KSGM03] (*EigenTrust*-Transformation) und das Verfahren des *Beta*-Reputationssystems [JI02] (*Beta*-Transformation).

Die *EigenTrust*-Transformation aggregiert die Mehrfachkanten zu Einfachkanten anhand folgender Formel:

$$w(e^*(v_i, v_j)) = \max(0, \sum_{e \in E(v_i, v_j)} w(e))$$

Die Kantengewichte aller Mehrfachkanten von einem Knoten  $v_A$  zu einem Knoten  $v_B$  werden aufsummiert. Das Kantengewicht der neuen Einfachkante von  $v_A$  zu  $v_B$  ist dann das Maximum aus 0 und der Summe. Abbildung 4.1 zeigt ein einfaches Beispiel. Die Mehrfachkanten von Knoten C zu Knoten B im Bewertungsgraph (4.1(a)) führen zu keiner Kante im transformierten Graph (4.1(b)), da die *max*-Funktion in diesem Fall 0 liefert. Kanten mit einem Gewicht von 0 haben keinen Beitrag an der Zentralitätsberechnung und können daher entfernt werden.

Die *EigenTrust*-Transformation hat bezüglich eines Informationsverlustes zwei Nachteile. Als erstes kann nicht mehr zwischen Partnern unterschieden werden, mit denen man noch nicht in-

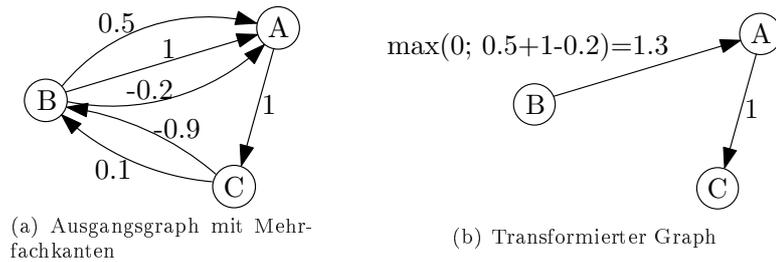


Abbildung 4.1: Beispiel für die *EigenTrust*-Transformation

teragiert hat und den Partnern, mit denen man überwiegend schlechte Erfahrung gemacht hat. In beiden Fällen ist das Gewicht der neuen Einfachkante 0. Zweitens kann nicht zwischen Partnern unterschieden werden, mit denen man überwiegend schlechte Erfahrungen gemacht hat und Partnern, mit denen man *sehr* schlechte Erfahrungen gemacht hat. Auch hier ist das neue Kantengewicht jeweils 0. Grund für diese beiden Nachteile ist die *max*-Funktion, durch welche sowohl „keine Erfahrung“ als auch „(sehr) schlechte Erfahrung“ mit 0 bewertet wird. Kanten mit einem Gewicht von 0 werden aus dem Ergebnisgraph der Transformation entfernt. Der Idealfall bei der *EigenTrust*-Transformation ist, dass jede Aggregation von Mehrfachkanten zwischen zwei Knoten einen positiven Wert liefert, d.h., dass die *max*-Funktion nicht zum Einsatz kommen muss, um negative Aggregatwerte auf 0 zu setzen. Doch auch hier lässt sich ein Informationsverlust nicht vollständig vermeiden, da sich aus dem Aggregatwert nicht mehr die ursprünglichen Kantengewichte der Mehrfachkanten ableiten lassen. So kann ein Aggregatwert von 3 z.B. dadurch entstehen, dass drei Kanten mit dem Gewicht 1, oder zehn Kanten mit dem Gewicht 0,3 zusammengefasst wurden.

Die *Beta*-Transformation erzeugt Kantengewichte aus dem Intervall  $[0; 1]$  (0: absolut negative Erfahrung, 0,5: neutrale Erfahrung, 1: absolut positive Erfahrung). Das bedeutet, dass im Gegensatz zur *EigenTrust*-Transformation zwischen keinen Erfahrungen und (sehr) schlechten Erfahrungen auch nach der Transformation weiterhin unterschieden werden kann. Zusätzlich bietet die *Beta*-Transformation an, den Wert für „keine Erfahrung“ zu definieren. Wenn eine Identität A eine Identität B nie bewertet hat, gibt es im Bewertungsgraph zwischen den entsprechenden Knoten  $v_A$  und  $v_B$  keine gerichtete Kante. Um auszudrücken, dass „keine Erfahrung“ einer „neutralen“ Erfahrung entspricht, muss im transformierten Graph zwischen  $v_A$  zu  $v_B$  eine Kante mit dem Gewicht 0,5 eingefügt werden. Dieser freie Parameterwert für „keine Erfahrungen“ wird im Weiteren mit  $\beta$  bezeichnet. Damit ist die *Beta*-Transformation nun wie folgt definiert:

$$w(e^*(v_i, v_j)) = \begin{cases} \beta, & E(v_i, v_j) = \emptyset \\ \frac{\sum_{e \in E(v_i, v_j), w(e) > 0} w(e)}{\sum_{e \in E(v_i, v_j)} |w(e)|}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Abbildung 4.2 illustriert die *Beta*-Transformation. Ausgangsgraph ist der Bewertungsgraph aus Abbildung Abschnitt 4.1(a). Die Abbildung Abschnitt 4.2(a) zeigt das Transformationsergebnis für „keine Erfahrung“ = „absolut negative Erfahrung“. Da eine absolut negative Erfahrung in der *Beta*-Transformation mit 0 repräsentiert wird, sind keine zusätzlichen Kanten erforderlich. Die Abbildung Abschnitt 4.2(b) zeigt das Ergebnis für „keine Erfahrung“ = „neutrale Erfahrung“, also 0,5 im Kontext der *Beta*-Transformation. In diesem Fall muss bei zwei Knoten, zwischen denen im Bewertungsgraph keine gerichtete Kante existierte, eine neue Kante mit dem Gewicht 0,5 im transformierten Graph eingefügt werden.

Trotz der Unterscheidung zwischen keinen und schlechten Erfahrungen ist auch diese Transformation nicht frei von Informationsverlusten. Auf Grund der Normalisierung kann nicht mehr zwischen absoluter Anzahl von Bewertungen unterschieden werden. 2 positive und 8 negative Bewertungen liefern das gleiche Ergebnis (0,25) wie 200 positive und 800 negative Bewertungen. Der Unterschied kann insofern interpretiert werden, als der Aggregatwert 0,25 im Fall von insgesamt 1000 Bewertungen zuverlässiger ist, als wenn sich der Aggregatwert nur auf sehr wenigen Bewertungen berechnet.

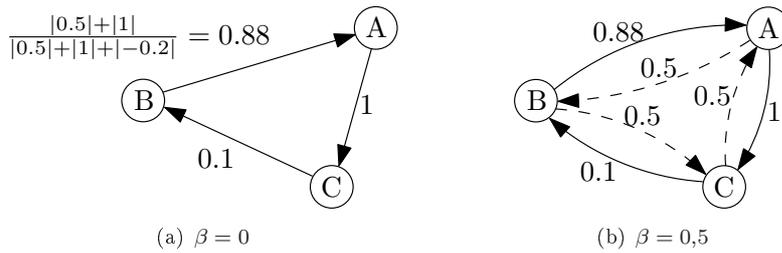


Abbildung 4.2: Beispiel für die *Beta*-Transformation

Obwohl alle drei Transformationsarten zu einem Informationsverlust führen, ist dessen Grad verschieden. Intuitiv ist bei der *EigenTrust*-Transformation der Verlust größer als bei der *Beta*-Transformation. Es muss untersucht werden, wie dies die Qualität von unterschiedlichen Zentralitätsmaßen zur Reputationsberechnung beeinflusst. Das Ergebnis dieser Untersuchung ist notwendig für den Entwurf von effektiven Reputationsssystemen.

**Von gewichteten Einfachkanten zu ungewichteten Einfachkanten.** Distanz-basierte Maße benötigen ungewichtete Graphen. Ein naiver Ansatz wäre, einfach alle Kantengewichte zu entfernen. Dies würde allerdings einen großen Informationsverlust mit sich bringen, da hier keinerlei Differenzierung zwischen schlechten und guten Erfahrungen stattfindet.

Eine verfeinerte und flexiblere Lösung ist die Einführung eines Schwellwertes  $\delta$ . Nur Kanten mit einem Gewicht größer  $\delta$  bleiben durch die Transformation erhalten; das Kantengewicht wird dabei natürlich entfernt. Alle Kanten mit einem kleineren Kantengewicht werden gelöscht. Formal lässt sich diese Transformation ausdrücken durch:

$$\forall v_i, v_j \in V : (e_{ij} \in E \wedge w(e_{ij}) > \delta) \Rightarrow e_{ij}^* \in E^*$$

Man beachte, dass  $\delta = 0$  dem Ansatz entspricht, dass einfach alle Kantengewichte fallengelassen werden. (Durch die Transformation von Mehrfach- zu Einfachkanten wurde ja bereits sichergestellt, dass keine negativen Kantengewichte mehr auftreten.) Abbildung 4.3 zeigt die Transformation an einem einfachen Beispiel mit zwei verschiedene Werten für  $\delta$ . Als Ausgangsgraph dient das Ergebnis der *Beta*-Transformation aus Abbildung Abschnitt 4.2(a). Abbildung Abschnitt 4.3(b) zeigt das Transformationsergebnis für  $\delta = 0.5$ , Abbildung Abschnitt 4.3(c) für  $\delta = 0.9$ .

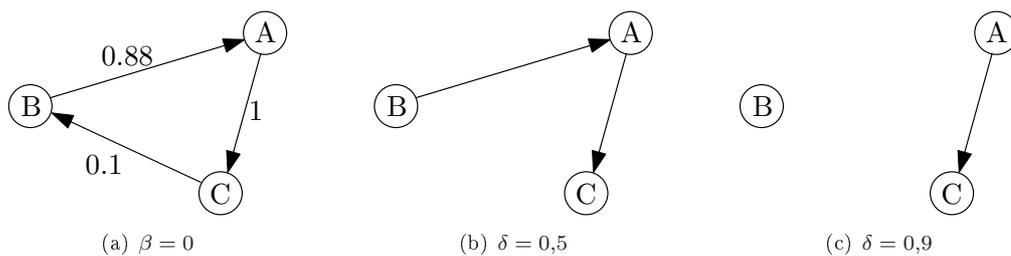


Abbildung 4.3: Beispiel für die Transformation von gewichteten zu ungewichteten Einfachkanten

Trotz der Flexibilität durch den Parameter  $\delta$  bleibt die Informationsverlust durch die Transformation recht hoch. Es ist daher zu erwarten, dass Distanz-basierte Maße schlechter abschneiden als lokale oder Eigenvektor-basierte Maße. Da  $\delta$  direkten Einfluss auf die Anzahl ungewichteter Kanten im transformierten Graph hat, sind bezüglich einer Reputationsberechnung zwei Fragen offen: Zunächst ist es nicht offensichtlich, wie der Wert für  $\delta$  die Qualität der Reputationsberechnung beeinflusst. Eine erste Erwartungshaltung ist, dass hohe Werte effektiver sind, da sie mehr Bedeutung auf „starke“ Kanten (Kanten, die vor der Transformation ein hohes Gewicht besitzen) legen. Der zweite Punkt bezieht sich auf die Laufzeit der Algorithmen der Maße. Diese Laufzeit ist proportional mit der Anzahl der Kanten, d.h., je weniger Kanten ein Graph besitzt, desto schneller ist die Zentralitätsberechnung. Gesucht sind also sinnvolle Werte für  $\delta$ , mit denen sich die besten Resultate bezüglich Qualität und Laufzeit finden lassen.

### 4.3.3 Testplattform

Der objektive Vergleich von Zentralitätsmaßen im Kontext von Reputationssystemen und der Berücksichtigung von unterschiedlichen Verhaltensmustern virtueller Identitäten erfordert eine geeignete Testplattform für eine Evaluierung. Kernpunkt dieser Arbeit ist die Untersuchung der allgemeinen Anwendbarkeit verschiedener Zentralitätsmaße als Reputationsmetrik und der Einfluss der Techniken zur Graphtransformation aus Abschnitt 4.3.2 auf die Qualität der Zentralitätsmaße. Hierfür genügt ein vergleichsweise einfaches Verhaltensmodell, welches im Folgenden vorgestellt wird. Im Anschluss werden Distanzmaße für den Vergleich von Rangfolgen untersucht und ein neues Distanzmaß, speziell entworfen für den Kontext von Reputationssystemen, vorgestellt. Am Ende folgt eine kurze Diskussion über die Erweiterbarkeit der Testplattform.

**Verhaltensmodell.** Um die Beziehung zwischen der Reputation und dem Verhalten von virtuellen Identitäten zu berücksichtigen, wurde ein parametrisierbarer Bewertungsgenerator entworfen und implementiert, welcher die Kooperation zwischen den Identitäten simuliert. Kernstück ist der so genannte *Kooperationswert* einer Identität, welcher die Wahrscheinlichkeit ausdrückt, dass die Identität einen Auftrag innerhalb einer Interaktion bearbeitet. Alle Identitäten, sortiert nach ihrem persönlichen Kooperationswert, liefern die *Referenzrangfolge*, mit der sich die berechneten Rangfolgen der unterschiedlichen Zentralitätsmaße messen müssen.

Algorithmus 2 beschreibt den Erzeugungsprozess von Bewertungen auf Basis der Kooperationswerte. Für eine vorgegebene Anzahl von Bewertungen, welche offensichtlich der Anzahl durchgeführter Interaktionen entspricht, werden aus der Menge der Identitäten zufällig ein Auftraggeber  $R$  (engl.: *requester*) und ein Auftragnehmer  $P$  (engl.: *provider*) ausgewählt. Anschließend wird ein Zufallswert zwischen 0 und 1 bestimmt und mit der Kooperationswert von  $P$  verglichen. Ist der Zufallswert kleiner als der Kooperationswert, so nimmt der Auftragnehmer tatsächlich den Auftrag an und bewertet diesen. Als Folge bewertet  $R$  den Auftragnehmer  $p$  positiv (+1), andernfalls negativ (-1).  $(A,B,v)$  bezeichnet eine Bewertung einer Identität A über eine Identität B mit dem Wert  $v$ . In diesem Modell wird angenommen, dass Bewertungen immer wahrheitsgemäß vergeben werden. Auf der anderen Seite können beliebige weitere Verhaltensmuster berücksichtigt werden, wie im Anschluss noch erläutert wird. Auf dem erzeugten Bewertungsgraph lassen sich nun die verschiedenen Transformationstechniken und Zentralitätsmaße anwenden. Ausgabe der Maße sind die jeweiligen *Ergebnisrangfolgen*. Im letzten Schritt werden die Ergebnisrangfolgen mit der Referenzrangfolge verglichen. Die Intuition dahinter ist, dass „gute“ Zentralitätsmaße denjenigen Identitäten einen hohen Rang zuweisen, die einen hohen Kooperationswert besitzen, und umgekehrt.

---

#### Algorithmus 2 Erzeugung von Bewertungen

---

```

1: erzeugeFeedback(#feedback){
2:   for (#feedback) do
3:      $R \leftarrow$  zufällig ausgewählter Auftragnehmer (requester)
4:      $P \leftarrow$  zufällig ausgewählter Auftraggeber (provider)
5:      $random \leftarrow$  zufälliger Wert aus dem Intervall [0; 1]
6:     if ( $random \leq P.getCooperationValue()$ ) then
7:       Erzeuge Bewertung:  $(R,P,+1)$ 
8:     else
9:       Erzeuge Bewertung:  $(R,P,-1)$ 
10:    end if
11:  end for

```

---

**Distanzmaße für Rangfolgen.** Um Aussagen über die Qualität von Ergebnisrangfolgen im Vergleich zu einer Referenzrangfolge machen zu können, müssen sich die Unterschiede zwischen Rangfolgen quantifizieren lassen. Dazu dienen Distanzmaße für Rangfolgen. Zwei bekannte Distanzmaße aus der Literatur sind *Spearman's Footrule* und *Kendall Tau*. Im Folgenden sollen zunächst kurz beide Maße vorgestellt und auf ihren Einsatzzweck für den Vergleich von Rangfolgen im Kontext von Reputationssystemen untersucht werden. Ihre Nachteile führen dann zur Definition eines neuen Distanzmaßes. Für anschließende Definition wird folgende Notation verwendet:  $P$  bezeichnet

## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK

die Menge der Identitäten,  $r$  eine Rangfolge und  $r(i)$  den Rang einer Identität  $i \in P$  bezüglich Rangfolge  $r$ .

Die *Spearman's Footrule Distanz* (SFD) [DG77] summiert die Abstände der Ränge aller Identitäten gemäß zweier Rangfolgen  $r_1$  und  $r_2$  auf:

$$\text{SFD}(r_1, r_2) := \sum_{i \in P} |r_1(i) - r_2(i)|$$

Die *Kendall's Tau Distanz* (KTD) [KG90] bestimmt die Anzahl der paarweisen Widersprüche. Ein Widerspruch entsteht dann, wenn zwei Identitäten in den Rangfolgen  $r_1$  und  $r_2$  eine unterschiedliche Reihenfolge besitzen:

$$\text{KTD}(r_1, r_2) := |\{(i, j) \mid i < j, r_1(i) < r_1(j) \wedge r_2(i) > r_2(j)\}|$$

Beide Definitionen stellen die Basisdefinition für das jeweilige Distanzmaß dar. In dieser Art sind sie nur für Rangfolgen definiert, welche die gleiche Menge von Objekten (hier: Identitäten) besitzen. Doch in vielen Fällen sind nur die  $k$  höchsten Ränge von Interesse. Dies gilt auch für Reputationssysteme, in denen Teilnehmer *Schwellwertstrategien* verwenden [SBSV06]: Eine Identität ist vertrauenswürdig, wenn ihr Rang über einem Schwellwert liegt. Bei solchen *Top-k-Rangfolgen* ist es in der Regel nicht der Fall, dass die Objektmengen identisch sind. In [FKS03] wurden sowohl SFD als auch KTD für den Vergleich von Top- $k$ -Rangfolgen erweitert.

Die Verwendung von Schwellwertstrategien hat einen weiteren Effekt auf die Anforderungen an geeignete Distanzmaße: Die exakte Position innerhalb einer Top- $k$ -Liste ist nicht von Bedeutung. Eine Identität gilt dann als vertrauenswürdig, wenn sie zu den Top- $k$  Identitäten gehört. Wenn also z.B. eine Identität vertrauenswürdig ist, wenn sie zu den 10 besten Identitäten einer Rangfolge  $r$  gehört, ist es unerheblich, ob sie auf Platz 1, 2 oder 10 steht. Gleiches gilt im umgekehrten Fall: Die Identität ist nicht vertrauenswürdig, wenn sie auf Rang 11 oder schlechter liegt. Sowohl SFD als auch KTD berücksichtigen dies nicht, da sie auf den beiden auf den exakten Rängen arbeiten. Sie sind somit für die Bestimmung der Qualität von Ergebnisrangfolgen im Kontext von Reputationssystemen nur bedingt geeignet (in der Evaluierung wird dies noch illustriert).

In Reputationssystemen können zwei Fehler auftreten: Einen nicht vertrauenswürdigen Partner für vertrauenswürdig halten und umgekehrt. Für die Evaluierung von Zentralitätsmaßen als Metrik für Reputationssysteme ist daher die Anzahl an Fehlentscheidungen eine bessere Kenngröße. Eine weitere Beobachtung ist, dass selbst bei der Verwendung von Schwellwertstrategien die Teilnehmer zu einem bestimmten Grad Toleranz zeigen. D.h., dass sie nicht nur die Top- $k$  Identitäten gemäß einer Rangfolge für vertrauenswürdig halten, sondern oft auch Identitäten, deren Ränge nur ein klein wenig niedriger als  $k$  sind, z.B. bis Rang  $k'$ . Die Größe dieses Toleranzbereiches ( $k' - k$ ) wird im Weiteren mit  $\lambda$  bezeichnet. Mit den beiden Parametern  $k$  und  $\lambda$  wird nun ein neues Maß zur Bestimmung der Distanz zweier Rangfolgen  $r_1$  und  $r_2$  definiert: *FWD* (*fraction of wrong decisions*).

$$\text{FWD}(r_1, r_2, k, \lambda) := \frac{1}{|P|} \sum_{i \in P} |\{i \mid (i \in \text{Top}(r_1, k) \wedge i \notin \text{Top}(r_2, k + \lambda)) \vee (i \in \text{Top}(r_2, k) \wedge i \notin \text{Top}(r_1, k + \lambda))\}|$$

wobei  $\text{Top}(r, k)$  die  $k$  Identitäten mit den höchsten Rängen sind.

**BEISPIEL 10:** Gegeben sind eine Referenzrangfolge  $r_{\text{Referenz}}$  und die Ergebnisrangfolgen  $r_1$  und  $r_2$  zweier Zentralitätsmaße. Es wird die Distanz von  $r_1$  und  $r_2$  zu  $r_{\text{Referenz}}$  berechnet, wobei jeweils  $k=3$  ist. Der Toleranz-Wert ist einmal  $\lambda = 0$  und  $\lambda = 1$ .

$r_{\text{Referenz}}$	$r_1$	$r_2$	
A	C	A	
B	A	G	
C	D	D	
D	B	E	
E	E	C	$\text{FWD}(r_{\text{Referenz}}, r_1, 3, 0) = 0,25$
F	G	B	$\text{FWD}(r_{\text{Referenz}}, r_1, 3, 1) = 0,0$
G	F	H	
H	H	F	$\text{FWD}(r_{\text{Referenz}}, r_2, 3, 0) = 0,5$
			$\text{FWD}(r_{\text{Referenz}}, r_2, 3, 1) = 0,375$

Bei  $FWD(r_{Referenz}, r_1, 3, 0)$  werden z.B. zwei Fehlentscheidungen getroffen, für die Identitäten B und D. Bei einer Toleranz von  $\lambda = 1$  werden sogar keine Fehlentscheidungen getroffen.  $\square$

Intuitiv ist klar, dass bei steigender Toleranz  $\lambda$  die Distanz zwischen zwei Rangfolgen nicht größer, sondern eher kleiner wird. D.h., es gilt:

$$\lambda_1 < \lambda_2 \Rightarrow FWD(r_1, r_2, k, \lambda_1) \geq FWD(r_1, r_2, k, \lambda_2)$$

Aus der Definition von  $FWD$  wird schnell ersichtlich, dass es zwei Trivialfälle gibt, für die Anzahl von Fehlentscheidungen immer gleich 0 ist: Für  $k = 0$  und  $k + \lambda \geq |P|$ . Für sinnvoll auswertbare Ergebnisse müssen  $k$  und  $\lambda$  geeignet gewählt werden. Geeignet heißt in diesem Fall, dass Schwellwertstrategien gut nachgebildet werden, d.h., dass  $k$  so gewählt wird, dass eine bestimmte Teilmenge von  $P$  adressiert wird, und  $\lambda \ll k$ .

**Erweiterbarkeit.** Das Verhalten einer Identität anhand eines einzelnen Wertes, dem Kooperationswert, zu beschreiben, ist zu einem gewissen Grad sehr vereinfacht. Identitäten können sich, bei einer entsprechenden Strategie, viel differenzierter verhalten, z.B. indem sie nur mit ganz bestimmten Partnern interagieren. Zwei Gründen sprechen dennoch für das vorgeschlagene Verhaltensmodell: (1) Das einfache Modell erlaubt bereits einige wichtige Fragestellungen beantworten zu können. Dazu gehören die Bewertung der Anwendung von Zentralitätsmaßen als Reputationsmetrik, die Analyse der verschiedenen Techniken zur Graphtransformation (inkl. deren Einfluss auf die Qualität der Maße) und Bedarf spezifischer Distanzmaße für den Vergleich von Rangfolgen. (2) Das Verhaltensmodell ist erweiterbar. Es lassen sich ohne großen Aufwand komplexere Verhaltensmuster von Identitäten umsetzen und in den bestehenden Erzeugungsprozess von Bewertungen integrieren.

Um die Erweiterbarkeit des Verhaltensmodells und die damit verbundenen Schritte zu veranschaulichen, wird ein konkretes Angriffsszenario – die so genannte *Sybil Attack* [Dou02] – in das Modell integriert. Dieses Angriffsszenario beschreibt, dass ein Teilnehmer versucht, die Reputation seiner gesteuerten Identität A zu erhöhen, in dem er weitere, gefälschte Identitäten erzeugt, mit denen der Teilnehmer positive Bewertungen über A erzeugen kann. Diese spezielle Art eines Angriffes ist in der Literatur bekannt; seine Analyse ist hier nicht Gegenstand der Betrachtung. Hier sollen die zwei grundlegenden Schritte verdeutlicht werden, die für eine Erweiterung des Bewertungsgenerators nötig sind: Schritt 1 ist die Erweiterung des Erzeugungsprozesses für die Bewertungen um das Verhaltensmuster einer *Sybil Attack* (siehe Algorithmus 3). Der Angriff ist nicht von den Interaktionen der Teilnehmer abhängig, d.h., er kann parallel zum Erzeugungsprozess der Bewertungen (siehe Algorithmus 2) ausgeführt werden. Diese Aussage kann verallgemeinert werden: Ist eine Erweiterung für das Verhaltensmodell unabhängig von den Interaktionen zwischen Identitäten, kann das erweiterte Verhalten zusätzlich implementiert und parallel ausgeführt werden. Ist die Erweiterung abhängig von den Interaktionen – z.B. gelegentliches Lügen in Form von falschen Bewertungen oder ein zeitabhängiger Kooperationswert – so muss direkt der Basisalgorithmus 2 angepasst werden. Schritt 2 besteht darin, den Erfolg der *Sybil Attack* zu quantifizieren. In diesem Fall ist die Attacke erfolgreich, wenn es dem Angreifer gelungen ist, den Rang seiner gesteuerten Identität A deutlich zu verbessern. Je nachdem, wie Verbesserungen in den Ergebnisrangfolgen von Zentralitätsmaßen ausfallen, lässt sich die Qualität der Maße bewerten.

---

**Algorithmus 3** Sybil Attack

---

```

1: sybilAttack(attacker, #fakers, #feedback){
2:   fakers[] ← generateNewParticipants(#fakers)
3:   for (i=0; i ≤ fakers.length; i++) do
4:     for (#feedback) do
5:       generate feedback: (fakers[i],attacker,+1)
6:     end for
7:   end for

```

---

Diese zwei Schritte, die Erweiterung des Verhaltensmodells und der Vergleich der Zentralitätsmaße anhand der erweiterungsspezifischen Qualitätskriterien, sind identisch für jede Art von Erweiterung.

### 4.3.4 Evaluierung ausgewählter Zentralitätsmaße

Für die Evaluierung wurden die sechs Maße aus Abschnitt 4.2 herangezogen: INDEGREE, PAGERANK, POSITIONAL WEAKNESS, AUTHORITIES, PROXIMITY PRESTIGE und INTEGRATION. Im Folgenden werden nun die wichtigsten und interessantesten Ergebnisse präsentiert und diskutiert. Falls keine speziellen Angaben gemacht werden, wurden für die Experimente 500 virtuelle Identitäten simuliert. Die Verteilung der Kooperationswerte war dabei folgende: 10% der Identitäten waren „eher unkooperativ“. Ihr Kooperationswert war normalverteilt mit einem Mittelwert von 0.2 und einer Standardabweichung von 0.15. Die restlichen 90% der Identitäten waren „eher kooperativ“. Ihr Kooperationswert war ebenfalls normalverteilt, allerdings mit einem Mittelwert von 0.8 und einer Standardabweichung von 0.2.

*Hinweis:* Die Ergebnisse der Experimente hinsichtlich der Qualität von berechneten Rangfolgen im Vergleich zur Referenzrangfolge werden typischerweise für verschieden große Top- $k$  Rangfolgen durchgeführt, wobei  $k$  der Parameter des neuen Distanzmaßes FWD ist (falls nicht anders aufgeführt, ist der Toleranzwert  $\lambda = 0$ ). Der Kurvenverlauf, der sich bezüglich einer berechneten Rangfolge für unterschiedliche  $k$ -Werte ergibt, ist stark vom jeweiligen Datensatz abhängig. So ändert sich der Verlauf z.B., wenn für die Verteilung der Kooperationswerte andere Werte verwendet werden als oben aufgeführt. Für die Interpretation der Ergebnisse bedeutet dies, dass nicht die Kurvenverläufe selbst interessant sind, sondern der direkte Vergleich zwischen den Kurvenverläufen als Resultat der Auswertung der unterschiedlichen Zentralitätsmaße. Einzelne Experimente mit anderen Kooperationswertverteilungen zeigen die gleichen Ergebnisse, wenn auch mit anderen Kurvenverläufen für die einzelnen Maße.

**Laufzeiten verschiedener Maße.** Trotz des Schwerpunktes auf der Qualität der berechneten Ergebnisrangfolgen von Zentralitätsmaßen, ist die Effizienz der Berechnung von Bedeutung. Zentralitätsmaße können nur dann, vor allem in virtuellen Gemeinschaften mit einer sehr großen Zahl von Identitäten, eingesetzt werden, wenn sie effizient zu berechnen sind. Für diesen Test wurden alle untersuchten Maße, die im Kontext von Reputationssystemen sinnvoll sind, auf unterschiedlich großen Graphen (500-100.000 Identitäten) berechnet. Wichtig dabei ist, dass die Anzahl der Kanten nur linear wächst. Denn es ist untypisch, dass eine Identität mit mehr Partnern interagiert, weil die Gesamtanzahl von Identitäten ansteigt. Die Annahme eines linearen Wachstums der Kantenzahl ist also realistisch.

Das Ergebnis dieses Experimentes mussten zweigeteilt werden (siehe Abbildung 4.4). Es hat sich gezeigt, dass die Distanz-basierte Maße bezüglich ihrer Performanz bei steigender Netzgröße besonders schlecht abschneiden. Dies liegt daran, dass die Suche nach den kürzesten Pfaden paarweise zwischen allen Knoten sehr komplex ist. Deshalb wurden diese auch nur bis zu einer Anzahl von 2000 Entitäten berechnet. Besser schneiden die Eigenvektor-basierten Maße ab, wobei AUTHORITY noch das schlechteste von den dreien ist. Für die schnellsten Maße, INDEGREE, PAGERANK und WEAKNESS, wurden die Berechnungen mit bis zu 100.000 Identitäten durchgeführt. Von den beiden Eigenvektor-basierten Maßen, zeigt WEAKNESS die besten Ergebnisse. Ungeschlagen ist allerdings INDEGREE. Dies ist nicht überraschend, da INDEGREE ein sehr einfaches, lokales Zentralitätsmaß ist und seine Berechnung keine komplexen Operationen beinhaltet.

Die präsentierten Ergebnisse sollen in erster Linie ein grundlegendes Gefühl geben, wie sich die verschiedenen Zentralitätsmaße hinsichtlich ihrer Performanz in unterschiedlich großen Netzen verhalten. Eine detaillierte Untersuchung ist schwierig und hier nicht Gegenstand der Betrachtung. Vor allem Eigenvektor-basierte Maße, die mit Hilfe eines parametrisierten, numerischen Verfahrens berechnet werden, welche mit unterschiedlichen Parameterwerten andere Laufzeitverhalten, zeigen deutliche Unterschiede bei ihren Laufzeiten. Am Kernergebnis ändert sich dennoch nichts: Lokale Maße schneiden, auf Grund ihrer Einfachheit, mit Abstand am besten ab, gefolgt von den Eigenvektor-basierten Maßen. Distanz-basierte Maße sind in großen Netzen sehr inperformant, was deren Anwendung in Reputationssysteme mit sehr vielen virtuellen Identitäten etwas in Frage stellt.

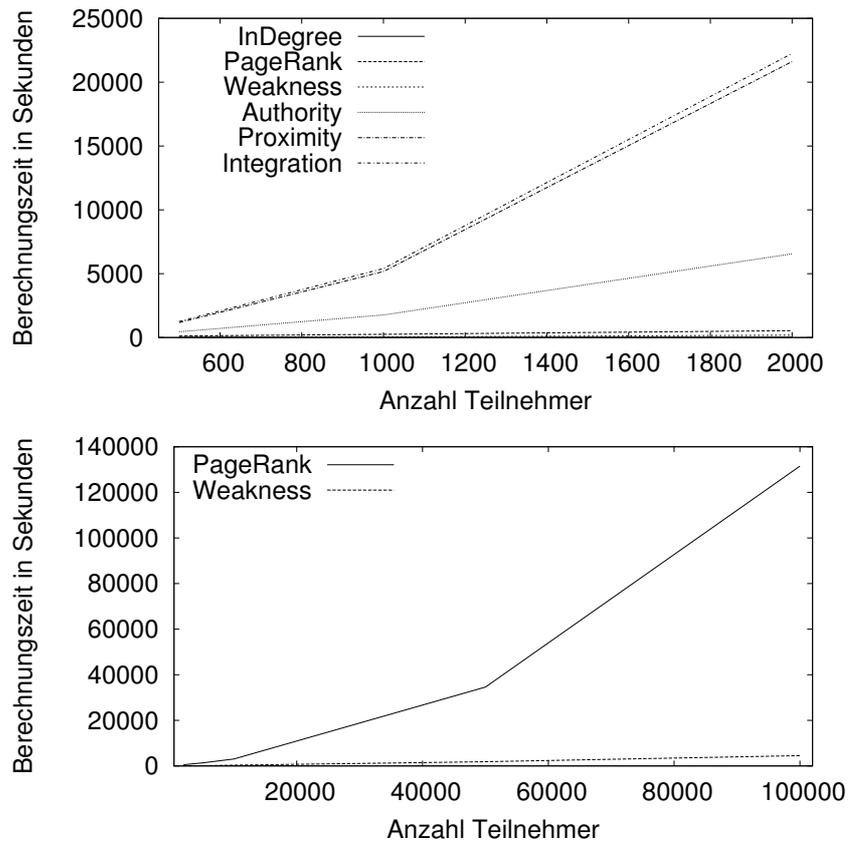


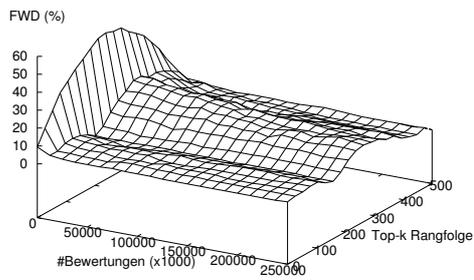
Abbildung 4.4: Laufzeiten verschiedener Zentralitätsmaße

**Menge von notwendigen Bewertungen.** Eine wichtige Größe im Kontext von Reputationssystemen ist die Anzahl von Bewertungen, die zur Berechnung der Reputationswerte verfügbar sind. Die Frage ist, wie viele Bewertungen notwendig sind, um auf Basis von Zentralitätsmaßen gut zwischen kooperativen und unkooperativen Identitäten zu differenzieren. Um dies zu beantworten, wurde ein Experiment durchgeführt, bei dem die Anzahl der Bewertungen sukzessive – von 0-250.000 Bewertungen in 5%-Schritten – erhöht wurde. In jedem Schritt wurden die Zentralitäten gemäß der verschiedenen untersuchten Maße neu berechnet und die Ergebnisrangfolgen mit der Referenzrangfolge verglichen. Abbildung 4.5 zeigt das Ergebnis.

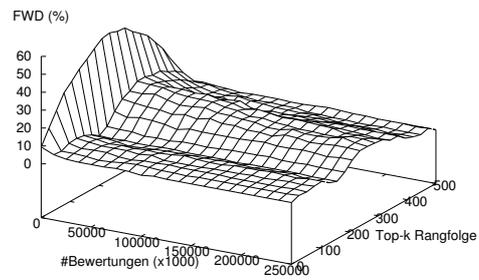
Grundsätzlich zeigen alle Maße sehr ähnliche Ergebnisse: Je mehr Bewertungen vorhanden sind, umso geringer ist der Abstand der Ergebnisrangfolgen zur Referenzrangfolge. Damit ein Maß keine Verbesserung mehr erreicht, sind sehr viele Bewertungen notwendig. Auf der anderen Seite sind die Ergebnisse für 25.000 Bewertungen (im Mittel 50 pro Identität) bereits recht gut. Dass eine gewisse Menge von Bewertungen für gute Ergebnisse benötigt wird, ist nicht unbedingt unerwartet, da es sich bei der Zentralität um ein globales Maß handelt. Auch hinsichtlich der Fehlerrate (FWD-Wert) zeigen alle sechs untersuchten Maße nahezu identische Maße. Dies zeigt bereits, dass sich die Maße bzgl. ihrer Qualität bei der Identifizierung von (un-)kooperativen Identitäten stark ähneln. Ein direkter Vergleich der Maße folgt in einem weiteren Test.

Um den Einfluss der anderen Kenngrößen einer Zentralitätsberechnung, z.B. der verschiedenen Techniken zur Graphtransformation, zu untersuchen, wurden bewusst Experimente mit einer sehr großen Anzahl von Feedback-Objekte durchgeführt. Für alle folgenden Experimente ist die Zahl der Feedback-Objekte 250.000.

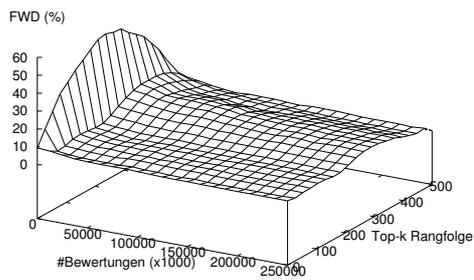
**Der Umgang mit „keine Erfahrung“.** Der Parameter  $\beta$  der *Beta*-Transformation spezifiziert, wie „keine Erfahrung“ innerhalb des transformierten Graphen repräsentiert wird. Die Erwartung ist, dass Werte um 0,5, d.h. „keine Erfahrung“ entspricht „neutraler Erfahrung“, die besten Ergebnisse



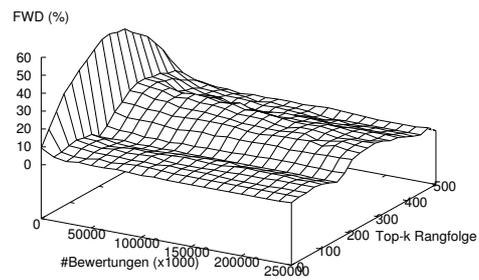
(a) INDEGREE



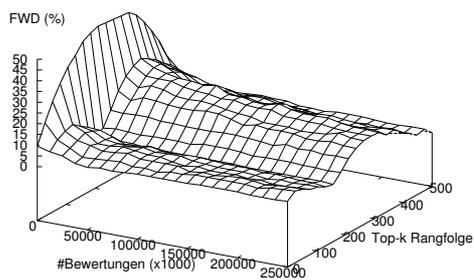
(b) PAGERANK



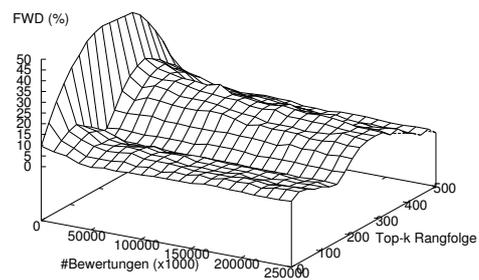
(c) AUTHORITY



(d) Positional Weakness



(e) Proximity Prestige

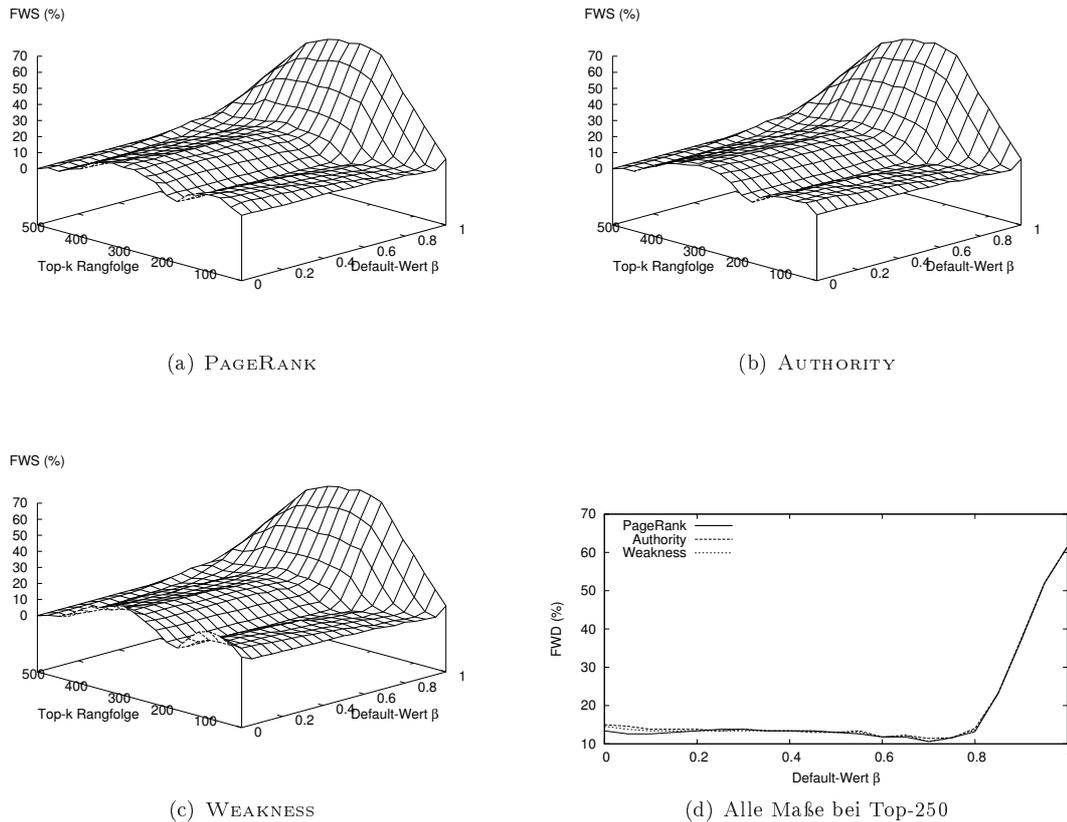


(f) Integration

**Abbildung 4.5:** Anlaufverhalten der untersuchten Zentralitätsmaße bei steigender Anzahl von Bewertungen.

## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK

liefern. Dazu wurden die drei Eigenvektor-basierten Maße PAGERANK, POSITIONAL WEAKNESS und AUTHORITIES auf transformierten Graphen mit unterschiedlichen Werten für  $\beta$  aus dem Intervall  $[0; 1]$  berechnet. Der Abstand zwischen den Ergebnisrangfolgen und der Referenzrangfolge wurde wieder mit dem Distanzmaß FWD für unterschiedliche Top- $k$  Rangfolgen bestimmt. Erneut sind die Ergebnisse für alle drei Maße sehr ähnlich (siehe Abbildung 4.6; 4.5(d) zeigt den direkten Vergleich der drei Maße für die Top-250 Rangfolge).



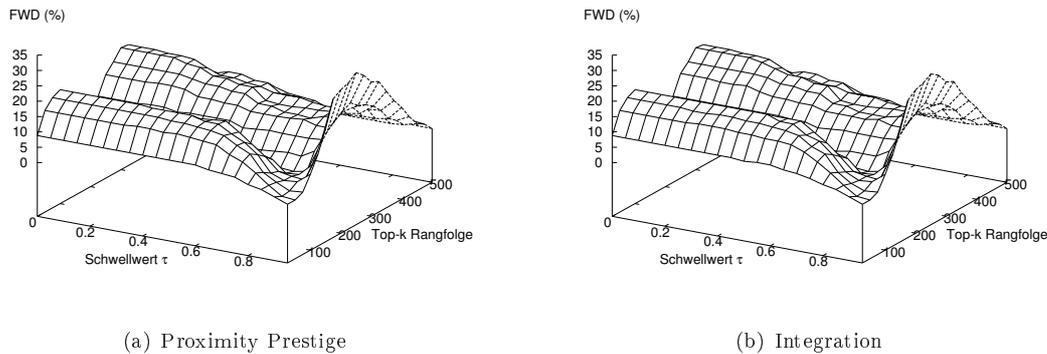
**Abbildung 4.6:** Einfluss des Parameters  $\beta$  der *Beta*-Verteilung.

Die Kurvenverläufe zeigen deutlich, dass für große Werte für  $\beta$  (hier ab 0.8) die Ergebnisse deutlich schlechter werden. Einen unbekannter Partner für vertrauenswürdig zu halten ist demnach hier keine gute Entscheidung. Für kleine  $\beta$ -Werte, inkl.  $\beta = 0$ , ist der Qualitätsverlust der Maße andererseits sehr gering. Dieser Punkt ist vor allem bezüglich der Laufzeit sehr interessant. Für  $\beta = 0$  können nämlich alle Kanten entfernt werden, welche „keine Erfahrung“ darstellen, da sie auf die Berechnung keinen Einfluss haben. So wurde z.B. in diesem Experiment eine Laufzeitverbesserung um den Faktor 4,35 erzielt, nachdem der Wert für  $\beta$  von 0,5 auf 0 geändert wurde. Allgemein sind die Ergebnisse für  $\beta$  zwischen 0 und 0.8 sehr ähnlich, wobei die Minima in diesen Ergebnissen sogar bei 0,6-0,7 liegen (statt wie erwartet bei 0,5). Auf der anderen Seite sind die Unterschiede für  $\beta$ -Werte aus  $[0; 0,8]$  äußerst gering. Die genaue Lage der Minima ist erneut abhängig vom ausgewählten Datensatz, wobei sehr große Werte für  $\beta$  die Ergebnisse immer deutlich verschlechtern. In Hinblick auf den Performanzgewinn bei der Berechnung und dem nur sehr geringen Verlust an Qualität kann für den praktischen Einsatz durchaus  $\beta = 0$  empfohlen werden.

**Das Entfernen von gewichteten Kanten.** Mittels Parameter  $\lambda$  im Transformationsschritt von gewichteten zu ungewichteten Einfachkanten lässt sich festlegen, ab welchem Kantengewicht eine Kante übernommen wird. Intuitiv sollten höhere Werte von  $\lambda$  zu besseren Ergebnissen führen, da in diesem Fall die Bedeutung von „starken Kanten“ (Kanten mit einem hohen Gewicht) größer ist. Im Gegensatz dazu werden bei kleinen  $\lambda$ -Werten Kanten mit einem ursprünglich kleinen Gewicht

## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK

mit Kanten, die ein hohes Gewicht besitzen, gleich behandelt. Der erwartete Informationsverlust ist hier intuitiv recht hoch. Um diese Erwartungen zu verifizieren, wurden die beiden Distanz-basierten Maße PROXIMITY und INTEGRATION mit verschiedenen Werten für  $\lambda$  berechnet. Der Eingabegraph war das Ergebnis der *Beta*-Transformation des Feedbackgraphen, wobei  $\beta = 0.5$  („keine Erfahrung“ entspricht „neutrale Erfahrung“).



**Abbildung 4.7:** Einfluss des Schwellwertes  $\tau$  bei der Transformation von gewichteten zu ungewichteten Graphen.

Abbildung 4.7 zeigt das Ergebnis für beide Maße. Die Ergebnisse sind quasi identisch: Die Qualität für kleine Top- $k$ -Rangfolgen verbessert sich mit  $\lambda > 0,5$  deutlich. (Dieses Ergebnis ist unabhängig von der Tatsache, dass die Beta-Transformation mit  $\beta = 0,5$  durchgeführt wurde. Weitere Tests mit  $\beta = 0$  kamen zum gleichen Ergebnis). Auf Grund der Bedeutung von „starken“ Kanten ist dies nicht unerwartet. Die Verbesserung hält dabei so lange an, bis ein Informationsverlust, durch die Entfernung von zu vielen Kanten zu groß wird; etwa zwischen 0,8 und 0,85. Für (sehr) kleine Top- $k$ -Rangfolgen bessern sich die Ergebnisse auch für größere  $\lambda$ -Werte etwas, da in dem Fall die kooperativsten Teilnehmer besonders gut identifiziert werden können. Für Teilnehmer im Mittelfeld oder am Ende sind bei großen Werten für  $\lambda$  keine Kanten mehr vorhanden, um in diesem Bereich gut zwischen den Identitäten zu differenzieren. Dadurch steigt der Fehler für größere Top- $k$ -Rangfolgen dann wieder deutlich an. Der zweite Effekt der Wahl von  $\lambda$  bezieht sich auf die Laufzeit der Zentralitätsberechnungen. Da das Vergrößern von  $\lambda$  die Anzahl der Kanten im transformierten Graph verringern, verringert sich damit auch die Berechnungszeiten. Im obigen Experiment wurde z.B. eine Beschleunigung um den Faktor 1,35 erreicht, indem  $\lambda$  von 0,75 auf 0,95 erhöht wurde. Das bedeutet, dass eine geeignete Wahl für den Wert von  $\lambda$  sowohl die Qualität als auch die Laufzeit der Berechnung von Distanz-basierten Zentralitätsmaßen verbessert.

**Graphtransformation.** Für die Transformation von Mehrfachkanten zu Einfachkanten wurden zwei Techniken, die *EigenTrust*- und die *Beta*-Transformation, vorgestellt (vgl. Abschnitt 4.3.2). Es wurde motiviert, dass beide Verfahren einen Informationsverlust zu Folge haben, wobei dieser intuitiv größer bei der *EigenTrust*-Transformation ist. Um dies zu belegen oder widerlegen, wurden die drei Eigenvektor-basierten Maße PAGERANK, POSITIONAL WEAKNESS und AUTHORITIES auf jeweils zwei Eingabegraphen berechnet. Für den Graph als Ergebnis der *Beta-Verteilung* wurde  $\beta = 0.5$  verwendet. Die *EigenTrust*-Transformation verfügt über keine frei wählbaren Parameter. Abbildung 4.8 zeigt das Ergebnis für die drei Eigenvektor-basierten Maße für die zwei Graphtransformationen. 4.8(d) stellt dabei die Ergebnisse für die *EigenTrust* und die *Beta*-Transformation direkt gegenüber.

Die Kurvenverläufe spiegeln die Erwartungen grundsätzlich wider, d.h., die berechneten Rangfolgen auf Basis des mittels der *Beta*-Transformation erzeugten Graphen sind näher an der Referenzrangfolge. Bei den verwendeten Datensätzen gilt dies vor allem für kleinere Top- $k$ -Ranklisten. Auch wenn die gezeigten Ergebnisse für die *Beta*-Verteilung sprechen, ist dies keine endgültige Aussage über deren Überlegenheit. Zum Beispiel ist der Unterschied zwischen der *EigenTrust*- und *Beta*-Transformation umso größer, je höher der Anteil unkooperativer Identitäten ist. Dies liegt

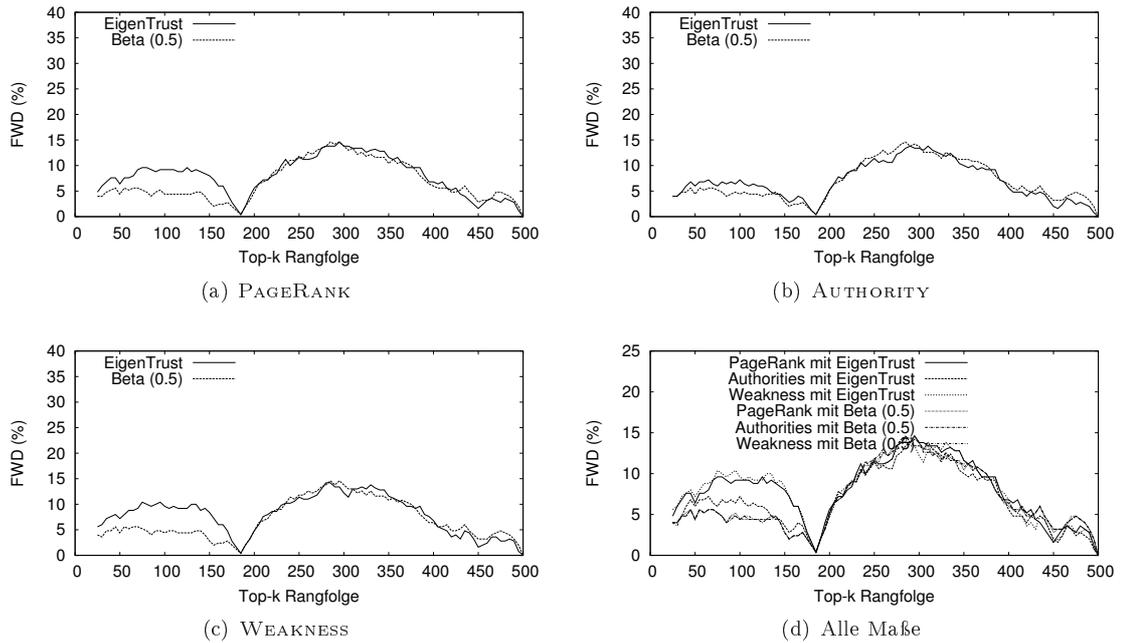


Abbildung 4.8: *EigenTrust*-Transformation vs. *Beta*-Transformation.

daran, dass die *EigenTrust*-Transformation keinen Unterschied zwischen „keiner Erfahrung“ und „(sehr) schlechter Erfahrung“ macht. Dafür gilt auch umgekehrt: Besteht das Netz nur aus Identitäten, die überwiegend kooperativ sind, führen *EigenTrust*- und *Beta*-Transformation zu qualitativ identischen Ergebnissen.

**Vergleich aller Zentralitätsmaße.** In den vorangegangenen Experimenten wurden geeignete Werte für  $\beta$  und  $\lambda$  identifiziert (man beachte aber, dass diese Werte sich von Szenario zu Szenario unterscheiden können). Damit lassen sich nun alle Maße sinnvoll gegenüberstellen. Dazu wurde zunächst INDEGREE direkt auf dem Feedback-Graph berechnet. Zur Berechnung der Eigenvektorbasierten Maße wurde der Feedback-Graph anschließend mittels der *Beta-Transformation* ( $\beta = 0,5$ ) transformiert. Im letzten Schritt wurde der Ergebnisgraph der *Beta*-Transformation in zwei ungewichtete Graphen transformiert, einmal mit  $\lambda = 0,8$  und einmal mit  $\lambda = 0,85$ . Das Ergebnis diente als Eingabegraphen für die Distanz-basierten Maße. Nach Abbildung 4.9 liefern alle Maße sehr

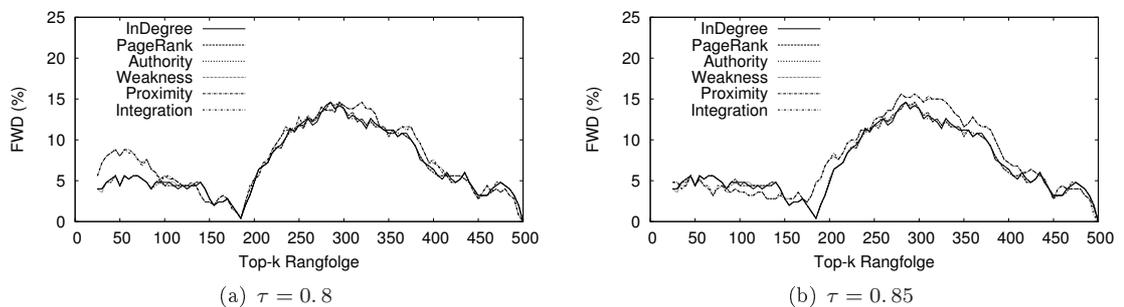


Abbildung 4.9: Vergleich aller untersuchter Zentralitätsmaße.

ähnlich gute Ergebnisse. Je nach Größe der betrachteten Top- $k$ -Rangfolge profitieren die distanz-basierten Zentralitätsmaße einmal von etwas größeren oder kleineren Werten für  $\lambda$ . Hinsichtlich der Effektivität der Maße sind gemäß dieses Testergebnisses alle untersuchten Zentralitätsmaße – man beachte, dass auch nur geeignete Maße für die Reputationsberechnung betrachtet wurden – ähnlich und können zuverlässig zwischen guten und schlechten Teilnehmern differenzieren. Auf der anderen

Seite haben die vorangegangenen Ergebnisse gezeigt, dass sich die Maße bezüglich ihrer effizienten Berechnung deutlich unterscheiden. Vor allem die distanzbasierten Maße schnitten in diesem Punkt deutlich schlechter ab. Zum anderen wurde das Verhaltensmodell, mit denen die zu Grunde liegenden Testdaten erzeugt wurden, bewusst einfach gehalten. So wurden insbesondere keine Angriffsszenarien berücksichtigt. Dies ist der Grund, warum das lokale Maß INDEGREE bisher so gut abgeschnitten hat. Auf der anderen Seite lässt sich intuitiv schnell vermuten, dass INDEGREE besonders anfällig gegenüber Manipulationen ist. Der folgende Test soll dies auch quantitativ belegen.

**Die Sybil Attack.** In Abschnitt 4.3.3 wurden Erweiterungen des Verhaltensmodells für die Identitäten motiviert und anhand des Angriffsszenarios *Sybil Attack* illustriert. Eine wichtige Aufgabe war dabei, die Auswirkung bzw. Effekte der neuen Verhaltensmuster so zu quantifizieren, um die Qualität der Zentralitätsmaße vergleichen zu können. Im Falle einer *Sybil Attack* ist dies die Verbesserung, die ein Angreifer durch das Anlegen gefälschter Identitäten erreichen kann. Je geringer die Verbesserung in der Rangfolge, umso weniger anfällig ist das entsprechende Maß gegen diese Form des Angriffes. Um dies zu untersuchen, wurden zunächst alle Maße auf dem ursprünglichen Feedback-Graph (ohne gefälschte Identitäten) berechnet. Jeweils die schlechteste Identität der Ergebnisrangfolgen wurde anschließend als Angreifer ausgewählt, d.h., es wurden sukzessive neue Identitäten (in 10er Blöcken) angelegt, die den Angreifer positiv bewertet haben. Nach jedem Einfügen zehn neuer Identitäten, wurde alle Maße erneut berechnet und der Rang des Angreifers ausgewertet. INDEGREE wurde direkt auf dem Feedback-Graph ausgeführt, die Eigenvektor-basierten Maße auf dem Ergebnis der *Beta-Transformation* ( $\beta = 0,5$ ) und die Distanz-basierten Maße auf dem Ergebnis der Transformation in einem ungewichteten Graphen mit  $\lambda = 0,95$ .

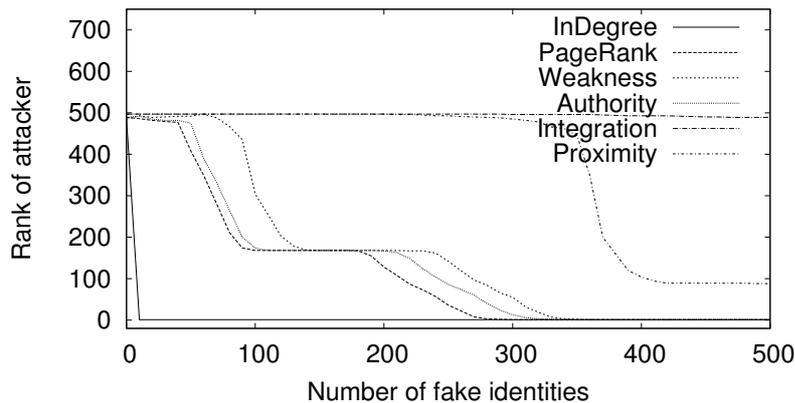


Abbildung 4.10: Anfälligkeit der Zentralitätsmaße für eine *Sybil Attack*

Abbildung 4.10 zeigt das Ergebnis. Bei INDEGREE schafft es der Angreifer bereits mit zehn gefälschten Identitäten, den höchsten Rang zu erhalten. Dies ist nicht überraschend, da es sich bei INDEGREE um ein lokales Maß handelt. Genau genommen würde bereits eine gefälschte Identität ausreichen, wenn diese nur genug positives Feedback über den Angreifer erzeugt. Die absolute Anzahl von Feedback-Objekten ist bei der *Beta-Transformation* durch die Normierung auf das Intervall  $[0; 1]$  nicht relevant. Im Gegensatz zu INDEGREE sind alle drei Eigenvektor-basierten Maße weniger anfällig für eine *Sybil Attack*, da diese Maße auch die Zentralität der Quellknoten berücksichtigen, welche für diese beiden gefälschten Identitäten sehr gering ist. D.h., erst ab einer deutlichen Anzahl gefälschter Identitäten (ab ca. 50) kann der Angreifer seinen Rang verbessern. Die Distanz-basierten Maße schneiden noch sehr viel besser ab. Das liegt daran, weil die Maße vor allem die kürzesten Wege zu einem Knoten berücksichtigen und die gefälschten Identitäten sonst keinen Anschluss an den restlichen Graphen – außer den Kanten zum Angreifer – besitzen. Aber auch hier wird die geringe Anfälligkeit der Distanz-basierte Maße gegenüber der *Sybil Attack* durch deren lange Berechnungszeit relativiert.

**Fazit.** Die Ergebnisse bestätigen die in am Ende von Abschnitt 2.4.3 formulierten Vermutungen. Das Lokale Maß INDEGREE erlaubt auf Grund seiner Einfachheit mit Abstand die effizienteste

Berechnung. Auf der anderen Seite macht seine Einfachheit es auch sehr anfällig gegen Manipulationen. Seine Verwendung in Reputationssystemen muss somit als nicht unkritisch betrachtet werden. Hinsichtlich der Angreifbarkeit sind die Distanz-basierten Maße PROXIMITY PRESTIGE und INTEGRATION dagegen sehr stabil. Für Reputationssysteme mit sehr vielen Teilnehmern, d.h., für sehr große resultierende Graphen, sind sie nur bedingt geeignet, da ihre Berechnung sehr aufwändig ist. Einen viel versprechenden Kompromiss zwischen Sicherheit gegen Angriffe und effizienter Berechnung stellen die Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaße dar, hier namentlich PAGERANK, POSITIONAL WEAKNESS FUNCTION und AUTHORITIES (HITS). Der Vorteil dieser Maße zeigt sich auch in ihrer erfolgreichen Anwendung in den verschiedenen Bereichen, vor allem der Internetsuche und gerade als Metrik von existierenden Reputationssystemen.

## 4.4 Optimierung zentralitätsbasierter Strategiedefinitionen

Im Vergleich zu herkömmlichen Datenbankoperationen sind Zentralitätsberechnungen im Allgemeinen bzgl. der Komplexität sehr aufwändig. Dies erfordert die Untersuchung von geeigneten Optimierungstechniken, sowohl auf der logischen als auch auf der physischen Ebene. Aus Datenbanksicht umfasst die logische Optimierung die Spezifikation von Äquivalenzen algebraischer Ausdrücke. Solche Äquivalenzen, auch als Umformungsregeln bezeichnet, erlauben für einen gegebenen Algebraausdruck die Erstellung alternativer Ausdrücke. Diese Ausdrücke sind zum ursprünglichen Ausdruck äquivalent, d.h., die Ergebnisse aller Ausdrücke sind identisch, resultieren aber bei einer Ausführung in unterschiedlichen Laufzeiten. Ziel ist, durch die geeignete Anwendung von Umformungsregeln einen Algebraausdruck zu erzeugen, dessen Ausführung möglichst effizient ist. In Abschnitt 4.4.1 werden solche Umformungsregeln, die den Zentralitätsoperator  $\zeta$  betreffen, vorgestellt und deren erwarteter Einfluss auf eine Optimierung von Anfragen diskutiert. Es zeigt sich, dass der Zentralitätsoperator bzgl. einer logischen Optimierung nur begrenztes, aber durchaus klar definiertes Potential besitzt.

Die physische Optimierung zielt auf geeignete Datenstrukturen und optimierte Algorithmen für die Zentralitätsberechnung ab. Gerade im Bereich von Internetsuchmaschinen wurde hier bereits einige Anstrengungen unternommen [KHM03a, KHM03b, KHG03]. Diese Arbeiten konzentrieren sich dabei alle auf einzelne Berechnungen, d.h., sie betrachten eine Zentralitätsberechnung isoliert von anderen. Vor allem im Kontext von Reputationssystemen zeichnet sich auf der anderen Seite vor allem ab, dass in vielen Situationen eine gleichzeitige Berechnung von Zentralitätsmaßen nötig ist. Dies hat mehrere Gründe: (a) Auch wenn Zentralitätsmaße nachweislich geeignet sind, die Vertrauenswürdigkeit bzw. Reputation von Teilnehmern zu bestimmen, ist nicht klar, welches Maß in welcher Situation das beste Ergebnis liefert (vgl. Abschnitt 4.3). Dieses Problem lässt sich auch nicht vollständig lösen, so dass sowohl immer wieder neue Zentralitätsmaße als auch neue Angriffsszenarien gegen solche Maße vorgeschlagen werden. Ein möglicher Ansatz um damit umzugehen ist die parallele Verwendung mehrerer Zentralitätsmaße, um aus den Vergleichen zwischen verschiedenen Ergebnissen aussagekräftigere Rückschlüsse auf die Vertrauenswürdigkeit von Teilnehmern zu gewinnen (wie die Ergebnisse der verschiedenen Maße miteinander kombiniert bzw. verglichen werden, ist weiterhin dem Nutzer überlassen). (b) In virtuellen Gemeinschaften mit einer großen Zahl von Teilnehmern, ist die erwartete Rate von Interaktionen sehr hoch. D.h., die Zahl von Strategiedefinitionen, die zu einem Zeitpunkt (oder in einem kleinen Zeitintervall) berechnet werden müssen, ist ebenfalls sehr hoch. (c) In der aktuellen Literatur wurden verschiedene Angriffsszenarien gegen zentralitätsbasierte Reputationssysteme untersucht und Gegenmaßnahmen vorgestellt [ZGG<sup>+</sup>04]. Grundidee ist auch hier, verschiedene Zentralitätsmaße gleichzeitig zu berücksichtigen, um mit Hilfe der verschiedenen Ergebnisse potentielle Angreifer zu identifizieren.

In Abschnitt 4.4.2 wird zunächst eine Klassifikation präsentiert, wie sich zwei oder mehr Zentralitätsberechnungen „überlappen“ können. So können z.B. zwei verschiedene Maße auf demselben Datensatz oder ein einzelnes Maß auf zwei nur leicht unterschiedlichen Datensätzen berechnet werden. Je nach Art der Überlappung ändern sich die Möglichkeit und der erwartete Mehrertrag von Optimierungen. In Abschnitt 4.4.3 werden dann zwei Techniken für die Optimierung von Mehrfachberechnungen von Zentralitätsmaßen vorgestellt: (1) Die *Schleifenverschmelzung* ermöglicht die Berechnung mehrerer Zentralitätsmaße mit einer Ausführung einer Potenzmethode. (2) Die Potenzmethode startet normalerweise mit einem initialen Startvektor, der nach jeder Iteration mehr und

## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK

mehr zum Ergebnis konvergiert. Bei der *Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen* dient das Ergebnis einer Zentralitätsberechnung als Startvektor für nachfolgende Berechnungen. Die Hoffnung ist, dass dies die Zahl von Iterationen für die Folgeberechnungen reduziert. Ein ausführliche Evaluierung der beiden Ansätze ist Bestandteil von Abschnitt 4.4.5.

**BEISPIEL 11:** Um in den Folgekapiteln die Ideen, Konzepte und Lösungen bzgl. der verschiedenen Optimierungsmöglichkeiten zu illustrieren, soll ein laufendes Beispiel in Form einer einfachen relationalen Datenbasis für ein Reputationssystem verwendet werden. Dieses Reputationssystem besteht aus folgenden beiden Tabellen: *Teilnehmer*(ID,Name,Alter,Geschlecht) und *Bewertungen*(Bewerter,Bewerteter,Wert,Gewissheit,Zeitstempel). *Teilnehmer* speichert persönliche Informationen über Teilnehmer, wie sie typisch für z.B. Dating-Internetseiten üblich sind, *Bewertungen* speichert die Bewertungen, die sich Teilnehmer gegenseitig geben können.

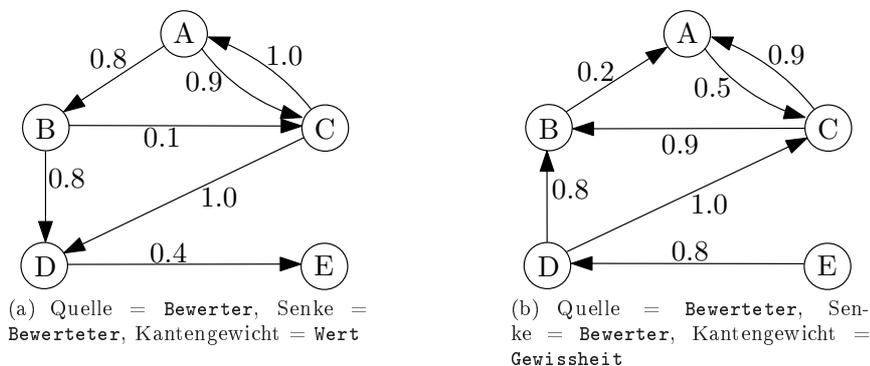
**Tabelle Teilnehmer**

ID	Name	Alter	Geschlecht
A	Alice	24	w
B	Bob	32	m
C	Claire	28	f
D	Dave	15	m
E	Erin	17	f

**Relation Bewertungen**

Bewerter	Bewerteter	Wert	Gewissheit	Zeitstempel
A	B	0.8	0.2	2008-03-02
A	C	0.9	0.9	2008-01-18
B	C	0.1	0.9	2008-01-08
B	D	0.8	0.8	2008-01-20
C	A	1.0	0.5	2008-03-02
C	D	1.0	1.0	2008-02-28
D	E	0.4	0.8	2008-03-01

Weiterhin soll anhand dieser Datenbasis illustriert werden, wie sich verschiedene Graphstrukturen daraus ableiten lassen. In den Graphen von Abbildung 4.11 entsprechen die Knoten den Tupeln der Relation *Teilnehmer* (genauer gesagt, den Werten des Attributes PID). Im linken Graph entsprechen die Attribute *Bewerter*, *Bewerteter* und *Wert* den Quellen, den Senken bzw. den Gewichten von Kanten. Im rechten Graph dagegen entsprechen die Attribute *Bewerteter*, *Bewerter* und *Gewissheit* den Quellen, den Senken bzw. den Gewichten von Kanten. Natürlich sind noch



**Abbildung 4.11:** Zwei aus dem Beispieldatensatz ableitbare Graphstrukturen

weitere Möglichkeiten denkbar, wie sich eine Graphstruktur aus der gegebenen Datenbasis ableiten lässt. In den obigen beiden Beispielen ist der linke Graph offensichtlich sinnvoller als der rechte. Auf dem linken Graphen wird nun noch beispielhaft der Zentralitätsoperator angewendet. Das Ergebnis sind die PageRank-Werte (PRW) für alle Teilnehmer/Knoten.

$\zeta[\text{PRW}, \text{PID}, \text{Bewerter}, \text{Bewerteter}, \text{Wert}, \text{PageRank}](\text{Teilnehmer}, \text{Bewertungen})$

PID	Name	Alter	Geschlecht	PRW
A	Alice	19	f	0.75
B	Bob	32	m	0.7
C	Claire	27	f	0.8
D	Dave	14	m	1.27
E	Erin	20	f	1.48

Auf die Datenbasis, die Graphstrukturen und den Beispielausdruck mit dem Zentralitätsoperator wird im Folgenden wiederholt zurückgegriffen.  $\square$

#### 4.4.1 Umformungsregeln für den Zentralitätsoperator

Im Folgenden werden die Umformungsregeln für den Zentralitätsoperator  $\zeta$  vorgestellt. Diese Umformungsregeln spezifizieren Äquivalenzen von Algebraausdrücken, die  $\zeta$  enthalten. Dies erlaubt die Erstellungen alternativer Anfragepläne. Die Umformungsregeln lassen sich in drei Kategorien einteilen: (1) Regeln, die eine Änderung der Ausführungsreihenfolge von  $\zeta$  und anderen Operatoren erlauben, (2) Regeln, die das Entfernen von unnötigen Operatoren erlauben und (3) Regeln, die durch das Einfügen zusätzlicher Operatoren einen möglicherweise besseren Anfrageplan erzeugen. Anhand dieser drei Kategorien werden die Umformungsregeln nun im Einzelnen vorgestellt.

**Änderung der Ausführungsreihenfolge.** Die Änderung der Ausführungsreihenfolge umfasst beide Richtungen, und bezieht sich auf den Operatorbaum. Das Verschieben eines Operators *nach unten* bedeutet, dass der Operator mit seinem Vorgängeroperator im Operatorbaum getauscht wird. Analog bedeutet das Verschieben eines Operators *nach oben*, dass er mit seinem Nachfolger im Operatorbaum getauscht wird. Grundidee des Austauschs von Operatoren ist, dass solche Operatoren möglichst weit unten im Operatorbaum stehen und somit auch als erstes ausgeführt werden, die eine möglichst kleine Ergebnismenge besitzen. Dies geschieht entweder durch die Verringering der Größe der Tupel oder deren Anzahl, z.B. durch die bekannte Heuristik „Selektion vor Join“. Der Zentralitätsoperator ist in dieser Hinsicht eingeschränkt, da eine Verkleinerung der Tupelzahl in  $R_V$  und  $R_E$  in der Regel zu unterschiedlichen Ergebnissen führt.

**BEISPIEL 12:** Um die eingeschränkten Möglichkeiten von  $\zeta$  bzgl. einer Änderung der Ausführungsreihenfolge mit anderen Operatoren zu illustrieren, wird das Beispiel 11 um einen Selektionsoperator erweitert. Die Selektion wird nach dem  $\zeta$  angewendet und entfernt alle Teilnehmer, die nicht volljährig ( $<18$ ) sind.

$$\pi[\text{ID}, \text{Name}, \text{PRW}](\sigma[\text{Alter} > 18](\zeta[\text{PRW}, \mathcal{A}_G, \text{PageRank}](\text{Teilnehmer}, \text{Bewertungen}))) \Rightarrow$$

ID	Name	PRW
A	'Alice'	0.74
B	'Bob'	0.7
C	'Claire'	0.8
E	'Erin'	1.48

Wird nun die Selektion nach unten geschoben, d.h. vor dem Zentralitätsoperator ausgeführt, ändert sich die Graphstruktur und somit das Ergebnis des Zentralitätsoperators.

$$\pi[\text{ID}, \text{Name}, \text{PRW}](\zeta[\text{PRW}, \mathcal{A}_G, \text{PageRank}](\sigma[\text{Alter} > 18](\text{Teilnehmer}, \text{Bewertungen}))) \Rightarrow$$

PID	Name	Score
A	Alice	1.49
B	Bob	0.79
C	Claire	1.53
E	Erin	0.19

$\square$

Es können somit nur Operatoren an  $\zeta$  nach unten vorbei geschoben werden, welche die Anzahl der Tupel der Eingangsrelationen von  $\zeta$  nicht verändern. Damit scheint diese Kategorie von Umformungsregeln für den Zentralitätsoperator nicht hilfreich zu sein, da das ursprüngliche Ziel einer Verkleinerung der Tupelzahl in einer möglichst frühen Phase der Anfrageauswertung hier nicht erreicht werden kann. Dennoch sind diese Regeln sinnvoll, da sie die Anwendung weiterer Umfor-

## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK

---

mungsregeln, welche nicht den Zentralitätsoperator betreffen, ermöglichen.

**BEISPIEL 13:** Zunächst wird mittels des Map-Operators eine teure benutzerdefinierte Funktion  $f$  auf die PID sämtlicher Nutzer angewendet. Anschließend berechnet der Zentralitätsoperator den PAGERANK für alle Teilnehmer, wobei das Ergebnis von  $f$  nicht für die Festlegung der Graphstruktur benötigt wird. Zum Schluss gibt der Top-Operator das Tupel mit dem höchsten Rang zurück.

$$\tau[1, \text{PRW}](\zeta[\text{PRW}, \mathcal{A}_G, \mathbf{PageRank}](\mu[A, f(\text{ID})](\text{Teilnehmer}, \text{Bewertungen})))$$

In diesem Beispiel kann  $\mu$  über  $\zeta$  und  $\tau$  nach oben verschoben werden. Dies bedeutet, dass  $f$  nur einmal ausgeführt werden muss.

$$\mu[A, f(\text{ID})](\tau[1, \text{PRW}](\text{zeta}[\text{PRW}, \mathcal{A}_G, \mathbf{PageRank}](\text{Teilnehmer}, \text{Bewertungen})))$$

Das Vertauschen von  $\mu$  und  $\zeta$  spart zunächst keine Kosten für die Anfrageauswertung ein. Allerdings kann nun  $\mu$  – welches eine sehr teure Operation in Form einer externen Funktion für jedes Tupel bedeutet – mit  $\tau$  vertauscht werden, was letztlich einen optimierten Operatorbaum erzeugt.  $\square$

Die folgenden vier Umformungsregeln ermöglichen es,  $\zeta$  mit anderen Operatoren bzgl. der Ausführungsreihenfolge zu tauschen. Weitere Regeln für diese Kategorie mit anderen Operatoren der Relationalen Algebra sind nicht möglich, da diese keine äquivalenten Umformungen darstellen

**UMFORMUNGSREGEL 1:** Wenn  $A_V, A_\Omega \in \mathcal{A}$ , und  $\mathcal{A}' = (\mathcal{A} \cup A_V) \setminus A_\Omega$ , dann gilt

$$\pi[\mathcal{A}](\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\mathcal{A}_G)) = \zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\pi_{\mathcal{A}'}(R_V), R_E)$$

**UMFORMUNGSREGEL 2:** Wenn  $A'_\Omega \notin \mathcal{A}_G$ , dann gilt

$$\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\zeta'[A'_\Omega, \mathcal{A}'_G, \Omega'](R_V, R'_E), R_E) = \zeta'[A'_\Omega, \mathcal{A}'_G, \Omega'](\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, R_E), R_E)$$

**UMFORMUNGSREGEL 3:** Wenn  $\mathcal{A} \subseteq \text{Schema}(R_V)$  dann gilt

$$\mu[A, f(\mathcal{A})](\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, R_E)) = \zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega]\mu[A, f(\mathcal{A})](R_V, R_E)$$

**UMFORMUNGSREGEL 4:** Wenn  $\mathcal{A} \subseteq \text{Schema}(R_V)$ , dann gilt

$$\gamma[A, \Gamma(A_i), \mathcal{A}](\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, R_E)) = \zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\gamma[A, \Gamma(A_i), \mathcal{A}](R_V), R_E)$$

**Entfernen unnötiger Operatoren.** Ein Operator ist unnötig, wenn Folgeoperatoren dessen Ergebnis nicht benötigen. Umformungsregeln dieser Kategorie führen immer zu einer Verbesserung bzgl. Auswertungsgeschwindigkeit einer Anfrage, da das Entfernen unnötiger Operatoren deren Ausführungszeit einspart. Es lassen sich folgende fünf Umformungsregeln identifizieren:

**UMFORMUNGSREGEL 5:** Wenn  $A_\Omega \notin \mathcal{A}$ , dann gilt

$$\pi[\mathcal{A}](\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\mathcal{R}_G)) = \pi[\mathcal{A}](R_V)$$

**UMFORMUNGSREGEL 6:** Wenn  $A \notin \{A_s, A_t, A_w\}$ , dann gilt

$$\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, \gamma[A, \Gamma(A_i), \mathcal{A}](R_E)) = \zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, R_E)$$

**UMFORMUNGSREGEL 7:** Wenn  $A \notin \{A_s, A_t, A_w\}$ , dann gilt

$$\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, \mu[A, f(\mathcal{A})](R_E)) = \zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, R_E)$$

**UMFORMUNGSREGEL 8:** Wenn  $A'_\Omega \notin \mathcal{A}_G$ , dann gilt

$$\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, \zeta[A'_\Omega, \mathcal{A}'_G, \Omega'](R'_V, R'_E)) = \zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, R'_V)$$

UMFORMUNGSREGEL 9:

$$\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\zeta[A'_\Omega, \mathcal{A}'_G, \Omega'](R_V, R_E), R_E) = \mu[A_\Omega, \text{id}(A'_\Omega)](\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, R_E))$$

wobei der Map-Operator mittels der externen Funktion *id* lediglich das Ergebnis von  $\zeta$  in ein neues Attribut kopiert. Das ist notwendig, damit das Schema beider Ausdrücke identisch ist und somit die Äquivalenz erhalten bleibt.

**Einfügen zusätzlicher Operatoren.** Im Allgemeinen werden zusätzliche Operatoren eingeführt, um die Größe von Tupeln vor deren Weiterverarbeitung zu verkleinern. Die nächsten zwei Umformungsregeln reduzieren die Größe der Eingangsrelationen von  $\zeta$ . Zunächst können alle Attribute von  $\text{Schema}(R_V)$  entfernt werden, die nicht zur Spezifikation der Graphstruktur benötigt werden und nicht im Ergebnis der zweiten Projektion auftreten.

UMFORMUNGSREGEL 10: Wenn  $A_\Omega \in \mathcal{A}$  und  $\mathcal{A}' = (\mathcal{A} \cup A_v) \setminus A_\Omega$ , dann gilt

$$\pi[\mathcal{A}](\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\mathcal{R}_G)) = \pi[\mathcal{A}](\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\pi_{\mathcal{A}'}(R_V), R_E))$$

Weiterhin können alle Attribute aus  $\text{Schema}(R_E)$ , die nicht benötigt werden, um die Graphstruktur zu spezifizieren, mittels einer Projektion entfernt werden, da das Ergebnisschema des Zentralitätsoperators keine Attribute aus  $\text{Schema}(R_E)$  besitzt.

UMFORMUNGSREGEL 11: Sei  $\mathcal{A}' = \{A_s, A_t, A_w\}$ , dann gilt

$$\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\mathcal{R}_G) = \zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R_V, \pi_{\mathcal{A}'}(R_E))$$

Der Zentralitätsoperator berücksichtigt nur Kanten aus  $R_E$ , deren Start- und Zielknoten sich in  $R_V$  wiederfinden lassen. Das bedeutet, dass eine Selektion auf die Knotenmenge automatisch die gleiche Selektion auf die Start- und Zielknoten von Kanten impliziert.

BEISPIEL 14: Folgender relationaler Ausdruck entfernt Knoten D, bevor der Zentralitätsoperator angewendet wird.

$$\pi[\text{ID}, \text{Name}, \text{PRW}](\zeta[\text{PRW}, \mathcal{A}_G, \text{PageRank}](\sigma[\text{PID} \neq \text{D}'](\text{Teilnehmer}, \text{Bewertungen}))) \Rightarrow$$

PID	Name	Score
A	Alice	1.49
B	Bob	0.79
C	Claire	1.53
E	Erin	0.19

Es können nun alle Kanten/Tupel aus  $R_E$  entfernt werden, die D als Start- oder Zielknoten besitzen. Das Ergebnis bleibt erhalten.

$$\pi[\text{ID}, \text{Name}, \text{Score}](\zeta[\text{Score}, \mathcal{A}_G, \text{PageRank}](\sigma[\text{ID} \neq \text{D}'](\text{Teilnehmer}), \sigma[\text{Bewerter} \neq \text{D}' \wedge \text{Bewerteter} \neq \text{D}'](\text{Bewertungen})))$$

□

Diese Idee lässt sich durch folgende beiden Umformungsregeln – einmal für Selektionsbedingungen und einmal für Verbundbedingungen – verallgemeinern.

UMFORMUNGSREGEL 12: Sei  $\Theta \in \{<, \leq, =, \neq, \geq, >\}$  und sei  $C$  ein konstanter Wert aus dem Wertebereich von  $A_v$ . Dann gilt

$$\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\sigma[A_v \Theta C](R_V), R_E) = \zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](\sigma[A_v \Theta C](R_V), \sigma[(A_s \Theta C) \wedge (A_t \Theta C)](R_E))$$

UMFORMUNGSREGEL 13: Sei  $\Theta \in \{<, \leq, =, \neq, \geq, >\}$  und sei  $R$  eine Relation mit  $A_x \in \text{Schema}(R)$ , wobei  $A_x$  den selben Wertebereich von  $A_v$  besitzt (und somit auch wie  $A_s$  und  $A_t$ ). Dann gilt

$$\zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R \bowtie_c R_V, R_E) = \zeta[A_\Omega, \mathcal{A}_G, \Omega](R \bowtie_c R_V, \pi[A_x](R) \bowtie_{c_1} R_E \bowtie_{c_2} \pi[A_x](R))$$

wobei  $c = R.A_x \Theta R_V.A_v$ ,  $c_1 = R.A_x \Theta R_E.A_s$  und  $c_2 = R.E.A_t \Theta R.A_x$ .

Während der Effekt von zusätzlichen Operatoren (im positiven wie im negativen Sinne) auf die Auswertungsdauer einer Anfrage in zentralisierten Datenbanksystemen eher eingeschränkt ist, ist vor allem in verteilten Systemen das Potential groß. Dort amortisiert sich der zusätzliche Aufwand für die Ausführung der zusätzlichen Operatoren schnell durch den eingesparten Netzwerkverkehr. Eine umfangreiche Untersuchung der Auswirkungen dieser Kategorie von Umformungsregeln in verteilten Systemen ist allerdings außerhalb des Rahmens dieser Arbeit.

Die vorgestellte Menge von Umformungsregeln lässt sich durch die systematische Kombination von  $\zeta$  mit den anderen Operatoren der Relationalen Algebra ableiten. Es wird deutlich, dass der Zentralitätsoperator nur bedingt äquivalente Umformungen erlaubt. Auf der anderen Seite ist der erwartete Effekt der verschiedenen Regeln so eindeutig, dass eine genauere Untersuchung keinen nennenswerten Mehrwert bringen würde. Erstens, das Entfernen unnötiger Operatoren führt immer zu einer Verbesserung (oder zumindest nie zu einer Verschlechterung). Zweitens, die Regeln für den Tausch von Operatoren mit  $\zeta$  bzgl. ihrer Ausführungsreihenfolge haben selbst keinen Effekt auf die Performanz. Sie ermöglichen lediglich die Anwendung weiterer Umformungsregeln, deren Effekt aber bereits in der Datenbankliteratur eingehend untersucht wurde. Und drittens, zusätzliche Operatoren versprechen vor allen in verteilten Systemen einen Performanzgewinn, was sich allerdings nur mit umfangreichen Tests quantifizieren lässt, welche den Rahmen dieser Arbeiten übersteigen.

### 4.4.2 Mehrfachberechnung von Zentralitätsmaßen

Um besser verstehen zu können wie sich zwei Eigenvektor-basierte Zentralitätsberechnungen überlappen können, soll zunächst die grundlegende Methode näher vorgestellt werden: die Potenzmethode. Die mathematischen Grundlagen der Potenzmethode, vor allem warum und unter welchen Umständen dieses numerische Verfahren konvergiert sind für diese Arbeit eher nebensächlicher Bedeutung und können in [GvL96] nachgelesen werden. Hier stehen die algorithmische Umsetzung der Potenzmethode und deren Erweiterung für parallele Mehrfachberechnungen im Vordergrund. Anschließend werden die verschiedenen Überlappungsmöglichkeiten zweier Berechnungen auf Basis der Potenzmethode vorgestellt.

**Die Potenzmethode.** Die Ergebnisse von Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaßen entsprechen dem größten Eigenvektor einer  $n \times n$  Matrix  $M$ , welche die Graphstruktur repräsentiert, wobei  $n$  die Anzahl von Knoten im Graph ist. Für die Berechnung der Eigenvektoren von großen Matrizen werden numerische Verfahren eingesetzt. Das bekannteste und am weitesten eingesetzte ist die so genannte Potenzmethode (Algorithmus 4). Der Algorithmus besteht im Wesentlichen aus einer Schleife, in welcher die Matrix  $M$  in jeder Iteration mit einem Vektor multipliziert wird. Die mathematische Theorie besagt, für einen beliebigen, nicht-negativen Startvektor  $\vec{v}_0$ ,  $\vec{v}_t$  zum größten Eigenvektor von  $M$  konvergiert. Die Schleife wird abgebrochen und somit die Potenzmethode beendet, wenn die Norm der Differenz aus  $\vec{v}_t$  and  $\vec{v}_{t-1}$  kleiner ist als ein benutzerdefinierter Schwellwert  $\epsilon$ , d.h., wenn sich  $\vec{v}_t$  nach der letzten Iteration nicht mehr signifikant geändert hat. Der Unterschied zwischen verschiedenen Zentralitätsmaßen liegt vor allem darin, dass sie auf unterschiedlichen Matrizen  $M$  arbeiten. Weiterhin besitzen manche Maße zusätzlich eine inhärente Liste  $P$  von Parametern, ausgedrückt durch die Funktion  $f$  in Zeile 5. Um ein Beispiel für  $P$  zu geben: Die Definition von PageRank verwendet den so genannten Dämpfungsfaktor  $d$ . Somit ist hier  $P = \langle d \rangle$ , und Funktion  $f$  definiert als  $f(\vec{v}_t, d) = (1 - d) \vec{1} + d \vec{v}_t$ , wobei  $\vec{1}$  der Vektor ist, dessen Elemente alle den Wert 1 besitzen.

Somit lassen sich nun vier Parameter identifizieren, mit denen sich eine Ausführung der Potenzmethode für die Berechnung von Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaßen beschreiben lässt: Matrix  $M$ , Funktion  $f$ , die vom Zentralitätsmaß abhängige Parameterliste  $P$  und der Fehlerschwellwert  $\epsilon$ .

In der Evaluation werden die Maße PAGERANK, HITS und die POSITIONAL WEAKNESS FUNCTION (PWF) berücksichtigt (vgl. Abschnitt 4.2). Die Potenzmethode, sieht für diese Maße wie folgt aus:

$$\vec{v}_{\text{PageRank}}^{(k+1)} = (1 - d) + d \cdot \mathbf{T} \vec{v}_{\text{PageRank}}^{(k)}$$

---

**Algorithmus 4** Power method

---

```

1: t=0;
2: repeat
3:   t=t+1;
4:    $\vec{v}_t = M \cdot \vec{v}_{(t-1)}$ ;
5:    $\vec{v}_t = f(\vec{v}_t, P)$ ;
6:    $\delta = \|\vec{v}_t - \vec{v}_{(t-1)}\|$ ;
7: until  $\delta < \epsilon$ 

```

---

$$\vec{v}_{\text{Authority}}^{(k+1)} = \mathbf{A}^T \vec{v}_{\text{Hub}}^{(k)}, \quad \vec{v}_{\text{Hub}}^{(k+1)} = \mathbf{A} \vec{v}_{\text{Authority}}^{(k)}$$

$$\vec{v}_{\text{PWF}}^{(k+1)} = \frac{1}{|\mathbf{V}|} \mathbf{B}^T (\vec{1} + \vec{v}_{\text{PWF}}^{(k)})$$

wobei  $\mathbf{T}$  die *Transitionsmatrix* eines Graphen  $G(V, E)$  ist mit  $t_{ij} = w_{ji} / \sum_{v_k \in \text{Out}(v_j)} w_{jk}$ .  $\mathbf{A}$  ist *Adjazenzmatrix* mit  $a_{ij} = w_{ij}$ , falls eine Kante von Knoten  $v_i$  zu Knoten  $v_j$  existiert und 0 sonst.  $\mathbf{A}^T$  ist die transponierte Adjazenzmatrix.  $\mathbf{B}^T$  ist eine Variante der transponierten Adjazenzmatrix  $\mathbf{B}$  mit  $b_{ij} = w_{ij} / \max_{i,k} (w_{ik})$ .

Für eine große Matrix  $M$  hängt die Laufzeit der Potenzmethode hauptsächlich von der Anzahl an Festplattenzugriffen ab, um die Matricelemente in den Hauptspeicher zu lesen. Aus diesem Grund ist die interne Speicherung von  $M$  von großer Bedeutung. Der wichtigste Punkt ist dabei, dass nur Matricelemente ungleich 0 einen Einfluss auf die Berechnung besitzen und deshalb nur diese Elemente tatsächlich gespeichert werden. In der Evaluation wird die physikalische Repräsentation von  $M$  im Detail diskutiert.

**Klassen von Mehrfachberechnungen.** Es gibt drei grundlegende Situationen, in denen die Berechnung von mehreren Zentralitätsmaßen innerhalb einer Ausführung der Potenzmethode – oder anderen Optimierungstechniken für die parallele Mehrfachberechnung – stattfinden kann: (1) mehrere Maße gleichzeitig, d.h., auf dem selben Datensatz werden verschiedene Zentralitätsmaße berechnet, (2) mehrfache Datensätze, d.h., die Berechnung eines Maßes mit gleichen Parameterwerten auf verschiedenen Daten und (3) mehrfache Parameterwerte, d.h., die Berechnung eines Maßes aber mit unterschiedlichen Parameterwerten auf den selben Daten. Natürlich können diese Fälle auch in Kombination auftreten. Um die Unterschiede zu verdeutlichen, werden im Folgenden die drei Fälle allerdings getrennt betrachtet.

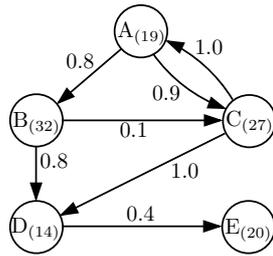
**Unterschiedliche Maße (UM).** Dass mehrere Zentralitätsmaße zur gleichen Zeit berechnet werden müssen, hat vor allem zwei Gründe: (a) Die Verwendung mehrerer verschiedener Maße innerhalb von Strategiedefinitionen ist durchaus natürlich. Grund dafür ist, dass nicht nur für Laien die Bedeutung bzw. Semantik von Zentralitätsmaßen nicht offensichtlich ist. Es macht daher Sinn, verschiedene Maße zu berechnen und deren Ergebnisse zu kombinieren. (b) In virtuellen Gemeinschaften mit sehr vielen Teilnehmern und dementsprechend sehr vielen Interaktionen müssen viele Strategiedefinitionen zur gleichen Zeit (oder zumindest in einem sehr kleinen Zeitfenster) berechnet werden. Mehrere Zentralitätsmaße müssen dann gleichzeitig berechnet werden, wenn zur gleichen Zeit Strategiedefinitionen mit verschiedenen Maßen ausgewertet werden müssen.

**BEISPIEL 15:** Der Graph in Abbildung 4.12 zeigt noch einmal den (linken) Bewertungsgraph aus dem einleitenden Beispiel 11. Zur Veranschaulichung wurden die Knotenbezeichner mit dem Alter des entsprechenden Teilnehmers versehen. Darauf aufbauend sind unter anderem nun folgende Strategiedefinitionen denkbar:

S<sub>1</sub>: „Ein Teilnehmer ist vertrauenswürdig, wenn er gemäß *PAGERANK* und *AUTHORITY* (*HITS<sub>A</sub>*) zu den Top-2 der resultierenden Ranglisten gehört.“

S<sub>2</sub>: „Ein Teilnehmer ist vertrauenswürdig, wenn er gemäß *PAGERANK* zu den besten und gemäß *AUTHORITY* (*HITS<sub>A</sub>*) zu den schlechtesten Teilnehmern gehört.“

Die Tabelle in Abbildung 4.12 (rechts) zeigt die beiden Rangfolgen für *PAGERANK* und *AUTHORITY* auf dem gegebenen Bewertungsgraph. Die Strategiedefinition S<sub>1</sub> betrachtet nur Teilnehmer D als



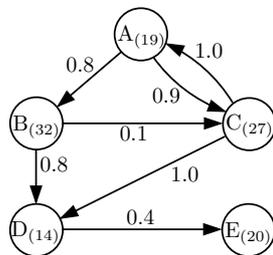
	PAGERANK	HITS <sub>A</sub>
1:	E	D
2:	D	A
3:	C	C
4:	A	B
5:	B	E

Abbildung 4.12: Beispiel für die Berechnung unterschiedlicher Zentralitätsmaße auf den gleichen Eingangsgraphen

vertrauenswürdig. Gemäß Strategiedefinition  $S_2$  zählt E zu den vertrauenswürdigen Teilnehmern. □

**Unterschiedliche Datensätze (UDS).** Unterschiedliche Datensätze implizieren unterschiedliche Graphen, wie z.B. zwei Strategiedefinitionen, die das gleiche Zentralitätsmaß verwenden, aber auf unterschiedlichen Mengen von Reputationsinformationen arbeiten. – Zwei gerichtete und gewichtete Graphen  $G(V,E)$  und  $G'(V',E')$  können sich auf verschiedene Art und Weise unterscheiden. Die Knotenmengen  $V/V'$  und die Kantenmengen  $E/E'$  können entweder identisch sein, disjunkt sein, sich schneiden oder eine Teilmengenbeziehung bilden. Auf Grund von Abhängigkeiten können diese Beziehungen zwischen beiden Mengen nicht beliebig sein. Sind z.B. die Knotenmengen zweier Graphen disjunkt, gilt das automatisch auch für die Kantenmengen. Letztlich können sich auch zwei Graphen bezüglich ihrer Kantengewichte unterscheiden. Für eine Ausführung der Potenzmethode ist wichtig, dass verschiedene Graphen unterschiedliche Matrizen  $M$  erzeugen, wobei die Anzahl Knoten die Größe und die Kanten inkl. Gewichte die Elemente von  $M$  bestimmen.

BEISPIEL 16: Grundlage ist erneut der linke Bewertungsgraph aus Beispiel 11; der Graph in Ab-



	PAGERANK	PAGERANK <sub>volljährig</sub>
1:	E	D
2:	D	A
3:	C	C
4:	A	B
5:	B	E

Abbildung 4.13: Beispiel für die Berechnung einer Zentralitätsmaßes auf unterschiedlichen Eingabegraphen

Abbildung 4.13 enthält auch hier wieder das Alter der Teilnehmer und zeigt noch einmal den (linken) Bewertungsgraph aus dem einleitenden Beispiel 11. Hinsichtlich der Berücksichtigung unterschiedlicher Datensätze sind folgende Strategiedefinitionen möglich:

$S_3$ : „Ein Teilnehmer ist vertrauenswürdig, wenn er gemäß PAGERANK – bezogen auf sämtliche zur Verfügung stehenden Bewertungen – zu den Top-2 der resultierenden Rangliste gehört.“

$S_4$ : „Ein Teilnehmer ist vertrauenswürdig, wenn er gemäß PAGERANK zu den Top-2 der resultierenden Rangliste gehört. Dabei sollen aber nur Bewertungen berücksichtigt werden, die von volljährigen Teilnehmern, d.h. von Teilnehmer  $> 18$  Jahre, stammen (PAGERANK<sub>volljährig</sub>).“

Die Tabelle in Abbildung 4.13 (rechts) zeigt die beiden berechneten Rangfolgen. Für Strategiedefinition  $S_3$  sind die beiden Teilnehmer E und D vertrauenswürdig, für Strategiedefinition  $S_2$  die beiden Teilnehmer D und C. □

**Unterschiedliche Parameterwerte (UPW).** Die Berechnung von Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaßen mittels Potenzmethode ist von verschiedenen Parametern abhängig, d.h., unterschiedliche Parameter werden liefern in der Regel unterschiedliche Ergebnisse. Es lassen sich zwei Arten von Parametern unterscheiden: (1) Inhärente Parameter bestimmen die Semantik von Maßen. Dazu gehört z.B. der Dämpfungsfaktor  $d$  von PageRank. Diese Art von Parametern entspricht der schon zuvor diskutierten Parameterliste  $P$ .  $UPW_P$  beschreibt im Folgenden diese Klasse von Parametern. (2) Andere Parameter sind unabhängig vom Zentralitätsmaße und beziehen sich konkret auf die Potenzmethode. Dazu zählt in erster Linie der Fehlerschwellwert  $\epsilon$  ( $UPW_\epsilon$ ).

Auf den Punkt gebracht: Die Berechnungen von Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaßen können sich auf verschiedene Art überlappen. Tabelle 4.2 zeigt, wie sich die verschiedenen Klassen in Hinblick auf die vier Parameter, die eine Ausführung der Potenzmethode beschreiben, unterscheiden. Ein Häkchen bedeutet dabei, dass sich für diese Klasse zwei Potenzmethoden in diesem Parameter unterscheiden. So unterscheiden sich in der Klasse UDS zwei Potenzmethoden nur in der Matrix  $M$ .

	M	f	P	$\epsilon$
UM	✓	✓	✓	
UDS	✓			
$UPW_P$			✓	
$UPW_\epsilon$				✓

**Tabelle 4.2:** Arten von Mehrfachberechnungen von Zentralitätsmaßen und ihre Auswirkung auf die Parameter einer Ausführung der Potenzmethode

### 4.4.3 Physische Optimierung

In dieser Arbeit werden zwei prinzipielle Ansätze zur Optimierung von parallelen Mehrfachberechnungen Eigenvektor-basierter Zentralitätsmaße vorgestellt und evaluiert: *Schleifenverschmelzung* und die *Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen*. Im Folgenden werden beide Ansätze im Detail erläutert und der erwartete Performanzgewinn für parallele Mehrfachberechnungen diskutiert.

#### 4.4.3.1 Schleifenverschmelzung.

Mit einer großen Anzahl  $n$  von Teilnehmern, wird die erzeugte  $n \times n$  Matrix  $M$  für die Potenziteration sehr groß, so dass sie nicht mehr komplett in den Hauptspeicher passt. Dies hat zur Folge, dass jede Matrix-Vektor-Multiplikation häufig teure Sekundärspeicherzugriffe, z.B auf die Festplatte, benötigt. Um durch die gleichzeitige Mehrfachberechnung von Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaßen diese Anzahl von Zugriffen zu minimieren, werden hier Techniken zur Schleifenverschmelzung vorgeschlagen. Das Konzept von Schleifenverschmelzung stammt ursprünglich aus dem Übersetzerbau [Wol95] mit der Idee, mehrere Schleifen durch eine einzige zu ersetzen. Ziel ist es, durch die Verschmelzung der Schleifen die Gesamtkosten für deren Berechnung zu verringern, in dem die Gemeinsamkeiten zwischen den einzelnen Schleifen ausgenutzt werden. Wenn z.B.  $k$  Schleifen auf die selben Daten vom Sekundärspeicher zugreifen müssen, dann ermöglicht eine Schleifenverschmelzung, dass diese Daten nur einmal eingelesen und für alle  $k$  Schleifen verwendet werden können.

Damit zwei Schleifen vereinigt werden können, müssen diese zueinander *konform* sein, d.h., sie müssen die gleiche Anzahl von Schleifendurchläufen besitzen [BBA02]. Zwei Potenziterationen erfüllen diese Eigenschaft im Allgemeinen nicht. Da die Stoppbedingung für die Ausführung einer Potenziteration zur Laufzeit bestimmt wird, kann a priori die Anzahl von Schleifendurchläufen nicht berechnet werden. Bei zwei Potenzmethoden würde somit diejenige mit der höheren Iterationszahl zu weiteren und unnötigen Iterationen für die andere Potenziteration führen. [BBA02]

## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK

---

löst dieses Problem durch die Verwendung so genannter *Wächter*. Diese Wächter sind zusätzliche Bedingungen im Algorithmus, die sicherstellen, dass keine unnötigen Berechnungsschritte durchgeführt werden. Algorithmus 5 zeigt die erweiterte Version der Potenziteration für die gleichzeitige Berechnung von mehreren Zentralitätsmaßen. Die zusätzlichen Bedingungen – also die Wächter – leiten sich von den Stoppbedingungen der Schleifen der einzelnen Potenziterationen ab (Zeile 5). Der Algorithmus ist zu Ende, wenn die Stoppbedingungen aller einzelnen Schleifen erfüllt sind. Das Attribut `finished` besitzt den Wert `false`, so lange mindestens eine der Potenziteration noch nicht konvergiert ist und somit die entsprechende Stoppbedingung noch nicht erfüllt ist.

---

### Algorithmus 5 Potenziteration mit Schleifenverschmelzung

---

```
1: finished=false; t=0;
2: while (finished≠true) do
3:   finished=true; t=t+1;
4:   for all single computations c do
5:     if ( $\delta^{(c)} > \epsilon^{(c)}$ ) then
6:       finished=false;
7:        $\vec{v}_t^{(c)} = M^{(c)} \cdot \vec{v}_{(t-1)}^{(c)}$ ;
8:        $\vec{v}_t^{(c)} = f^{(c)}(\vec{v}_t^{(c)}, P^{(c)})$ ;
9:        $\delta^{(c)} = \|\vec{v}_t^{(c)} - \vec{v}_{(t-1)}^{(c)}\|$ ;
10:    end if
11:  end for
12: end while
```

---

Der erweiterte Algorithmus ist auf Grund der zusätzlichen Bedingungen komplexer als der Basisalgorithmus der Potenziteration (vgl. Algorithmus 4). Weiterhin müssen die verwendeten Datenstrukturen modifiziert bzw. erweitert werden, um zwischen den Parametern der verschiedenen Potenziteration unterscheiden zu können. D.h., wenn beide Algorithmen nur eine Potenziteration ausführen müssen, wird der Basisalgorithmus etwas schneller laufen als der erweiterte Algorithmus.

In Abhängigkeit der Art der Überlappung zweier Berechnungen, sind manche der vier Parameter, die die Ausführung einer Potenziteration beschreiben, identisch (vgl. Table 4.2). Damit vereinfacht sich gegebenenfalls eine kombinierte Berechnung mittel Schleifenverschmelzung. Im Folgenden sollen nun für jede Art der Überlappung die Herausforderungen bzgl. Mehrfachberechnungen und die zu erwartenden Verbesserungen diskutiert werden.

**Mehrere Maße.** Verschiedene Zentralitätsmaße verwenden verschiedene Matrizen  $M$  für die Ausführung einer Potenziteration. Trotz der Unterschiede ist die Verarbeitung der Matrizen immer identisch: In jedem Schleifendurchlauf benötigt jede Ausführung Zugriff auf Elemente an den gleichen Positionen innerhalb der Matrix. Diese strukturelle Ähnlichkeit der Ausführung der Matrix-Vektor-Multiplikation legt die Verwendung einer integrierten Datenstruktur nahe, der so genannten Multi-Matrix. Jedes Element einer Multi-Matrix besteht aus mehreren Werten, einem für jede der vereinigten Matrizen.

**BEISPIEL 17:** Im Folgenden werden zwei  $n \times n$  Matrizen ( $n = 3$ ) in eine Multi-Matrix überführt:

$$\begin{pmatrix} 0 & 5 & 1 \\ 0 & 0 & 2 \\ 8 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & 3 \\ 4 & 1 & 0 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 5|0 & 1|2 \\ 0|1 & 0 & 2|3 \\ 8|4 & 1|1 & 0 \end{pmatrix}$$

□

Auf der logischen Ebene gibt es keinen Unterschied zwischen den mehreren Matrizen und der entsprechenden Multi-Matrix. Da sich die absolute Zahl von Elementen nicht ändert, ist der benötigte Speicherplatz für die Elemente bei den Einzelmatrizen und der Multi-Matrix identisch. Auf der physischen Ebene allerdings besteht jede Datenstruktur für die Matrizen auch aus Metadaten, welche die Zeilen und Spalten beschreiben. Für die Multi-Matrix werden diese Metadaten nur einmal benötigt. Daraus ergibt sich, dass die physikalische Größe einer Multi-Matrix kleiner ist als die

Summe der ursprünglichen Einzelmatrixen. Die erzielte Verbesserung bei Mehrfachberechnungen ist bei Verwendung einer Multi-Matrix abhängig von der internen Darstellung des Graphen und den verwendeten Datenstrukturen. Denn je nachdem, welche Datenstrukturen eingesetzt werden, ändert sich der eingesparte Speicherplatz, der sich durch die Multi-Matrix ergibt. Die in diese Arbeit eingesetzte Implementierung wird in Abschnitt 4.4.4 im Detail vorgestellt. Es zeigt sich, dass die gewählte Implementierung einen deutlichen Performanzgewinn erzielt.

**Mehrere Datensätze.** Auch verschiedene Daten führen zu unterschiedlichen Matrizen für die Potenziteration. Obwohl das Konzept der Multi-Matrix allgemein anwendbar ist, ist die Konstruktion einer solchen nicht immer trivial. Erstens, wenn die Knotenzahl zwei Graphen verschieden ist, sind die entsprechenden Matrizen unterschiedlich groß. In diesem Fall bestimmt die größere Matrix die Größe der Multi-Matrix. Daneben existiert in der Regel mehr als eine Matrixdarstellung für den gleichen Graph. Die Darstellung hängt von der Zuordnung der Knoten zu den Zeilen und Spalten der Matrix ab.

BEISPIEL 18: Die folgenden beiden Matrizen stellen zwei mögliche Adjazenzmatrizen für den Graph aus Beispiel 11 dar.

$$\begin{array}{c}
 \mathbf{A} \quad \mathbf{B} \quad \mathbf{C} \quad \mathbf{D} \\
 \mathbf{A} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad \mathbf{B} \begin{pmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{C} & \mathbf{D} & \mathbf{A} \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \\
 \mathbf{B} \\
 \mathbf{C} \\
 \mathbf{D}
 \end{array}$$

□

Wenn zwei Knotenmengen identisch sind oder eine Teilmengenbeziehung bilden, ist die Zuordnung der Knoten zu den Zeilen/Spalten ebenfalls identisch bzw. bildet eine Teilmengenbeziehung. In diesem Fall ist die Konstruktion einer Multi-Matrix einfach und eindeutig. In allen anderen Fällen sind verschiedene Wege möglich, die Multi-Matrix aufzubauen. Um die Qualität einer Konstruktion in Hinblick auf den erwarteten Performanzgewinn zu bewerten, soll zunächst ein Gütekriterium eingeführt werden: Im Folgenden wird eine Multi-Matrix als optimal bezeichnet, wenn sie so kongruent wie möglich ist, d.h. die Anzahl von Elementen ungleich 0 minimal ist. Ein Element einer Multi-Matrix ist dann ungleich 0, sobald mindestens eine der ursprünglichen Einzelmatrixen an der entsprechenden Position ein Element ungleich 0 besitzt. Das Finden einer optimalen Multi-Matrix lässt sich somit auf das Problem des Findens eines Isomorphismus zwischen zwei (Unter-)Graphen abbilden.

BEISPIEL 19: Abbildung 4.14 (links) zeigt zwei Graphen. Wie man in diesem vereinfachten Beispiel schnell sieht, existiert ein Isomorphismus  $f$  zwischen beiden Knotenmengen, bei dem beide Graphen kongruent sind:  $f(A) = 1$ ,  $f(B) = 2$ ,  $f(C) = 3$ . Dies erlaubt die Konstruktion einer optimalen Multi-Matrix (rechts), bei der die Anzahl der Elemente ungleich 0 minimal ist. □

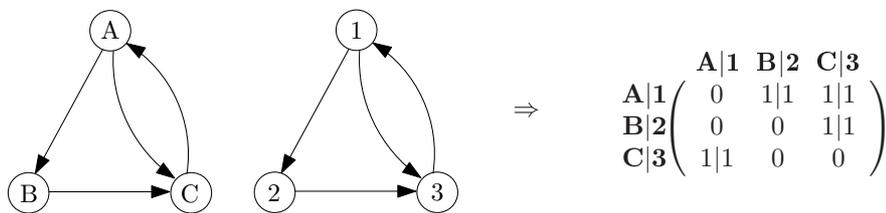


Abbildung 4.14: Beispiel für einen Graph-Isomorphismus

Auch wenn die Komplexität für das Finden von Graph-Isomorphismen noch offen ist, ist das Finden von Isomorphismen für Untergraphen NP-schwer. Dies macht die Bestimmung des maximalen Performanzgewinnes sehr schwer und führt in Forschungsgebiete, welche innerhalb dieser Arbeit nicht abgedeckt werden können. In der weiteren Betrachtung wird sich deshalb auf identische und

Teilmengenbeziehung bildende Knotenmenge beschränkt.

**Mehrfache Parameterwerte.** Wenn sich nur die Parameterwerte, also die inhärenten Parameter eines Zentralitätsmaßes oder der Fehlerschwellwert  $\epsilon$ , zweier Berechnungen unterscheiden, verwendet jede Berechnung die gleiche Matrix  $M$ . Somit können in einer kombinierten Berechnung die aktuell eingelesenen Matrixelemente von  $M$  für alle Berechnungen verwendet werden. Für diesen Fall ist die Umsetzung einfach und der zu erwartende Performanzgewinn ist am höchsten im Vergleich zu den anderen Klassen (UM und UDS).

### 4.4.3.2 Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen

Die Potenziteration konvergiert für jeden beliebigen Startvektor, dessen Elemente alle ungleich 0 sind. Allerdings bestimmt die Wahl des Startvektors die Konvergenzgeschwindigkeit, also die Anzahl der benötigten Iterationen. Es ist zu erwarten, dass ein Startvektor, der dem Ergebnisvektor bereits sehr ähnlich ist, deutlich weniger Iterationen braucht um zu konvergieren. Die Ähnlichkeit zwischen zwei Vektoren ergibt sich aus der Norm ihres Abstandes (dies folgt direkt aus der Abbruchbedingung in Algorithmus 4). Betrachtet man eine einzelne Zentralitätsberechnung, liegt a priori kein Wissen vor, mit dem es möglich wäre einen 'guten' Startvektor anzugeben. Im Kontext von Mehrfachberechnungen ist nun die Idee, dass der Ergebnisvektor einer Berechnung als Startvektor für eine andere Berechnung verwendet wird. Die Argumentation ist, dass beide Ergebnisvektoren ähnlich sind und somit die zweite Berechnung weniger Iteration benötigt als mit einem naiven Startvektor.

Bei der Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen muss mehr Acht gegeben werden, als es im ersten Moment vielleicht scheint. Denn es ist möglich, dass 'schlechte' Startvektoren, d.h. Vektoren, die sich sehr stark vom Ergebnisvektor unterscheiden, eine langsamere Konvergenzgeschwindigkeit zur Folge haben als naive Startvektoren. Um im Vorfeld eine Berechnung abzuschätzen, ob die Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen sinnvoll ist, muss man sich die Art der möglichen Überlappungen zweier Berechnungen näher anschauen. Im Folgenden werden für alle drei Klassen UM, UDS und UPW die Schwierigkeiten und erwarteten Verbesserungen diskutiert.

**Ähnlichkeit von Zentralitätsmaßen.** Die Möglichkeit einer Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen bei der gleichzeitigen Berechnung unterschiedlicher Zentralitätsmaße scheint auf den ersten Block äußerst eingeschränkt zu sein. Damit zwei Maße auf einem Graphen ähnliche Ergebnisvektoren liefern, müssen sie den Knoten eine ähnliche relative Wichtigkeit zuweisen und (b) absolute Werte aus einem ähnlichen Wertebereich liefern. Etwas einfacher ausgedrückt, „zwei Maße sind ähnlich, wenn sie für die Wichtigkeit von Knoten ähnliche Charakteristiken eines Graphs berücksichtigen“ (vgl. [vdWB07]). So sind z.B. PAGERANK und POSITIONAL WEAKNESS ähnlich, da sie beide den Eingangsgrad von Knoten berücksichtigen.

Im Allgemeinen unterscheiden sich die absoluten Werte von verschiedenen Zentralitätsmaßen erheblich. Die Lösung für dieses Problem liegt in der Normalisierung der Vektoren, d.h., der Ergebnisvektor einer ersten Berechnung wird in den Wertebereich des Ergebnisvektors einer Folgeberechnung normiert. Dies setzt allerdings voraus, dass der Wertebereich des zweiten Ergebnisvektors bekannt ist. Dies ist für PAGERANK der Fall, bei dem sich alle Elemente des Ergebnisvektors immer zu  $n$  aufaddieren, wobei  $n$  wieder die Anzahl von Knoten ist. Im Gegensatz dazu besitzen z.B. die Ergebnisvektoren der POSITIONAL WEAKNESS FUNCTION und HITS diese Eigenschaft nicht. Somit ist für die Klasse UM eine Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen nur dann sinnvoll, wenn es sich um ähnliche Maße handelt und das zweite Maß eine Normalisierung erlaubt.

**Ähnlichkeit von Datensätzen.** Wie bereits bekannt, können sich zwei Graphen bezüglich ihrer Knotenmenge, Kantenmenge und Kantengewichte unterscheiden. Die verschiedenen Möglichkeiten können einen deutlich unterschiedlichen Effekt auf die Ergebnisse von Zentralitätsberechnungen besitzen. So hat z.B. die Multiplikation aller Kantengewicht mit einem beliebigen aber festen Faktor ungleich 0 keinen Einfluss auf den Ergebnisvektor von PageRank. Grund dafür ist, dass die Transitionsmatrix für beide Graphen gleich bleibt. Auf der anderen Seite kann eine einzelne zu-

sätzliche Kante von einem Knoten mit einem hohen PAGERANK-Wert zu einem Knoten mit einem niedrigen PAGERANK-Wert einen großen Einfluss auf das Ergebnis haben. Um also zuverlässige Aussagen treffen zu können, ob im Fall von unterschiedlichen Datensätzen eine Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen sinnvoll ist, ist eine genaue Analyse der darunter liegenden Graphen erforderlich. Diese Analyse ist äußerst komplex und eher ein mathematisches Problem. In dieser Arbeit wird deshalb der Performanzgewinn für diese Klasse nur exemplarisch untersucht.

**Ähnlichkeit von Parameterwerten.** Im Allgemeinen liefern unterschiedliche Parameterwerte für die Berechnung eines Zentralitätsmaßes unterschiedliche Ergebnisse. Intuitiv ist zu erwarten, dass je ähnlicher die Parameterwerte sind, desto ähnlicher auch die Ergebnisse sind. Für die inhärenten Parameter von Zentralitätsmaßen (MPS<sub>P</sub>) lässt sich der Einfluss nur experimentell bestimmen. Für verschiedene Fehlerschwellwerte  $\epsilon$  lässt sich der Performanzgewinn a priori ermitteln. Seien  $p_1$  und  $p_2$  zwei Durchführungen von Potenzmethoden, die sich bezüglich ihres Fehlerschwellwertes unterscheiden und zwar in der Form dass  $\epsilon_1 > \epsilon_2$ . Sei  $i_1$  die Anzahl von Iterationen für  $p_1$  und  $i_2$  die für  $p_2$ , mit  $i_1 \leq i_2$ . Wenn nun das Ergebnis von  $p_1$  als Startvektor von  $p_2$  verwendet wird, benötigt  $p_2$  nur noch  $i_2 - i_1$  Iterationen. Somit sind keine Experimente nötig, die sich mit dem Einfluss des Fehlerschwellwertes  $\epsilon$  auseinandersetzen.

#### 4.4.4 Implementierung

**Auswertung komplexer algebraischer Ausdrücke mit  $\zeta$ .** Im Rahmen dieser Arbeit wurde der Zentralitätsoperator  $\zeta$  nicht als vollständige Erweiterung eines existierenden, relationalen Datenbanksystems realisiert. Zum einen, weil eine solche Erweiterung sehr aufwändig ist und zum anderen, weil die im Folgenden verwendete Implementierung bereits ausreicht, um die Fragestellungen bzgl. der vorgestellten Optimierungstechniken zu beantworten. Die Auswertung eines Algebraausdrucks, der  $\zeta$  enthält, lässt sich in drei Phasen unterteilen: (1) In der *Vorverarbeitungsphase* werden alle Teilausdrücke ausgewertet, deren Ergebnisse als Eingaberelationen für den Zentralitätsoperator dienen. (2) In der *Zentralitätsberechnungsphase* wird das jeweilige Zentralitätsmaß auf dem Ergebnis von Phase (1) ausgewertet. (3) In der *Nachverarbeitungsphase* werden alle übrigen Operatoren ausgewertet, deren Eingabe mehr oder weniger direkt das Ergebnis der Zentralitätsberechnung ist. Diese dreistufige Aufteilung gilt für Ausdrücke, die genau einen Zentralitätsoperator enthalten. Falls ein Ausdruck mehr als einen solchen Operator enthält, überlappen sich jeweils die drei Phasen. D.h. die Nachverarbeitungsphase einer Zentralitätsberechnung ist Teil der Vorverarbeitungsphase einer anschließenden Zentralitätsberechnung.

Die Teilausdrücke der Vor- und Nachverarbeitungsphase sind Ausdrücke der 'normalen' Relationalen Algebra (ohne  $\zeta$ ), z.B. „ $\sigma[A \geq 18]$ (Feedback)“ in Example 11. In den allermeisten Fällen ist die Zentralitätsberechnung viel aufwändiger als die Vor- bzw. Nachverarbeitung. Um dies kurz zu veranschaulichen, sollen folgende Zahlen aus einem Experiment mit 100.000 Knoten und ca. 7,8 Millionen Kanten dienen: In Abhängigkeit der Komplexität dauert die Vorverarbeitungsphase in der Regel ein paar Minuten. Ein einzelner Schleifendurchlauf, also eine Matrix-Vektor-Multiplikation, bei der Ausführung einer Potenzmethode dauerte ca. 3 Minuten. In Abhängigkeit der Graphstruktur wurden zwischen 15-95 Schleifendurchläufe benötigt, bis die Potenzmethode konvergierte. Eine einzige PAGERANK-Berechnung hat somit bis zu 5 Stunden gedauert.

**Interne Darstellung der Graphen.** Es gibt verschiedene Arten Graphen im Rechner zu speichern, z.B. als Adjazenzmatrizen/-listen/-tabellen, als Inzidenzmatrizen/-listen/-tabellen und andere Varianten. Eine Überblick gibt [GY99]. Eine erste und wichtige Aussage ist, dass die meisten den vorgestellten Optimierungstechniken für die Mehrfachberechnungen von Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaßen unabhängig von der konkreten Speicherform sind. Dies gilt vor allem für die Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen, da Ziel dieser Technik ist, die Anzahl benötigter Iterationen zu verringern. Die verwendete Speicherform ist dafür nicht relevant. Im Gegensatz dazu versucht die Schleifenvereinigung die Anzahl von Sekundärspeicherzugriffen zu verringern. Wenn sich zwei Zentralitätsberechnungen nur bezüglich ihrer Parameterwerte unterscheiden (UPW), ist die Matrix  $M$  für beide Berechnungen identisch. Hier erlaubt Schleifenvereinigung einen gemeinsamen Zugriff auf die Elemente von  $M$  von beiden Berechnungen. Auch hier ist die erzielte Verbesserung unabhängig von der Speicherform des Graphen. Dem gegenüber führen verschiedene Maße

## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK

(UM) und verschiedene Datensätze (UDS) zu unterschiedlichen Matrizen. Um dennoch die Zahl von Zugriffen auf den Sekundärspeicher zu reduzieren, wurde das Konzept der Multi-Matrix eingeführt. Der erwartete Performanzgewinn hängt dabei von dem Verhältnis zwischen der Größe der Multi-Matrix und den summierten Größen der Einzelmatrizen ab. Dieses Speicherplatzverhältnis kann für verschiedene Speicherformen variieren. Allerdings benötigt jede Speicherform für Graphen Metadaten, seien es die Zeilen/Spalten einer Matrix oder die Verweise zwischen Elementen einer Liste. Eine kombinierte Speicherform spart durch die Verwendung derselben Metadaten immer Speicherplatz. Die Einsparung ist dabei umso größer, je ähnlicher die Graphen sind. Dies gilt für alle Speicherformen für Graphen. Es ist deshalb zu erwarten, dass die gewählte Speicherform keinen großen Einfluss auf den Performanzgewinn hat. Die Experimente in der Evaluierung bestätigen dies.

Obwohl es verschiedene Speicherformen wie Matrizen oder Listen gibt, ist ihre interne Repräsentation – mit Hilfe von Datenbanktabellen – prinzipiell identisch: Aus jeder Kante wird ein Tupel [BK93, SRL04]. Die zwei tabellenbasierten Speicherformen sind die *Adjazenztafel* und die *Inzidenztafel*. Eine Adjazenztafel speichert Informationen über alle Knoten, d.h., jedes Tupel speichert einen Knoten ( $v$ ) und jeweils einen seiner direkten Nachbarn ( $v_{adj}$ ) zusammen mit dem Kantengewicht ( $w$ ). Besitzt ein Knoten  $v_i$  keine ausgehenden Kanten, gibt es für diesen Knoten dennoch ein Tupel, allerdings mit einem Null-Wert für  $v_{adj}$ . Im Gegensatz dazu, speichert eine Inzidenztafel die Informationen über alle Kanten, d.h., jedes Tupel speichert den Quellknoten ( $v_q$ ), den Zielknoten ( $v_z$ ) und das Gewicht für jede Kante. Vor allem in dünn besetzten Graphen enthält eine Inzidenztafel nicht alle Knoten. Um dennoch den kompletten Graphen abzubilden ist eine zusätzliche *Knotentabelle* nötig, welche die Knotenmenge des Graphen repräsentiert. Sowohl bei der Adjazenz- und Inzidenztafel sind die  $v/v_{adj}$  und  $v_q/v_z$  Kombinationen eindeutig, da alle Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaße nur auf Graphen mit Einfachkanten definiert sind, d.h., von einem Knoten zum nächsten existiert höchstens eine Kante.

**BEISPIEL 20:** Für den Graphen in Abbildung Abschnitt 4.11(a) zeigen untenstehende Tabellen dessen Umsetzung als Adjazenztafel (links) und als Inzidenztafel, inkl. Knotentabelle (rechts).

<b>Adjazenztafel</b>				<b>Inzidenztafel</b>				<b>Knotentabelle</b>
$v$	$v_{adj}$	$w$		$v_q$	$v_z$	$w$		$v$
A	B	0.8		A	B	0.8		A
A	C	0.9		A	C	0.9		B
B	C	0.1		B	C	0.1		C
B	D	0.8		B	D	0.8		D
C	A	0.9		C	A	0.9		E
C	D	1.0		C	D	1.0		
D	C	1.0		D	C	1.0		
D	E	0.4		D	E	0.4		
E	null	null						

In diesem Beispiel besitzt Knoten E keine ausgehende Kante. Deshalb besitzt die Adjazenztafel einen Eintrag mehr als die Inzidenztafel. In großen und dünn besetzten Graphen kann der Unterschied bzgl. der Tupelzahl sehr deutlich sein. □

Für die spätere Evaluierung wurden zunächst beide Varianten implementiert. Es hat sich nach den ersten Experimenten gezeigt, dass sich die Ergebnisse kaum unterscheiden. Da es sich daneben bei der Tabelle mit den Bewertungen „von Natur aus“ um eine Inzidenztafel handelt, wurde sich im Rahmen der vollständigen Evaluierung auf die Umsetzung mittels Inzidenztafel beschränkt.

Die Umsetzung einer Multi-Matrix als Inzidenztafel gestaltet sich völlig analog. Der Unterschied besteht allein darin, dass die Tabelle für einen ursprünglichen Einzelgraphen eine Spalte  $w_i$  besitzt.

**BEISPIEL 21:** Die folgende Multi-Inzidenztafel kombiniert  $k$  Einzelgraphen. Die Werte von Spalte  $w_i$  ergeben sich aus dem Graphen von Abbildung Abschnitt 4.11(a).

**Multi-Inzidenztabelle**

$v_q$	$v_z$	$w_1$	...	$w_i$	...	$w_k$
A	B	0	...	<b>0.8</b>	...	0
A	C	0.5	...	<b>0.9</b>	...	0
A	D	0.9	...	0	...	0
B	C	0	...	<b>0.1</b>	...	0.8
B	D	0	...	<b>0.8</b>	...	0.3
...	...	...	...	...	...	...

**Knotentabelle**

$v$
A
B
C
D
E

Die Knotentabelle bleibt natürlich unverändert. □

Das vorangegangene Beispiel zeigt auch, dass in der Multi-Inzidenztabelle die Attribute  $w_i$  auch Einträge mit dem Wert 0 besitzen können. Dies ist immer dann der Fall, wenn in einem Einzelgraph zwischen zwei Knoten eine Kante existiert, aber in einem anderen Einzelgraph nicht.

Im Rahmen der Auswertung von komplexen Strategiedefinitionen mit dem Zentralitätsoperator  $\zeta$  muss somit das Ergebnis der Vorverarbeitungsphase eine Inzidenztabelle (einschließlich einer Knotentabelle) sein. Solange das Ergebnis dieser Phase der Struktur eine Inzidenztabelle, kann die Teilanfrage der Vorverarbeitungsphase beliebige Operationen der Relationalen Algebra (ohne  $\zeta$ ) enthalten. Die Ergebnistabelle kann auch beliebige Attribute enthalten, solange die Attribute zur Identifizierung der Graphstruktur ( $v, v_q, v_z, w, \text{etc.}$ ) vorhanden sind.

**BEISPIEL 22:** Im Folgenden soll die Inzidenz- und Knotentabelle für  $\zeta$  aus Beispiel 11 berechnet werden. Dazu gehört die Selektion auf die Tabelle **Bewertungen** als Vorverarbeitung und die Spezifikation, welche Attribute die Bezeichner (**ID**) der Knoten, die Quellknoten (**Bewerter**), Zielknoten (**Bewerteter**) und die Gewichte (**Value**) einer Kante sind. Die entsprechenden Ausdrücke sind:

$$\rho[v \leftarrow \text{ID}](\text{Teilnehmer})$$

$$\rho[v_s \leftarrow \text{Bewerter}, v_t \leftarrow \text{Bewerteter}, w \leftarrow \text{Wert}](\sigma[\text{Alter} \geq 18](\text{Bewertungen}))$$

Das Ergebnis lautet wie folgt:

**Inzidenztabelle**

$v_q$	$v_z$	$w$
A	B	0.8
A	C	0.9
B	C	0.1
B	D	0.8
C	A	1.0
C	D	1.0

**Knotentabelle**

$v$
A
B
C
D

In diesem Fall ist die Vorverarbeitungsphase relativ einfach, da die Kombination aus **Bewerter** und **Bewerteter** bereits eindeutig sind. Ist dies nicht der Fall, muss sich der Anwender komplexere Schritte überlegen, um diese Eindeutigkeit zu gewährleisten (vgl. Abschnitt 4.3.2). □

**Berechnung von Zentralitätsmaßen.** Die Implementierung der Potenzmethode benötigt eine iterative Programmkonstrukte. Sowohl SQL als auch die Relationale Algebra unterstützen dies nicht. Für die Evaluierung der in Abschnitt 4.4.3 vorgeschlagenen Optimierungstechniken wurden die verschiedenen Zentralitätsmaße mit Hilfe von eingebetteten Prozeduren implementiert. Genauer gesagt, wurden Algorithmus 4 der ursprünglichen Potenzmethode und Algorithmus 5 für die erweiterte Potenzmethode mittels PL/SQL umgesetzt. Testweise wurden auch Java-basierte eingebettete Prozeduren verwendet. Da sich die Ergebnisse sich aber kaum unterscheiden haben, lag der Fokus bei PL/SQL. Um die Komplexität gering zu halten, wurde für jedes Zentralitätsmaß eine eigene Prozedur umgesetzt, einschließlich jeweils einer Prozedur für die verschiedenen Varianten von Mehrfachberechnungen. Für die Nachverarbeitung wurden die Ergebnisse der Zentralitätsberechnungen materialisiert. Um mit der Definition von  $\zeta$  (Definition 3.3.3) im Einklang zu sein, wird der Zentralitätswert für jeden Knoten mit Hilfe eines neuen Attributes (bzw. neuen Attributen im

Fälle von Mehrfachberechnungen) der Knotentabelle gespeichert.

BEISPIEL 23: Für die Inzidenztabelle aus Beispiel 22 soll der PAGERANK-Wert für jeden Knoten berechnet werden. Der Algebraausdruck hierfür lautet wie folgt:

$$\zeta[\text{PageRankWert}, \text{ID}, \text{Bewerter}, \text{Bewerteter}, \text{Wert}, \text{PageRank}]$$

(Teilnehmer,  $\sigma[\text{Alter} \geq 18](\text{Bewertungen})$ )

Die rechtsstehende Tabelle zeigt das Ergebnis des Ausdrucks:

ID	PageRankWert
A	1.17
B	0.62
C	1.21

PageRank ist dabei die PAGERANK-Zentralitätsfunktion. □

#### 4.4.5 Evaluierung physischer Optimierungsmethoden

Um die Auswirkung der beiden Optimierungstechniken Schleifenverschmelzung und Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen auf die Performanz zu untersuchen wurden in jedem Testlauf jeweils zwei Zentralitätsberechnungen durchgeführt, sowohl getrennt hintereinander als auch kombiniert. Die Experimente wurden sowohl auf synthetischen als auch realen Datensätzen durchgeführt. Die realen Daten stammen von zwei Internet-Plattformen: ADVOGATO ([www.advogato.org](http://www.advogato.org)) ist eine Plattform für freie Software-Entwickler. Die Teilnehmer dieser Plattform können anderen Teilnehmern vier verschiedene Vertrauensstufen zuweisen: *Observer* (0.0), *Apprentice* (0.6), *Journeyer* (0.8), *Master* (1.0). Der Advogato-Datensatz<sup>2</sup> besteht aus 7.383 Teilnehmern (Knoten) mit insgesamt 51.797 Vertrauensbeziehungen (Kanten). EPINIONS ([www.epinions.com](http://www.epinions.com)) ist eine Bewertungsseite für Konsumgüter. Ein Teilnehmer kann hier andere Teilnehmer zu seinem Vertrauensnetzwerk hinzufügen. Rezensionen von diesen Teilnehmern werden höher gewichtet. Der EPINIONS-Datensatz<sup>3</sup> besteht aus 49.290 Teilnehmern und 487.182 Vertrauensbeziehungen.

Die synthetischen Daten wurden mit Hilfe eines *Bewertungsgenerators* erzeugt, welcher die Kooperationen zwischen Teilnehmern in einer virtuellen Gemeinschaft simuliert (vgl. Abschnitt 4.3.3). Wie gehabt stellen die Knoten die einzelnen Teilnehmer, die Kanten die Bewertungen und die Kantengewichte die Werte der Bewertungen dar. Es wurden Experimente für verschiedene Netzgrößen, mit bis zu 100.000 Knoten, durchgeführt. Während sich die absoluten Laufzeiten in Abhängigkeit von der Netzgröße deutlich unterscheiden, war die absolute Verbesserung auf Grund der Optimierungstechniken nahezu identisch, d.h. unabhängig von der Netzgröße. Aus diesem Grund wurden alle Experimente – solange nicht explizit andere Zahlen genannt werden – auf Netzgrößen mit 1.000 Knoten durchgeführt. Variiert wurden allerdings die Anzahl Kanten. Berücksichtigt wurden drei verschiedene Dichten ( $D = 0.05$ ,  $D = 0.15$  und  $D = 0.25$ ), wobei die Dichte  $D$  eines gerichteten Graphen  $G(V,E)$  als  $D(G) = |E|/|V|^2$  definiert ist.

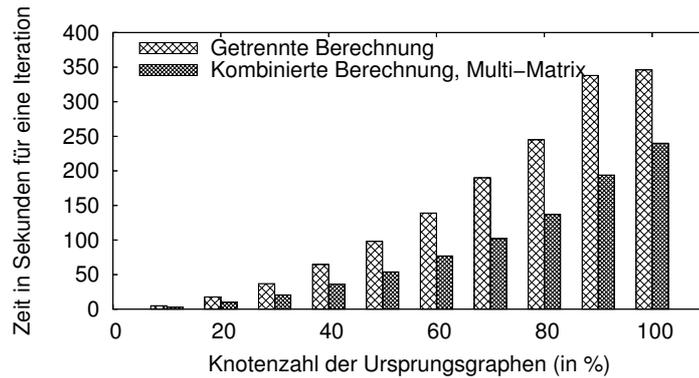
##### 4.4.5.1 Schleifenverschmelzung

Um den Mehrwert einer Schleifenverschmelzung zu untersuchen, wurde jeweils die Laufzeit einer kombinierten Zentralitätsberechnung mit den addierten Laufzeiten der jeweiligen beiden Einzelberechnungen verglichen. Die präsentierten Ergebnisse beschränken sich dabei auf ein ausgewähltes Maß (PageRank). Der Grund hierfür ist, dass die erzielten Verbesserung allein auf der Ebene der Potenzmethode erreicht werden und unabhängig von der Semantik des konkreten Zentralitätsmaßes sind. D.h. die Ergebnisse für AUTHORITY und POSITIONAL WEAKNESS sehen absolut identisch zu den Ergebnissen von PAGERANK aus und werden daher nicht gesondert aufgeführt.

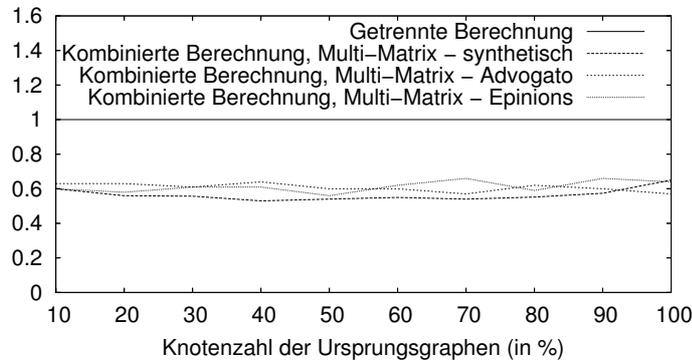
**Die Größe von Graphen.** Zunächst wurde untersucht, ob die Größe von Graphen einen Einfluss auf die Effektivität einer Schleifenverschmelzung, insbesondere bei der Verwendung einer Multi-Matrix, besitzt. Mit Hilfe dieses Experimentes ließ sich entscheiden, inwieweit die Größe

<sup>2</sup>[www.advogato.org/person/graph.dot](http://www.advogato.org/person/graph.dot)

<sup>3</sup>[www.trustlet.org/datasets/downloaded\\_epinions/](http://www.trustlet.org/datasets/downloaded_epinions/)



**Abbildung 4.15:** Schleifenverschmelzung: Zwei PAGERANK-Berechnungen auf Graphen unterschiedlicher Größe (absolute Laufzeiten)



**Abbildung 4.16:** Schleifenverschmelzung: Zwei PAGERANK-Berechnungen auf Graphen unterschiedlicher Größe (relative Laufzeitverbesserungen)

von Graphen in Folgeexperimenten berücksichtigt werden muss. Dazu wurden zwei getrennte PAGERANK-Berechnungen und eine kombinierte PAGERANK-Berechnung auf Graphen mit 10.000 bis 100.000 Knoten ausgeführt. Obwohl für jede Größe die beiden Graphen identisch waren, wurden sie getrennt betrachtet, d.h., für die kombinierte Berechnung wurde eine Multi-Matrix verwendet (obwohl dies wegen der identischen Graphen nicht nötig gewesen wäre). Damit konnte sichergestellt werden, dass beide Berechnungen jeweils immer die gleiche Anzahl von Schleifendurchläufen bei der Potenzmethode benötigten um zu konvergieren. Dies war notwendig, um die Ergebnisse für die unterschiedlich großen Graphen untereinander vergleichbar zu machen. Denn wenn eine der beiden Berechnungen deutlich mehr Schleifendurchläufe benötigt hätte, hätte sie die kombinierte Berechnung dominiert und erzielte Verbesserung reduziert. Abbildung 4.15 zeigt die absoluten Laufzeiten für einen einzelnen Schleifendurchlauf einer Potenzmethode auf den synthetischen Daten. (Die Ergebnisse für die realen Daten sind sehr ähnlich und finden sich aus Gründen der Übersichtlichkeit im Anhang Kapitel B.) Wie zu erwarten steigt die Laufzeit mit zunehmender Anzahl von Knoten. Allerdings verdeutlicht Abbildung 4.16, dass es hinsichtlich der relativen Verbesserung durch eine Schleifenverschmelzung kaum Unterschiede gibt. Das Ergebnis ist dabei unabhängig vom verwendeten Datensatz. Die anderen Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaße zeigen das gleiche Verhalten.

Dieser Test hat weiterhin gezeigt, dass die Anzahl von benötigten Schleifendurchläufen für eine Potenzmethode stark schwankt und nicht notwendigerweise mit der Größe des Graphen korreliert. Alles in allem macht dies die absolute Laufzeit einer Zentralitätsberechnung als Kenngröße zur Untersuchung der Effektivität der vorgestellten Optimierungstechniken überaus ungeeignet. Aus diesem Grund wurden in den folgenden Experimenten die Laufzeiten normiert, wobei die addierte Laufzeit der getrennten Berechnung gleich 1 ist. Eine kombinierte Berechnung war also immer dann besser, wenn deren normierte Laufzeit kleiner 1 ist. Die Testergebnisse mit den absoluten Laufzeiten finden sich wieder im Anhang Kapitel B.

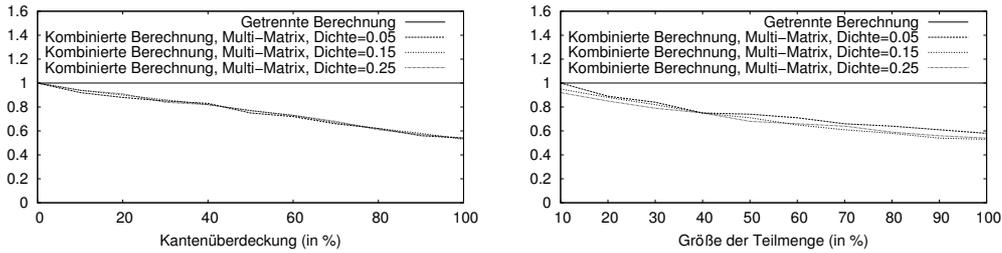


Abbildung 4.17: Schleifenverschmelzung: Zwei PageRank-Berechnungen auf zwei Graphen mit unterschiedlichen Kantenmengen

**Mehrere Maße.** In der Evaluierung wurden drei Eigenvektor-basierte Zentralitätsmaße berücksichtigt: PAGERANK (PR), POSITIONAL WEAKNESS FUNCTION (PWF) und HITS (vgl. Abschnitt 4.2). Die nachfolgende Tabelle zeigt die relativen Verbesserungen, wenn jeweils zwei Zentralitätsmaße miteinander mittels Schleifenverschmelzung parallel berechnet werden. Zur Erinnerung, die Laufzeiten sind normiert, wobei 1 die addierten Laufzeiten der getrennten Berechnungen darstellen.

	PR/PWF	PR/HITS	PWF/HITS
$D = 0.05$	0.66	0.8	0.73
$D = 0.15$	0.58	0.81	0.76
$D = 0.25$	0.58	0.83	0.79

Dieser Test offenbart vor allem zwei Punkte: (a) Eine Schleifenverschmelzung führt in allen Fällen zu einer deutlichen Verbesserung und (b) die Dichte der Graphen hat keinen nennenswerten Einfluss auf das Ergebnis. Die Unterschiede zwischen den einzelnen Kombinationen entstehen durch die unterschiedlichen Laufzeiten der einzelnen Maße. Im Allgemeinen benötigen unterschiedliche Zentralitätsmaße eine unterschiedliche Anzahl von Schleifendurchläufen um zu konvergieren. Unterscheiden sich die Anzahlen zweier Maße deutlich, dominiert das Maß mit der größeren Anzahl von Schleifendurchläufen die kombinierte Berechnung. In weiteren Tests mit anderen Datensätzen haben sich diese Ergebnisse bestätigt. Im Falle der Mehrfachberechnungen von mehreren Zentralitätsmaßen ist eine kombinierte Berechnung mittels Schleifenverschmelzung durchweg vorteilhaft.

**Mehrere Datensätze.** Zwei gerichtete und gewichtete Graphen können sich hinsichtlich der Knoten, der Kanten oder der Kantengewichte unterscheiden. Zunächst wurde die Menge der Kanten betrachtet. Zwei Kantenmenge  $E$  und  $E'$  können entweder identisch sein, disjunkt sein, sich schneiden oder eine Teilmengenbeziehung bilden. Um die Auswirkung der verschiedenen Beziehungen zu untersuchen wurden zwei Experimente durchgeführt: (1) Begonnen wurde mit zwei identischen Graphen. Im Laufe des Experimentes wurde die Kantenmenge des einen Graphen so verändert, dass sich beide Kantenmengen unterschiedlich stark schneiden (von identisch bis disjunkt). Die Anzahl der Kanten bleibt jedes Mal konstant. (2) Für die Teilmengenbeziehung wurde ebenfalls mit zwei identischen Graphen begonnen. Doch diesmal wurde die Zahl der Kanten des einen Graphen sukzessive verringert. Abbildung 4.17 zeigt das Ergebnis für PageRank. Die Aussage für beide Experimente ist sehr klar und nicht überraschend: Je ähnlicher die Kantenmengen sind, umso größer ist der Performancegewinn.

Wie in Abschnitt 4.4.3 bereits motiviert, wurde bezüglich der Knotenmenge nur die Teilmengenbeziehung berücksichtigt. Für diesen Test wurde mit zwei identischen Graphen begonnen und Schritt für Schritt die Knotenmenge des einen Graphen verkleinert. Abbildung 4.18 zeigt das Ergebnis für PAGERANK. Analog zu der Teilmengenbeziehung bei der Kantenmenge ist der Performancegewinn durch eine Schleifenverschmelzung umso größer, je ähnlicher die Knotenmengen sind. Wenn die Teilmenge immer kleiner wird, dominiert die Berechnung des größeren Graphen die kombinierte Berechnung immer mehr. Wenn die Teilmenge sehr klein ist, bringt eine Schleifenverschmelzung keinen nennenswerten Mehrwert mehr. Im Gegenteil, wenn eine Teilberechnung die kombinierte Berechnung völlig dominiert, zeigt sich der Einfluss der zusätzlichen Berechnungsschritte der erweiterten Potenzmethode (vgl. Algorithmus 5) auf die Laufzeit. In diesem Fall kann eine Schleifenverschmelzung tatsächlich zu einer geringen Verschlechterung führen.

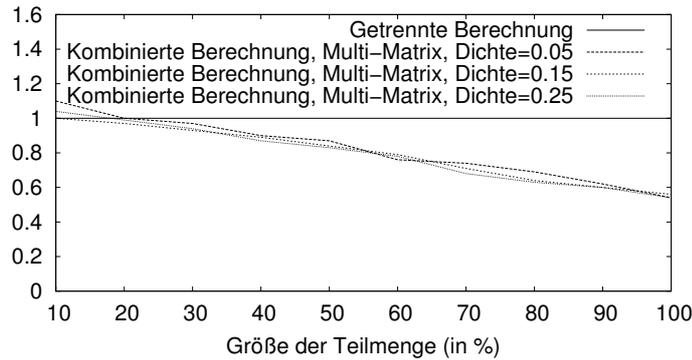


Abbildung 4.18: Schleifenverschmelzung: Zwei PAGERANK-Berechnungen auf zwei Graphen mit unterschiedlichen Knotenmengen

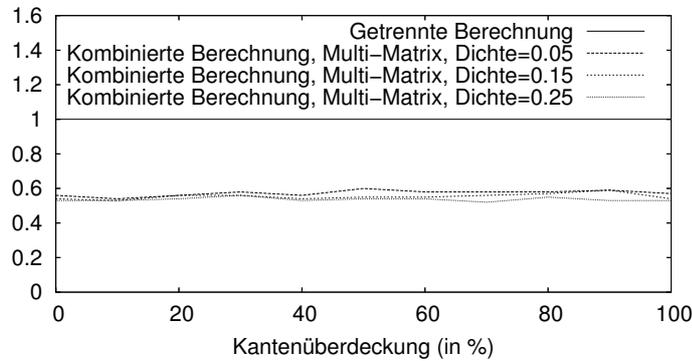
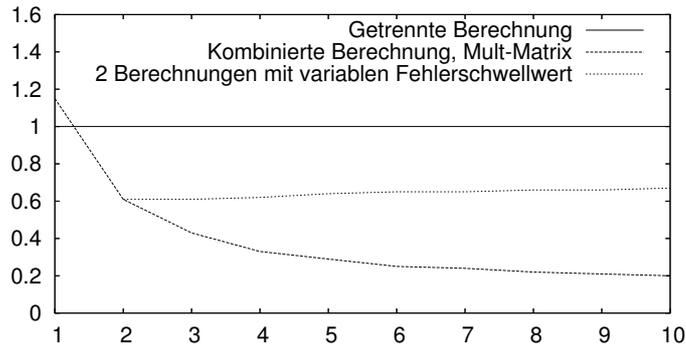


Abbildung 4.19: Schleifenverschmelzung: Zwei PAGERANK-Berechnungen auf zwei Graphen mit unterschiedlichen Kantengewichten

Zum Schluss wurde der Einfluss der Kantengewichte untersucht. Dazu wurde ein Experiment durchgeführt, in dem in einem Graph, dem Originalgraph, die Gewichte einer unterschiedlich großen Teilmenge der Kanten verändert wurde. Auf beiden Graphen, dem Originalgraph und dem modifizierten Graph, wurden die Zentralitätsmaße berechnet, einmal getrennt und einmal kombiniert mittels Schleifenverschmelzung. Abbildung 4.19 zeigt das Ergebnis für PAGERANK; die Ergebnisse für die POSITIONAL WEAKNESS FUNCTION und HITS sind identisch. An allen Testläufen – unabhängig von der Dichte des Graphen und der Größe der Teilmenge der Kanten – erreicht die Schleifenverschmelzung eine Verbesserung von 0,55 bis 0,66. Das ist nicht unerwartet, da die Änderung der Kantengewichte weder die Größe der (Multi-)Matrix noch die Anzahl der Elemente der (Multi-)Matrix verändert. Die Kosten für die Berechnung eines Schleifendurchlaufs innerhalb der Potenzmethode sollten nahezu unverändert bleiben.

**Unterschiedliche Parameterwerte.** Untersucht wurden sowohl die inhärenten Parameter von Zentralitätsmaßen ( $UPW_P$ ) als auch der Fehlerschwellwert  $\epsilon$  der Potenzmethode ( $UPW_\epsilon$ ) in einer Serie von Experimenten. Als Zentralitätsmaß wurde PAGERANK verwendet. Zum einen, weil nur PAGERANK von den drei verwendeten Maßen einen inhärenten Parameter besitzt (Dämpfungsfaktor  $d$ ) und zum anderen, weil die Ergebnis bezüglich  $\epsilon$  für die anderen Maße sehr ähnlich sind. Es hat sich gezeigt, dass die Dichte des Graphen kaum Einfluss auf die Ergebnisse besitzt, so dass darauf im Folgenden nicht eingegangen werden muss.

Abbildung 4.20 zeigt das Ergebnis des Experimentes. Die gestrichelte Linie zeigt die Verbesserung für den Fall, dass eine unterschiedliche Anzahl von PAGERANK-Berechnungen mittels Schleifenverschmelzung gleichzeitig durchgeführt wird. Da die erweiterte Potenzmethode im Vergleich zum Basisalgorithmus etwas komplexer ist, ist eine Einzelberechnung mittels der erweiterten Potenzmethode etwas langsamer. Aber je mehr Berechnungen kombiniert werden, umso mehr hilft



**Abbildung 4.20:** Schleifenverschmelzung: Zwei PAGERANK-Berechnungen auf zwei Graphen mit unterschiedlichen Parameterwerten

eine Schleifenverschmelzung bei der Optimierung. Die gepunktete Linie steht für zwei PAGERANK-Berechnungen, wobei der Fehlerschwellwert  $\epsilon$  der einen Berechnung Schritt für Schritt verkleinert wurde. Begonnen wurde mit  $\epsilon = 10^{-4}$  für beide Berechnungen. Das  $\epsilon$  der zweiten Berechnung wurde dann bis  $10^{-10}$  verkleinert. Wie erwartet verringert sich der Performanzgewinn bei einer kombinierten Berechnung mit kleinerem  $\epsilon$  langsam aber stetig. Dies liegt daran, dass die Berechnung mit dem kleiner werdenden Fehlerschwellwert immer mehr Schleifendurchläufe benötigt um zu konvergieren und somit die kombinierte Berechnung mehr und mehr dominiert.

Alles in allem ist die Schleifenverschmelzung eine empfehlenswerte Maßnahme um die Laufzeit der Mehrfachberechnungen von Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaßen zu optimieren. Auf verschiedenen Graphen und somit verschiedenen Matrizen für die Potenzmethode sind die Verbesserungen deutlich. Nur wenn eine Teilberechnung die kombinierte Berechnung vollständig dominiert, kann der Mehraufwand der erweiterten Potenzmethode zu etwas schlechteren Ergebnissen führen.

#### 4.4.5.2 Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen.

In jedem Experiment wurden zwei aufeinander folgende Zentralitätsberechnungen durchgeführt, einmal getrennt und einmal kombiniert, indem der Ergebnisvektor der ersten Berechnung als Startvektor der zweiten Berechnung verwendet wurde. Die Verbesserung durch eine kombinierte Berechnung wurde anhand der eingesparten Schleifendurchläufe innerhalb der zweiten Berechnung ermittelt. Um die Ergebnisse untereinander vergleichbar zu machen, wurden sie wieder normalisiert, wobei die Anzahl von Schleifendurchläufen der zweiten Berechnung ohne Optimierung gleich 1 ist.

**Unterschiedliche Maße.** In Abschnitt 4.4.3 wurde motiviert, dass bei der Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen nur dann Verbesserungen zu erwarten sind, wenn zwei Zentralitätsmaße ähnlich und der Wertebereich der Zentralitätswerte für das zweite Maß bekannt sind. Bei den hier betrachteten drei Maßen ist die letztere Bedingung nur für PAGERANK (PR) erfüllt. (Prinzipiell gilt dies auch für das AUTHORITY-Maß. Allerdings benötigt das zusammengesetzte Zentralitätsmaß HITS (AUTHORITY & HUB) zwei Startvektoren. Da von den beiden Maßen nur AUTHORITY zu den anderen Maßen ähnlich ist, steht kein vorberechneter Startvektor für das Hub-Maß zur Verfügung.) In dem ersten Experiment wurden dazu nun die Ergebnisse der anderen Maße (PWF und HITS) als Startvektor für eine PAGERANK-Berechnung auf demselben Datenbestand verwendet. Das HITS-Maß berechnet pro Knoten zwei Werte, den AUTHORITY-Wert ( $HITS_A$ ) und den HUB-Wert ( $HITS_H$ ). PR, PWF und  $HITS_A$  sind ähnlich, da sie alle im Wesentlichen die eingehenden Kanten eines Knotens zur Berechnung von dessen Zentralität berücksichtigen. Als Vergleich wurde auch  $HITS_H$  verwendet, welches die ausgehenden Kanten der Knoten berücksichtigt. Als Datensätze wurden erneut die drei Graphen mit den unterschiedlichen Dichten verwendet.

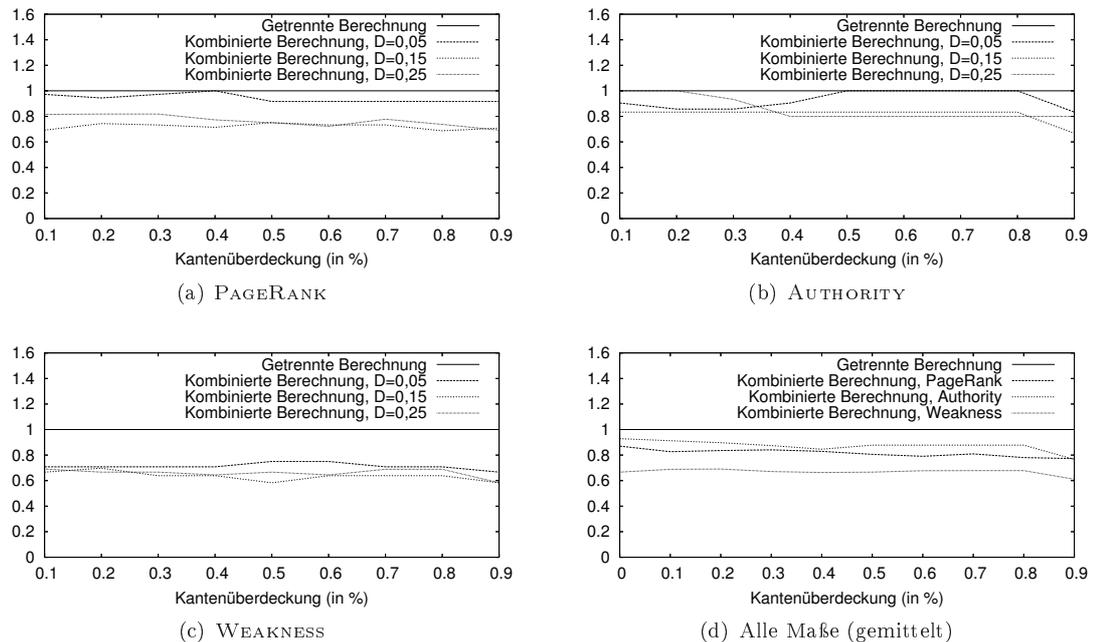
## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK

Nachfolgende Tabelle zeigt das Ergebnis des Experimentes:

	PWF	HITS <sub>A</sub>	HITS <sub>H</sub>
$D = 0.05$	1	1	1
$D = 0.15$	1	1	1.06
$D = 0.25$	0.92	0.92	1

In allen Fällen erzielt die Wiederverwendung der Ergebnisse von PWF und HITS<sub>A</sub> für die PAGERANK-Berechnung keine oder nur geringe Verbesserungen. Etwas unerwartet ist, dass die Ergebnisse von HITS<sub>H</sub>, welches nicht ähnlich zu PAGERANK ist, nicht immer automatisch zu einer Verschlechterung in Form von zusätzlichen Schleifendurchläufen für die PAGERANK-Berechnung führt. Die Erklärung liegt darin, dass Konvergenzgeschwindigkeit der Potenzmethode logarithmisch ist, d.h. der Fehler in den in den ersten Iterationen am stärksten abnimmt. In anderen Worten ausgedrückt, das Ergebnis der ersten Berechnung muss bereits sehr ähnlich dem Ergebnis der zweiten Berechnung sein, um eine Verbesserung zu erzielen. Auf der anderen Seite führt die Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen, zumindest bei ähnlichen Maßen, nie zu einer Verschlechterung.

**Unterschiedliche Datensätze.** Um den Effekt der Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen beider Berechnung von Zentralitätsmaßen auf unterschiedlichen Graphen zu untersuchen, wurde analog zum Experiment im Kontext einer Schleifenverschmelzung vorgegangen: Für zwei Graphen  $G(V,E)$  und  $G'(V',E')$  wurden (a) verschieden große Schnittmengen und verschieden große Teilmengen zwischen  $E$  und  $E'$ , (b) verschieden große Teilmengenbeziehungen zwischen  $V$  und  $V'$  und (c) verschiedene Kantengewichte betrachtet. Alle drei Fälle wurden mit den drei Eigenvektor-basierten Maßen PAGERANK, AUTHORITY und POSITIONAL WEAKNESS untersucht.

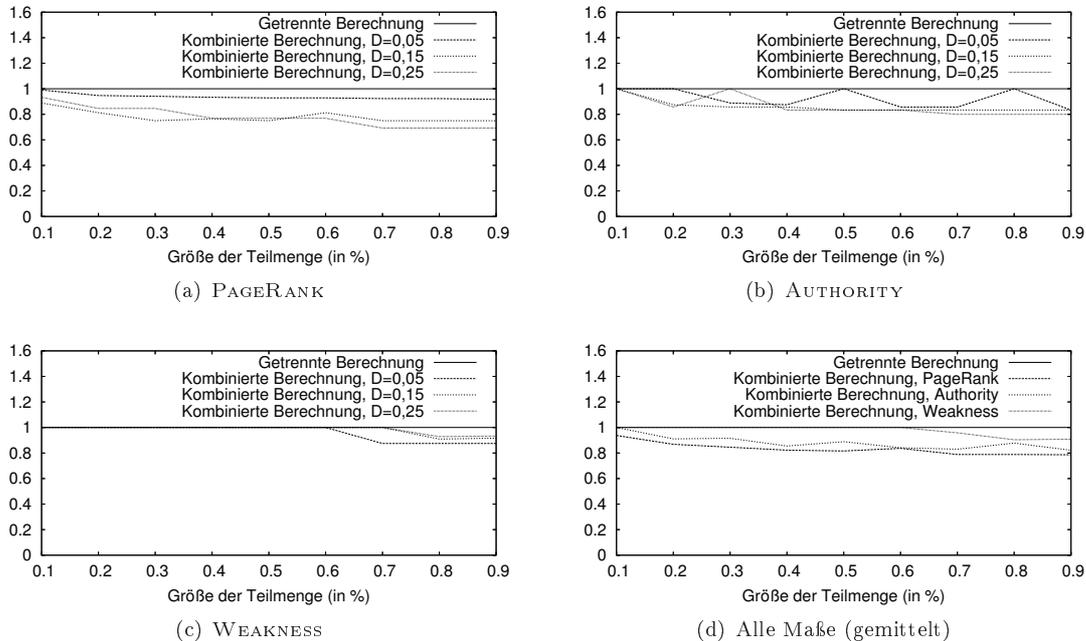


**Abbildung 4.21:** Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen: Kombinierte Berechnung auf Graphen mit unterschiedlichen Kantenmengen (Schnittmenge).

Abbildung 4.21 zeigt die Ergebnisse für unterschiedliche Kantenüberdeckungen, d.h. für eine unterschiedlich großen Schnittmenge aus  $E$  und  $E'$ . Für PAGERANK und AUTHORITY sind deutliche Verbesserungen nur für ausreichend dichte Graphen zu erwarten. Für dünn besetzte Graphen sind die Verbesserungen eher gering bzw. nicht vorhanden (allerdings tritt auch keine Verschlechterung ein). POSITIONAL WEAKNESS zeigt keinen so deutlichen Effekt auf Grund der Dichte des Eingabegraphen. Abbildung Abschnitt 4.21(d) stellt alle drei Maße direkt gegenüber. Die Werte sind über die drei Graphen unterschiedlicher Dichte gemittelt. Auch wenn die Erwartung, dass die effektive

## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK

Verbesserung abhängig von der Kantenüberdeckung ist, d.h., je ähnlicher beide Kantenmengen sind, umso größer ist der Performanzgewinn, sich in den Kurvenverläufen widerspiegelt, fällt dieser Effekt etwas überraschend niedrig aus.



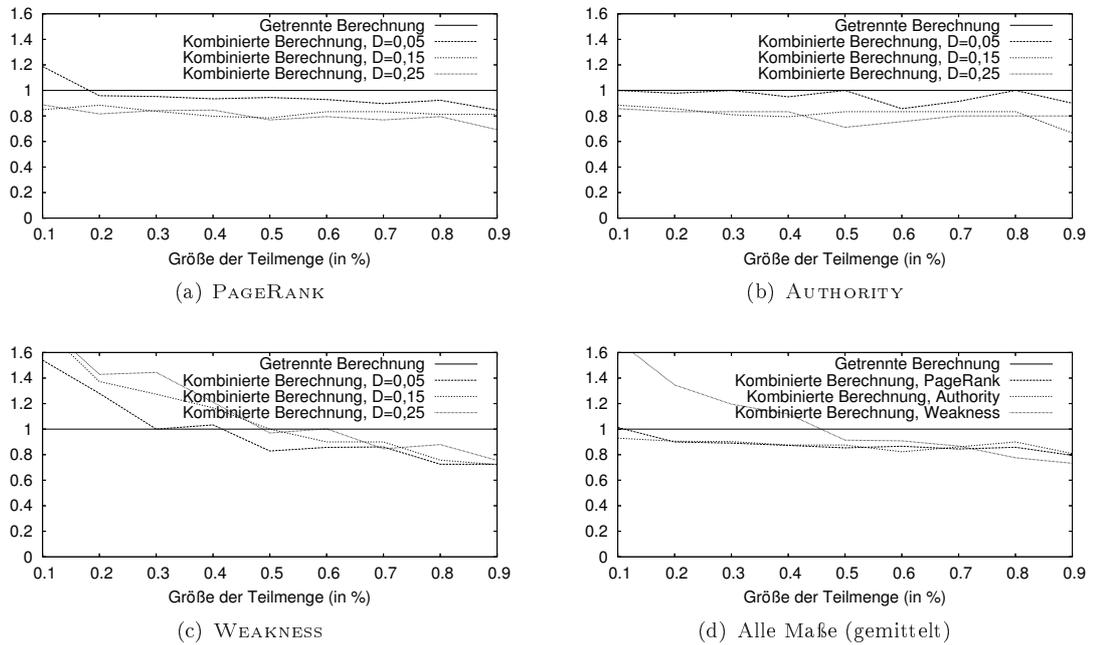
**Abbildung 4.22:** Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen: Kombinierte Berechnung auf Graphen mit unterschiedlichen Kantenmengen (Teilmenge).

Für die Teilmengenbeziehung zwischen den Kantenmengen ( $E' \subseteq E$ ) wurden zunächst die Zentralitätsmaße auf der Obermenge  $E$  berechnet; die Ergebnisse dienen dann als Startvektoren für die Nachfolgeberechnung auf der Untermenge  $E'$ . Abbildung 4.22 zeigt das Ergebnis des Experimentes. Hier zeigt sich recht deutlich, dass die Verbesserung durch die Optimierung abhängig ist von der Größe der Untermenge, d.h. von der Ähnlichkeit der Kantenmengen. Auf der anderen Seite sind die Ergebnisse zwischen den Maßen sehr unterschiedlich. So wird z.B. bei POSITIONAL WEAKNESS nur für große Teilmengen ( $> 60\%$ ) überhaupt eine Verbesserung erreicht. Bei PAGERANK und AUTHORITY ist das Spektrum für eine Verbesserung deutlich größer. Für die Teilmengenbeziehung gilt für alle drei Maße, dass dichte Graphen vorteilhafter sind, diesmal auch für POSITIONAL WEAKNESS (im Vergleich zur Schnittmenge zwischen zwei Kantenmengen).

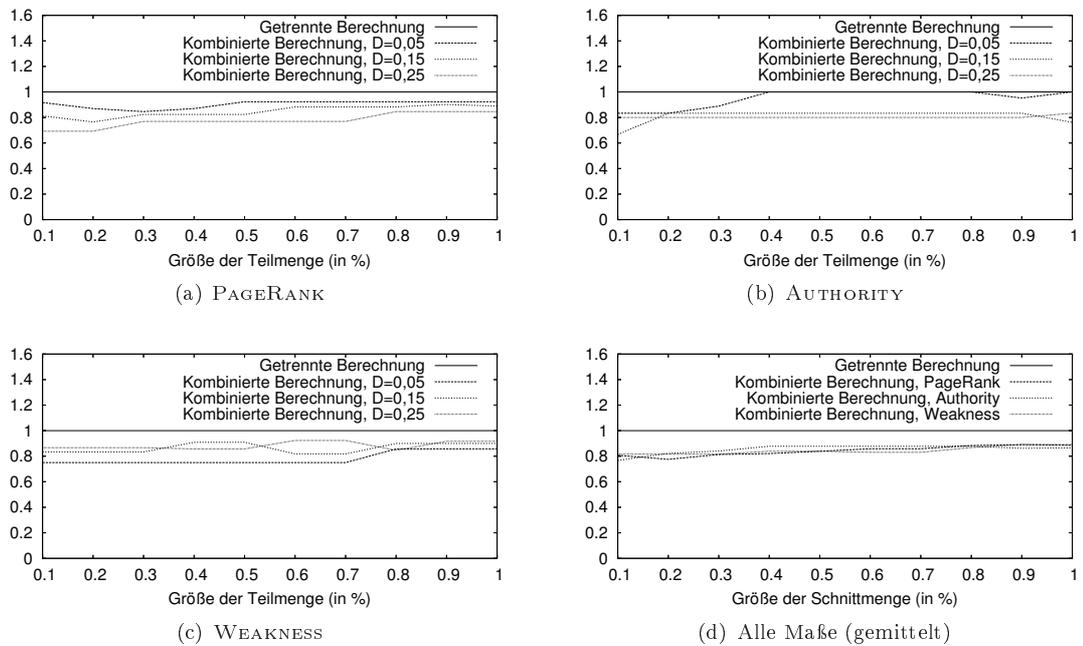
Im zweiten Fall für unterschiedliche Datensätze wurde die Teilmengenbeziehung zwischen den Knotenmengen ( $V' \subseteq V$ ) betrachtet. Zunächst wurden die Zentralitätsmaße auf  $V$  berechnet und die Ergebnisse als Startvektoren für die Nachfolgeberechnung auf  $V'$  verwendet. Man beachte, dass hier, auf Grund der verschiedenen Zahl von Knoten, der Vektor normalisiert werden muss. Dies war für PAGERANK und AUTHORITY (zusammen mit HUB) möglich. Bei POSITIONAL WEAKNESS blieben die absoluten Werte der jeweiligen Elemente des Startvektors unverändert. Abbildung 4.23 zeigt das Ergebnis. Grundsätzlich gilt wieder, dass je ähnlicher die Knotenmenge, d.h. je größer die Teilmenge  $V'$  ist, umso größer ist der Performanzgewinn. Weiterhin gilt auch hier, dass die Ergebnisse auf dichten Graphen besser sind als auf dünn besetzten. In diesem Test führt die Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen in verschiedenen Fällen auch erstmal zu Verschlechterungen bei den Laufzeiten der Nachfolgeberechnungen. Dies gilt vor allem für POSITIONAL WEAKNESS. Die Erklärung hierfür ist, dass sich der Ergebnisvektor der ersten Berechnung nicht gezielt in einen geeigneten Startvektor für die zweite Berechnung transformieren lässt. Nur wenn die Knotenmengen und damit auch die absoluten Werte der Ergebnisvektoren sehr ähnlich sind, können Verbesserungen bei der Wiederverwendung erreicht werden.

Im letzten Test wurden die Kantengewichte zufällig verändert. Im ersten Schritt wurden die Zentralitätsmaße auf dem Originalgraph berechnet und dann, unter Verwendung der Ergebnisse

## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK



**Abbildung 4.23:** Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen: Kombinierte Berechnung auf Graphen mit unterschiedlichen Knotenmengen (Teilmenge).



**Abbildung 4.24:** Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen: Kombinierte Berechnung auf Graphen mit unterschiedlichen Kantengewichten.

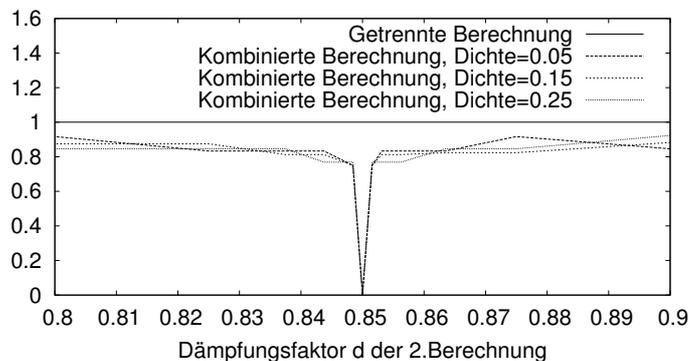
## KAPITEL 4. ZENTRALITÄT ALS REPUTATIONSMETRIK

als neue Startvektoren, auf dem modifizierten Graphen. Für den modifizierten Graphen wurden bei unterschiedlich großen Teilmengen der Kanten die Gewichte zufällig geändert. Abbildung 4.24 zeigt das Ergebnis. Die Kernaussagen sind auch hier wie folgt: Je ähnlicher die Gewichte und damit die Graphen sind, umso größer ist der Performanzgewinn für die zweite Berechnung und für dünn besetzte Graphen ist der Performanzgewinn geringer ausgeprägt. Die Unterschiede zwischen den Maßen sind hier eher gering, wie die gemittelten Werte gut veranschaulichen (Abbildung Abschnitt 4.24(d)).

**Unterschiedliche Parameterwerte.** Da der Performanzgewinn bei der Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen hinsichtlich  $\epsilon$  ( $UPW_\epsilon$ ) a priori angegeben werden kann, lag der Fokus in den folgenden Tests auf den inhärenten Parametern von Zentralitätsmaßen ( $UPW_M$ ). Von den betrachteten Maßen besitzt nur PAGERANK einen solchen Parameter, den Dämpfungsfaktor  $d$ . Um dessen Einfluss zu untersuchen, wurden mehrere Testläufe mit unterschiedlichen Werten für  $d$  durchgeführt, natürlich inkl. der Wiederverwendung der Berechnungsergebnisse. Abbildung 4.25 zeigt das Ergebnis für einen dieser Testläufe (die anderen Testläufe zeigen ein sehr ähnliches Verhalten). Hier wurde für die erste Berechnung  $d = 0.85$  gesetzt, für die zweiten Berechnungen wurden  $d$ -Werte aus dem Intervall  $[0.75..0.95]$  verwendet.

Ein wirklicher Performanzgewinn ist nur dann zu sehen, wenn die Dämpfungsfaktoren beider Berechnungen sehr ähnlich sind (sind beide Dämpfungsfaktoren identisch, ist der erzielte Performanzgewinn trivialerweise optimal, da man sich die zweite Berechnung komplett sparen kann). Sobald der Unterschied zwischen den Dämpfungsfaktoren größer wird, fällt der Performanzgewinn schnell stark ab. Auf der anderen Seite sind die Ergebnisse durch die Wiederverwendung der Berechnungsergebnisse nie schlechter als mit einem naiven Startvektor für die zweite Berechnung.

Die Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen führt somit nur dann zu einer deutlichen Verbesserung, wenn die Ergebnisse der beiden Einzelberechnungen sehr ähnlich sind. Die Evaluierung hat gezeigt, dass dies für unterschiedliche Maße (UM) in der Regel nicht der Fall ist. Für die anderen Klassen UDS und UPW hängt die Verbesserung zum Großteil von der Dichte des Graphen, teilweise aber auch vom jeweiligen Zentralitätsmaß ab. Vor allem in dünn besetzten Graphen – und die Graphen in den betrachteten Szenarien sind meistens eher dünn besetzt – kann die Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen nur selten die Anzahl der benötigten Schleifendurchläufe innerhalb der nachfolgenden Berechnung verringern, sondern in manchen Fällen sogar erhöhen. Besonders für das Maß POSITIONAL WEAKNESS und dessen Anwendung auf unterschiedlichen Knotenmengen werden Verbesserungen nur dann erzielt, wenn die beiden Knotenmengen sehr ähnlich sind. Andernfalls kann es zu deutlichen Verschlechterungen führen. In den meisten anderen Fällen wirkt sich die Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen im Mittel positiv auf die Performanz auf.



**Abbildung 4.25:** Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen: Kombinierte PageRank-Berechnung auf einem Graphen mit unterschiedlichem Dämpfungsfaktor  $d$

## 4.5 Diskussion

Die Darstellung von virtuellen Gemeinschaften – genauer, die Teilnehmer und die durch Reputationsinformationen entstehenden Verbindungen zwischen diesen – führt relativ geradlinig zu dem Ansatz, Zentralitätsmaße für die Bestimmung angesehener Teilnehmer einzusetzen. Die Menge existierender Maße ist sehr groß und die Maße selbst unterscheiden sich teilweise deutlich. Somit ist nicht von vornherein klar, welche Maße tatsächlich geeignet sind. Diese Frage lässt sich sowohl aus der semantischen als auch der technischen Sicht stellen.

**Zentralität = Reputation.** Ein Zentralitätsmaß ist nur dann für die Bestimmung angesehener Teilnehmer geeignet, wenn dessen Semantik mit der Semantik von Reputation übereinstimmt. In einfachen Worten bedeutet dies, dass 'gute' Teilnehmer immer einen höheren Zentralitätswert erhalten als 'schlechte' Teilnehmer. Dies gilt nicht für jedes Maß. Doch auch innerhalb der geeigneten Zentralitätsmaße zeigen sich deutliche Unterschiede. Dazu gehören vor allem die Anforderungen an den Aufbau und Struktur des Eingabegraphen. Für die meisten Maße muss der Graph, der sich direkt aus den Reputationsinformationen ableiten lässt, zunächst in passende Eingabegraphen transformiert werden. Diese Techniken müssen ihrerseits die Semantik von Reputationsinformationen beibehalten. In Abschnitt 4.3.2 wurden zwei solche Techniken vorgestellt und diskutiert. Der Vergleich von Zentralitätsmaßen als Mittel zur Reputationsberechnung zeigt folgendes Bild: (1) Solange der Reputationsdatenbestand nicht durch gezielte Angriffe manipuliert wird, schneiden alle untersuchten Maße ähnlich gut ab. D.h., alle Maße differenzieren ähnlich gut zwischen 'guten' und 'schlechten' Teilnehmern. (2) Dagegen schneiden im Fall von Angriffen die Lokalen Maße auf Grund ihrer Einfachheit deutlich schlechter ab. Eigenvektor- und Distanz-basierte Maße sind weniger anfällig, da sie für die Berechnung der Zentralität eines Knotens globale Aspekte der Graphstruktur berücksichtigen. Bezogen auf Abschnitt 2.3.2 bedeutet dies, dass sie Wissen höherer Ordnung zur Berechnung verwenden (Lokale Maße verwenden nur Wissen 1.Ordnung). Die Robustheit von Eigenvektor- und Distanzbasierten Zentralitätsmaßen gegen Angriffe ist nicht kostenlos, sondern wird, im Vergleich zu Lokalen Maßen, durch einen deutlichen höheren Berechnungsaufwand erkaufte. Vor allem die Distanz-basierten Maße, deren gemeinsamer Basisalgorithmus die Berechnung kürzester Wege zwischen Knoten ist, werden bei wachsender Teilnehmerzahl schnell unpraktikabel. Den besten Kompromiss zwischen Robustheit und Performanz stellen somit die Eigenvektor-basierten Maße dar.

**Optimierung von Zentralitätsberechnungen.** Auf großen Graphen sind Zentralitätsberechnungen, von Lokalen Maßen einmal abgesehen, typischerweise sehr aufwändige Operationen. Mit dem Ziel einer nahtlosen Integration von Zentralitätsberechnung in einen relationalen Anfrageprozessor gewinnen geeigneten Optimierungsmethoden an Bedeutung. Eine logische Optimierung auf Basis von Äquivalenzumformungen ist für relationale Ausdrücke, die Zentralitätsberechnungen enthalten, in der Regel nur eingeschränkt möglich. Aussichtsreicher sind physische Optimierungsmethoden, vor allem für den Fall einer Mehrfachberechnung von Zentralitätsmaßen zum selben Zeitpunkt. Besonders geeignet sind dabei Eigenvektor-basierte Maße. Diese Maße werden mit Hilfe des numerischen Verfahrens der Potenziteration berechnet. Die Potenziteration erlaubt dabei (a) eine direkte Erweiterung für eine kombinierte Berechnung mehrerer Maße innerhalb einer Durchführung und (b) die Verwendung früherer Ergebnisse als optimierter Ausgangspunkt für Folgeberechnungen. Die Ergebnisse zeigen, dass vor allem die kombinierte Berechnung von Zentralitätsmaßen deutliche Performanzgewinne erzielt. Nur in Ausnahmefällen, die sich allerdings gut identifizieren lassen – aus den Ergebnissen lassen sich relativ leicht einfache Heuristiken ableiten, wann zwei Berechnung zu unterschiedlich sind und sich eine Verschmelzung nicht lohnt – kann sich Laufzeit für eine kombinierte Berechnung etwas erhöhen. Die Vorteile der Wiederverwendung von Berechnungsergebnisse sind weniger ausgeprägt. Weiterhin sind hier die Ergebnisse abhängig vom konkreten Zentralitätsmaß und es existieren mehr Fälle, bei denen eine kombinierte Berechnung mittels der Wiederverwendung von Ergebnisse zu Verschlechterungen bei der Laufzeit führt. Aus diesem Grund sollte diese Optimierungstechnik mit größerer Vorsicht angewendet werden, wobei auch hier die Heuristik gilt, dass die erzielten Laufzeitverbesserungen umso größer sind, je ähnlicher die Ausgangsgraphen sind.

**Auswertung von Strategiedefinitionen in großen Systemen.** Die Verwendung ausgereif-

ter Datenbanktechnologien stellt eine solide Grundlage für eine effiziente Auswertung von Strategiedefinitionen dar. Die Untersuchungen dieser Arbeit haben nun gezeigt, dass dies auch für Zentralitätsberechnungen möglich ist. Auf der anderen Seite kann die Auswertung von Strategiedefinitionen, auf Grund ihrer beliebigen Komplexität, in sehr großen Systemen mit sehr vielen Teilnehmern und Interaktionen und damit großen Reputationsdatenbeständen, sehr zeit- und rechenintensiv sein. In Abhängigkeit der Häufigkeit von Interaktionen können Auswertungszeiten von mehreren Sekunden bis Minuten schnell unpraktikabel sein. In solchen Situation können weitere Optimierungsansätze weiterhelfen. Eine Möglichkeit könnte z.B. sein, dass die Strategiedefinition eines Teilnehmers nicht für jede einzelne Interaktionen ausgewertet wird, sondern ein Ergebnis für mehrere Interaktionen verwendet wird. Wie groß der Fehler ist, der durch den Verzicht auf eine permanente Neuauswertung entsteht, ist dabei stark abhängig von der jeweiligen Strategiedefinition. Als Trivialbeispiel muss die Strategiedefinition „Ich nehme alle Aufträge an“ überhaupt nicht ausgewertet werden. Strategiedefinition wie z.B. „Ich nehme Aufträge anderer an, wenn sie den letzten an sie gerichteten Auftrag angenommen haben (Tit-for-tat)“ ist dagegen sehr dynamisch, d.h., die Ergebnismenge der entsprechenden Datenbankabfrage kann sich auch in kurzer Zeit stark ändern. Dazwischen liegen Strategiedefinitionen wie z.B. „Ich nehme Aufträge anderer an, wenn sie selbst bisher mehr als 80% der an sie gerichteten Aufträge angenommen haben“. Besonders nach vielen Interaktionen ist die durchschnittliche Annahmerate ein relativ stabiler Wert, so dass die Auswertung dieser Strategiedefinition zu unterschiedlichen Zeitpunkten dennoch zu ähnlichen Ergebnissen kommen würde. Dieser Ansatz der Optimierung gehört zur semantischen Ebene und besitzt seinerseits sehr viele Freiheitsgrade. Eine eingehende Untersuchung kann z.B. Thema einer Folgearbeit sein. Schwerpunkt dieser Arbeit waren die Realisierbarkeit und Optimierung auf technischer Ebene.

## Kapitel 5

# Analyse menschlichen Verhaltens in Reputationssystemen

Die Motivation, Teilnehmer von virtueller Gemeinschaften für eine automatische Entscheidungsfindung in Interaktionen individuelle Strategiedefinitionen formulieren zu lassen, war vor allem dadurch begründet, dass Menschen sich in realen Gemeinschaften unterschiedlich bzw. subjektiv, aber dennoch auch strategisch verhalten. Strategisch bedeutet hier, dass Menschen sich so verhalten, dass sie sich z.B. nicht durch „blinde“ Kooperation ausnutzen lassen und durch ihre Entscheidungen anderen signalisieren, dass es sie vorteilhaft ist, sich ebenfalls strategisch zu verhalten. Die Strategie, die Interaktionspartner in realen Gemeinschaften für ihre Entscheidungen heranziehen, ist ihnen innewohnend. D.h., die Teilnehmer sind sich ihrer Strategie selten vollständig bewusst. In unsicheren Situationen entscheidet sogar oft das „Bauchgefühl“. Das Formulieren einer Strategiedefinition setzt nun voraus, dass Teilnehmer ihre innewohnende Strategie explizit machen. Diese Aufgabe ist nicht trivial, da Strategien – bewusst oder unbewusst – ausgefeilt sein können, oder emotionale Komponenten enthalten, die sich nicht als Strategie für ihre gesteuerten, virtuellen Identitäten abbilden lassen. Die Frage, ob es Teilnehmern gelingt, ihre Strategie 1:1 als Strategiedefinition zu formulieren, ist dabei weniger von Bedeutung. (In der Tat lässt sich diese Fragestellung nur sehr schwer und grundsätzlich nie vollständig beantworten.) Für den erfolgreichen Einsatz des in dieser Arbeit vorgeschlagenen Rahmenwerks für Reputationssysteme ist vor allem die Frage wichtig, ob Teilnehmer das Konzept von Strategiedefinitionen hinreichend erfassen, um ihre Entscheidungen so abzubilden, dass auch in virtuellen Gemeinschaften kooperatives Verhalten gefördert wird. Nur dann lässt sich die Aussage treffen, dass der vorgestellte Ansatz für ein flexibles Reputationssystem aus der verhaltensökonomischen Perspektive erfolgreich eingesetzt werden kann. Die Beantwortung dieser Fragestellung ist Inhalt dieses Kapitels.

### 5.1 Motivation

In virtuellen Gemeinschaften interagieren Teilnehmer mit dem Ziel miteinander, um aus den Interaktionen einen Nutzen zu ziehen. Eine Interaktion findet jeweils zwischen zwei Teilnehmern statt, dem Dienstnehmer und dem Dienstgeber. Der Dienstnehmer erfragt die Bearbeitung eines Dienstes, z.B. die Durchführung einer Berechnung in einer Grid-Computing Umgebung, bei dem Dienstgeber an. Der Dienstgeber kann daraufhin entscheiden, ob er den Auftrag annimmt oder ablehnt. Nimmt er an, so entstehen dem Dienstgeber Kosten durch die Bearbeitung, der Dienstnehmer zieht daraus einen Nutzen. Interagieren die gleichen Teilnehmer nie oder sehr selten mehr als einmal miteinander, wie es in virtuellen Gemeinschaften typischerweise der Fall ist, besteht für den Dienstgeber somit zunächst kein Anreiz, die Aufträge anderer anzunehmen und unkooperatives Verhalten setzt sich durch. Das ökonomische Modell welches dieses Szenario, d.h. Interaktion zwischen meist unbekanntem Teilnehmern, am besten beschreibt, ist das *Helping Game* (vgl. Abschnitt 2.3.1). In diesem Spiel kann ein Teilnehmer (Spender) individuell entscheiden, ob er einem anderen, unbekanntem Teilnehmer (Empfänger) hilft oder nicht. Entscheidet sich der Spender zu helfen, entstehen ihm Kosten; der Empfänger profitiert von der Hilfe. Jeder Teilnehmer besitzt

einen Reputationswert, der sein Verhalten in der Rolle des Spenders in früheren Entscheidungen widerspiegelt. Dieser Wert ist für alle anderen Teilnehmer einsehbar.

Das Helping Game wurde bereits in verschiedenen Studien in verschiedenen Varianten gespielt, z.B. in [EF08, NS98, SS06]. Die Ergebnisse zeigen im Wesentlichen, dass der öffentliche Reputationswert einen klaren Anreiz darstellt, auch unbekanntem Teilnehmern zu helfen, d.h., sich kooperativ zu verhalten. Allen diesen existierenden Studien ist gemein, dass der Spender manuell entscheidet. D.h., in jeder Interaktion entscheidet der Spender aufs Neue, ob er bereit ist zu helfen oder nicht. In virtuelle Gemeinschaften ist eine solche manuelle Entscheidung oft nicht möglich. Eine Alternative stellt die automatische Entscheidungsfindung auf Basis einer Strategiedefinition dar. Hier beschreibt der Spender a-priori alle Fälle, in denen er bereit ist zu helfen. Dass eine manuelle und automatische Entscheidungsfindung zu deutlich unterschiedlicher Kooperation führen kann, wurde bereits für ähnliche Szenarien gezeigt (vgl. Abschnitt 2.3.3). Die Ergebnisse aus den früheren Studien im Rahmen des Helping Games lassen sich somit nicht auf virtuelle Gemeinschaften und dem Konzept von Strategiedefinitionen übertragen. Neben dem Vergleich zu den Studienergebnissen auf Basis manueller Entscheidungen, ergeben sich unter anderem folgende Fragestellungen: Was für Strategiedefinitionen formulieren Teilnehmer? Wie wirken sich die Strategiedefinitionen auf die Ergebnisse der Teilnehmer aus? Wie reagieren Teilnehmer wenn ihre Strategiedefinition nicht erfolgreich ist? Gibt es Strategiedefinitionen die besonders erfolgreich sind?

Die Beantwortung dieser und verwandter Fragen ist schwierig. Zunächst erfordert die Verwendung von Strategiedefinitionen, im Vergleich zu Studien mit manuellen Entscheidungen, eines grundlegend andern Experimentaufbau. Der typische Aufbau für eine Studie mit dem Helping Game ist ein Laborexperiment, bei dem Teilnehmer eingeladen werden, ein paar wenige Stunden spielen und das Spiel danach vorbei ist. Teilnehmer im Rahmen eines Laborexperimentes Strategiedefinitionen formulieren zu lassen und damit zu spielen ist aus mehreren Gründen nicht praktikabel: (a) Erste Testexperimente haben gezeigt, dass die Formulierung von sinnvollen Strategiedefinitionen schnell Teilnehmer überfordern kann. Durch die Vorgabe enger Zeitschranken, wie sie Laborexperimente oft voraussetzen, formulieren Teilnehmer unter Umständen nicht die Strategiedefinitionen, die sie tatsächlich beabsichtigen. (b) Eine automatische Entscheidungsfindung setzt eine interne Darstellung von Strategiedefinitionen voraus. Eine direkte Formulierung einer solchen internen Darstellung ist für 'normale' Teilnehmer schwierig bis unmöglich. Auf jeden Fall ist auch hier die Erwartung, dass Teilnehmer nicht ihre gewünschte Strategiedefinition formulieren (können). Ein Lösungsansatz ist, dass Teilnehmer ihre Strategiedefinitionen in natürlicher Sprache verfassen und diese dann durch die Experimentatoren in die interne Darstellung übersetzt werden. In Abhängigkeit der Anzahl und der Komplexität von Strategiedefinitionen ist dies sehr aufwändig, und nicht sinnvoll zur Laufzeit eines Laborexperimentes möglich.

Eine weitere Herausforderung hinsichtlich der Beantwortung der Forschungsfragen betrifft die Auswertung und die Interpretation der gewonnenen Ergebnisse aus Experimenten. So ist z.B. der Raum möglicher Strategiedefinitionen quasi unendlich, was die Aufstellung einer sinnvollen Klassifikation schwierig macht. So eine Klassifikation ist allerdings wichtig, um Aussagen zu treffen, welche Art von Strategiedefinitionen besonders häufig vorkommt. Die beliebige Formulierung erschwert weiterhin Aussagen über die Komplexität von Strategiedefinitionen, da hierfür keine fundierten Maße existieren, die sich direkt anwenden lassen. Die letzte Herausforderung betrifft sinnvolle Aussagen über den Erfolg von Strategiedefinitionen. Der Erfolg einer Strategiedefinition ist abhängig von den Strategiedefinitionen aller übrigen Teilnehmern [Axe84] und diese Menge kann auf Grund der nahezu beliebigen Formulierungsmöglichkeiten sehr vielgestaltig sein.

Um diese und ähnliche Frage zu beantworten, wurde ein Strategiespiel entworfen, welches das Szenario virtueller Gemeinschaften modelliert. Im Rahmen einer Studie mit Studenten der Universität Karlsruhe (TH) wurde im Rahmen einer Studie auf Basis des Strategiespiels durchgeführt.

## 5.2 Das Spiel

In Virtuellen Umgebungen interagieren häufig unbekannte Teilnehmer miteinander. Dies entspricht insoweit den Szenarien, die mit Hilfe des Helping Games modelliert werden und in verschiedenen Studien bereits Gegenstand der Betrachtung waren (siehe z.B. [EF08, NS98, SS06]). In existierenden

Studien mit menschlichen Teilnehmern wurden die Entscheidung über die Annahme oder Ablehnung von Aufträgen immer manuell getroffen. Im Kontext von virtuellen Gemeinschaften ist dies oft nicht praktikabel. Stattdessen formulieren hier die Teilnehmer Strategiedefinitionen, mit denen die Entscheidungen automatisch getroffen werden. Dieser Unterschied hat große Auswirkung auf das Spieldesign (siehe Abschnitt 5.2.1) und damit auch auf die resultierende Experimentierumgebung (siehe Abschnitt 5.2.2). Eine abschließende Bewertung der Spieldesigns ist Bestandteil von Abschnitt 5.2.3.

### 5.2.1 Grundlegende Designentscheidungen

Im Rahmen dieser Arbeit wurde vorrangig untersucht, welchen Einfluss die Formulierung von Strategiedefinitionen auf das Verhalten der Teilnehmer beim Helping Game hat. Um sicherzustellen, dass die Ergebnisse nicht von weiteren Parametern beeinflusst werden, wurden die folgenden Charakteristiken aus den ursprünglichen Helping Game Experimenten übernommen:

- *Auszahlungsmatrix*  
Kosten und Nutzen werden allein durch die zwei Werte  $c$  (Kosten) und  $b$  (Nutzen) beschrieben, die für alle Teilnehmer identisch sind. Es gilt auch hier, dass  $b > c$  ist.
- *Rundenbasiertes Spielprinzip*  
Alle Teilnehmer interagieren zum selben Zeitpunkt miteinander, entweder in der Rolle des Dienstgebers oder in der des Dienstnehmers.
- *Zufällig Rollenzuweisung*  
Pro Runde werden alle Teilnehmer paarweise zu Auftragnehmer und -geber aufgeteilt. Die Zuweisung beider Rollen erfolgt dabei zufällig gleichverteilt.

Die Beibehaltung dieser Charakteristiken ist unproblematisch, da sie auch hinreichend gut die Interaktionen zwischen Teilnehmern in virtuellen Gemeinschaften beschreiben. Im Folgenden werden die wichtigsten Designentscheidungen für das Spiel motiviert, auf Basis derer sich diese Studie von denen in der Literatur existierenden Studien unterscheidet.

**Automatische Entscheidungsfindung.** Der Fokus dieser Arbeit liegt auf Szenarien oder Architekturen, bei denen eine manuelle Entscheidung – wie es beim ursprünglichen Helping Game modelliert wurde – über die Annahme bzw. Ablehnung jedes einzelnen Auftrages nicht praktikabel ist. Stattdessen muss jeder Teilnehmer eine Strategiedefinition formulieren, die angibt, unter welchen Bedingungen er bereit ist, Aufträge anderer Teilnehmer anzunehmen. Dazu wurde eine Experimentierplattform entworfen und realisiert, welche durch die automatische Auswertung von Strategiedefinitionen das Verhalten der Spielfiguren eines jeden Teilnehmers steuert. In Abschnitt 5.2.2 wird im Detail auf diese Plattform eingegangen.

**Formulierung von Strategiedefinitionen.** Um den Einfluss der Art der Formulierung von Strategiedefinitionen auf die Spielergebnisse zu untersuchen, werden zwei unterschiedliche Gruppen von Teilnehmern berücksichtigt. Teilnehmer der *Freitext-Gruppe* formulieren ihre Strategiedefinitionen in natürlicher Sprache. Dadurch wird ausgeschlossen, dass Teilnehmer bei ihren Formulierungen nicht durch z.B. vorgefertigte Sprachkonstrukte eingeschränkt werden, was möglicherweise die Wahl ihrer Strategiedefinitionen beeinflussen könnte. (Die einzige Einschränkung ist, dass die Teilnehmer bei der Formulierung ihre Strategiedefinitionen nicht Konzepte referenzieren können, die sich nicht im Horizont des Spiels befinden. So sind z.B. Strategiedefinition der Art „Ich kooperiere montags, aber nicht dienstags“ nicht erlaubt, da das Konzept des Wochentags kein Bestandteil der bereitgestellten Reputationsinformationen ist.) Damit die in natürlicher Sprache formulierten Strategiedefinitionen automatisch ausgewertet werden können, müssen sie zunächst in eine interne Darstellung der Experimentierplattform übersetzt werden. Die Wahl für die interne Darstellung fiel auf SQL aus den folgenden beiden Gründen: (a) Die Auswertung der Strategiedefinitionen kommt „frei Haus“ in dem auf herkömmliche Datenbanktechnologie zurückgegriffen werden kann. Die Implementierung einer gesonderten Komponente für die Auswertung ist nicht notwendig. (b) SQL ist eine bekannte und weit verbreitete Sprache. Es kann somit sichergestellt werden kann, dass sich genügend Teilnehmer mit guten bis sehr guten SQL-Kenntnissen finden lassen. Für die Studie wurden

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

---

die Teilnehmer aus der Menge der Studenten einer Datenbankvorlesung der Uni Karlsruhe (TH) angeworben. Teilnehmer, die ihre Strategiedefinitionen in SQL formulieren, gehören zur *SQL-Gruppe*.

**Internet-gestützte Spielteilnahme.** Die Formulierung von Strategiedefinitionen ist aus zwei Gründen sehr zeitaufwändig. (a) Die Formulierung ist nicht trivial, sondern fordert einen gewissen intellektuellen Aufwand von den Teilnehmern. Damit die Teilnehmer die Strategiedefinitionen formulieren, die sie auch tatsächlich spielen möchten, dürfen die Teilnehmer nicht unter Zeitdruck gestellt werden. (b) Die benötigte Zeit für das Übersetzen einer Strategiedefinition von Freitext in die interne Darstellung der Experimentierplattform ist nicht vernachlässigbar. Die Annahme dabei ist, dass eine durchschnittliche Menge von Teilnehmer während des Spiels eine neue Strategiedefinition mit durchschnittlicher Komplexität ändert. Die Durchführung des Spiels mittels eines traditionellen Laborexperimentes ist daher nicht möglich. Aus diesem Grund erfolgt für die Teilnahme die Interaktion mit dem Spiel über das Internet. Die einzige Zeitanforderung, welche die Teilnehmer hier erfüllen müssen, ist die Einhaltung einer Frist (typischerweise 20 Stunden; vgl. Abschnitt 5.3.2) um ihre Strategiedefinitionen zu formulieren. Weitere Absprachen oder Synchronisationen mit anderen Teilnehmern oder den Experimentatoren sind nicht notwendig.

**Periodische Änderung von Strategiedefinitionen.** Während eines Spiels können Teilnehmer ihre Strategiedefinitionen ändern. Allerdings wäre eine Änderung zu jedem Zeitpunkt des Spiels problematisch, da in Freitext formulierte Strategiedefinitionen zunächst in die interne Darstellung übersetzt werden müssen. Auf Grund der benötigten Zeit für die Übersetzung – in den durchgeführten Spielen waren für sehr komplexe Strategiedefinitionen bis zu einer Stunde nötig – würde dies gesamte Durchführung erheblich verkomplizieren. Daneben stellt eine permanente Änderungsmöglichkeit auch keinen echten Vorteil dar, da der Effekt einer neuen Strategiedefinition typischerweise nicht sofort, sondern erst nach mehreren Interaktionen, also erst nach mehreren Runden, einsetzt. Daher werden Spiele in Form von *Blöcken* organisiert, wobei ein Block aus jeweils mehreren Runden besteht. Die Teilnehmer können ihre Strategiedefinitionen nur zwischen zwei Blöcken ändern, aber nicht während eines gespielten Blockes. Dieses Vorgehen hat zwei Vorteile. Zunächst wird dadurch kein Teilnehmer bevorzugt, der mehr Zeit für das Spiel aufbringen kann, sei es auf Grund eines „lockeren“ Tagesplans oder eines permanenten Interzuges. Weiterhin müssen durch die Experimentatoren nur die Strategiedefinitionen übersetzt werden, mit denen auch tatsächlich gespielt wird. (Die Teilnehmer können durchaus mehrere Strategiedefinitionen formulieren, aber immer nur genau eine davon kann aktiv sein. Dies ermöglicht den Teilnehmern bei Bedarf, einfach auf bereits formulierte oder schon gespielte Strategiedefinitionen zu wechseln.) Der Aufwand für die Experimentatoren kann somit so gering wie möglich gehalten werden.

**Granularität der bereitgestellten Reputationsinformationen.** Schon die ursprüngliche Variante des Helping Games hat den Teilnehmern Reputationsinformationen, also Informationen über das Verhalten von Teilnehmern in der Rolle als Spender in früheren Interaktionen, zur Verfügung gestellt. In existierende Studien, bestanden die Reputationsinformationen für einen Teilnehmer aus einem einzelnen aggregierten Reputationswert, wobei die Art der Aggregation für alle Teilnehmer identisch war. Die Teilnehmer selbst hatten hierauf keinen Einfluss. Im Falle einer manuellen Entscheidung des Spenders, wie es in diesen Studien der Fall war, ist diese Vereinfachung auch notwendig. Das Bereitstellen und Anzeigen umfangreicher Reputationsinformationen, z.B. die Historie aller Interaktionen, würde die Teilnehmer schnell überfordern. Durch die Formulierung von Strategiedefinitionen können nun Reputationsinformationen mit viel feinerer Granularität, als einen einzigen Wert pro Teilnehmer, zur Verfügung gestellt werden. Tatsächlich sind den Teilnehmern die Ausgänge sämtlicher Interaktionen zugänglich und etwaige Aggregationen sind nun Bestandteil ihrer individuellen Strategiedefinitionen. So können z.B. negative Ausgänge von Interaktionen (Ablehnung der Spende bzw. des Auftrags) stärker berücksichtigt werden als positive Ausgänge. Mit diesem Ansatz lässt sich nicht nur untersuchen, *ob* sondern auch *wie* Teilnehmer auf Reputationsinformation zurückgreifen.

**Anreize für Teilnehmer.** Um aus verhaltensökonomischen Experimenten aussagekräftige Ergebnisse ziehen zu können, müssen Teilnehmer hinreichend motiviert werden, dem Ziel des jeweiligen Spieles zu folgen. Das Ziel des Spiels leitet sich vom modellierten Szenario ab. Im Kontext von vir-

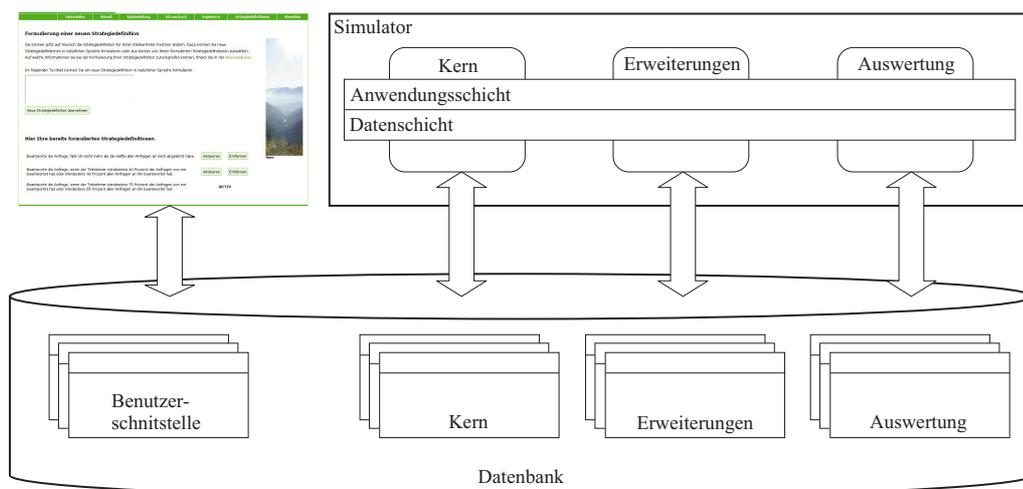


Abbildung 5.1: Systemarchitektur

tuellen Gemeinschaften deren Teilnehmer miteinander agieren, hat ein Teilnehmer das Bestreben, seinen eigenen Gesamtnutzen durch die Interaktionen zu maximieren. Der Gesamtnutzen wird im Helping Game in Form eines Punktekontos repräsentiert. Somit ist für einen Teilnehmer das Ziel des Spieles, seinen Punktestand zu maximieren. Damit ein Teilnehmer über die gesamte Spieldauer dieses Ziel verfolgt, muss seine Belohnung proportional zu seinen erreichten Punkten sein. Am einfachsten und am nachvollziehbarsten geschieht dies über eine monetäre Belohnung, d.h., pro Punkt erhält ein Teilnehmer einen festgelegten Geldbetrag. Zum besseren Verständnis sollen kurz zwei mögliche, aber ungeeignete Alternativen diskutiert werden: (a) Ausgangspunkt ist ein festes Guthaben. Von diesem Guthaben erhalten die Teilnehmer einen prozentualen Anteil in Abhängigkeit ihrer erreichten Punkte. In dem Fall gibt es aber keine direkte Proportionalität zwischen den erreichten Punkten und der Auszahlung. Als Beispiel: Kann ein Teilnehmer A seine Punkte verdoppeln und ein Teilnehmer B seine Punkte verdreifachen, so erhält A nicht die doppelte Auszahlung mehr. Weiterhin fordert diese Form der Entlohnung den Wettbewerb zwischen Teilnehmern, da man nicht nur eine hohe Auszahlung bekommt, wenn man viele Punkte hat, sondern auch dann, wenn andere Teilnehmer wenige Punkte erreichen. Beide Punkte widersprechen dem modellierten Szenario (b) Wie bei Sportveranstaltungen üblich, könnten z.B. nur die gemäß ihres Kontostandes besten drei (oder mehr) Teilnehmer belohnt werden. Zwar ist der Anreiz, seinen Punktestand zu maximieren am Spielbeginn noch gegeben, ändert sich dies typischerweise über die Dauer des Spieles. Sieht z.B. ein Teilnehmer keine Chance mehr in die Gruppen der Besten zu kommen, besteht für ihn kein Grund mehr sich Mühe zu geben, d.h. das Ziel des Spieles zu verfolgen. Gleiches gilt auch für den Erstplatzierten, der uneinholbar vorne liegt.

## 5.2.2 Implementierungsaspekte

Die Experimentierplattform, die für diese Studie in dieser Arbeit entworfen und implementiert wurde, besteht aus zwei Komponenten: Einem Simulator, der die eigentlichen Interaktionen zwischen den virtuellen Spielfiguren durchführt, inkl. einer relationalen Datenbank zur Speicherung sämtlicher spielrelevanten Informationen und einer Web-basierten Schnittstelle, über welche die Teilnehmer mit dem System interagieren. Abbildung 5.1 gibt schematisch die Systemarchitektur wieder. Die beiden Komponenten werden im Folgenden näher vorgestellt.

**Simulator.** Die Simulator der Experimentplattform ist modular aufgebaut, um flexibel an verschiedene Szenarien angepasst zu werden. Die drei Module sind der Simulator Kern, das Auswertungs- und das Erweiterungsmodul. Alle im Simulator anfallenden Daten, einschließlich der Reputationsinformationen und Simulationsergebnisse, werden in einer relationalen Datenbank gespeichert. Auch in der Datenbank spiegelt sich der modulare Aufbau wieder, d.h., dass unterschiedliche Module nicht aus den gleichen Tabellen lesen oder darin schreiben. Im Folgenden werden die drei Module

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

---

kurz erläutert:

- *Kern*  
Der Simulatorekern stellt die minimale Menge an Anwendungslogik und gespeicherten Daten dar, um eine Simulation durchzuführen. Zu den Daten gehören die Teilnehmer einer Simulation, die Ergebnisse der Interaktionen und die des Punktestandes aller Teilnehmer. Zur Logik gehören die elementaren Schritte in einem Spiel, d.h. die Durchführung von Runden und Blöcken.
- *Auswertung*  
Die durch eine Simulation entstehenden Rohdaten sind sehr umfangreich und sind ohne Nachbearbeitung nicht sinnvoll auswertbar. Das Auswertungsmodul hilft dabei, immer wiederkehrende Schritte der Auswertung zu automatisieren. Dies reicht von der Erzeugung von (Zwischen-)Ergebnissen durch vordefinierte Anfragen an die Rohdaten bis hin zur Ausgabe vollständiger Diagramme mittels GNUplot.
- *Erweiterung*  
Das Spiel bietet eine Vielzahl von Freiheitsgraden. Dazu gehört z.B. die Menge und Art der bereitgestellten Informationen für die Teilnehmer. Das Erweiterungsmodul erlaubt den flexiblen Ausbau des Simulators, ohne dem Kern verändern zu müssen.

Ein einzelne Runde, als Grundkonzept des Helping Games, ist Bestandteil der Logik des Simulatorekerns. Algorithmus 6 beschreibt vereinfacht den Ablauf einer Runde. Jeder Teilnehmer tritt pro Runde einmal als Auftragnehmer  $r$  auf. Der potentielle Auftraggeber  $p$  wird zufällig gleichverteilt aus der Menge der restlichen Teilnehmer herausgesucht (Zeile 5). Der Auftraggeber entscheidet daraufhin auf Basis seiner Strategiedefinition, ob er bereit ist, den Auftrag von  $r$  anzunehmen oder nicht (Zeile 6). Falls  $p$  annimmt, werden die Punktestände sowohl des Auftragnehmers als auch des Auftraggebers, gemäß der gewählten Werten für den Nutzen  $b$  und die Kosten  $c$  aktualisiert (Zeile 7). Die Entscheidung von  $p$  und damit der Ausgang der Interaktionen wird als neue Reputationsinformationen gespeichert (Zeile 12).

---

### Algorithmus 6 Ausführung einer einzelnen Runde

---

```
1: performSingleRound() {  
2:    $b \leftarrow$  Nutzen einer Interaktion für den Auftraggeber;  
3:    $c \leftarrow$  Kosten einer Interaktion für den Auftragnehmer;  
4:   for all (requester  $r \in$  Teilnehmer) do  
5:     provider  $p \leftarrow$  getRandomParticipant();  
6:     if ( $p.evaluatePolicy(r) = 'accept'$ ) then  
7:        $r.updateBalance(b)$ ;  $p.updateBalance(-c)$ ;  
8:        $outcome \leftarrow +1$ ;  
9:     else  
10:       $outcome \leftarrow -1$ ;  
11:     end if  
12:     $updateReputationInformation(r,p,outcome)$ ;  
13:  end for}
```

---

Der Ausgang sämtlicher Interaktionen, egal ob der Auftrag angenommen oder abgelehnt wurde, wird in der Datenbanktabelle `Interactions(Requester,Provider,Round,Outcome)` gespeichert, wobei der Wertebereich des Attributes `Outcome` die zweielementige Menge  $\{+1, -1\}$  ist. Der Punktestand jedes Teilnehmers wird in der Tabelle `Credit(Participant,Round,CurrentBalance)` gespeichert und zwar für jede Runde, um die Entwicklung des Punktestandes über die Zeit zu verfolgen. Mit diesem Ansatz einer relationalen Speicherung der Daten entspricht die Auswertung einer Strategiedefinition einer SQL-Anfrage an den Datenbestand. Sobald  $r$  in der Ergebnismenge einer von  $p$  formulierten Strategiedefinition vorkommt, nimmt  $p$  den Auftrag von  $r$  an. In den Experimenten dieser Arbeit, waren Anfragen und damit Strategiedefinitionen auf die beiden Tabellen `Interactions` und `Credit` beschränkt.

BEISPIEL 24: Gegeben sei eine Strategiedefinition „Ich nehmen den Auftrag von anderen Teilnehmern an, die selbst mindestens einen meiner Aufträge an sie in den letzten 10 Runden angenommen haben *oder* mehr als 80% der an sie gerichteten Aufträge angenommen haben“. Die folgende SQL-Anfrage entspricht dieser Strategiedefinition:

```
(SELECT Provider FROM Interactions
 WHERE Requester=me AND Outcome=1
 AND Round>(CurrentRound-10))
UNION
(SELECT Provider FROM Interactions
 GROUP BY Provider
 HAVING AVG(Outcome)>0.8)
```

wobei es sich bei *Me* und *CurrentRound* um Parameter handelt, die während der Auswertung einer Strategiedefinition vom Simulator instanziiert werden. □

Die Tatsache, dass Strategiedefinitionen nur die Tabellen *Interactions* und *Credit* referenzieren können ist spezifisch für unser Szenario. Andere Studien, in denen andere Szenarien modelliert werden sollen, können durchaus andere oder mehr Informationen berücksichtigen. Der Simulator lässt sich durch seinen modularen Aufbau diesbezüglich einfach erweitern.

**Internet-Schnittstelle.** Zur Interaktion mit dem Spiel wurde eine Web-Oberfläche implementiert. Auch die Registrierung zum Spiel erfolgt über diese Oberfläche. Neben dem Vor- und Nachname (freiwillige Angabe) und einem Passwort ist die Angabe einer gültigen E-Mail Voraussetzung. Dies ist wichtig, um die Teilnehmer während des Spiels auch individuell kontaktieren zu können. Um die Gültigkeit einer E-Mail Adresse sicherzustellen, ist die Registrierung eines neuen Teilnehmers als zweistufiger Prozess implementiert. Nach dem Ausfüllen des Anmeldeformulars und Drücken des Bestätigungsknopfes wird zunächst eine E-Mail mit einem persönlichen Aktivierungsverweis an die eingegeben E-Mail Adresse geschickt. Erst wenn der neue Teilnehmer die E-Mail empfangen und auf den Aktivierungsverweis geklickt hat, ist sein Benutzerkonto freigeschaltet und er kann am Spiel teilnehmen. Während eines Spiels kann ein Teilnehmer die Oberfläche wie folgt nutzen:

(1) Die Teilnehmer können jederzeit ihre aktuellen Ergebnisse einsehen (siehe Abbildung 5.2). In unseren durchgeführten Experimenten waren dies der aktuelle Punktestand, die Anzahl erfolgreich abgesetzter Aufträge, die Anzahl selbst bearbeiteter Aufträge und die Punktestandsentwicklung über die Runden.

(2) Auf einer Seiten konnte die Teilnehmer ihre Strategiedefinitionen verwalten. Dazu gehörte vor allem die Formulierung neuer Strategiedefinitionen. Abbildung 5.3 zeigt die Seite für einen Teilnehmer der Freitext-Gruppe. Diese Teilnehmer haben ein Textfeld, in dem sie ihre neue Strategiedefinition in natürlicher Sprache formulieren und speichern können. Teilnehmer der SQL-Gruppe sehen zwei Textfelder, eines für ihre neue Strategiedefinition in SQL und ein optionales für eine verbale Beschreibung ihrer Strategiedefinitionen. Alle Teilnehmer konnten mehrere Strategiedefinitionen formulieren, wobei immer nur eine davon aktiv war. Die Interaktionsmöglichkeiten können von den Experimentatoren verändert werden. Bei einer Freischaltung kann die aktuell aktive Strategiedefinition gewechselt werden, entweder durch die Formulierung einer neuen oder der Aktivierung einer bereits formulierten Strategiedefinition. Ist die Seite gesperrt, können zwar neue Strategiedefinitionen formuliert, aber keine anderen aktiviert werden. Das Löschen von nicht-aktiven Strategiedefinitionen ist jederzeit möglich. Diese Konfigurationsmöglichkeiten, d.h. das Blocken der Aktivierung neuer Strategiedefinitionen zu bestimmten Zeitpunkten, ist wichtig für die blockweise Durchführung von Spielen (mehr dazu in Abschnitt 5.3.2)

(3) Auf der Seite „Wissensbasis“ werden den Teilnehmern die bereitgestellten Informationen, die sie für die Formulierung von Strategiedefinitionen verwenden können, präsentiert. Abbildung 5.4 zeigt die Seite, wie sie die Teilnehmer der Freitext-Gruppe sehen. Dabei handelt es sich um eine verbale Beschreibung des Relationenschemata der Tabellen *Interactions* und *Credits*. Die Beschreibung ist in Form von Fragestellungen formuliert, die alle Aspekte der Daten erfasst. Die Teilnehmer der SQL-Gruppe sehen explizit die zwei Relationenschemata inkl. einer kurzen Beschreibung der Attribute.

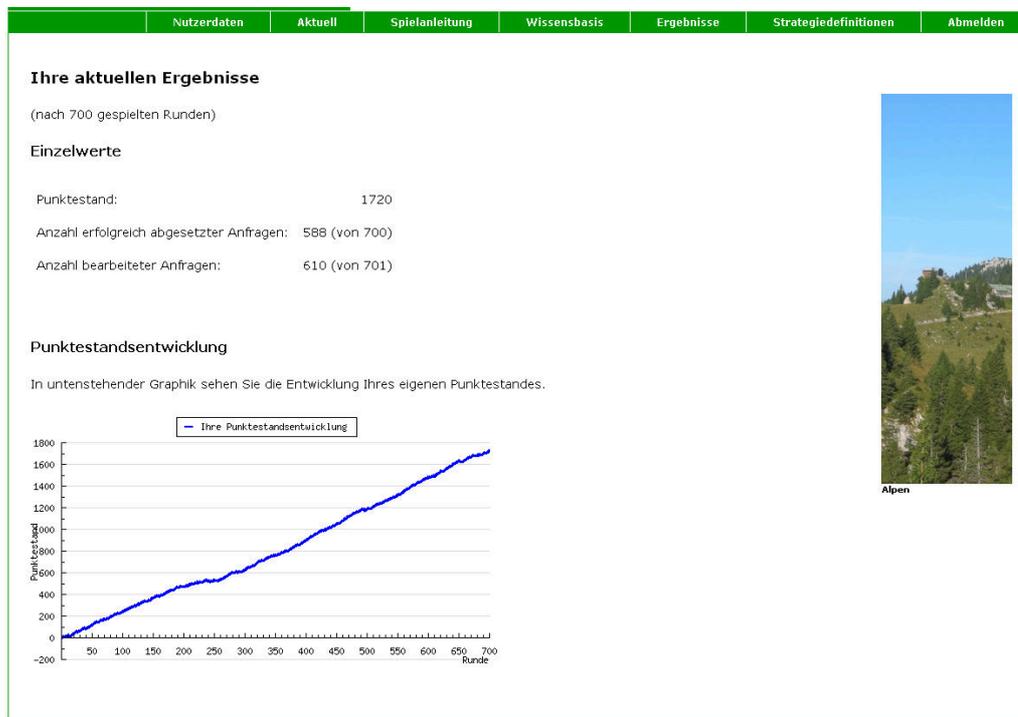


Abbildung 5.2: Seite mit den persönlichen Ergebnissen eines Teilnehmers

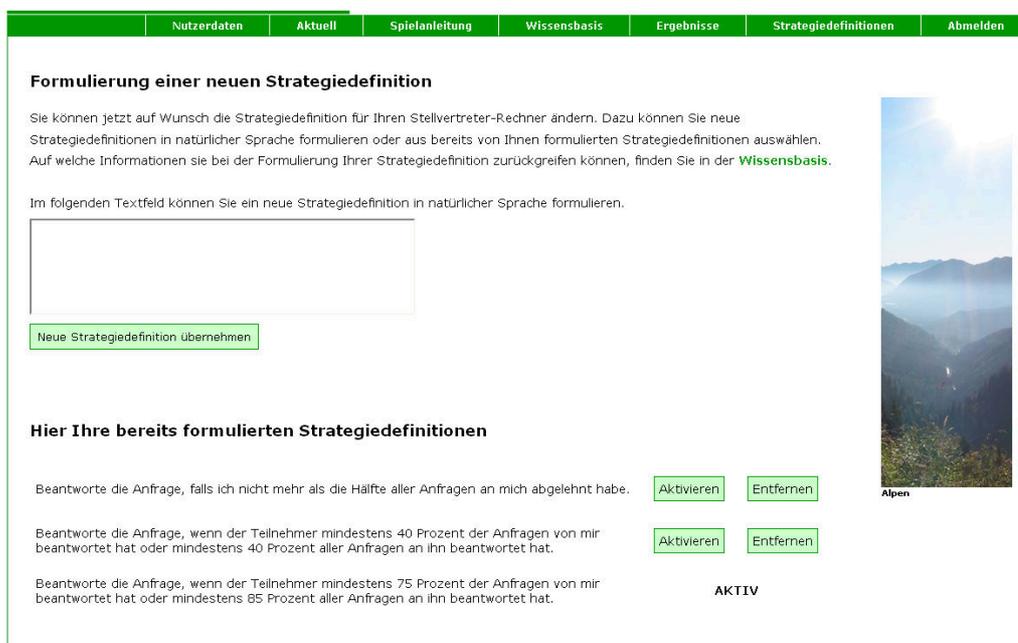


Abbildung 5.3: Seite für die Verwaltung der eigenen Strategiedefinitionen



Abbildung 5.4: Seite mit den bereitgestellten Reputationsinformationen

(4) Die restlichen Seiten der Oberfläche sind von organisatorischer Natur. Zunächst können sich die Teilnehmer jederzeit noch einmal das Spielprinzip bzw. die Spielregeln durchlesen (Abbildung 5.5). Der exakte Wortlaut unterscheidet sich dabei leicht zwischen den Teilnehmern der Freitext- und SQL-Gruppe hinsichtlich dem Konzept und der Formulierung von Strategiedefinitionen. Auf der Seite „Aktuell“ lassen sich Neuigkeiten und Ankündigungen anzeigen. Unter „Nutzerdaten“ können Teilnehmer ihre persönlichen Daten ändern. Ausnahme ist die E-Mail Adresse. Sie kann nicht verändert werden, um auf das regelmäßige Prüfen der Gültigkeit der Adresse zu verzichten.

### 5.2.3 Vor-/Nachteile des Spieldesigns

Die Interaktion mit dem Spiel über eine Web-Oberfläche und damit die Möglichkeit quasi zu jeder Zeit und vom jedem Ort in das Spiel einzugreifen, ist eine der grundlegenden Designentscheidungen. Damit soll gewährleistet werden, dass Teilnehmer nicht unter Zeitdruck stehen und auch die Strategiedefinitionen formulieren, die sie auch tatsächlich spielen wollen. Auf der anderen Seite ist dadurch eine Durchführung der Studie im Rahmen eines traditionellen Laborexperimentes nicht möglich. Daraus entstehen Vorteile aber auch Herausforderungen, die im Folgenden diskutiert werden.

Mit dem vorgeschlagenen Spieldesign geben die Experimentatoren einen gewissen Grad an Kontrolle aus der Hand, der bei Laborexperimenten typischerweise eingehalten wird. So wird z.B. in Laborexperimenten verhindert, dass Teilnehmer „außerhalb“ des Spieles miteinander kommunizieren oder sich sogar sehen. Damit sollen geheime Absprachen zwischen den Teilnehmern verhindert werden, um Spielergebnisse nicht zu verfälschen. Im Spielaufbau dieser Studie können solche Absprachen nicht verhindert werden. Doch zwei Punkte relativieren dieses Problem: (a) Im Spiel bzw. im Simulator werden die Teilnehmer über eine eindeutige Identifikationsnummer (ID) angesprochen, die den Teilnehmern nach außen nicht bekannt ist. D.h. sie können innerhalb ihrer Strategiedefinitionen nicht explizit auf die ID verweisen. Damit sind Strategiedefinitionen wie z.B. „Ich nehme nur Aufträge von meinen Kumpels Max und Moritz an“ nicht möglich. Sinnvolle Absprachen im Rahmen von Teilnehmergruppen werden dadurch sehr erschwert. (b) Eine Art Worst-Case Szenario wäre, wenn sich *alle* Teilnehmer absprechen würden. Dies ist aus zwei Gründen unwahrscheinlich. Zum einen ist nicht zu erwarten, dass sich alle Teilnehmer so gut kennen – auch wenn in dieser Studie die Teilnehmer aus der Hörerschaft einer Vorlesung geworben wurden – dass es zu koordinierten Absprachen während des gesamten Spielverlaufs kommt. Zum anderen besteht

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

Nutzerdaten	Aktuell	Spielanleitung	Wissensbasis	Ergebnisse	Strategiedefinitionen	Abmelden
<h3>Spielanleitung</h3> <p>Grundidee des Spiel ist, dass Spieler über eine gegenseitige Vergabe und Bearbeitung von Aufträgen interagieren und einen persönlichen Nutzen daraus ziehen, wenn ihre Aufträge bearbeitet werden.</p> <p>Stellvertretend für jeden Spieler nimmt ein Rechner aus unserem Rechnerpool am Spiel teil. Der Rechner befolgt dabei die Vorgaben des Spielers. Ziel des Spiels aus Spielersicht ist es, maximalen Nutzen zu erzielen (wird gleich erklärt). Während des Spiels interagieren Rechner, jeweils paarweise, miteinander, und zwar wie folgt: Der erste Rechner, der Auftraggeber, schickt einen Arbeitsauftrag an den anderen Rechner, den Auftragsempfänger. Der Auftragsempfänger kann den Auftrag entweder ablehnen oder ausführen.</p> <p>Der Nutzen für einen Spieler bemisst sich in Punkten. Wird ein Auftrag erfolgreich bearbeitet, werden dem Auftraggeber Punkte gutgeschrieben (+5) und dem Auftragsempfänger Punkte abgezogen (-2). Lehnt der Auftragsempfänger den Auftrag ab werden keine Punkte vergeben bzw. abgezogen. Jeder Spieler kann den aktuellen Punktestand einsehen, sowie dessen Entwicklung über die Zeit. Ziel des Spieles ist es, möglichst viele Punkte zu erwirtschaften.</p> <p>Das Spiel erfolgt rundenweise. Jeder Rechner tritt pro Runde einmal als Auftraggeber auf. Die Spielumgebung weist dem Auftraggeber zufällig einen Auftragsempfänger zu. Der Ausgang jeder Interaktion - Empfänger nimmt Auftrag an oder lehnt ihn ab - wird mitprotokolliert.</p> <p>Jeder Spieler hat jetzt die Möglichkeit festzulegen, unter welchen Umständen sein Rechner einen Auftrag ablehnt oder ausführt. Der Spieler muß hierzu eine Vorschrift, die sogenannte <i>Strategiedefinition</i>, für seinen Rechner verfassen. Ein Spieler kann seine Strategiedefinition zu festgelegten Zeitpunkten im Laufe des Spiels ändern. Diese Zeitpunkte sind für alle Teilnehmer gleich und werden per Mail und auf dieser Internetseite bekanntgegeben.</p> 						

Abbildung 5.5: Seite mit der Übersicht über das Spielprinzip

nach Absprachen in der Regel weiterhin oder auch gerade dann der Anreiz abzuweichen, um sein persönliches Spielergebnis zu verbessern. (Kleiner Vorgriff: Die Analyse der Ergebnisse und der formulierten Strategiedefinitionen zeigen keine Hinweise, dass es zu irgendeiner Art Absprachen zwischen Teilnehmern gekommen ist.)

Eine weitere potentielle Gefahr durch die fehlende Möglichkeit, die Teilnehmer direkt zu beobachten, ist die Durchführung verschiedener Angriffe durch die Teilnehmer. So ist es z.B. denkbar, dass sich ein Teilnehmer mehrfach für ein Spiel registriert (*Sybil Attack* [Dou02]). Dazu benötigt er nur verschiedene, gültige E-Mail-Adressen. Der Anreiz hierfür ist offensichtlich, da mehrere gesteuerte Identitäten in der Regel auch mehr Punkte für den Teilnehmer bedeuten. Um dies zu vermeiden, haben sich die Teilnehmer der Studie nicht selbst registriert. Dies wurde durch die Experimentatoren erledigt. Die Teilnehmer haben dazu eine E-Mail mit ihrem Namen, ihrer E-Mail-Adresse und ihrer Matrikelnummer (bei den Teilnehmern handelte es sich ausnahmslos um Studenten) an die Experimentatoren geschickt. Die Matrikelnummern wiederum konnten auf ihre Gültigkeit geprüft werden. Weiterhin kann es die Spieldurchführung und die Auswertung der Ergebnisse negativ beeinflussen, wenn sich Teilnehmer während eines laufenden Spiels an- oder abmelden können. Dies erlaubt unter anderem auch das so genannte *Whitewashing* [FPCS04], d.h. das gezielte Abmelden und erneute Anmelden, um seine möglicherweise vorher schlechte Reputation loszuwerden. Um dies in den durchgeführten Experimenten zu vermeiden, war ein Abmelden während eines laufenden Spiels nicht möglich. Weiterhin wurde erst mit dem Spiel begonnen, als alle Teilnehmer registriert waren. Ein späterer Einstieg war ebenfalls nicht möglich.

Der Internet-gestützte Experimentaufbau hat den Vorteil, dass für die Teilnehmer die Spielsituation nahezu 1:1 der Situation im modellierten, realen Szenario entspricht: Die Teilnehmer sitzen ungestört vor ihrem eigenen PC (oder vergleichbare, internetfähige Hardware) und formulieren die Strategiedefinitionen mit Hilfe derer sie ihr Verhalten in Interaktionen festlegen. Diese Ähnlichkeit zwischen der Situation im Spiel und dem realen Szenario erlaubt eine begründete Generalisierung der Studienergebnisse. D.h. es besteht die begründete Annahme, dass sich Teilnehmer in Wirklichkeit genauso verhalten würden, wie im Spiel. Für Laborexperimente gilt dies nicht immer. Viele Untersuchungen haben gezeigt, wie stark der gewählte Aufbau in einem Laborexperiment das Verhalten der Teilnehmer beeinflussen kann. Einflussfaktoren können die Einrichtung des Experimentraumes, der Tonfall des Experimentators, ein zeitlich knapper Zeitplan oder gar die Uhrzeit des Experimentes sein. Ein guten Überblick zu diesen Thema mit umfangreichen Literaturverweisen auf verwandte Untersuchungen gibt [LL07].

## 5.3 Studiendurchführung

Das Spieldesign und realisierte Experimentierplattform ermöglichen eine Vielzahl unterschiedlicher Herangehensweisen für die Durchführung von Experimenten. Die genaue Durchführung der Studie muss sinnvoll festgelegt werden. Dazu werden zunächst die zu untersuchenden Forschungsfragen in zu testende Hypothesen umformuliert. Damit werden dann der konkrete Aufbau und die Schritte bzw. Phasen der Studie motiviert, mit deren Ergebnissen sich die Hypothesen testen lassen.

### 5.3.1 Hypothesen

Die Hypothesen, die in dieser Studie getestet wurden, lassen sich in zwei Kategorien einteilen. Die erste Kategorie betrifft die Fragestellung, was für Strategiedefinitionen die Teilnehmer formuliert haben und wie die Art der Formulierung (Freitext vs. SQL) sie beeinflusst hat. Die zweite Kategorie bezieht sich vor allem auf den Effekt der Strategiedefinitionen auf die Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer.

**Aufbau von Strategiedefinitionen und Einfluss der Art der Formulierung.** Die Erwartung ist, dass sich Teilnehmer bei ihrer Entscheidung einen Auftrag anzunehmen oder abzulehnen strategisch verhalten, d.h. das frühere Verhalten des Interaktionspartners berücksichtigen. Das früher Verhalten spiegelt sich in bereitgestellten Reputationsinformationen wider. Dies lässt sich durch folgende Hypothese ausdrücken:

H<sub>1</sub>: Die Mehrzahl an Strategiedefinitionen berücksichtigen Reputationsinformationen.

Für die Teilnehmer bedeutet die Formulierung von Strategiedefinitionen in SQL einen deutlich höheren intellektuellen Aufwand als die Formulierung in natürlicher Sprache. Dies sollte sich sowohl im Aufbau bzw. der Komplexität von Strategiedefinitionen als auch in der Aktivität der Teilnehmer zeigen. Daraus lassen sich folgende beiden Hypothesen ableiten:

H<sub>2</sub>: In Freitext formulierte Strategiedefinitionen sind komplexer als in SQL formulierte.

H<sub>3</sub>: Teilnehmer, die Strategiedefinitionen in Freitext formulieren, sind aktiver, d.h., sie ändern ihre Strategiedefinitionen öfter als Mitglieder der SQL-Gruppe.

Die Ergebnisse der Hypothesen H<sub>2</sub> und H<sub>3</sub> haben direkten Einfluss auf reale Systeme. Da die Unterstützung von natürlichsprachlichen Strategiedefinitionen nicht praktikabel ist, ist unklar, ob ihre Nichtverwendung eine echte Einschränkung für die Formulierung von Strategiedefinitionen darstellt oder nicht.

**Einfluss von Strategiedefinitionen.** Zwei Strategiedefinitionen, die auf den ersten Blick sehr unterschiedlich aussehen, können durchaus zu sehr ähnlichen Entscheidungen kommen. Für die umgekehrte Richtung gilt dies ebenfalls. Trotz der Hypothese, dass in Freitext formulierte Strategiedefinitionen komplexer sind, als in SQL formulierte, hat das keinen Effekt auf die Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer. Die folgenden Hypothesen konkretisieren diese Vermutung:

H<sub>4</sub>: Die Anzahl an Änderungen einer Strategiedefinition hat keinen Einfluss auf den Punktestand eines Teilnehmers

H<sub>5</sub>: Freitext- und SQL-Strategiedefinitionen führen zu ähnlichen Kooperationsbereitschaften.

Reputationssysteme im Allgemeinen, und hier die bereitgestellten Reputationsinformationen, machen das Verhalten der Teilnehmer in früheren Interaktionen der gesamten Population von Teilnehmern zugänglich. Ziel ist, den Teilnehmern einen Anreiz zu kooperativen Verhalten zu geben. Die folgenden zwei Hypothesen beschreiben dieses Ziel genauer:

H<sub>6</sub>: Kooperatives Verhalten zahlt sich aus und führt zu einem höheren Punktestand als unkooperatives Verhalten.

H<sub>7</sub>: Den Teilnehmern ist bewusst, dass sich kooperatives Verhalten auszahlt.

Offensichtlich sind beide Hypothesen verwandt, genauer, das Ergebnis von H<sub>6</sub> hat Einfluss auf das Ergebnis von H<sub>7</sub>. Im Detail sind die Aussagen aber sehr verschieden. Führt z.B. kooperatives Verhalten in der Tat zu einem höheren Punktestand, so muss dies den Teilnehmern nicht notwendigerweise bewusst sein. Nur wenn auch der letzte Punkt erfüllt ist, stellt das Reputationssystem einen hinreichenden Anreiz für kooperatives Verhalten dar.

Existierende Studien zum Helping Game [EF08, NW06, R. 86] haben gezeigt, dass Teilnehmer ihr Verhalten deutlich ändern, wenn sie wissen, dass sich ein Spiel dem Ende neigt. In allen Studien hat sich dies dadurch ausgedrückt, dass die durchschnittliche Kooperationsbereitschaft deutlich gesunken ist. Die Erwartung ist, dass sich die Teilnehmer in dieser Studie ähnlich verhalten:

H<sub>8</sub>: Die Teilnehmer zeigen ein deutliches „Spielende-Verhalten“, d.h., sie kooperieren weniger wenn sie wissen, dass ein Spiel bald vorbei sein wird.

Mit den Spielen lassen sich auch Fragestellungen untersuchen, die sich nicht im Vorfeld in Form einer klar definierten Hypothese formulieren lassen. Ist dies z.B. noch für die Frage, *ob* Reputationsinformationen berücksichtigt werden noch möglich (Hypothese H<sub>1</sub>), so ist dies für das *wie* nicht der Fall. Dennoch wird diese Art von Ergebnissen im Rahmen der Auswertung der Studien ebenfalls im Detail betrachtet.

### 5.3.2 Spielaufbau

Ein Aspekt, der im Rahmen der Studie untersucht werden sollte, war, welchen Effekt die Art der Formulierung von Strategiedefinitionen auf die Ergebnisse besitzt. Neben einer Formulierung in natürlicher Sprache wurde dazu zusätzlich eine formale Sprache eingesetzt. Voraussetzung hierfür war, dass die Teilnehmer hinreichende Erfahrung mit dieser Sprache besitzen. Mit SQL als formale Sprache der Wahl, wurden die Teilnehmer der Studie aus der Menge von Studenten der Datenbankvorlesung „Kommunikation & Datenhaltung“ der Universität Karlsruhe (TH) geworben. Die Teilnahme war dabei freiwillig. Es wurden zwei Spiele, Spiel I and Spiel II, wie folgt durchgeführt: In jedem Spiel wurden die Teilnehmer zufällig in zwei gleich große Gruppen aufgeteilt. Die Teilnehmer der einen Gruppe formulierten ihre Strategiedefinitionen in Freitext, die Teilnehmer der anderen Gruppe in SQL. Im zweiten Spiel wurden die Gruppen getauscht, d.h. Teilnehmer, die in Spiel I Strategiedefinitionen in Freitext formuliert haben, taten dies im zweiten Spiel in SQL, und umgekehrt. Während einige Fragestellungen bereits mit einem Spiel beantwortet werden können, z.B. was für Strategiedefinitionen formuliert werden, erlaubt die Durchführung zweier hintereinander stattfindender Spiele mit den gleichen Teilnehmern auch die Untersuchung von Lerneffekten. Einer der wichtigsten ist, wie sich die Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer entwickelt.

**Durchführung im Detail.** Beide Spiele dauerten mindestens 10 Blöcke. Ab dann wurde ein sechsseitiger Würfel geworfen. Hat der Würfel eine '6' gezeigt, wurden die Teilnehmer darüber informiert, dass der nächste Block auch der letzte sein wird. Durch diese explizite Bekanntgabe des letzten Blockes, konnte die Effekte von „Spielende-Verhalten“ untersucht werden. Ein Block bestand aus drei aufeinander folgenden Phasen:

#### 1. Formulierung von Strategiedefinitionen

In dieser Phase hatten die Teilnehmer Zeit ihre aktuellen Ergebnisse anzuschauen und bei Bedarf ihre Strategiedefinition zu ändern. Dies geschah entweder durch die Formulierung einer neuen Strategiedefinition oder durch den Wechsel zu einer bereits gespielten. Das Ende der Phase wurde durch einen Schlusstermin festgelegt, der den Teilnehmer zu Beginn der Phase bekannt gegeben wurde.

2. *Übersetzung und Überprüfung von Strategiedefinitionen*

Hier wurden zum einen die Freitext-Strategiedefinitionen durch die Experimentatoren in SQL übersetzt. Zum anderen wurden die SQL-Strategiedefinitionen mit der optionalen Beschreibung – die in den allermeisten Fällen auch genutzt wurde – verglichen. Sobald es bei Strategiedefinitionen, egal ob in Freitext oder SQL, Unklarheiten gab, wurden die Teilnehmer per E-Mail kontaktiert (siehe dazu auch Abschnitt 5.4.3)

3. *Spielen der Runden*

Pro Block wurden 50 Runden mit dem Simulator und den aktuellen Strategiedefinitionen gespielt. In beiden Spielen war die Punkteverteilung für den Nutzen und die Kosten im Falle der Bearbeitung einer Interaktion wie folgt:  $b = 5$  und  $c = 2$ . Gemäß [SS06] handelt es sich dabei um eine kostenintensive Parameterwahl, d.h., der Quotient  $c/b$  ist vergleichsweise groß. Diese Wahl der Werte für  $b$  und  $c$  sind interessanter als ein sehr kleiner Quotient  $c/b$ , da hier die negativen Auswirkungen durch eine 'blinde' Kooperativität deutlich ausgeprägter sind.

Nach dem Spielen der Runden und somit dem Ende eines Blockes wurden die Teilnehmer per E-Mail darüber informiert. Darin wurde ihnen der Schlusstermin für die Formulierung einer neuen, oder der Wechsel zu einer bereits gespielten Strategiedefinition, genannt. Mit dieser E-Mail begann gleichzeitig der folgende Block.

**Spieldauer.** Während der Studie wurde versucht, den folgenden Zeitplan einzuhalten: Jeder Block dauerte mindestens 24 Stunden. Im Allgemeinen haben die Teilnehmer ihre neu Strategiedefinitionen direkt nach dem Spielen der letzten Runden vom aktuell abgeschlossenen Block geändert. In Abhängigkeit der Zahl neuer Strategiedefinitionen (im Mittel waren es sechs oder sieben pro Block) und deren Komplexität, hat es einem erfahrenen SQL-Programmierer zwischen ein und drei Stunden gekostet, die Strategiedefinitionen zu übersetzen und zu prüfen. Mit 29 Teilnehmern im ersten und 26 Teilnehmern im zweiten Spiel, hat das Spielen der Runden mit dem Simulator – selbst am Ende eines Spiels, d.h. mit der Auswertung von Strategiedefinitionen auf vielen Reputationsdaten – höchstens wenige Minuten gedauert. Damit hatten die Teilnehmer somit mindestens 20 Stunden Zeit ihre aktuellen Ergebnisse einzusehen und bei Bedarf ihre Strategiedefinition zu ändern. (Die Teilnehmer konnten uns jederzeit per E-Mail benachrichtigen, wenn sie zeitliche Probleme mit dem Schlusstermin des aktuellen Blockes hatten. Doch das kam nie vor; ein Zeichen, dass den Teilnehmern genügend Zeit gegeben wurde.) Eine Ausnahme zu diesem Zeitplan stellt der erste Block eines Spiels dar. Hier mussten *alle* Teilnehmer ihre initiale Strategiedefinition formulieren, was zu einer erheblich längeren Übersetzungs- und Überprüfungsphase führt. Für das allererste Spiel kommt noch hinzu, dass die Teilnehmer etwas Zeit benötigen, um sich an das Spielprinzip, die Oberfläche und an die SQL-Testumgebung zu gewöhnen. Auch hier konnten die Teilnehmer bei Fragen Kontakt per E-Mail aufnehmen. Dies kam zwei oder drei Mal vor, allerdings waren die Fragen von trivialer Natur und bezogen sich nicht auf das Verständnis vom Spielprinzip. Alles in allem dauerten beiden Spiele zusammen ca. fünf Wochen.

**Trainingsmöglichkeit für SQL-Teilnehmer.** Damit die Teilnehmer SQL üben und ihre SQL-Strategiedefinitionen ausprobieren konnten, hatten sie Zugriff auf einen Demodatenbestand von Reputationsinformationen. Das Datenbankschema dieses Demodatenbestandes entsprach dabei 1:1 dem Schema im Spiel. Die Reputationsinformationen stammten aus einem vorangegangenen Probeexperiment über einige Blöcke mit anderen Teilnehmern. Das 'Ausprobieren' von Strategiedefinitionen bedeutete hier vor allem, dass die Teilnehmer die syntaktische Korrektheit ihrer SQL-Anfragen überprüfen konnten. Dies war besonders vorteilhaft für die Experimentatoren während der Übersetzungs- und Überprüfungsphase eines Spiels. Weiterhin konnten die Teilnehmer einen Eindruck gewinnen, welchen prinzipiellen Effekt die Wahl möglicher Parameterwerte auf das Ergebnis einer Strategiedefinition hat. Den Teilnehmern wurde allerdings hinreichend erklärt, dass das Ergebnis einer Strategiedefinition vom aktuellen Datenbestand der Reputationsinformationen ist. D.h. eine Strategiedefinition, die auf dem Demodatenbestand nur eine sehr kleine Menge von Teilnehmern für vertrauenswürdig hält, kann im echten Spiel durchaus die Mehrzahl von Teilnehmern als vertrauenswürdig einstufen.

**Bezahlung.** Nach den Spielen wurden die Teilnehmer ausgezahlt, d.h., sie haben nach dem zweiten

Parameter	Spiel I	Spiel II
Anzahl an Strategiedefinitionen	131	75
Anzahl an Änderungen von Strategiedefinitionen	146	58
Durchschnittliche Kooperationsrate	45.6%	76.1%
Durchschnittlicher Punktestand	1027	1596

**Tabelle 5.1:** Vergleich zwischen Spiel I und Spiel II (Überblick)

Spieler ihre Punkte aus beiden Spielen, umgerechnet in einen Euro-Wert, bar erhalten. In Spiel I gab es einen Cent pro Punkt und in Spiel II – um zu vermeiden, dass die Teilnehmer Interesse am Spiel verlieren – zwei Cent pro Punkt. Diese Umrechnung war den Teilnehmern vor jedem Spiel bekannt gegeben worden. Der durchschnittlich erzielte Betrag pro Teilnehmer waren ca. 42,20 Euro. In beiden Spielen wurden somit um die 1100 Euro ausgegeben. Im Vergleich verwandten Arbeiten sind dies überdurchschnittliche hohe Beträge. Aus diesem Grund wurde der Anreiz für die Teilnehmer hinreichend hoch angesehen, um die Ergebnisse als aussagekräftig zu werten.

## 5.4 Auswertung und Ergebnisse

Im ersten Spiel wurden 16 Blöcke mit 29 Teilnehmern gespielt. 14 davon haben Strategiedefinitionen in Freitext, die restlichen 15 haben Strategiedefinitionen in SQL formuliert. Im zweiten Spiel wurden 15 Blöcke gespielt. Die Teilnehmer waren identischen, mit Ausnahme von drei Aussteigern. All drei gaben Zeitmangel als Grund für ihren Ausstieg an. Von den verbliebenen 26 Teilnehmern haben 15 Strategiedefinitionen in Freitext und 11 Strategiedefinitionen in SQL formuliert. Wie bereits beschrieben, hat die Zugehörigkeit zur Freitext- und SQL-Gruppe zwischen den Spielen gewechselt. In beiden Spielen zusammen wurden insgesamt 206 Strategiedefinitionen formuliert

**Überblick.** Für einen ersten Einblick in die Ergebnisse vergleicht Tabelle 5.1 beide Spiele anhand vier einfacher Kenngrößen: Die Anzahl von Strategiedefinitionen und deren Änderungen, die durchschnittliche Kooperationsrate und der durchschnittliche Punktestand aller Teilnehmer. Aus der Tabelle lassen sich zwei Aussagen ablesen: Sowohl die durchschnittliche Kooperationsrate als auch der durchschnittliche Punktestand der Teilnehmer sind in Spiel II höher als in Spiel I. Dies zeigt an, dass den Teilnehmern bewusst war bzw. über die Zeit bewusst wurde, dass sich kooperatives Verhalten auszahlt. Weiterhin waren die Teilnehmer in Spiel I deutlich aktiver, d.h., sie haben sowohl deutlich mehr Strategiedefinitionen formuliert als auch diese geändert. Man beachte, dass die Anzahl Änderungen größer sein kann als die Anzahl von Strategiedefinitionen selbst, da Teilnehmer auch zu einer bereits gespielten Strategiedefinition zurückwechseln konnten. Dies zählt in diesem Fall zwar als Änderung, aber nicht als neue Strategiedefinition. Die Vermutung für die geringere Aktivität in Spiel II ist, dass die Teilnehmer hier mit ihren Strategiedefinitionen zufriedener waren als in Spiel I. Der durchschnittliche Punktestand war im zweiten Spiel deutlich höher als im ersten.

**Untersuchung der Hypothesen.** Im Rest des Kapitels werden die Ergebnisse aus beiden Spielen im Detail betrachtet und mittels einer statistischen Analyse konkretisiert. Für die Auswertung wurden binomiale Tests verwendet um die Hypothesen aus Abschnitt 5.3.1 abzulehnen oder nicht. Als Maß für die statistische Signifikanz der Ergebnisse dient *p-Wert*. Es wird zwischen zwei Signifikanzstufen unterschieden. Ist  $p \geq 0.05$ , so ist der Unterschied zwischen zwei Verteilungen in einem binomialen Test (*statistisch*) *nicht signifikant*. Der Unterschied ist (*statistisch*) *signifikant* falls  $p < 0.05$ . Zusätzlich ist der Unterschied *hoch signifikant* falls  $p < 0.01$ .

### 5.4.1 Verhalten der Teilnehmer

Eine der interessantesten Fragestellungen war, was für Strategiedefinitionen von Teilnehmern formuliert werden. Diesen Aspekt genauer zu quantifizieren ist schwierig, da der Raum möglicher Strategiedefinitionen prinzipiell unendlich groß ist. Eine erste grundlegende Beobachtung war, dass Strategiedefinitionen oft das Ergebnis einer logischen Kombination aus zwei oder mehreren *Be-*

#Bedingungen.	Spiel I			Spiel II		
	PT	SQL	both	PT	SQL	both
1	39	56	95	31	24	55
2	20	6	26	14	5	19
3	5	1	6	1	-	1
4	3	-	3	-	-	-
5	-	-	-	-	-	-
6	1	-	1	-	-	-
$\Sigma$	68	63	131	46	29	75
$\emptyset$	1.65	1.13	1.40	1.35	1.17	1.28

**Tabelle 5.2:** Anzahl an Bedingungen pro Strategiedefinition

	plaintext	SQL	both
<b>Game I</b>	7.8	5.6	6.9
<b>Game II</b>	5.4	5.4	5.4

**Tabelle 5.3:** Durchschnittliche Anzahl an internen Datenbankoperationen pro Strategiedefinition

*dingungen* besteht. Eine Bedingung ist dabei die kleinste, abgeschlossene Aussage, unter welchen Voraussetzungen ein Teilnehmer bereit ist, die Aufträge anderer anzunehmen. So besteht die Strategiedefinition aus Beispiel 24 aus zwei Bedingungen, die über ein ODER-Verknüpfung kombiniert sind.

**Komplexität von Strategiedefinitionen.** Die Komplexität von Strategiedefinitionen ist schwierig zu quantifizieren, besonders für die in Freitext formulierten. Es wurden zwei verschiedene Ansätze verfolgt. Auf der logischen Ebene wurde als Maß für die Komplexität die Anzahl von Bedingungen pro Strategiedefinition herangezogen. Tabelle 5.2 zeigt, wie viele Strategiedefinitionen eine bestimmte Zahl von Bedingungen besitzen. In beiden Spielen, bestanden rund 1/3 aller Strategiedefinitionen aus mehr als einer Bedingung. Im Mittel waren die in Freitext formulierten Strategiedefinitionen komplexer als die in SQL formulierten, wobei der Unterschied im Spiel I größer war als in Spiel II. Auch die statistische Analyse zeigt, dass der Unterschied im Spiel I signifikant ist, aber nicht im Spiel II. Der Grund hierfür ist, dass die Anzahl Bedingungen pro Freitext-Strategiedefinition im zweiten Spiel deutlich geringer ist als im ersten. Für die SQL-Strategiedefinitionen ist kein deutlicher Unterschied erkennbar.

Auf der physischen Ebene wurde die Komplexität von Strategiedefinitionen anhand der Anzahl interner Datenbankoperationen<sup>1</sup>, die für die Auswertung einer Strategiedefinition benötigt wurden, bestimmt. Tabelle 5.3 zeigt das Ergebnis. Auch hier sind die Freitext-Strategiedefinitionen im Spiel I komplexer als die in SQL formulierten. Im Spiel II fällt dieser Unterschied bzgl. der Komplexität deutlich geringer aus. Grund hierfür ist wieder, dass die durchschnittliche Komplexität der Freitext-Strategiedefinitionen im Spiel II im Vergleich zu Spiel I abgenommen hat. Auch die statistische Analyse zeigt das gleiche Ergebnis. Im Spiel I sind Freitext- und SQL-Strategiedefinitionen bzgl. der Komplexität signifikant verschieden, im Spiel II dagegen nicht. Die Ähnlichkeiten zwischen den Aussagen anhand der durchschnittlichen Anzahl Bedingungen und der durchschnittlicher Anzahl interner Datenbankoperationen sind nicht überraschend, da beide Werte oft korrelieren. Dies ist aber nicht notwendigerweise so, vor allem, wenn eine einzelnen Bedingung so aufwendig ist, dass sei bereits allein viele interne Datenbankoperationen benötigt. Dies kam allerdings in den durchgeführten Spielen nie vor.

Die deutlichen Unterschiede zwischen beiden Spielen lassen sich anhand von Lerneffekten erklären. Die zwei Aspekte von Lerneffekten, die sich aus einer genauen Analyse jeder einzelner Strategiedefinitionen ergaben, sind: (a) Die Teilnehmer, die im zweiten Spiel Freitext-Strategiedefinitionen gespielt haben, taten dies im ersten Spiel in SQL (Wechsel der Freitext- und SQL-Gruppe). Diese

<sup>1</sup>Dazu wurde der Mechanismus von Oracle 10g, zur expliziten Anzeige des Ausführungsplans einer SQL-Anfrage, verwendet (`EXPLAIN PLAN <sql_statement>;`)

Teilnehmer haben in Spiel I eher einfache Strategiedefinitionen gespielt und dennoch gute Ergebnisse erzielt. Es bestand somit für die meisten Spieler in Spiel II keinen Grund, viel komplexere Strategiedefinitionen in Freitext zu formulieren. Dies kam nur vereinzelt vor. Weiterhin war nicht zu erwarten, dass die Teilnehmer, die nach Spiel I von Freitext zu SQL in Spiel II wechselten, nun in SQL komplexere Strategiedefinitionen formulieren. Eher das Gegenteil trat ein, d.h., die Komplexität der Strategiedefinitionen von diesen Teilnehmern nahm ab. (b) Ein kleiner Vorgriff auf noch folgende Ergebnisse: Im Spiel II war die Kooperationsbereitschaft deutlich höher als in Spiel I. Alle Strategiedefinitionen waren im zweiten Spiel kooperativer formuliert. So haben einige der Teilnehmer sogar „Ich nehme alles an“ gespielt. Solche Strategiedefinitionen sind von sehr einfacher Natur. Dagegen tendieren komplexe Strategiedefinitionen schnell dahin, die Aufträge vieler anderer abzulehnen. D.h. also, dass die Teilnehmer mit dem Ziel, sich kooperativer zu verhalten, implizit einfachere Strategiedefinitionen formuliert haben.

**Aufbau von Strategiedefinitionen.** In einem zweiten Schritt wurden alle Bedingungen genauer untersucht. Ziel war es, Gemeinsamkeiten zu identifizieren, mit deren Hilfe eine Klassifikation aufstellen lässt. Nach einer langwierigen, manuellen Inspektion sämtlicher Strategiedefinitionen, ließen sich vier Oberkategorien von Bedingungen identifizieren: Schwellwertbedingungen, Tit-for-tat Bedingungen, „unbedingte“ Bedingungen und sonstige. Jede Oberkategorie lässt anhand spezifischer Merkmale in weitere Kategorien – insgesamt acht – unterteilen. Bedingungen einer Kategorie unterscheiden sich nur noch anhand der Werte für wenige Kategorie-typische Parameter. Die (Ober-)Kategorien sowie deren typische Parameter werden im Folgenden näher erläutert.

- *Schwellwertbedingungen (sw)*

Mit einer Schwellwertbedingung, akzeptiert ein Teilnehmer A die Aufträge eines Teilnehmers B nur dann, wenn B's Reputationswert (oder eine beliebige Maßzahl die in A's Augen das Verhalten von B widerspiegelt) ein von A spezifizierten Schwellwert übersteigt. Der Reputationswert und damit auch der Schwellwert kann dabei von absoluter Natur, z.B. die Zahl angenommener oder abgelehnter Aufträge, oder relativer Natur, z.B. der Prozentsatz akzeptierter Aufträge, sein. Um die Präsentation der Ergebnisse zu vereinfachen, wird die erste Kategorie mit  $sw_{abs}$ , die zweite mit  $sw_{rel}$  bezeichnet. Ein Parameter der innerhalb von Schwellwertbedingungen häufig anzutreffen ist, ist das Zeitintervall das die Runden angibt, aus denen die Reputationsinformationen über andere berücksichtigt werden sollen. Oft wurden nur Informationen aus den letzten  $m$  Runden verwendet.

- *Tit-for-tat Bedingungen (tft)*

Ein Teilnehmer A der eine Tit-for-tat Bedingung verwendet, akzeptiert den Auftrag eines Teilnehmers B dann, wenn B mindestens  $k$  der letzten an ihn gerichteten  $n$  Aufträge akzeptiert hat<sup>2</sup>. Es gilt  $k \leq n$  und typischerweise sind die Werte für  $k$  und  $n$  eher klein, z.B.  $k < n < 5$ . Die Aufträge an B können dabei von allen anderen Teilnehmern stammen, oder nur von A. Ein Beispiel für eine Tit-for-tat Bedingung ist „Ich nehme die Aufträge von anderen an, die ihrerseits mindestens zwei der letzten drei Aufträge an sie ebenfalls angenommen haben.“ Neben  $k$  und  $n$  ist ein weiterer Parameter die Entscheidung, ob A auch dann den Auftrag von B akzeptiert, wenn über B noch keine relevanten Informationen vorliegen.

- *„Unbedingte“ Bedingungen (ub)*

In diese Oberkategorie – auch wenn die Namensgebung etwas Widerspruch hervorruft – fallen alle Bedingungen, die nicht auf bereitgestellte Informationen zurückgreifen. In der Studie konnte zwischen den drei Einzelkategorien „Alles Annehmen.“ ( $ub_{an}$ ), „Alles ablehnen.“ ( $ub_{ab}$ ) und „Mit Wahrscheinlichkeit  $x$  alles an-/ablehnen“ ( $ub_{wkt}$ ) unterschieden werden. Letztere Kategorie von Bedingungen besitzt einen Wahrscheinlichkeitswert als veränderlichen Parameter.

- *Sonstige (sonst)*

In diese Oberkategorie fallen prinzipiell alle Bedingungen, die nicht den anderen drei Oberbedingungen zugeordnet werden können. Obwohl diese Oberkategorie sehr viele denkbare

---

<sup>2</sup>Die ursprüngliche Tit-for-tat Bedingung, wie sie in den Spielen von Axelrod [Axe84] zum Einsatz kam, betrachtete nur die jeweils letzte Interaktion. Bei dieser Variante gilt  $n = 1$  und  $k = 1$ . Die Kategorie hier verallgemeinert lediglich das Konzept der Tit-for-tat Bedingung.

**KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN  
REPUTATIONSSYSTEMEN**

Category	Game I						Game II					
	plaintext		SQL		both		plaintext		SQL		both	
<i>ub<sub>an</sub></i>	3.6		11.3		6.6		14.5		14.7		14.6	
<i>ub<sub>ab</sub></i>	5.4		11.3		7.7		8.1		8.8		8.3	
<i>ub<sub>wkt</sub></i>	9.8	<b>24.1</b>	1.4	<b>29.5</b>	6.6	<b>26.3</b>	0.0	<b>25.8</b>	0.0	<b>29.4</b>	0.0	<b>27.1</b>
<i>sonst<sub>acc</sub></i>	1.7		5.5		3.2		0.0		5.9		2.1	
<i>sonst<sub>ev</sub></i>	3.6		0.0		2.2		3.2		0.0		2.1	
<i>sw<sub>abs</sub></i>	26.8		28.2		27.3		27.5		44.1		33.3	
<i>sw<sub>rel</sub></i>	34.8	<b>75.1</b>	42.3	<b>70.5</b>	37.7	<b>73.7</b>	41.9	<b>74.2</b>	26.5	<b>70.6</b>	36.5	<b>72.9</b>
<i>tft</i>	14.3		0.0		8.7		4.8		0.0		3.1	

**Tabelle 5.4:** Identifizierte Kategorien von Bedingungen

Bedingungen abdeckt, ließen sich nur zwei Einzelkategorien identifizieren: *sonst<sub>pkt</sub>* enthält alle Bedingungen, die den Punktstand anderer Teilnehmer berücksichtigen, z.B. „Ich nehme nur Aufträge von anderen an, wenn diese mehr Punkte als ich besitzen“. Teilnehmer die eine Bedingungen der Kategorie *sonst<sub>ev</sub>* verwenden, machen die Entscheidung über die Annahme und Ablehnung von Aufträgen von ihrem eigenen Verhalten in früheren Interaktionen fest. Ein Beispiel hierfür ist „Ich nehme den Auftrag von jemanden an, wenn ich selbst bisher weniger als 75% der an mich gerichteten Aufträge angenommen habe“. Auch wenn beide Kategorien selbst wieder viele denkbare Bedingungen abdecken, wurde auf eine weitere Unterteilung verzichtet, da nur sehr wenige Bedingungen überhaupt in eine der beiden Kategorien fallen.

Man beachte, dass Schwellwert- und Tit-for-tat Bedingungen durchaus oft zu den gleichen Entscheidungen hinsichtlich der Annahme oder der Ablehnung von Aufträgen kommen. Beide Kategorien honorieren das kooperative Verhalten von anderen, d.h., je kooperativer ein Interaktionspartner in der Vergangenheit war, umso wahrscheinlicher werden dessen Aufträge gemäß einer Schwellwert- oder Tit-for-tat Bedingung angenommen. In der Tat stellt z.B.  $k/n$  einen sinnvollen Wert für eine relative Schwellwert-Bedingung (*sw<sub>rel</sub>*) dar. Auf der anderen Seite ist der Bezug von Tit-for-tat Bedingungen auf die letzten  $n$  Aufträge sehr spezifisch und im Allgemeinen lassen sich Tit-for-tat und Schwellwert-Bedingungen deshalb nicht ineinander überführen. Wenn z.B. für eine Tit-for-tat Bedingung  $n = 3$  gilt, ist unklar, wie viele der letzten Runden eine vergleichbare Schwellwert-Bedingung berücksichtigen muss. Hinzu kommt, dass sich der genaue Wert für die Rundenanzahl ständig ändern kann.

Anhand dieser Klassifikationen wurden die einzelnen Bedingungen aller Strategiedefinitionen den acht Kategorien zugeordnet. Tabelle 5.4 zeigt das Ergebnis: Mehrere Punkte sind dabei erwähnenswert: (1) Kein Teilnehmer einer SQL-Gruppe hat eine Tit-for-tat Bedingung formuliert. Das ist nicht völlig überraschend, da deren Formulierung in SQL recht aufwändig ist. (2) Der allergrößte Anteil besteht aus Tit-for-tat, Schwellwert- und 'unbedingten' Bedingungen. Nur sehr wenige Bedingungen fallen in die Kategorie *Sonstige*. (3) Mit den Ergebnissen kann die Hypothese  $H_1$ , d.h., die meisten Bedingungen berücksichtigen Reputationsinformationen, getestet werden. Gemäß den Definitionen der verschiedenen Kategorien, verwenden sowohl Tit-for-tat als auch Schwellwert-Bedingungen Reputationsinformationen; die anderen Kategorien tun das nicht. Wie Tabelle 5.4 offenbart, verwenden mehr als 70% alle Bedingungen in der Studie Reputationsinformation. Das gilt für beide Spiele und unabhängig davon, ob die Bedingungen in Freitext oder SQL formuliert wurden. Dieses Ergebnis ist in allen Fällen hoch signifikant und unterstützt die Hypothese  $H_1$ . (4) Die Ergebnisse für die Kategorie *tft* und beide *sw* Kategorien zeigen zusätzlich, wie Reputationsinformationen für die Entscheidung über die Annahme und Ablehnung von Aufträgen berücksichtigt wurden. In den allermeisten Fällen dominieren die relative Schwellwertbedingungen (*sw<sub>rel</sub>*). Das ist nicht unerwartet, da die durchschnittliche Kooperationsbereitschaft, genauer der prozentuale Anteil von angenommenen Aufträgen, ein durchaus intuitiver, aussagekräftiger aber dennoch einfach Wert ist, das Verhalten von Teilnehmern in früheren Interaktionen zu beschreiben. Tit-for-tat Bedingungen wurden dagegen, selbst in der Freitext-Gruppe, nur sehr selten formuliert. Auch dieses Ergebnis lässt sich gut erklären, wenn man bedenkt, dass Tit-for-tat Verhalten vor allen in Situation, in denen die gleichen Teilnehmer regelmäßig wiederholt aufeinander treffen, erfolgreich sind. Zwar kam dieser Fall in unserer Studie durchaus vor, aber sehr selten und wenn, dann lagen

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

in der Regel viel Runden zwischen den beiden Interaktionen. (5) Die manuelle Durchsicht sämtlicher Bedingungen hat gezeigt, dass die Strategiedefinitionen der Teilnehmer in beiden Spielen oft verschieden sind. D.h. die Teilnehmer haben nur selten in Spiel II die gleichen Strategiedefinitionen formuliert wie in Spiel I. Das Ergebnis ist unabhängig davon, ob sich die Teilnehmer zunächst entweder in der Freitext- oder der SQL-Gruppe befanden.

**Zeitbezug von Strategiedefinitionen.** Treffen Menschen auf Basis von Informationen ihre Entscheidungen, dann werden häufig aktuelle Informationen stärker berücksichtigt als alte Informationen. In der Literatur wird dieses Phänomen als *Rezenzeffekt* bezeichnet [Plo93]. Der Rezenzeffekt wird mittels des Kurzzeitgedächtnisses begründet. Aktuelle Informationen, die sich noch im Kurzzeitgedächtnis befinden, sind einer Person deutlich präsenter als Informationen im Langzeitgedächtnis. Dies hat wiederum zur Folge, dass man sich mit aktuelleren Informationen besonders gut auseinandersetzen kann, was bei einer Entscheidungsfindung hilft. Das Kurzzeitgedächtnis von Menschen ist begrenzt, d.h., mit dem Erfassen weiterer Informationen werden ältere Informationen im Kurzzeitgedächtnis überschrieben. Wichtige Informationen landen dabei im Langzeitgedächtnis, weniger wichtige werden verworfen. Im Kontext von Reputationssystemen mit einer (nahezu) unbegrenzten Kapazität um Reputationsinformationen zu speichern, stellt sich die Situation anders dar. Hier liegen zu einem Zeitpunkt sämtliche Informationen zum Verhalten anderer Teilnehmer bereit. Hier ist der eigentliche Grund für den Rezenzeffekt – das begrenzte Kurzzeitgedächtnis – nicht gegeben. Es ist daher unklar, wie sehr der Effekt bei den Teilnehmern ausgeprägt ist, d.h. wie viele Strategiedefinitionen aktuelle Informationen stärker gewichten als ältere.

	Freitext	SQL	zusammen
<b>Spiel I</b>	34.1%	38.0%	35.6%
<b>Spiel II</b>	34.8%	37.5%	35.7%

**Tabelle 5.5:** Prozentualer Anteil von Bedingungen mit Zeitbezug

Um dies zu untersuchen, wurde für alle formulierten Bedingungen überprüft, ob und inwieweit sie aktuelle Informationen stärker berücksichtigen. Diese Untersuchung macht natürlich nur für die Kategorien von Bedingungen Sinn, die überhaupt Reputationsinformationen berücksichtigen. Dazu gehören die Schwellwert- und Tit-for-Tat Kategorien. Daher basieren die Ergebnisse allein auf diesen Kategorien. Die Tabelle 5.5 zeigt den Anteil von Bedingungen mit Zeitbezug für beide Spiele. Sowohl in Spiel 1 als auch in Spiel 2 – unabhängig davon, ob ein Teilnehmer zur Freitext- oder SQL-Gruppe gehörte – berücksichtigen jeweils gut 1/3 aller Bedingungen aktuelle Informationen stärker. Es sollte dabei erwähnt werden, dass Tit-for-tat Bedingungen auf Grund der Spezifikation der letzten  $n$  Aufträge (bzw. der letzten  $k$  angenommenen Aufträge) bereits von Natur aus aktuelleren Informationen mehr Bedeutung schenken. Die Art wie die Wichtigkeit aktueller Informationen betont wurde, war in allen Strategiedefinitionen identisch: Ab einem bestimmten Alter – festgelegt durch einen Rundenhorizont oder durch einen Interaktionshorizont – wurde Reputationsinformationen komplett ignoriert. Ausgefeiltere Methoden, wie z.B. eine graduelle Gewichtung von Reputationsinformationen durch einen Alterungsfaktor, kamen nicht zum Einsatz.

**Aktivität der Teilnehmer.** Neben der Frage, was für Strategiedefinitionen formuliert wurden, wurde die Aktivität der Teilnehmer näher untersucht. Die Erwartung war, dass Teilnehmer die Strategiedefinitionen in Freitext formuliert haben, diese während eines Spiels öfter wechseln als Teilnehmer der SQL-Gruppe (Hypothese  $H_3$ ). Um dies zu überprüfen, für beide Spiele und getrennt für die Freitext- und die SQL-Gruppe, wurden die Anzahl von Wechseln der gespielten Strategiedefinitionen für jeden Block gezählt. Abbildung 5.6 zeigt das Ergebnis. Eine genaue statistische Analyse hat folgendes ergeben: Erstens, in beiden Spielen gibt es keinen signifikanten Unterschied hinsichtlich der Wechsel von Strategiedefinitionen zwischen der Freitext- und SQL-Gruppe. Zweitens, sowohl die Freitext- als auch die SQL-Gruppe haben im Spiel II signifikant seltener ihre Strategiedefinitionen gewechselt als in Spiel I. Erklärung hierfür ist auch hier wieder die deutlich höhere Kooperationsbereitschaft aller Teilnehmer in Spiel II. Auf Grund der guten, oder zumindest im Vergleich zu Spiel I deutlich besseren Ergebnisse, waren die Teilnehmer mit den Auswirkungen ihrer Strategiedefinitionen zufriedener als im Spiel II und sahen deshalb seltener

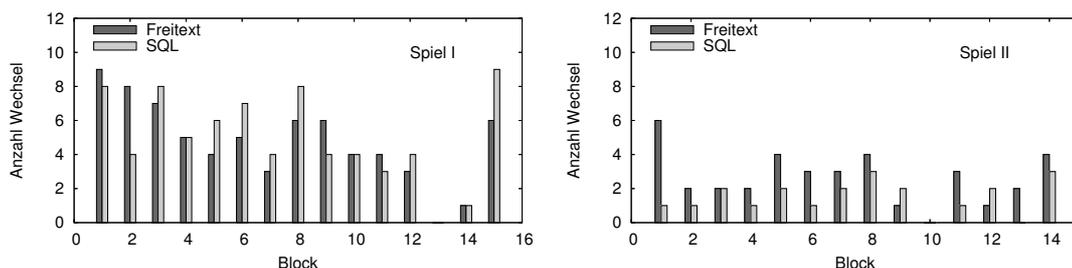


Abbildung 5.6: Anzahl der Wechsel von Strategiedefinitionen in beiden Spielen

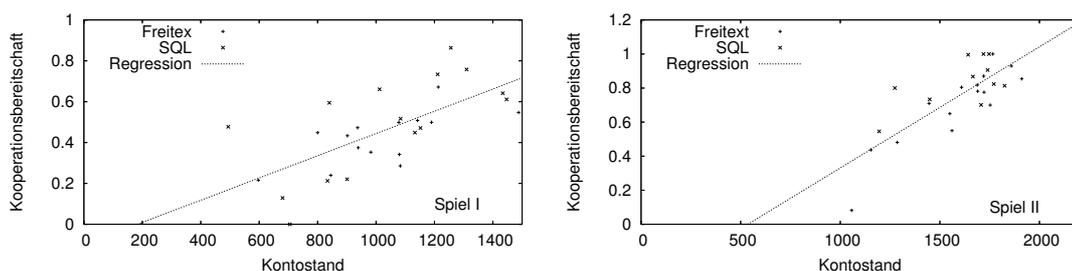


Abbildung 5.7: Korrelation zwischen Kooperationsrate und Punktstand für beide Spiele

einen Grund ihre Strategiedefinitionen zu ändern.

#### 5.4.2 Auswirkung der Strategiedefinitionen

Dieser Abschnitt der Auswertung der Studien, befasst sich mit der Auswirkung der Formulierung von Strategiedefinitionen auf die Kooperationsbereitschaft und damit auch auf den Punktstand bzw. den Nutzen der Teilnehmer.

**Vorteil von kooperativem Verhalten.** Eine wichtige Frage war, ob sich kooperatives Verhalten auszahlt, d.h., ob kooperative Teilnehmer im Durchschnitt einen höheren Punktstand erreichen als unkooperative (Hypothese  $H_6$ ). Dazu wurde untersucht, ob die durchschnittliche Kooperationsrate und der durchschnittliche Punktstand der Teilnehmer am Ende jedes Spieles korrelieren. Abbildung 5.7 zeigt das Ergebnis für beide Spiele, zusammen mit der berechneten Regressionsgerade. Für Spiel I ist der Korrelationskoeffizient 0.66, für Spiel II 0.78. Beide Ergebnisse sind hoch signifikant, d.h., zwischen Kooperationsrate und Punktstand gibt es eine starke Korrelation. Dies gilt auch, wenn die gleiche Berechnung getrennt für die Freitext- und SQL-Gruppen durchgeführt wird; wieder in beiden Spielen. Dies unterstützt die Hypothese  $H_6$ . Weiterhin lässt Abbildung 5.7 bereits erkennen, dass sowohl die durchschnittliche Kooperationsrate als auch der durchschnittliche Punktstand über alle Teilnehmer, im Spiel II deutlich größer war als im Spiel I.

**Effekt der Formulierung von Strategiedefinitionen auf die Kooperationsbereitschaft.** Es wurde untersucht, ob die Art der Formulierung von Strategiedefinitionen einen Einfluss auf die Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer hat oder nicht. Die Erwartung war, dass es zwischen der Freitext- und der SQL-Gruppe keinen Unterschied gibt (Hypothese  $H_5$ ). Dazu wurde in einem Test die Entwicklung der durchschnittlichen Annahmeraten beider Gruppen über die Zeit verglichen. Um die jeweiligen Kurven etwas zu glätten, um dadurch die visuelle Darstellung der Ergebnisse anschaulicher zu machen, wurde ein gleitendes Fenster verwendet. Abbildung 5.8 zeigt das Ergebnis. Erneut lassen sich daraus mehrere Aussagen ableiten: (1) Die Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer aus der Freitext-Gruppe ist niemals über der der SQL Gruppe. D.h. Teilnehmer, die ihre Strategiedefinitionen in SQL formuliert haben, waren im Durchschnitt immer etwas kooperativer als die Teilnehmer aus der Freitext-Gruppe. Die Erklärung hierfür ergab sich aus der manuellen Durchsicht sämtlicher Strategiedefinitionen. Wie in Abschnitt 5.4.1 bereits gezeigt, sind in SQL

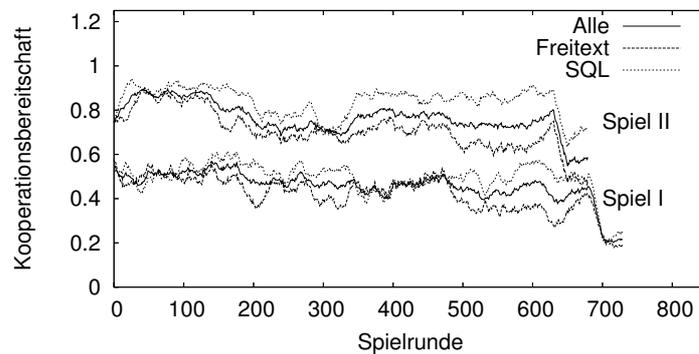


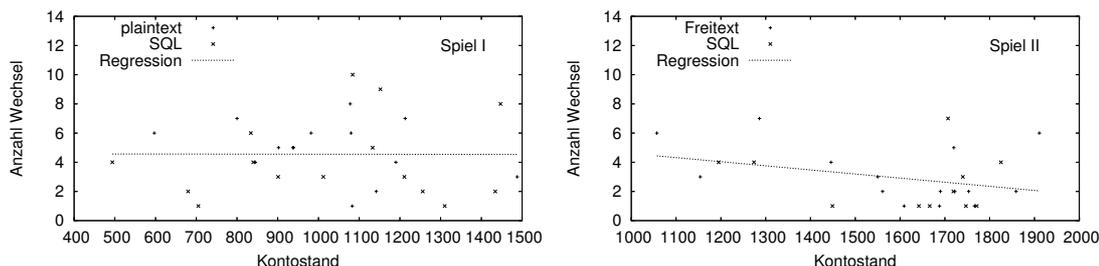
Abbildung 5.8: Entwicklung der durchschnittlichen Kooperationsrate

formulierte Strategiedefinitionen im Mittel komplexer als die in Freitext formulierten. Es hat sich weiterhin gezeigt, dass komplexe Strategiedefinitionen dazu tendieren auch restriktiver zu sein, d.h. nur die Aufträge von sehr wenigen Interaktionspartnern anzunehmen. Trotz der 'sichtbaren' Unterschiede zwischen der Freitext- und SQL-Gruppe, sind in beiden Spielen die Unterschiede nicht signifikant. Dies unterstützt die Hypothese  $H_6$ : Es gibt keinen signifikanten Unterschied hinsichtlich der Kooperationsbereitschaft zwischen der Freitext- und der SQL-Gruppe. (2) Im Spiel II ist die Kooperationsbereitschaft aller Teilnehmer – also unabhängig der Zugehörigkeit zur Freitext- oder SQL-Gruppe – signifikant höher als im Spiel I. Da, bis auf die drei Aussteiger, die Teilnehmer in beiden Spielen identisch waren, unterstützt dieses Ergebnis die Hypothese  $H_7$ , d.h. den Teilnehmern ist bewusst, dass sich kooperatives Verhalten auszahlt. Da sowohl  $H_6$  als auch  $H_7$  von den Ergebnissen unterstützt werden, lässt sich die Aussage treffen, dass der Anreiz, sich kooperativ zu verhalten, hinreichend groß ist. (3) Im letzten Block beider Spiele ist ein deutlicher Abfall in der Kooperationsbereitschaft zu erkennen, sowohl bei der Freitext- als auch bei der SQL-Gruppe. Auch die statistische Analyse zeigt, dass die Unterschiede zwischen der Kooperationsbereitschaft im letzten Block und den anderen Blöcken in beiden Spielen signifikant ist. Viele Teilnehmer haben, sobald sie wussten, dass der nächste Block auch der letzte sein wird, keine Aufträge mehr angenommen, um für den Rest der Spiele keine weiteren Kosten mehr zu haben.

**Effekt der Wechsel von Strategiedefinitionen auf den Punktestand.** Es wurde untersucht, ob die Häufigkeit der Wechsel von Strategiedefinitionen irgendeinen Einfluss auf den erreichten Punktestand haben (Hypothesen  $H_4$ ), speziell, ob eine hohe Wechselhäufigkeit vorteilhaft ist. Dazu wurden die Korrelation zwischen der Wechselhäufigkeit und dem durchschnittlichen Punktestand für alle Teilnehmer betrachtet, siehe Abbildung 5.9 inkl. der berechneten Regressionsgeraden. Für Spiel I beträgt der Korrelationskoeffizient 0.003, was offensichtlich keinerlei Korrelation zwischen beiden Dimensionen darstellt. Für Spiel II ist der Korrelationskoeffizient  $-0.33$ , was eine negative Korrelation zwischen der Wechselhäufigkeit und dem erreichten Punktestand andeutet. Der Hauptgrund für dieses Ergebnis ist, dass im zweiten Spiel einige Teilnehmer ohne Einschränkungen alle Aufträge von anderen angenommen haben und damit gute bis sehr gute Punktestände erzielt haben. Auf der anderen Seite ist die Korrelation nicht signifikant. Daher kann Hypothese  $H_4$  nicht abgelehnt werden.

**Erfolg von Strategiedefinitionen.** Ziel der folgenden Untersuchung war zu prüfen, welche Strategiedefinitionen – um genau zu sein, welche Bedingungen – am erfolgreichsten waren. Dies bedeutet, mit welchen Bedingungen konnten die Teilnehmer im Durchschnitt die meisten Punkte erreichen. Das Ergebnis einer solchen Untersuchung muss mit Vorsicht diskutiert werden, da eine Strategiedefinition/Bedingung, die in allen Situationen die beste Wahl ist, nicht existiert [Axe84]. Der Erfolg einer Strategiedefinition hängt immer von den aktuell gespielten Strategiedefinitionen der anderen Teilnehmer ab. Daher beziehen sich die folgenden Ergebnisse allein auf diese Studie und sind nicht unbedingt allgemeingültig. Dennoch liefern sie einige interessante Einsichten in die Qualität von Strategiedefinitionen.

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN



**Abbildung 5.9:** Kontostand vs. Anzahl Wechsel von Strategiedefinition

BEISPIEL 25: In einer Population, in der alle Teilnehmer bedingungslos alle Aufträge annehmen ( $ub_{an}$ ), würde ein Teilnehmer, der nie Aufträge annimmt ( $ub_{ab}$ ) den höchsten Punktestand erreichen. Dagegen würde der gleiche Teilnehmer, sobald alle anderen Teilnehmer auf Reputationsinformationen zurückgreifen ( $tft$  oder  $sw$ ), sehr schlecht abschneiden, da in diesem Fall seine Aufträge kaum noch von anderen Teilnehmern bearbeitet werden.  $\square$

Tabelle 5.6 zeigt den durchschnittlich erreichten Punktestand für die acht Kategorien von Bedingungen in beiden Spielen. Die Werte wurden dabei mit und einmal ohne den letzten Block ermittelt, um gezielt die Auswirkung von Spielende-Verhalten zu untersuchen. Im Spiel I sind deutliche Unterschiede zwischen Kategorien zu erkennen. Bedingungen die Reputationsinformationen berücksichtigen (Tit-for-tat und Schwellwertbedingungen) schneiden am besten ab. Bedingungen der Kategorie  $ub_{an}$  sind nicht sehr erfolgreich. Erklären lässt sich dies durch eine eher niedrige durchschnittliche Kooperationsrate von  $< 50\%$  im Spiel I. Sobald viele Bedingungen restriktiv sind und somit viele Aufträge abgelehnt werden, ist ein 'blindes' kooperatives Verhalten von Nachteil. In diesem Fall ist die Berücksichtigung des früheren Verhaltens von Teilnehmern sehr wichtig. Weiterhin ist ein Effekt des Spielende-Verhaltens im Spiel I nicht zu erkennen. Im Spiel II sind die durchschnittlich erreichten Punkte pro Kategorie sehr ähnlich und signifikant höher als im Spiel I. Beide Ergebnisse lassen sich durch die signifikant höhere durchschnittliche Kooperationsbereitschaft von  $> 75\%$  erklären. Sobald sich alle Teilnehmer relativ kooperativ verhalten, ist jede nicht allzu strenge Bedingung erfolgreich. Sogar Bedingungen der Kategorie  $ub_{an}$  können hier gut abschneiden, da sie von keinen unkooperativen Teilnehmern ausgenutzt werden. Im Gegensatz zum Spiel I zeigt sich im Spiel II der Effekt von Spielende-Verhalten, am besten erkennbar an der Kategorie  $ub_{ab}$ . Ohne den letzten Block schneidet  $ub_{ab}$  sehr schlecht ab. Wird der letzte Block berücksichtigt, erzielt sie dagegen fast das beste Ergebnis. Der Grund hierfür ist einleuchtend: Vor dem letzten Block beginnen viele Teilnehmer damit, keine Aufträge mehr anzunehmen. Dennoch werden viele ihrer Aufträge noch von anderen angenommen, die sie immer noch für kooperativ halten.

category	Spiel I		Spiel II	
	ohne	mit	ohne	mit
$ub_{an}$	47.1	47.1	106.3	104.8
$ub_{ab}$	60.8	58.6	78.3	109.4
$ub_{wok}$	65.6	63.0	-	-
$sonst_{acc}$	61.7	59.6	111.9	111.9
$sonst_{ev}$	55.5	53.6	103.3	103.4
$sw_{abs}$	74.3	72.6	103.0	101.1
$sw_{rel}$	63.6	61.7	111.3	109.7
$tft$	80.5	79.6	106.4	106.4
$\emptyset$	63.6	62.0	102.9	106.7

**Tabelle 5.6:** Erfolg von Bedingungen (mit und ohne den letzten Block)

Zum Schluss wurde noch der Erfolg von Bedingungen anhand zweier Charakteristiken verglichen,

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

der Berücksichtigung von Reputationsinformationen und ob die Bedingungen zeitabhängig sind oder nicht. Tabelle 5.7 zeigt das Ergebnis. Hier wurde der letzte Block nicht mit einbezogen, um bewusst Effekte durch Spielende-Verhalten auszuklammern. In beiden Spielen sind sowohl Bedingungen basierend auf Reputationsinformationen als auch zeitabhängige Bedingungen jeweils erfolgreicher. Die statistische Analyse zeigt jedoch, dass nur für die Zeitabhängigkeit von Bedingungen diese Unterschiede auch signifikant sind, jedoch nicht für die Berücksichtigung von Reputationsinformationen. Auch dies gilt für beide Spiele.

	Reputationsinformationen		Zeitbezug	
	berücksichtigt	nicht berücksichtigt	ja	nein
Spiel I	61.2	54.2	65.5	53.7
Spiel II	99.7	90.1	111.8	96.7

Tabelle 5.7: Erfolg von Bedingungen (ohne den letzten Block)

**Vorschläge für die Formulierung erfolgreicher Strategiedefinitionen.** Die Vorschläge, die sich aus dieser Studie für die Formulierung von erfolgreichen Strategiedefinitionen ableiten lassen, entsprechen äußerst gut den Vorschlägen für 'gutes' Verhalten im Kontext der indirekten Reziprozität (vgl. Abschnitt 2.3.2): (1) Eine Strategiedefinition sollte 'so kooperativ wie möglich sein' (*Aufrechterhaltung der Kooperation*). (2) Eine Strategiedefinition sollte die Aufträge von Teilnehmern ablehnen, die augenscheinlich (sehr) unkooperativ sind (*Identifikation von unkooperativen Teilnehmern*). (3) Eine Strategiedefinition sollte anderen Teilnehmern 'vergeben', d.h. die Aufträge von ehemals unkooperativen Teilnehmern annehmen, falls sie ihr Verhalten zu Gunsten einer hohen Kooperativität geändert haben (*Vergebung von unkooperativen Teilnehmern*). Was sich nicht in den Ergebnissen der Studie wieder findet ist die *Begründete Bestrafung*. Grund hierfür ist, dass keine einzige Strategiedefinition bzw. Bedingung Wissen 2.Ordnung berücksichtigt. Das bedeutet, jede Auswirkung der Entscheidung eines Teilnehmers über die Annahme oder Ablehnung von Aufträgen, ist unabhängig von Ansehen seiner jeweiligen Interaktionspartner.

### 5.4.3 Weiterführende Einblicke

Nicht nur die Ergebnisse der Studie sind interessant, sondern auch die Beobachtungen, die während der Spiele gemacht wurden. Diese Beobachtungen betreffen zum einen die Übersetzung bzw. Überprüfung von Strategiedefinitionen und zum anderen das Problem von Mehrdeutigkeiten mancher Strategiedefinitionen. Beide Aspekte haben ihre Ursache in der Unterstützung vor allem natürlicher Sprache für die Formulierung von Strategiedefinitionen und motivieren somit den Bedarf einer Werkzeug-gestützten Formulierung in realen Systemen.

**Übersetzung und Überprüfung von Strategiedefinitionen.** Die Spielphase, in der die Strategiedefinitionen der Teilnehmer übersetzt wurden, war äußerst zeitaufwändig und deutlich länger als erwartet. Die Aufwand für die Übersetzung ist dabei stark abhängig davon, zu welcher Kategorie eine Bedingung gehört. 'Unbedingte' Bedingungen sind auf Grund ihrer Einfachheit sehr schnell zu übersetzen. Dagegen gehören Tit-for-tat Bedingungen zu den komplexesten. Grund hierfür ist die Mengenorientiertheit von SQL, was die Bestimmung der letzten  $n$  Interaktionen bzw. der letzten  $k$  Interaktionen recht aufwändig gestaltet. Obwohl es keine prinzipiellen Schwierigkeiten gab, d.h., es wird kein besonders tiefes Verständnis von SQL benötigt, resultiert eine einfach klingende Tit-for-tat Bedingung schnell einer überaus komplexen SQL-Anfrage. (Zur Erinnerung: Kein Teilnehmer einer SQL-Gruppe hat eine Tit-for-tat Bedingung formuliert.) Ein weiteres Problem, was bei der Übersetzung von Freitext-Strategiedefinitionen und bei der Überprüfung von SQL-Strategiedefinitionen berücksichtigt werden muss, sind Laufzeitfehler während der Auswertung der SQL-Anfragen. Typischer Fall, der auch wiederholt während der Spiele auftrat, ist die Division durch Null, z.B. bei der Berechnung der Kooperationsrate (Kategorie  $sw_{rel}$ ). In diesem Fall wird der Nenner 0, wenn ein Teilnehmer noch überhaupt keinen Auftrag von anderen erhalten hat und somit keine Information über sein früheres Verhalten vorliegt.

**Mehrdeutigkeit von Strategiedefinitionen.** Während der Spiele haben Teilnehmer hin und wieder Strategiedefinitionen formuliert, die nicht vollständig spezifiziert waren. Das galt sowohl für Freitext- als auch für SQL-Strategiedefinitionen, allerdings aus unterschiedlichen Gründen. Sobald Mehrdeutigkeiten auftraten, wurden die Teilnehmer individuell per E-Mail kontaktiert, um die Unklarheiten zu beseitigen.

*Freitext-Strategiedefinitionen.* Bei der Verwendung von natürlicher Sprache zur Formulierung von Strategiedefinitionen kann es natürlich leicht zu Mehrdeutigkeiten oder Unklarheiten kommen. In den Spielen ließen sich drei Arten unterscheiden: (a) Vier Strategiedefinitionen waren nicht vollständig quantifiziert. So ist z.B. bei „Ich nehme die Aufträge von anderen an, wenn sie Aufträge von mir angenommen haben“ nicht 100%ig klar, wie viele Aufträge andere Teilnehmer mindestens angenommen haben müssen (alle, einige, mindestens einen, etc.) (b) Zwei Strategiedefinitionen bestanden aus mehr als einer Bedingungen und es war unklar, ob die Bedingungen über ein logisches UND oder ODER verknüpft werden sollten. In beiden Fällen sah die Formulierung in Freitext so aus, dass die Bedingungen in Form einer Aufzählungsliste eingegeben wurden. In Anbetracht der Tatsache, dass es sich bei den Teilnehmern um Informatikstudenten gehandelt hat, ist zu erwarten, dass dieser Effekt in anderen Nutzergruppen noch häufiger auftritt. (c) Bei einer Strategiedefinition war nicht klar, ob nur eigene Erfahrung über aktuelle Interaktionspartner berücksichtigt werden sollten oder alle zur Verfügung stehenden Information über diesen, d.h. auch die Erfahrung andere Teilnehmer mit diesem Interaktionspartner.

*SQL-Strategiedefinitionen.* Mit SQL als formaler Sprache waren SQL-Strategiedefinitionen als solche natürlich nicht mehrdeutig. Unklarheiten sind hier immer dann entstanden, wenn die SQL Anfrage Teilnehmer nicht absolut mit der optionalen, verbalen Beschreibung der Anfrage übereingestimmt hat. Mit dieser Beschreibung sollte bewusst ausgeschlossen werden, dass Teilnehmer aus Unachtsamkeit oder mangelnder Kenntnisse in SQL, andere Strategiedefinitionen formulieren als sie tatsächlich wollten. Insgesamt trat dieser Fall acht Mal auf. In den meisten Fällen war ein Missverständnis hinsichtlich des initialen Datenbestandes die Ursache. Typisches Beispiel ist die Übersetzung der Strategiedefinition „Ich nehme alle Aufträge an“ mit „SELECT Provider FROM Interactions“. Zu Spielbeginn ist die Tabelle `Interactions` leer, d.h., die Anfrage liefert eine leere Ergebnismenge und die Strategiedefinition wird zu „Ich nehme *keine* Aufträge an“. Die SQL-Anfrage entspricht erst dann der gewünschten Strategiedefinition, wenn alle Teilnehmer mindestens einen Auftrag erhalten haben, egal ob sie diesen angenommen oder abgelehnt haben.

**Widersprüche in Strategiedefinitionen.** Strategiedefinitionen geben im Allgemeinen an – und so war es auch für die Teilnehmer im Rahmen der Experimente formuliert – wann ein Teilnehmer bereit ist, die Aufträge anderer anzunehmen. Dies entspricht einer *positiven* Formulierung einer Strategiedefinition. Eine *negative* Formulierung legt explizit fest, wann ein Teilnehmer nicht(!) bereit ist zu kooperieren. Obwohl es prinzipiell keinen Unterschied macht, ob eine Strategiedefinition positiv oder negativ formuliert ist, können Probleme auftreten, wenn beide Varianten vermischt werden. Dieser Fall tritt ein, wenn eine Strategiedefinition aus zwei oder mehr Bedingungen besteht, und mindestens eine Bedingung positiv und mindestens eine Bedingung negativ formuliert ist. Hier kann es zu Situationen kommen, in denen gleichzeitig eine Bedingung einen Auftrag annehmen und eine andere Bedingung den Auftrag ablehnen würde.

**BEISPIEL 26:** Gegeben ist folgende Strategiedefinition eines Teilnehmers A bestehend aus zwei Bedingungen: „Ich nehme Aufträge anderer an, wenn sie meine letzten Auftrag an sie angenommen haben und lehne diese ab, falls sie eine gesamte Kooperationsbereitschaft von unter 50% haben.“. Erhält nun A einen Auftrag von B, ist denkbar, dass B den letzten Auftrag von A zwar bearbeitet hat, aber im Allgemeinen sehr unkooperativ ist < 50%. In diesem Fall würde die erste Bedingung der Strategiedefinition von A den Auftrag von B annehmen, die zweite Bedingung allerdings ablehnen. □

Kommt es vor, dass zwei Bedingungen einer Strategiedefinition zu unterschiedlichen Bedingungen führen, lässt sich dies nur auflösen, wenn den Aussagen unterschiedliche Gewichtung zugewiesen wird. D.h. die Bedingung mit dem höheren Gewicht entscheidet im Fall von unterschiedlichen Entscheidungen. In dieser Hinsicht ist das Problem der Widerspruchsfreiheit eine spezielle Form von Mehrdeutigkeit, d.h. eine Unterspezifizierung von Strategiedefinitionen. Auf der anderen Seite ist die Ursache für diese Art der Mehrdeutigkeit sehr markant und wird somit gesondert betrachtet.

In den durchgeführten Experimenten trat dies Problem nicht auf. Zwar haben Teilnehmer sowohl positive als auch negative Formulierungen verwendet, aber nie in gemischter Form. Sobald eine Strategiedefinition mehr als eine Bedingung besaß, waren entweder alle positiv oder alle negativ formuliert. Somit waren alle formulierten Strategiedefinitionen widerspruchsfrei. Allerdings wurde dieses Problem durchaus in vorher durchgeführten Probespielen beobachtet. Auch hier mussten die Teilnehmer per E-Mail kontaktiert werden, um die Widersprüche aufzulösen.

Teilnehmer ihre Strategiedefinitionen in Freitext oder SQL formulieren zu lassen, war eine nötige Voraussetzung um zu klären, was für Strategiedefinitionen – ohne einschränkende, spezielle Sprachkonstrukte – formuliert werden. Allerdings bedeuten beide Ansätze einen großen zeitlichen Aufwand. Freitext-Strategiedefinitionen sind oft mehrdeutig und müssen in eine interne Darstellung zur Unterstützung einer automatischen Auswertung übersetzt werden. Die Verwendung einer formalen Sprache wie SQL setzt andererseits darin ausgebildete Teilnehmer voraus. Weiterhin kann auch eine formale Sprache nicht verhindern, dass es zu Missverständnissen oder gar Fehler kommt. Alle diese Punkte sind nicht akzeptabel für den Einsatz in realen Umgebungen. Dazu muss die Formulierung sowohl einfach sein als auch zu fehlerfreien und vollständig spezifizierten Strategiedefinitionen führen. In 5.5 wird hierzu ein Lösungsansatz vorgestellt.

### 5.5 Werkzeuggestützte Formulierung von Strategiedefinitionen

Die Ergebnisse der Studie haben gezeigt, dass das Konzept der Formulierung von Strategiedefinitionen, Teilnehmer in Virtuellen Umgebungen hinreichend motiviert, sich kooperativ zu verhalten. Um dies zu untersuchen, wurde die Formulierung von Strategiedefinition den Teilnehmern gezielt so einfach wie möglich gemacht. Auf der anderen Seite hat sich gezeigt, dass sowohl die Verwendung natürlicher Sprache, auf Grund von Mehrdeutigkeiten und der Übersetzung in eine interne Darstellung, als auch einer formalen Sprache (SQL), auf Grund notwendiger Sprachkenntnisse, nicht für reale Umgebungen geeignet sind. Voraussetzungen für einen produktiven Einsatz sind, dass sich Strategiedefinitionen schnell und einfach formulieren lassen, und dabei immer eindeutig spezifiziert sind und sofort in einer internen Repräsentation zur automatisierten Auswertung vorliegen. Im Folgenden wird ein Werkzeug dafür vorgestellt und diskutiert, welches Teilnehmer bei dem Prozess der Formulierung von Strategiedefinitionen unterstützt und die eben genannten Voraussetzungen erfüllt.

#### 5.5.1 Entwurfsentscheidungen

Ausgangspunkt für den Entwurf eines Werkzeugs zur Formulierung von Strategiedefinitionen sind die Ergebnisse der verhaltensökonomischen Experimente. Vor allem die Beobachtung zur Komplexität und Aufbau von Strategiedefinitionen geben klare Hinweise darauf, wie ein solches Werkzeug auszusehen hat:

- *Unterstützung mehrerer Bedingungen*  
Viele Strategiedefinitionen, die Teilnehmer formuliert haben, bestehen aus zwei oder mehr Bedingungen, logisch miteinander verknüpft. Ein Werkzeug muss dies widerspiegeln, d.h., (a) das Konzept einer einzelnen Bedingung unterstützen und (b) erlauben, formulierte Bedingungen über logische Verknüpfungen zu kombinieren.
- *Beschränkung auf positiv formulierten Bedingungen*  
Die Kombination von positiv und negativ formulierten Bedingungen kann zu widersprüchlichen Entscheidungen innerhalb der Auswertung einer Strategiedefinition führen. Mit Hilfe eines Werkzeuges kann leicht sichergestellt werden, dass alle Bedingungen entweder positiv oder negativ formuliert sind. Dies ist keine echte Einschränkung, da eine Bedingung für sich betrachtet, sich immer durch eine gleichwertige positive bzw. negative Formulierung darstellen lässt.

- *Parametrisierte Formulierung von Bedingungen*

Mit der aufgestellten Klassifikation aus Abschnitt 5.4.1 lässt sich die Formulierung einer Bedingung als zweistufiger Prozess beschreiben. Im ersten Schritt wählt der Teilnehmer eine Kategorie (Tit-for-tat, Schwellenwert, etc.). Eine Kategorie beschreibt eine Menge ähnlicher Bedingungen, genauer spezifiziert über eine bestimmte Menge von Parametern. Im zweiten Schritt legt der Teilnehmer die Werte der Parameter fest, die durch die ausgewählte Kategorie angeboten werden.

Mit diesen Designvorgaben lässt sich folgendes Vorgehen für die Formulierung einer Strategiedefinition ableiten. Zunächst formuliert ein Teilnehmer eine oder mehrere Bedingungen, indem er die gewünschte Kategorie auswählt und deren Parameterwerte nach Bedarf setzt. (Eine weitere kleine, aber wichtige Designentscheidung betrifft den Fall, wenn ein Teilnehmer keine Bedingung und somit auch keine Strategiedefinition formuliert. Die beiden Alternativen sind, dass er in dieser Situation immer oder nie Aufträge anderer annimmt. Auf Grund der positiven Formulierung von Bedingungen/Strategiedefinitionen, d.h. der expliziten Vorgabe, wann Aufträge anderer angenommen werden, entspricht keine Strategiedefinition der Aussage „Nehme keine Aufträge an.“) Nach der Formulierung der Einzelbedingungen, kann der Teilnehmer diese mit Hilfe logischer Operatoren miteinander verknüpfen. Auf Grund der positiven Formulierung der Einzelbedingungen kann es dabei nie zu Widersprüchen kommen.

## 5.5.2 Implementierung

Im Folgenden wird eine prototypische Implementierung eines Werkzeugs zur Formulierung von Strategiedefinitionen vorgestellt. Schwerpunkt sind zunächst die prinzipiellen Schritte für die Formulierung, zu dem vor allem die bereitgestellten Kategorien von Bedingungen im Vordergrund stehen. Anschließend wird die Einbettung des Werkzeugs in die Web-Oberfläche des Spiels vorgestellt und mit Abbildungen illustriert.

**Umgesetzte Kategorien.** Prinzipiell lassen sich die in Abschnitt 5.4.2 identifizierten Kategorien direkt umsetzen. Auf der anderen Seite sind bei einer konkreten Implementierung auch die Aspekte Benutzerfreundlichkeit und Übersichtlichkeit von großer Bedeutung. So lassen sich z.B. Kategorien, die gemäß der Klassifikation aus Abschnitt 5.4.1 verschiedene Bedingungen beschreiben, auf Grund eines ähnlichen Aufbaues leicht zusammenfassen. Um dies zu motivieren werden nun zunächst die einzelnen Parameter vorgestellt, die sich aus den formulierten Strategiedefinitionen der Teilnehmer ableiten lassen.

*Wahrscheinlichkeit.* Als einziger Parameter der Kategorie  $uc_{wkt}$  beschreibt dieser, mit welcher Wahrscheinlichkeit die Aufträge anderer Teilnehmer angenommen werden sollen. Eine Beispielbedingung könnte lauten: „Ich nehme in 80% der Fälle die Aufträge anderer an“.

*Rundenhorizont.* Mit diesem Parameter kann ein Teilnehmer innerhalb einer Bedingung festlegen, wie weit er, bezogen auf die Anzahl von Runden, in die Vergangenheit schauen möchte. Mit der Wahl der  $n$  letzten Runden, werden aktuellere Reputationsinformationen stärker gewichtet als alte, z.B. „Ich nehme Aufträge andere an, wenn sie in den letzten 10 Runden keine der an sie gerichteten Aufträge abgelehnt haben“.

*Interaktionshorizont.* Ähnlich wie beim Rundenhorizont, kann hier der Teilnehmer aktuelle Reputationsinformationen über andere höher gewichten. Statt der letzten  $n$  Runden, werden hier die letzten  $n$  Interaktionen eines möglichen Interaktionspartners berücksichtigt. Da ein Teilnehmer nicht in jeder Runde genau einen Auftrag erhält, sind beide Werte in der Regel verschieden und können im Allgemeinen auch nicht ineinander überführt werden. Aus diesem Grund müssen Interaktions- und Rundenhorizont getrennt betrachtet werden.

*Vorleistung.* Die meisten Bedingungen, die Reputationsinformationen berücksichtigen, können nur dann passende Entscheidungen treffen, wenn Teilnehmer bereits Aufträge erhalten haben und somit Informationen über ihr Verhalten vorliegen. Berücksichtigt man das Hinzukommen neuer Teilnehmer, kann diese Situation, in der nötige Informationen fehlen, regelmäßig auftreten. Um dies aufzulösen ist ein einfacher Ja/Nein-Parameter sinnvoll, mit dem ein Teilnehmer festlegen kann, ob er in diesem Fall bereit ist, in Vorleistung zu treten. Vorleistung bedeutet hier, dass ein Teilnehmer den Auftrag eines anderen annimmt, obwohl er über dessen Verhalten noch nichts weiß.

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

---

*Informationsquelle.* Auch wenn in virtuellen Gemeinschaften oft unbekannte Teilnehmer miteinander agieren, ist das erneute Aufeinandertreffen zweier Teilnehmer nicht ausgeschlossen. In solchen Fällen sind eigene Erfahrungen, d.h. selbst erzeugte Reputationsinformationen, typischerweise aussagekräftiger als die Erfahrungen Dritter. Mit Hilfe eines einfachen Ja/Nein-Parameters kann ein Teilnehmer entscheiden, ob er nur persönliche oder alle Erfahrungen über andere Teilnehmer berücksichtigen möchte. Dieser Parameter ist dementsprechend auch nur für Kategorien von Bedingungen relevant, die Reputationsinformationen berücksichtigen.

*Schwellwert.* Vor allem in den Kategorien  $sw_{rel}$  und  $sw_{abs}$  werden aggregierte Werte (z.B. die Anzahl angenommener/abgelehnter Aufträge oder die durchschnittliche Annahmerate) mit einem spezifizierten Schwellwert verglichen. Dieser Schwellwert muss offensichtlich ein durch die Teilnehmer frei manipulierbarer Parameter sein. Der Schwellwert ist dabei von numerischer Natur.

*Vergleichsoperator.* Im Rahmen des Vergleiches von aggregierten Werten und dazugehörigen Schwellwerten ist es für Teilnehmer hilfreich, auch die Vergleichsoperationen selbst festlegen zu können („Ich nehme Aufträge anderer an, wenn sie mehr/weniger als 50% der an sie gerichteten Aufträge angenommen haben“). Prinzipiell existieren für numerische Werte sechs Vergleichsoperatoren ( $<$ ,  $\leq$ ,  $\neq$ ,  $=$ ,  $\geq$ ,  $>$ ). Auf der anderen Seite beschreiben  $\neq$  und  $=$  im Kontext von Bedingungen eher unintuitive Sonderfälle. Weiterhin ist der Unterschied zwischen  $<$  und  $\leq$  und zwischen  $\geq$  und  $>$  nur sehr gering, um die Bereitstellung aller vier Operatoren zu begründen. Damit kann die Menge von Vergleichsoperatoren auf die beiden Operatoren  $\leq$  und  $\geq$  ohne wirklich Einschränkung der Aussagekraft – aber mit deutlicher Erhöhung der Übersichtlichkeit und damit der Benutzerfreundlichkeit – reduziert werden.

*Aggregatwert.* Die Kategorie  $sonst_{pkt}$  wurde gesondert betrachtet, da hier nicht Reputationsdaten sondern die Punktestände von Teilnehmern berücksichtigt wurde. Bezüglich dem Aufbau von Bedingungen ist diese Kategorie aber vergleichbar mit  $sw_{abs}$ , außer das sich der absolute Wert aus den Punkteständen ableitet. Weiterhin sind auch innerhalb der Reputationsdaten verschiedene absolute Wert für einen Vergleich mit einem spezifizierten Schwellwert denkbar, z.B. die Zahl angenommener oder abgelehnter Aufträge. Durch die Repräsentation des Aggregatwertes als Parameter einer Kategorie, lassen sich ähnliche Kategorien (hier vor allem  $sonst_{pkt}$  und  $sw_{abs}$ ) zusammenfassen.

*Perspektivenwechsel.* Manche Teilnehmer haben in der Studie Bedingungen formuliert, die für die Annahme von Aufträgen ihr eigenes Verhalten („Ich nehme Aufträge anderer an, wenn ich bisher weniger als 50% der an mich gerichteten Aufträge angenommen habe“) oder ihre eigenen aktuellen Ergebnisse („Ich nehme Aufträge anderer an, wenn ich mehr als  $x$  Punkte habe“) berücksichtigt haben. Diese Bedingungen wurden in der Kategorie  $sonst_{ev}$  zusammengefasst. Auf der anderen Seite, sind sehr viele verschiedene Bedingungen dieser Art möglich. Dabei fällt auf, dass diese Bedingungen nahezu identisch mit anderen Kategorien sind, mit Ausnahme der Perspektive. So ist z.B. die Bedingung „Ich nehme Aufträge anderer an, wenn ich bisher weniger als 50% der an mich gerichteten Aufträge angenommen habe“ nichts anderes als eine Bedingung der Kategorie  $sw_{rel}$  („Ich nehme Aufträge anderer an, wenn sie bisher weniger als 50% der an sie gerichteten Aufträge angenommen haben“) aus der Perspektive des Dienstnehmers. Damit lässt sich der Perspektivenwechsel als einfacher Ja/Nein-Parameter für Kategorien realisieren. Sinnvoll ist dieser Parameter für die Kategorien  $tft$ ,  $sw_{rel}$  und  $sw_{abs}$ . Als Konsequenz muss die Kategorie  $sonst_{ev}$  nicht eigens umgesetzt werden.

Die Auflistung der Parameter hat gezeigt, dass sich verschiedene Kategorien sinnvoll zusammenfassen lassen. Vor allem die Kategorien  $sonst_{pkt}$  und  $sonst_{ev}$  lassen sich als zusätzliche Parameter in andere Kategorien integrieren. Somit bleiben von den ursprünglich acht Kategorien für Bedingungen noch folgende sechs übrig:  $ub_{an}$ ,  $ub_{wk}$ ,  $tft$ ,  $sw_{rel}$ ,  $sw_{abs}$ . Aber auch die Ableitung neuer Kategorien aus bereits existierenden Kategorien kann Sinn machen. So vergleichen sich manche Teilnehmer innerhalb ihrer Bedingungen direkt mit den möglichen Interaktionspartnern. D.h., gemäß einem bestimmten Kriterium (z.B. durchschnittliche Annahmerate oder aktueller Punktestand) vergleichen sie ihren eigenen Wert mit dem von anderen Teilnehmern. Eine Beispielbedingung ist „Ich nehme Aufträge anderer an, wenn ihr Punktestand größer ist als meiner“. Nach der bisherigen Klassifikation gehören solche Bedingungen zur Kategorie  $sw_{rel}$ , da es sich bei Vergleichswerten um einen nicht absoluten Schwellwert handelt. Andererseits ist diese Art der Formulierung – also der direkte Vergleich von sich mit anderen – sehr speziell, so dass hier eine eigene Kategorie sinnvoll

**KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN  
REPUTATIONSSYSTEMEN**

	<i>ub<sub>an</sub></i>	<i>ub<sub>an</sub></i>	<i>ub<sub>wkt</sub></i>	<i>tft</i>	<i>sw<sub>rel</sub></i>	<i>sw<sub>abs</sub></i>	<i>vgl</i>
Wahrscheinlichkeit	-	-	✓	-	-	-	-
Rundenhorizont	-	-	-	-	✓	✓	✓
Interaktionshorizont	-	-	-	✓	-	-	-
Vorleistung	-	-	-	✓	✓	✓	✓
Informationsquelle	-	-	-	✓	✓	✓	✓
Schwellwert	-	-	-	-	✓	✓	-
Vergleichsoperator	-	-	-	-	✓	✓	✓
Aggregatwert	-	-	-	-	✓	✓	✓
Perspektivenwechsel	-	-	-	✓	✓	✓	-

**Tabelle 5.8:** Freie Parameter der verschiedenen Kategorien von Bedingungen

erscheint. Diese neue Kategorie für den direkten Vergleich zwischen zwei Teilnehmern wird im Folgenden als *vgl* bezeichnet. Damit sind nun alle zehn Parameter und sieben Kategorien bekannt. Tabelle 5.8 zeigt den Zuordnung von Parametern zu den einzelnen Kategorien von Bedingungen.

Für jede Kategorie inkl. ihrer Parameter lässt sich eine vorgefertigte SQL-Anfrage als interne Darstellung einer Bedingung formulieren. Die Parameter werden durch definierte Platzhalter repräsentiert. Nach der Wahl der Werte für die Parameter, werden die Platzhalter durch diese ersetzt und das Ergebnis ist eine korrekte und gültige Bedingung in SQL. Das folgende Beispiel illustriert die Idee für die einfache Kategorie *ub<sub>wkt</sub>*. Vor allem die Kategorien, die Reputationsinformationen berücksichtigen, führen zu deutlich komplexeren SQL-Anfragen; das Prinzip ist aber völlig identisch.

**BEISPIEL 27:** Die Kategorie *ub<sub>wkt</sub>* besitzt nur einen Parameter (Wahrscheinlichkeit) und resultiert in einer einfachen SQL Anfrage, welche mit der gegebenen Wahrscheinlichkeit alle Teilnehmer zurückliefert oder keine:

```
SELECT id FROM Participants
WHERE (DBMS_RANDOM.VALUE*100) ≤ ###ProbabilityInPercent###
```

wobei `DBMS_RANDOM.VALUE` eine datenbankinterne Funktion ist und einen Zufallswert aus dem Intervall  $[0,1]$  zurückliefert. `###ProbabilityInPercent###` ist der Platzhalter für den Parameter der Wahrscheinlichkeit, welcher im Laufe der Formulierung eine Bedingung durch den vom Teilnehmer vorgegeben Wert von 0-100% ersetzt wird. □

Besteht eine endgültige Strategiedefinition aus mehr als einer Bedingung, so müssen diese noch über logische UND- und ODER-Verknüpfung kombiniert werden. Die Bedingungen müssen so formuliert werden, dass die entsprechende SQL-Anfrage alle Teilnehmer in der Ergebnismenge enthält, von denen gemäß der Bedingung Aufträge angenommen werden. Die Umsetzung der logische Operatoren nach SQL ist einfach. Sind zwei Bedingungen über ein logisches UND verknüpft, so werden die entsprechenden SQL-Anfragen beider Bedingungen über eine UNION miteinander verbunden. Analog werden zwei SQL-Anfragen über ein INTERSECT verbunden, wenn die jeweiligen Bedingungen über ein logisches UND verknüpft sind.

**Integration in die Web-Oberfläche.** Die große Zweiteilung bei der Formulierung einer Strategiedefinition – die Formulierung einzelner Bedingungen und anschließend deren logische Verknüpfung – spiegelt sich auch in den entsprechenden Erweiterungen der Web-Oberfläche wieder. Für die Formulierung einer Bedingung muss der Teilnehmer aus verschiedenen Komponenten, seien es Kategorien oder Parameter wählen. Je nach Wertebereich der Komponenten variieren die Schaltelemente zu deren Auswahl. Einfache Ja/Nein-Parameter werden durch Checkboxes festgelegt, wobei das Setzen bzw. das Entfernen des Häkchens den jeweiligen Parameterwert darstellt. Stehen eine diskrete Menge von Werten zur Auswahl – dies gilt auch für die Wahl einer der sieben Kategorien – werden Comboboxen eingesetzt. Parameter die prinzipiell einen unendlichen oder kontinuierlichen Wertebereich zulassen, müssen mit Hilfe von Textfeldern spezifiziert werden. Da

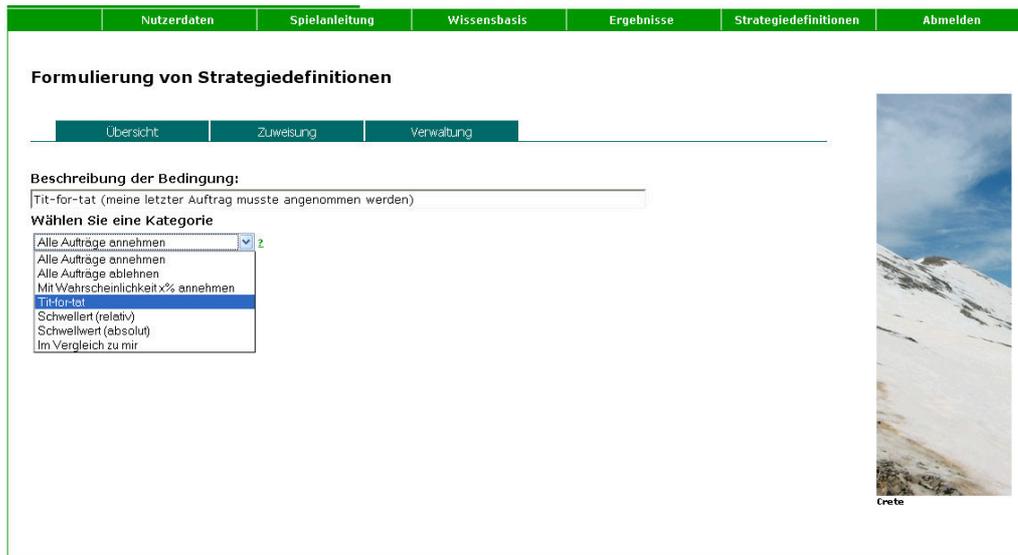


Abbildung 5.10: Auswahl einer Kategorie von Bedingungen

hier Teilnehmer auch unzulässige Werte eintragen können, müssen für diese Art von Parametern die Werte zunächst durch das Werkzeug überprüft werden. Es wenn diese Überprüfung erfolgreich war, kann die endgültige SQL-Anfrage mit allen ersetzten Platzhaltern für Parameterwerte generiert werden. Als Hilfe für die Teilnehmer, können durch Anklicken von Fragezeichensymbolen bei jeder Kategorie und jedem Parameter entsprechende Informationen eingeholt werden.

Abbildung 5.10 zeigt die Wahl der Kategorie einer Bedingung. Die sieben vorgestellten Kategorien werden durch eine kurze Beschreibung repräsentiert; die Auswahl erfolgt mittels Combobox. Nachdem sich der Teilnehmer für eine Kategorie entschieden hat (hier: Tit-for-tat), kann er die entsprechenden Parameter dieser Kategorie festlegen. Für Tit-for-tat sind das fünf Parameter; siehe Abbildung 5.11. Trotz der durchaus aussagekräftigen Bezeichner für die Kategorien und die jeweiligen Parameter, sind dennoch Unklarheiten von Seiten der Teilnehmer vorstellbar. Aus diesem Grund, lässt sich für jede dargestellte Komponente ein Hilfetext durch das Anklicken eines nebenstehenden '?'-Symbols aufrufen. Für die jeweilige Kategorie oder den jeweiligen Parameter, werden dann weiterführende Informationen angezeigt, die Semantik bzw. Auswirkung einer Auswahl beschreiben.

Auf einer zweiten Seite lassen sich nun die einzelnen Bedingungen logisch verknüpfen. Obwohl die Teilnehmer der Studie ihre Bedingungen entweder alle per UND- oder alle per ODER-Verknüpfung kombiniert haben, sind durchaus auch komplexere logische Ausdrücke denkbar, die eine Klammerung von Teilausdrücken voraussetzt. Dies wird durch das Werkzeug unterstützt, d.h., die Teilnehmer können ihre Bedingungen durch Hinzufügen und Entfernen von Klammern sowie durch die Änderung der Reihenfolge der Bedingungen beliebig komplexe logische Ausdrücke erstellen. Auch hier gilt: Nur bei einer korrekten Klammerung, wird die finale SQL-Anfrage für die gewünschte Strategiedefinition generiert. Abbildung 5.12 zeigt beispielhaft die Kombination von drei Bedingungen zu einer Strategiedefinition. In mathematischer Schreibweise entspricht die logische Verknüpfung folgendem Ausdruck:

$$(\text{Bedingung}_1 \vee \text{Bedingung}_2) \wedge \text{Bedingung}_3$$

Ist die Klammerung nicht korrekt, wird dies dem Benutzer durch eine auffällige Fehlermeldung mitgeteilt inkl. des Hinweises, dass die Strategiedefinition nicht erfolgreich erstellt werden konnte.

Mit ein klein wenig Übung bedeutet die Formulierung einer Bedingung einen Aufwand von wenigen Sekunden bis höchstens einer Minute. In Abhängigkeit der Anzahl von Bedingungen, ist auch die Formulierung vollständiger Strategiedefinitionen ein schneller und einfacher Vorgang. Auch bei der Werkzeuggestützten Formulierung von Strategiedefinitionen gilt, dass die Teilnehmer gleichzeitig mehrere Strategiedefinitionen besitzen können, wobei wieder nur eine davon aktiv ist,



d.h., dass auch tatsächlich nur eine Strategiedefinition für die Entscheidungsfindung herangezogen wird.

### 5.5.3 Bewertung des Werkzeugs

Das Design und die Umsetzung des vorgestellten Werkzeugs zur Formulierung von Strategiedefinitionen leiten sich direkt aus den Ergebnissen der Studie ab. Um zusätzlich dessen Anwendbarkeit für beliebige Umgebungen zu motivieren, werden folgende zwei Punkte näher diskutiert: die *Ausdrucksmächtigkeit* und die *Erweiterbarkeit* des Werkzeugs.

**Ausdrucksmächtigkeit.** Grundsätzlich schränkt jedes Werkzeug zur Unterstützung von Teilnehmern bei der Formulierung von Strategiedefinitionen die Anzahl möglicher Strategien ein. D.h. es lassen sich immer Strategiedefinitionen finden, die sich nicht mit Hilfe des Werkzeugs nachbilden lassen. Auf der andere Seite sind bereits mit dem in Abschnitt 5.5.2 vorgestellten einfachen Werkzeug alle Strategiedefinitionen formulierbar, die im Rahmen der Studie auftraten. Kernpunkt sind die implementierten Kategorien inkl. der jeweiligen Parameter. In Zahlen: Bereits sieben Kategorien mit höchstens einer Handvoll Parameter pro Kategorie sind ausreichend. Durch die Kategorien lassen sich die einzelnen Bedingungen formulieren. Die Verknüpfbarkeit der Bedingungen und die Einschränkung der Bedingungen auf eine positive Formulierung haben keinen einschränkenden Effekt auf die Ausdrucksmächtigkeit des Werkzeugs.

**Erweiterbarkeit.** Das vorgestellte Werkzeug ist nicht statisch, sondern kann erweitert werden. Dies ist immer dann nötig, wenn Strategiedefinitionen, die zum aktuellen Zeitpunkt nicht formulierbar sind, ebenfalls darstellbar sein sollen. Grob lassen sich zwei Fälle unterscheiden: (a) Die einfachste Erweiterung ist das Hinzufügen eines weiteren Parameters zu einer bestehenden Kategorie. Hier muss lediglich der SQL-Ausdruck der Kategorie gemäß dem neuen Parameter erweitert werden und der Parameter selbst auf der entsprechenden Seite der Web-Oberfläche zur Modifikation dargestellt werden. (b) Der etwas komplexere Fall ist das Hinzufügen einer neuen Kategorie. Hier müssen zunächst alle Parameter sinnvoll identifiziert werden, die eine konkrete Strategiedefinition dieser Kategorie sinnvoll beschreiben. Daraufhin muss für die Kategorie unter Berücksichtigung aller Parameter der neue SQL-Ausdruck programmiert werden. Dabei muss lediglich auf eine positive Formulierung geachtet werden, um die Widerspruchsfreiheit im Fall mehrerer Bedingungen für eine Strategiedefinition nicht zu gefährden. Als letzter Schritt wird die Web-Oberfläche hinsichtlich der neuen Kategorie und ihrer Parameter erweitert.

Die gefundenen und für das Werkzeug umgesetzten Kategorien decken des Spektrum „sinnvoller“ Strategiedefinitionen bereits gut ab. Eine Erweiterung wird immer dann interessant, wenn sich dieses Spektrum vergrößert. Der typische Fall ist, dass sich die Menge bereitgestellter Reputationsdaten ändert bzw. erweitert wird. Da die aktuellen Kategorien dieses Wissen dann nicht berücksichtigen, können Strategiedefinitionen, die darauf Bezug nehmen, nicht formuliert werden. Eine Änderung, die im Normalfall die Erweiterung einer bestehenden Kategorie um einen weiteren Parameter nach sich zieht, ist die Erweiterung einer Tabelle des Datenbestandes um ein neues Attribut. Die könnte z.B. ein Attribut **Context** für die Tabelle **Interactions** sein, welches die Situation einer Interaktion näher beschreibt. Ein komplett neue Tabelle mit Reputationsinformationen führt typischerweise zu einer oder mehreren neuen Kategorien. Ein Beispiel hierfür ist eine intern vorberechnete Rangliste aller Teilnehmer gemäß ihrer Kooperativität. Eine neue, einfache Kategorie von Strategiedefinitionen kann dann z.B. lauten: „Ich nehme die Aufträge anderer an, wenn sie zu den  $m\%$  besten Teilnehmer gemäß der vorgegeben Rangliste gehören“;  $m$  ist dabei offensichtlich der freie Parameter dieser Kategorie. Wichtig ist zu erwähnen, dass die Menge „sinnvoller“ Strategiedefinitionen mit der Menge bereitgestellten Wissens mindestens exponential ansteigt, da sich die Informationen beliebig kombinieren lassen. Folgende Kategorie kombiniert z.B. eine vorberechnete Rangfolge mit den Informationen über die Ausgänge von Interaktionen (Tabelle **Interactions**): „Ich nehme die Aufträge anderer an, wenn sie selbst alle Aufträge der  $m\%$  besten Teilnehmer gemäß der vorgegeben Rangfolge angenommen habe“. D.h. für sehr viele bereitgestellte Informationen, kann ein Werkzeug zur Formulierung von Strategiedefinitionen durchaus recht umfangreich werden, sobald ein gewisses Maß an Ausdrucksmächtigkeit garantiert werden soll.

## 5.6 Zentralitätsbasierte Analyse

Die Analyse von Zentralitätsmaßen als Reputationsmetrik zur Identifizierung (un-)kooperativer Teilnehmer war bereits Thema in Kapitel 4. Dort wurden durch Simulationen generierte Daten eingesetzt. Dies hatte zwei Gründe. Hinsichtlich der Performanz konnten auch große Gemeinschaften nachgebildet werden, um die Laufzeiten von verschiedenen Maßen vergleichen zu können. Aus Sicht der Effektivität, d.h., wie gut können Zentralitätsmaße zwischen 'guten' und 'schlechten' Teilnehmern unterscheiden, konnte eine Referenzrangfolge bereitgestellt werden, um die Ergebnisse der Maße objektiv vergleichbar zu machen. Im Folgenden sollen nun die Ergebnisse aus den durchgeführten Benutzerexperimenten als Grundlage für die Analyse von Zentralitätsmaßen dienen. Auf Grund der eher geringen Teilnehmerzahl und damit auch geringen Knotenzahl der implizierten Graphen, spielen Performanzaspekte keine Rolle. Die Analyse erfolgt unter zwei Gesichtspunkten, (a) der Korrelation zu weiteren Experimentergebnissen, d.h., in welcher Beziehung stehen die berechneten Zentralitäten der Teilnehmer zu deren Kooperationsbereitschaft und deren erreichten Punkteständen, und (b) der zeitlichen Entwicklung, d.h., wie ändern sich die absoluten Zentralitätswerte der Teilnehmer bzw. deren Ränge innerhalb der Gemeinschaft.

### 5.6.1 Korrelationen

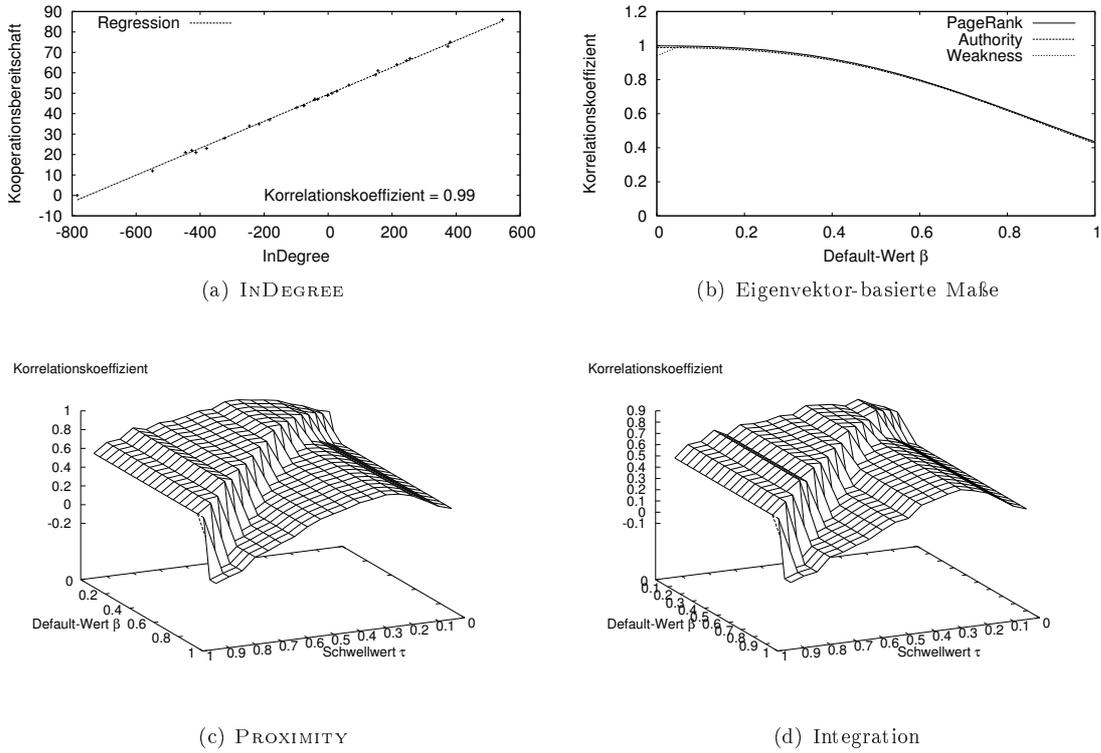
Aussagen über die Korrelation zwischen den Ergebnissen aus Zentralitätsberechnungen und den durchschnittlichen Kooperationsbereitschaften aber auch der Punktenstand der Teilnehmer sind wichtig, um den Einsatz von Zentralitätsmaßen als Reputationsmetrik zu rechtfertigen. Nur im Falle von hinreichend starken, positiven Korrelationen machen Zentralitätsmaße als Kernkomponente für die Berechnung von Reputation Sinn.

**Zentralität vs. Kooperationsrate.** 'Gute' Teilnehmer zeichnen sich durch kooperatives Verhalten aus. (Diese Aussage ist natürlich vereinfacht. In Kapitel wurde bereits erläutert, dass Unkooperativität gegenüber selbst unkooperativen Teilnehmern aus Sicht der evolutionären Spieltheorie durchaus von Vorteil sein können. Auf der anderen Seite wurden in den Benutzerexperimenten formulierten Strategiedefinitionen kein Wissen 2. Ordnung betrachtet, welches für so ein Verhalten Voraussetzung ist.) 'Gute' Zentralitätsmaße für die Verwendung als Reputationsmetrik zeichnen sich wiederum dadurch aus, dass sie zuverlässig zwischen (un-)kooperativen Teilnehmern differenzieren können. Um dies zu untersuchen, wurden die Korrelationen zwischen durchschnittlichen Kooperationsbereitschaften der Teilnehmer und ihren jeweiligen Zentralitätswerten – berechnet auf Basis der in Abschnitt 4.2 vorgestellten Zentralitätsmaße – bestimmt.

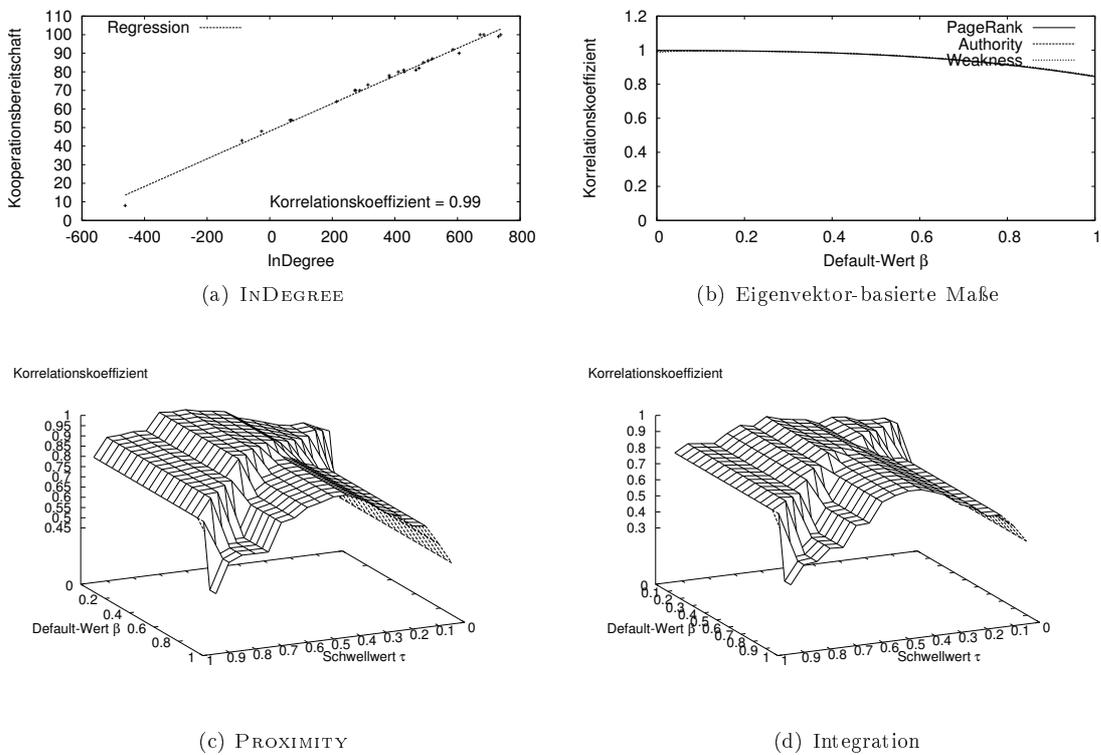
Für das Zentralitätsmaß INDEGREE, welches keine weitere Transformation der Reputationsdaten voraussetzt, wurden für beide Spiele die resultierende Punktwolke inkl. der entstehenden Regressionsgerade angezeigt. Für die drei betrachteten Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaße PAGERANK, AUTHORITY und POSITIONAL WEAKNESS müssen zunächst durch einen Transformationsschritt die Mehrfachkanten entfernt werden. Dazu wurde die *Beta*-Transformation verwendet (vgl. Abschnitt 4.3.2). Der Korrelationskoeffizient zwischen der Kooperationsbereitschaft und der Zentralität der Teilnehmern wurde mit variablen Default-Kantengewicht  $\beta$  (von 0 bis 1 in 0,05 Schritten) berechnet. Auf Grund des einen Parameters  $\beta$  innerhalb des Transformationsschritts, lassen sich Ergebnisse für die drei Eigenvektor-basierten Maße gut in einem Diagramm veranschaulicht. Für die Distanz-basierten Maße wurden in einem zweiten Transformationsschritt aus den gewichteten ungewichtete Kanten erzeugt (vgl. Abschnitt 4.3.2). Der Schwellwert *tau*, mit dem festgelegt wird, ab welchem Kantengewicht aus einer gewichteten Kante eine ungewichtete wird, wurde von 0 bis 0,95 in 0,05 Schritten variiert. Für den ersten Transformationsschritt (Mehrfachkanten  $\rightarrow$  Einfachkanten) wurde erneut die *Beta*-Transformation mit verschiedenen Werten für  $\beta$  verwendet. Abbildung 5.13 zeigt die Ergebnisse für Spiel I, Abbildung 5.14 für Spiel II.

Unabhängig vom jeweiligen Spiel lassen sich mehrere Aussagen machen: (1) Die Korrelation zwischen INDEGREE und der durchschnittlichen Kooperationsbereitschaft ist perfekt. Dies ist nicht überraschend, da erstens für INDEGREE die Reputationsinformationen nicht vorher transformiert werden müssen und zweitens beide Spiele so modelliert waren, dass keine falschen Bewertungen abgegeben werden konnten. Auf der anderen Seite wurde in Abschnitt 4.3.4 bereits gezeigt, dass INDEGREE sehr anfällig gegenüber solche Arten von Manipulation ist. (2) Die drei Eigenvektor-

# KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN



**Abbildung 5.13:** Korrelation zwischen den durchschnittlichen Kooperationsraten der Teilnehmers und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel I)



**Abbildung 5.14:** Korrelation zwischen den durchschnittlichen Kooperationsraten der Teilnehmers und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel II)

basierten Maße zeigen alle ein sehr ähnliches Verhalten: Die Korrelation zwischen Zentralität und Kooperationsrate nimmt mit steigendem Wert für  $\beta$  ab. Neben den Performanzvorteilen, die sich durch die Verringerung der Kantenzahl ergeben, motiviert dieses Ergebnis zusätzlich, im Fall der *Beta*-Verteilung,  $\beta = 0$  zu setzen. (3) Auch die Ergebnisse für die beiden Distanz-basierten Maße PROXIMITY und INTEGRATION sind sehr ähnlich. Sie profitieren davon, wenn die durch die *Beta*-Transformation erzeugten Kanten mit Gewicht  $\beta$  durch den zweiten Transformationsschritt mit  $\tau > \beta$  wieder entfernt werden. (4) Für geeignete Parameterwerte für  $\beta$  und  $\tau$  sind die sämtliche Korrelationen stark signifikant ( $p < 0.01$ ). Für Spiel I liegt der Grenzwert für den Korrelationskoeffizienten etwa bei 0.48 und für Spiel II bei etwa 0,5 (der Unterschied ergibt sich daraus, dass in Spiel I drei Teilnehmer mehr – 29 statt 26 – als in Spiel II mitgespielt haben und daher die Ergebnisse etwas aussagekräftiger sind). Alle Korrelationen, die über diesen jeweiligen Grenzwerten liegen, sind somit stark signifikant.

Im direkten Vergleich schneiden die Ergebnisse aus Spiel II besser ab. „Besser“ bedeutet in diesem Fall, dass die Korrelationen weniger von der Wahl der Transformationsparameter  $\beta$  und  $\tau$  abhängen. So sinken z.B. auch in Spiel II die Korrelation mit steigendem Wert für  $\beta$ , aber nicht so stark wie in Spiel I. Ähnliches gilt für die Ergebnisse der beiden Distanz-basierten Maße. Die Erklärung dafür ist, dass im zweiten Spiel die Teilnehmer im Mittel deutlich kooperativer waren bzw. ihre Kooperationsbereitschaft weniger geschwankt hat über die Zeit.

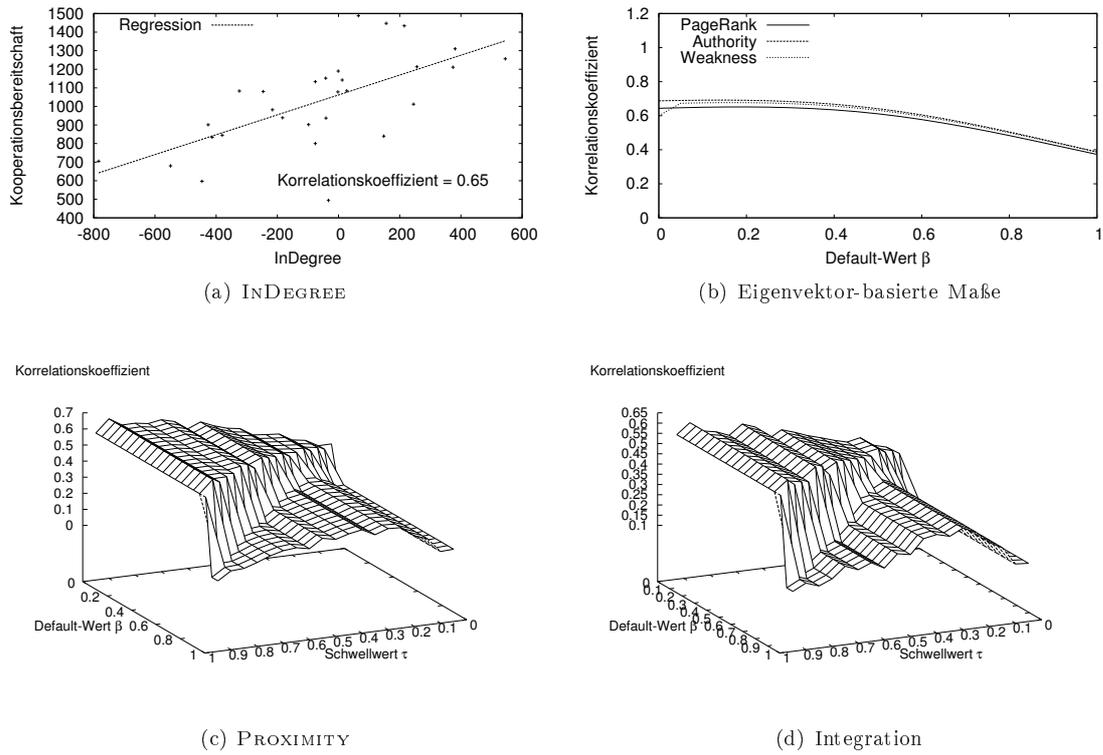
**Zentralität vs. Punktestand.** In einem zweiten Test wurde zusätzlich die Korrelation zwischen den Zentralitäten der Teilnehmer und deren erreichten Punkteständen am Ende jedes Spieles betrachtet. Da die Existenz einer starken Korrelation zwischen Kooperationsbereitschaft und Punktestand bereits gezeigt wurde (vgl. Abschnitt 5.4), wurden ähnliche Ergebnisse wie bei den Korrelationen zwischen den Zentralitäten und den Kooperationsraten erwartet. Und in der Tat sind die dort getroffenen Kernaussagen auch hier gültig. Dies gilt sowohl für die Effekte durch die Wahl der Parameterwerte für  $\beta$  und  $\tau$  als auch für die Aussagen bezüglich der Unterschiede zwischen den beiden Spielen. Abbildung 5.15 zeigt die Ergebnisse für Spiel I, Abbildung 5.16 für Spiel II. Der einzige Unterschied besteht darin, dass die Korrelationen durchweg geringer sind als bei Zentralität vs. Kooperationsrate. Der Grund dafür ist, dass die gewählten Zentralitätsmaße die Zentralität eines Teilnehmers bewusst an deren Kooperativität festmachen und die Korrelation zwischen der Kooperation und den Punktestände zwar stark, aber nicht perfekt (fast 1) ist. Insofern werden die Ergebnisse aus Abschnitt 5.4 bestätigt.

**Fazit und Diskussion.** Die Ergebnisse zeigen, dass Zentralitätsmaße auch bei realen Daten grundsätzlich geeignet sind, zwischen kooperativen und unkooperativen Teilnehmer zu unterscheiden und somit ihren Einsatz als Reputationsmetrik rechtfertigen. Bei der Interpretation der Ergebnisse muss natürlich etwas Vorsicht geboten werden. Zum einen – und das zeigt bereits der Vergleich von Spiel I mit Spiel II – können die konkreten Werte und Kurvenverläufe sich deutlich unterscheiden. Allgemeingültige Aussagen auf dieser Ebene sind daher nicht möglich. Auf der anderen Seite sind die Ergebnisse auch stark abhängig vom gewählten Spieldesign. Die wichtigste Annahme ist hier, dass jede Bewertung immer wahrheitsgetreu ist. Wird dies aufgehoben ist zu erwarten, die Korrelation zwischen Zentralität und Kooperation/Punktestand geringer ausfallen. Genauer deuten die Ergebnisse aus Abschnitt 4.3.4 an, dass die Verluste an Korrelation abhängig sind vom gewählten Zentralitätsmaß. Vor allem für das lokale Maß INDEGREE ist auf Grund seiner leichten Angreifbarkeit zu erwarten, dass sich die Korrelationen deutlich verringern, gegen 0 gehen, oder sogar ins Negative fallen. Für die Eigenvektor- und Distanz-basierten Maße ist die Erwartung, dass sie gegenüber falschen Bewertungen weniger anfällig sind.

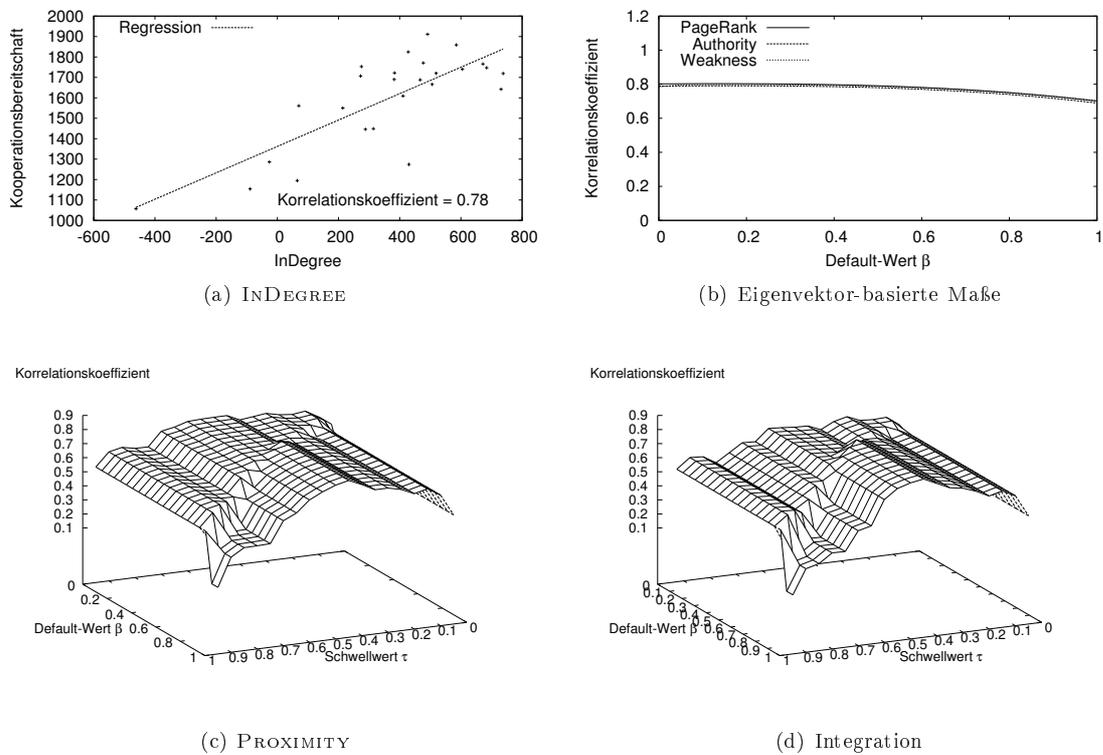
### 5.6.2 Zeitlicher Verlauf

Nicht nur der absolute Zentralitätswert oder Rang eines Teilnehmers ist ein Indikator für sein Verhalten, sondern auch die Entwicklung des Wertes oder Rangs über die Zeit. Ein Teilnehmer, dessen Rang in kurzer Zeit stark gestiegen ist, stellt ggf. einen geeigneten Interaktionspartner dar, auch wenn sein Rang in Vergleich zu anderen (noch) niedrig ist. Dies gilt Analog für Teilnehmer mit einem (noch) hohem Rang, der aber in den letzter Zeit stark gefallen ist. Die unterschiedliche Natur der verschiedenen Klassen von Zentralitätsmaßen (lokal, Eigenvektor- und Distanz-basiert) deuten

# KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN



**Abbildung 5.15:** Korrelation zwischen den Endpunkteständen der Teilnehmer und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel I)

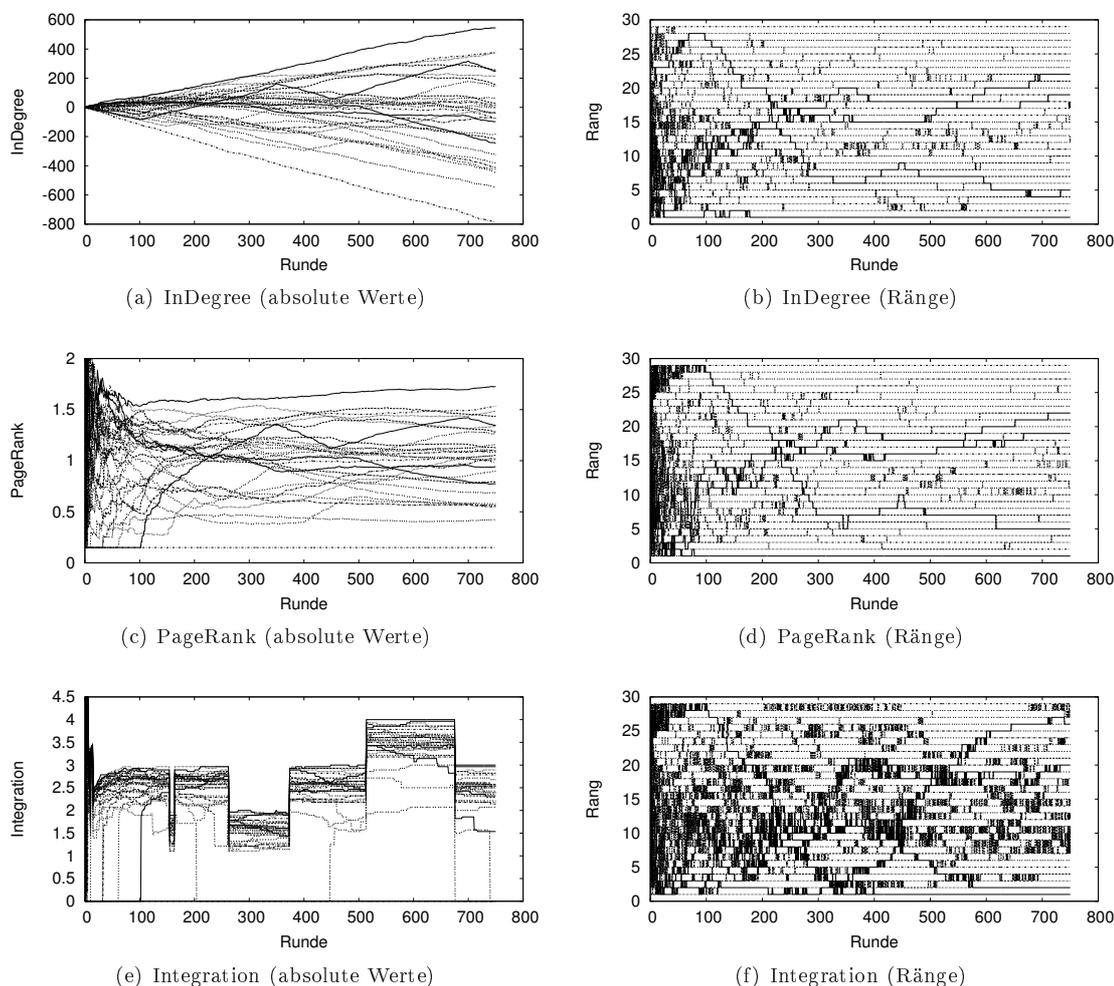


**Abbildung 5.16:** Korrelation zwischen den Endpunkteständen der Teilnehmer und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel II)

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

darauf hin, dass sie hinsichtlich ihrer zeitlichen Entwicklung im Falle von Änderung im Verhalten von Teilnehmern unterschiedlich reagieren. Um diesen Aspekt von Zentralitätsmaßen genauer zu untersuchen, wurden eine Reihe verschiedener Tests durchgeführt.

**Zeitliche Entwicklung der Zentralitätswerte von Spielern (ohne Zeitfenster).** In jeder Runde wurden die Zentralitäten aller Teilnehmer auf Basis der sechs betrachteten Zentralitätsmaße bestimmt. Dabei wurde jedes Mal auf alle Bewertungen aus der Vergangenheit zurückgegriffen. Zur Berechnung der Eigenvektor-basierten Maße wurden die Mehrfachkanten mit Hilfe der *Beta*-Transformation und  $\beta = 0$  in Einfachkanten umgewandelt. Die Transformation in ungewichtete Kanten für die Distanz-basierten Maße erfolgte anschließend mit  $\tau = 0,5$  als Schwellwert. Abbildung 5.17 zeigt die Ergebnisse für INDEGREE, PAGERANK (stellvertretend für die drei Eigenvektor-basierten Maße) und INTEGRATION (stellvertretend für die zwei Distanz-basierten Maße). Die Diagramme jeweils links zeigen die Entwicklung der absoluten Zentralitätswerte der Teilnehmer; die Diagramme rechts zeigen die Entwicklung der Ränge. Die vollständige Menge an Ergebnissen, d.h. für alle Maße aufgeteilt nach Spiel I und II, finden sich im Anhang Kapitel B.

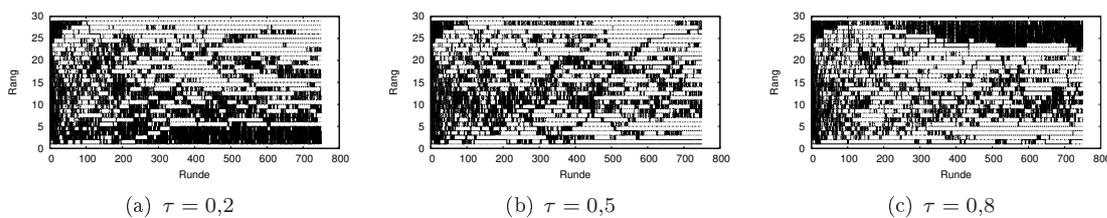


**Abbildung 5.17:** Entwicklung der Zentralitätswerte der Spieler über die Zeit

Aus den Diagrammen – die exakten Kurvenverläufe für die Zentralitäten jedes einzelnen Teilnehmers sind dabei nicht so wichtig – lassen sich verschiedene Aussagen ableiten: (1) Wie zu erwarten zeigen alle Maße zu Beginn die größten Schwankungen, da zunächst eine gewissen Grundmenge an Bewertungen vorliegen muss, um sinnvolle Aussagen über das Verhalten der Teilnehmer machen zu können. (2) Nach etwa 100 Runden stabilisieren sich der Ergebnisse für INDEGREE und PAGERANK (AUTHORITY und POSITIONAL WEAKNESS zeigen sehr ähnliche Verläufe) deutlich, gut zu

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

sehen an den Entwicklungen der Ränge. Dass die Entwicklungen für das lokale Maß INDEGREE und die Eigenvektor-basierten Maße so ähnlich sind, deutet darauf hin, dass sich die Kooperationsbereitschaft der meisten Teilnehmer über die Zeit nicht schlagartig geändert hat. (3) Bei INTEGRATION scheinen sich keine stabilen Ergebnisse einzustellen. Die Erklärung ist, dass der Wert für  $\tau$  nahe bei der durchschnittlichen Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer liegt (die Abbildung zeigt die Ergebnisse aus Spiel I). D.h. die Gewichte der Einfachkanten nach der *Beta*-Transformation schwanken ständig um 0,5, so dass sich der entstehende ungewichtete Graph ständig stark ändert. Für eine näheren Untersuchung wurde der gleiche Test für Integration mit verschiedene Werten für  $\tau$  wiederholt (siehe Abbildung 5.18). Man erkennt deutlich, wie die Wahl für  $\tau$  die Stabilität verschiedener Ränge über die Zeit beeinflusst, wobei in keinem Fall die Stabilität wie bei INDEGREE oder den Eigenvektor-basierten Maßen erreicht wird. (4) Alle markanten Änderungen in Kurvenverläufen, vor allem bei den absoluten Werten, treten kurz nach einer Blockgrenze auf. Die Erklärung hier für ist, dass nur am Ende eines gespielten Blockes die Teilnehmer ihre Strategiedefinitionen und damit ihr Verhalten ändern konnten. (5) Mit steigenden Rundenzahlen reagieren die Zentralitätsmaße immer „träger“, da immer alle Bewertungen berücksichtigt werden und dadurch kurzfristige Änderungen im Verhalten untergehen können. Dies fällt besonders im letzten Block auf. Da die Teilnehmer wussten, dass das Spiel bald endet, haben viele von ihnen die Kooperation ganz eingestellt (vgl. Abschnitt 5.4.2). In den Kurvenverläufen ist dies allerdings nur mit wenigen Ausnahmen zu erkennen.



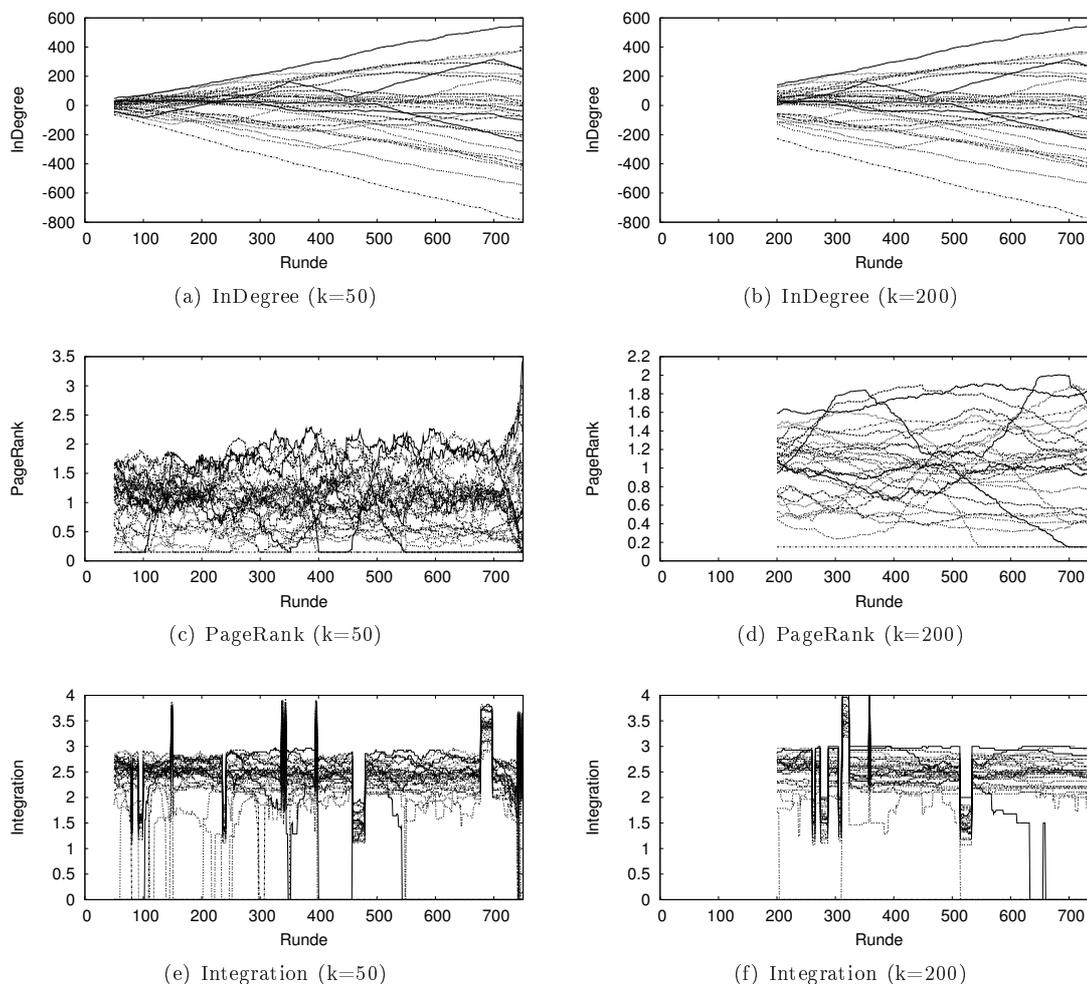
**Abbildung 5.18:** Entwicklung der Ränge der Spieler gemäß INTEGRATION über die Zeit mit verschiedenen Werten für  $\tau$

Ein weiterer Punkt, den die Ergebnisse zeigen, ist, dass für Strategiedefinitionen, die auf Zentralitätsberechnungen basieren, in erster Linie die Ränge in Frage kommen. Die Kurvenverläufe in Abbildung 5.17 zeigen, dass sich die Wertebereich der absoluten Zentralitätswerte verschiedener Maße deutlich unterscheiden. Auch unterscheidet sich die Entwicklung der absoluten Werte von Maß zu Maß. So beginnen z.B. INDEGREE und *Positional Weakness* bei 0, wohingegen PAGERANK in Summe gleich bleibt. Besonders auffallend sind auch die Sprünge bei den Kurvenverläufen der absoluten Werte von Integration. Dieses Maß berücksichtigt den Durchmesser, d.h. der größte Abstand zwischen zwei Knoten in einem Graphen. Durch Schwankungen am Eingabegraph kann dieser sich schlagartig ändern, z.B., wenn zwei vorher getrennte Teilgraphen auf einmal durch eine oder mehrere Kanten verbunden werden. Alle diese Gründe machen die Interpretation der absoluten Zentralitätswerte schwierig und somit deren Verwendung innerhalb von Strategiedefinitionen problematisch.

**Zeitliche Entwicklung der Zentralitätswerte von Teilnehmern (mit Zeitfenster.)** Die Trägheit der Maße bei kurzfristigen Änderungen im Verhalten von Teilnehmern ist nicht unproblematisch. Es lässt sich prinzipiell einfach ausnutzen, indem ein Teilnehmer zunächst eine längere Zeit durch kooperatives Verhalten eine hohe Reputation/Zentralität aufbaut, um auf einmal nicht mehr zu kooperieren, aber noch eine Zeit lang von seiner Reputation profitieren kann. Um dies zu vermeiden, bietet sich an die Zentralität der Teilnehmer nicht jedes Mal auf allen Bewertungen, sondern nur auf den neuesten Bewertungen auszuführen. Der Freiheitsgrad besteht darin, wie weit zurück in die Vergangenheit geblickt werden soll, d.h. wie alt Bewertungen höchstens sein dürfen, um innerhalb einer Zentralitätsberechnung berücksichtigt zu werden. Im Rahmen des dazu durchgeführten Testes wurde ein Fenster der Größe  $k$  verwendet: Nur Bewertungen aus den Runden  $r$  mit  $(r_{\text{aktuell}} - k) \leq r \leq r_{\text{aktuell}}$  stellen die Eingabedaten für die verschiedenen Zentralitätsmaße dar. Als Fenstergröße  $k$  wurden die vier Werte 50, 100, 150, und 200 eingesetzt. Die erste Zen-

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

tralitätsberechnung wurde somit in Runde  $k$  durchgeführt. Abbildung 5.19 zeigt die Ergebnisse für die absoluten Zentralitätswerte von INDEGREE, PAGERANK und INTEGRATION bei den Fenstergrößen 50 und 200; Abbildung 5.20 zeigt die entsprechenden Entwicklungen der Ränge. Beide Abbildungen beziehen sich auf die Daten aus Spiel I. Die Ergebnisse für Spiel II sind nahezu identisch. Alle Ergebnisse, d.h. aus allen zwei Spielen und für alle vier Fenstergrößen und für alle sechs Zentralitätsmaße finden sich im Anhang Kapitel B.

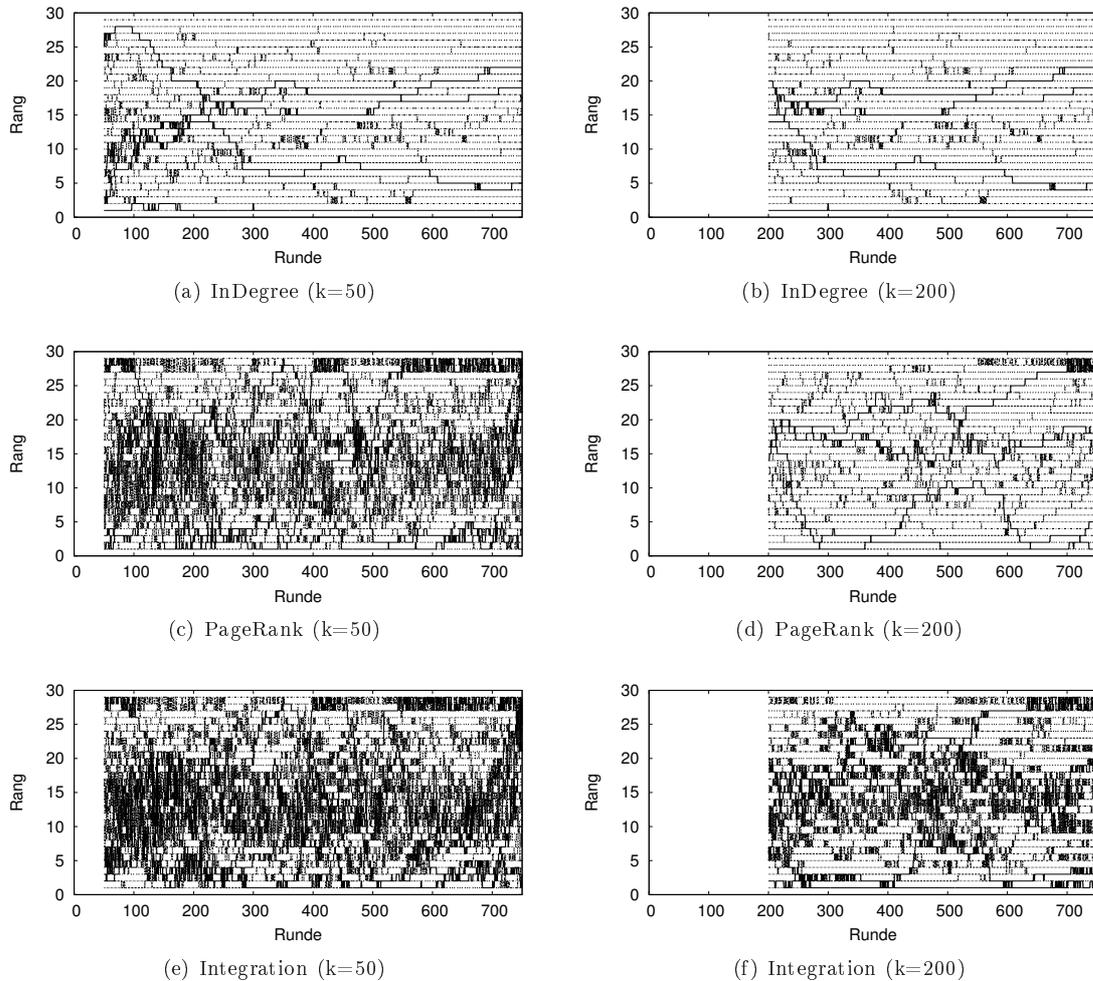


**Abbildung 5.19:** Entwicklung der Zentralitätswerte der Spieler über die Zeit für verschiedenen Fenstergrößen  $k$  (absolute Werte)

Vor allem die Entwicklung der Ränge zeigen deutlich Unterschiede hinsichtlich der verschiedenen Klassen von Zentralitätsmaßen auf den Effekt verschiedener Fenstergrößen: (1) Bei dem lokalen Maß INDEGREE zeigen sich kaum Unterschiede zwischen den verschiedenen Fenstergrößen. Der Grund dafür ist auch hier, dass die tatsächlichen Kooperationsbereitschaften der meisten Teilnehmer nicht sehr stark geschwankt haben. Zusammen mit der Lokalität, ist somit die Fenstergröße (mit Ausnahme von sehr kleinen Werten) nahezu unerheblich. (2) Die Eigenvektor-basierten Zentralitätsmaße reagieren bei kleinen Fenstergrößen mit starken Schwankungen. Dies liegt daran, dass die Eigenvektor-basierten Maße die gesamte Graphstruktur berücksichtigen, und diese Struktur sich bei kleinen Fenstergrößen immer wieder stark ändern kann. Bei steigenden Fenstergrößen ändert sich die Graphstruktur nur noch geringfügig, so dass die Stabilität der berechneten Ergebnisse deutlich zunimmt. (3) Auch bei den Distanz-basierten Maßen nimmt die Stabilität mit steigender Fenstergröße zu, allerdings lange nicht so stark wie bei den Eigenvektor-basierten Maßen. Offensichtlich sind die Distanz-basierten Maße empfindlicher gegenüber auch kleinen Veränderungen am Datenbestand. (4) Die absoluten Zentralitätswerte zeigen erneut, dass starke Änderungen leicht

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

zeitversetzt zu den Blockgrenzen, bei denen Teilnehmer ihre Strategiedefinitionen ändern konnten, auftreten. Es lässt sich sogar erkennen, vor allem bei Integration, dass der Zeitversatz bei steigender Fenstergröße zunimmt. Die Erklärung hierfür ist, dass Änderungen im Verhalten bei einer großen Zahl von betrachteten Bewertungen erst verspätet erkannt werden.



**Abbildung 5.20:** Entwicklung der Ränge der Spieler (gemäß Zentralitätsberechnungen) über die Zeit für verschiedene Fenstergrößen  $k$  (Ränge)

**Fazit und Diskussion.** Die Ergebnisse der Zeitbetrachtungen sind nicht überraschend und zeigen gut die Unterschiede zwischen verschiedenen Klassen von Zentralitätsmaßen. Quantitative Aussagen, wie z.B. ab welcher Fenstergröße Eigenvektor-basierte Maße deutlich stabilere Kurvenverläufe aufweisen, sind nicht möglich, da dies stark vom zu Grunde liegenden Szenario (Teilnehmerzahl, Interaktionshäufigkeit, etc.) abhängt. Ein ganz grobe Faustregel, die sich aus den Testergebnissen ableiten lässt, ist, dass im betrachteten Zeitintervall, jeder Teilnehmer mindestens ein paar Aufträge von Partnern erhalten muss. Je stärker die Kooperationsbereitschaft von Teilnehmern schwankt, umso größer muss diese Zahl von Aufträgen sein, um stabile Kurvenverläufe erwarten zu können. Ob und in wie weit neuere Bewertungen in die Berechnung der Reputation von Teilnehmern auf Basis von Zentralitätsmaßen berücksichtigt werden, ist letztlich jedem Teilnehmer bei der Formulierung seiner entsprechenden Strategiedefinition selbst überlassen.

## 5.7 Diskussion

**Zusammenfassung der Ergebnisse.** Als wichtigste Aussage lässt sich aus den Ergebnissen ableiten, dass Teilnehmer das Konzept von Strategiedefinitionen, d.h., die Idee und ihre Auswirkungen über die Zeit, hinreichend verstehen, so dass kooperatives Verhalten gefördert wird. Hinsichtlich der Anwendbarkeit des vorgestellten Reputationssystems für die Unterstützung individueller Strategiedefinitionen, ist dies ein grundlegendes Ergebnis. Mit dem Werkzeug zur schnellen und einfachen Formulierung von Strategiedefinitionen wurde schließlich die technische Realisierbarkeit in Hinblick einer benutzerfreundlichen Bedienbarkeit gezeigt. Es muss betont werden, dass die hohe Kooperationsbereitschaft nicht allein durch naive Strategiedefinitionen wie „Ich nehme alle Aufträge an“ entstanden ist, sondern dass die deutliche Mehrheit an Strategiedefinitionen bewusst das frühere Verhalten von Teilnehmern berücksichtigen. Auch dass diese Ergebnisse unabhängig von der Verwendung von natürlicher Sprache oder SQL zur Formulierung von Strategiedefinitionen sind, unterstreicht ihre Aussagekraft.

Ein weiteres interessantes Ergebnis ist – vor allem in Bezug auf existierenden Arbeiten – dass sich aus den erfolgreichsten Strategiedefinitionen die meisten grundlegenden Verhaltensregeln ableiten lassen, die durch Simulationen als optimal definiert worden sind. Allein das Konzept der begründeten Bestrafung, für welches die Berücksichtigung von Wissen 2.Ordnung voraussetzt, war kein Bestandteil einer formulierten Strategiedefinition. Obwohl damit zwar kein evolutionär stabiler Zustand erreicht werden kann, zeigen die Ergebnisse, dass dies keine Voraussetzung für eine hohe Kooperationsbereitschaft ist. Auf der anderen Seite ist es möglich, das vorgestellte Werkzeug gezielt um solche Kategorien zu erweitern, die eine begründete Bestrafung erlauben, d.h., das Ansehen eines Teilnehmers sinkt nicht oder nur kaum, wenn er den Auftrag eines unkooperativen Partners abgelehnt hat. (Der implementierte Prototyp entstand allein aus den abgeleiteten Kategorien für die formulierten Strategiedefinitionen innerhalb der Studie.) Eine einfache Erweiterung könnte z.B. die Bereitstellung einer Rangfolge der Teilnehmer sein, die mit Hilfe von Eigenvektorbasierten Zentralitätsmaßen (z.B. PAGERANK) vorberechnet wurde. Auf Grund ihrer rekursiven Definition berücksichtigen diese implizit Wissen 2.Ordnung. Auf diese Rangfolge können dann Teilnehmer bei der Formulierung ihrer Strategiedefinitionen zurückgreifen. Entweder direkt, indem sie nur Aufträge von Teilnehmern mit einem hohen Rang annehmen, oder eher indirekt, indem sie z.B. die Reputationsinformationen, die von hochrangigen Teilnehmern gemacht worden sind, stärker gewichten.

**Freiheitsgrade für weiterführende Experimente.** Das in den Experimenten verwendete Spieldesign lässt sich an vielen verschiedenen Stellen modifizieren bzw. erweitern. Dadurch entstehen neue Spiele, die in der Regel verschiedenen Szenarien realer Umgebungen entsprechen. So ist es z.B. in Grid-Umgebungen nahe liegend, dass der Dienstnehmer entscheiden kann, wem er Aufträge schickt. Für das Helping Game bedeutet dies, dass der Empfänger wählen kann, wer ihm als möglicher Spender zugewiesen wird. Eine andere Erweiterung, die einer realen Umgebung näher kommen würde, ist das Einführen externer Fehler. Für Grid-Computing bedeutet dies, dass der Dienstgeber einen Auftrag zwar annimmt und bearbeitet, aber durch einen Fehler (z.B. bei Datenverlusten auf Grund von Verbindungsfehlern) der Auftrag vom Dienstnehmer als abgelehnt betrachtet wird. Weiterhin wurden bisher nur geschlossene Gruppen betrachtet, d.h., während eines Experimentes kamen zu einer Population keine neuen Teilnehmer dazu und es stiegen auch keine aus. In realen Umgebungen können Teilnehmerpopulationen sehr dynamisch sein und es ist offen, ob und welchen Effekt dies auf die Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer hat.

Diese und ähnliche Freiheitsgrade im Spieldesign lassen sich innerhalb der Plattform (Simulator und Web-Oberfläche) relativ schnell anpassen. Auf der anderen Seite ist die eigentliche Durchführung der entsprechenden Experimente aufwändig. Zum einen bedürfen verhaltensökonomische Experimente immer sorgsame Planung und Vorbereitung, und auch die Durchführung – selbst beim Einsatz des Werkzeugs zur Formulierung von Strategiedefinitionen – ist immer mit einem gewissen Zeitaufwand verbunden. Zwar fallen in diesen Fällen die Übersetzung und die Überprüfung von Strategiedefinitionen in z.B. Freitext weg, doch dies war nicht der einzige Grund, warum nur maximal ein Block pro Tag gespielt wurde. Vor allem die Tatsache, dass Teilnehmern genügend Zeit für die Formulierung ihrer Strategiedefinitionen eingeräumt werden muss, macht die Durchführung von Experimenten in Form von Laborexperimenten immer problematisch. D.h., auch Experimente, bei

## KAPITEL 5. ANALYSE MENSCHLICHEN VERHALTENS IN REPUTATIONSSYSTEMEN

---

denen das Werkzeug zum Einsatz kommt, besitzen keine kürzere Laufzeit als die durchgeführten Experimente dieser Studie. Neben dem Zeitaufwand muss der finanzielle Aspekt berücksichtigt werden. Um eine hinreichende Aussagekraft von Experimentergebnissen zu gewährleisten, müssen die geeigneten Anreize für die Teilnahme an den Spielen gesetzt werden. Auf Grund des Spielprinzips ist dies nur durch eine ausreichend hohe monetäre Auszahlung möglich. Die beiden Experimente in dieser Studie haben zusammen gut 1100 Euro gekostet. Dabei war die Teilnehmerzahl nicht unbedingt groß, wobei eine Begrenzung allein durch den Aufwand für die Übersetzung/-prüfung von Strategiedefinitionen nötig war. Durch die Verwendung des Werkzeugs dagegen sind quasi beliebig hohe Teilnehmerzahlen denkbar, was auf der anderen Seite mit hohen Kosten für die Durchführung der Spiele verbunden ist. Das Fazit ist, dass ausgewählte Folgeexperimente nur im Rahmen von einer oder mehrer Folgearbeiten sinnvoll durchgeführt werden können.

# Kapitel 6

## Zusammenfassung

### 6.1 Gewonnene Erkenntnisse

In virtuellen Gemeinschaften, deren Teilnehmer über das Internet miteinander interagieren, wird ohne zusätzliche Mechanismen unkooperatives Verhalten schnell zur dominierenden Strategie. Der Lösungsansatz sind Reputationssysteme, welche erlauben, dass Teilnehmer gegenseitig ihr Verhalten bewerten können und diese Bewertungen öffentlich von der Gemeinschaft eingesehen werden können. In der aktuellen Literatur werden zwei Richtungen verfolgt: (a) Kommerzielle Reputationssysteme wie bei eBay zeigen für jeden Teilnehmer einen mehr oder weniger stark aggregierten Reputationswert an, der dessen früheres Verhalten beschreibt. Die Vorschrift für die Aggregation ist fest vorgegeben. Weiterhin zeigen diese Systeme den Reputationswert nur an, die endgültige Entscheidung über die Annahme von Aufträgen entscheidet der Teilnehmer manuell. In Systemen wie z.B. Grid-Computing ist eine solche manuelle Entscheidung nicht praktikabel. (b) Reputationssysteme für eine automatische Entscheidungsfindung wurden bereits mehrfach in der wissenschaftlichen Literatur vorgeschlagen. Allerdings ist auch hier die Vorschrift für die Berechnung eines Reputationswertes durch das System festgelegt; ein Teilnehmer hat hierauf keinen Einfluss. Eine weitere Einschränkung ist, dass bei der Evaluierung dieser Systeme ökonomische Aspekte wie die Kosten und der Nutzen von Teilnehmern durch Interaktionen nur unzureichend berücksichtigt werden. Ihr tatsächlicher Erfolg in realen Umgebungen ist damit nicht gezeigt.

In dieser Arbeit wurde ein neuartiges Reputationssystem entworfen und realisiert, bei dem Teilnehmer mittels individueller Strategiedefinitionen formulieren können, unter welchen Umständen sie bereit sind mit anderen Teilnehmern zu interagieren, d.h. deren Aufträge zu bearbeiten. Die Entscheidung, mit anderen Teilnehmern in Interaktion zu treten oder nicht, geschieht daraufhin automatisiert durch die Auswertung der Strategiedefinitionen durch das System. Neben dem Entwurf des Reputationssystems stand dessen praktische Einsetzbarkeit in realen Umgebungen im Vordergrund. Die Einsetzbarkeit wurde sowohl aus der technischen als auch der ökonomischen Perspektive eingehend untersucht. Im Folgenden sollen noch einmal die wichtigsten Ergebnisse dieser Arbeit zusammengefasst werden.

**Ein Reputationssystem zur individuellen Formulierung von Strategiedefinitionen.** Das in dieser Arbeit vorgestellte Reputationssystem besteht aus zwei Komponenten: einer relationalen Darstellung von Reputationsinformationen und einer algebraischen Sprache zur Formulierung von Strategiedefinitionen. Sowohl die Darstellung der Informationen als auch die Sprache waren das Ergebnis der Analyse existierender Reputationssysteme aus der Literatur, mit dem Ziel, diese nachbilden zu können. Beide Komponenten sind dabei nicht statisch sondern können bei Bedarf erweitert werden. Die Sprache basiert auf der Relationalen Algebra. Um Berechnungsvorschriften existierender Reputationssysteme zu unterstützen, wurde die Algebra (neben existierenden Erweiterungen) um einen neuen Operator, den Zentralitätsoperator, ergänzt. Er dient zur Berechnung von Zentralitätsmaßen, einem Konzept der Sozialen Netzwerkanalyse zur Bestimmung von angesehenen bzw. vertrauenswürdigen Teilnehmern. Die Unterstützung von Berechnungsvorschriften für Reputation aus der Literatur war eine Randbedingung, um die grundsätzliche Ausdrucksmächtigkeit des Systems zu zeigen. Das wichtigere Ergebnis war allerdings, dass mit diesem System

Teilnehmer in der Lage sind, ihre eigenen individuellen Strategiedefinitionen zu formulieren. Die Teilnehmer können hier selbst entscheiden, welche Reputationsinformationen sie berücksichtigen wollen und wie diese für die Entscheidungsfindung verrechnet werden sollen. Dieses hohe Maß an Kontrolle erhöht die Akzeptanz eines solchen Reputationssystems, da die Berechnung der Reputation für die Teilnehmer keine Black-Box, sondern ein nachvollziehbarer Vorgang ist. Aus Sicht des Systemdesigner bzw. des Betreibers der Internet-Plattform einer virtuellen Gemeinschaft haben Strategiedefinitionen eine große Aussagekraft. Ihre Analyse erlaubt Aussagen zu treffen, was Teilnehmern bei ihrer Entscheidungsfindung wichtig ist, was wiederum eine gezielte Anpassung des Reputationssystems bzw. der Plattform an die jeweiligen Bedürfnisse erlaubt.

**Technische Realisierbarkeit.** Die relationale Darstellung von Reputationsinformationen erlaubt eine direkte Umsetzung mit Hilfe relationaler Datenbanken. Die Technologien relationaler Datenbanksysteme, d.h. vor allem die Speicherung und der effiziente Zugriff auf sehr große Datenbestände, sind äußerst ausgereift. Hinsichtlich des effizienten Zugriffs gilt dies zunächst nur für die Operationen der Relationalen Algebra und den bekannten Erweiterungen aus der Literatur. Für die benötigte Zentralitätsberechnung war dieser Punkt noch offen und wurde in dieser Arbeit im Detail betrachtet. Zunächst hat sich gezeigt, dass der Berechnungsaufwand zwischen unterschiedlichen Zentralitätsmaßen deutlich schwankt. Der Nachteil der einfachen lokalen Maße ist allerdings, dass sie äußerst anfällig für Angriffe, z.B. gegen Manipulationen am Reputationsdatenbestand, sind. Dies wiederum macht sie für einen Einsatz in realen Umgebungen eher ungeeignet. Auf der anderen Seite sind die Distanz-basierten Maße durch die Komplexität ihrer Algorithmen bzgl. einer akzeptablen Laufzeit auf kleine Graphen, d.h. Populationen mit wenigen Teilnehmern, beschränkt und somit auch für den Einsatz in virtuellen Gemeinschaften eher ungeeignet. Den besten Kompromiss zwischen effizienter Berechenbarkeit und Robustheit gegenüber Angriffen stellen die Eigenvektorbasierten Zentralitätsmaße, wie z.B. PAGERANK, dar. Auf Grund ihrer Berechnung mittels des numerischen Verfahrens der Potenzmethode, bieten diese Maße auch den besten Ansatzpunkt für Optimierungen. Verschiedene Methoden wurden dazu untersucht. Als geeigneter Ansatz hat sich eine kombinierte Berechnung herausgestellt, d.h., die Verwendung einer gemeinsamen Datenstruktur zur Berechnung mehrerer Zentralitätsmaße zum gleichen Zeitpunkt. Die Performanzgewinne hängen dabei stark von der Ähnlichkeit der jeweiligen Einzelberechnung ab. Diese Aussage konnte in der umfangreichen Evaluierung qualitativ gut bestätigt werden. Mit der prinzipiellen Berechenbarkeit von Zentralitätsmaßen in relationalen Datenbanken und erfolgreich getesteten Optimierungsmethoden konnte die vollständige Algebra zur Formulierung von Strategiedefinitionen umgesetzt werden. D.h., aus technischer Perspektive lässt sich das vorgestellte Reputationssystem effizient für reale Umgebungen realisieren.

**Effekt auf das Verhalten von Teilnehmern virtueller Gemeinschaften.** Allein die technische Realisierbarkeit des vorgestellten Reputationssystems sagt noch nichts über dessen Erfolg im praktischen Einsatz in realen Umgebungen aus. Der Erfolg bezieht sich hier auf die erzielte Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer. Nur wenn der Anreiz für Teilnehmer, sich kooperativ zu verhalten, groß genug ist, kann von einem positiven Effekt durch das Reputationssystem gesprochen werden. Am interessantesten war dabei die Fragestellung, ob Teilnehmer das Konzept und die Auswirkung von Strategiedefinitionen hinreichend verstehen bzw. nachvollziehen können. Um dies zu untersuchen wurden strategische Spiele entworfen und durchgeführt, die das Szenario von Interaktionen in virtuellen Gemeinschaften modellieren. Die Ergebnisse der Experimente haben gezeigt, dass es eine starke, positive Korrelation zwischen dem Nutzen von Teilnehmern und dessen Kooperationsbereitschaft gibt und dies den Teilnehmern auch bewusst ist. Die Teilnehmer erkennen, dass sich unkooperatives Verhalten auf Dauer nicht auszahlt. Damit kann die Kernaussage getroffen werden, dass die individuelle Formulierung von Strategien ein geeignetes Konzept ist, kooperatives Verhalten in virtuellen Gemeinschaften zu fördern. In einer genaueren Analyse der formulierten Strategiedefinitionen und der Ergebnisse der einzelnen Teilnehmer ließen sich zwei weitere wichtige Erkenntnisse ableiten. Erstens, Strategiedefinitionen ließen sich in eine überschaubare Menge von Kategorien einteilen. Dies wiederum erlaubte den Entwurf und die Umsetzung eines Werkzeugs zur schnellen und einfachen Erstellung von Strategiedefinitionen, wie es für reale Umgebungen benötigt wird. Zweitens, durch den Vergleich der Strategiedefinitionen mit dem jeweils erzielten Nutzen für die Teilnehmer, konnten ermittelt werden, welche Verhaltensmuster besonders erfolgreich waren.

Es zeigt sich, dass grundsätzlich die gleichen Verhaltensmuster erfolgreich sind, die sich bereits in existierenden Studien mittels Simulation – allerdings dort mit einer Reihe vereinfachender Annahmen – als optimal herausgestellt haben. Alles in allem konnte somit der praktische Mehrwert des neuen Reputationssystems auch aus ökonomischer Perspektive gezeigt werden.

## 6.2 Ausblick

Der Fokus des in dieser Arbeit vorgestellten Reputationssystems lag auf der Berücksichtigung von verhaltensbasiertem Wissen (Reputationsinformationen). Die Struktur und der Aufbau der Wissensbasis und der algebraischen Sprache wurden mit dem Ziel entworfen, existierende Reputationssysteme aus der wissenschaftlichen Literatur nachbilden zu können. Das System ist allerdings nicht statisch und lässt sich unter verschiedenen Gesichtspunkten erweitern und somit auf konkrete Szenarien anpassen. Denkbare Erweiterungen sind (a) neue Aspekte von verhaltensbasiertem Wissen, z.B. die Dauer einer Interaktion, (b) neue Arten von berücksichtigtem Wissen, z.B. strukturelle Informationen über Teilnehmer wie Alter, Gruppenzugehörigkeit, etc., und (c) neue Operatoren für die Auswertung des Informationsdatenbestandes, welche sich durch die aktuelle Algebra nicht ausdrücken lassen, z.B. das Bestimmen von Teilgruppen als Konzept der Sozialen Netzwerkanalyse. Jede Erweiterung oder Modifikation des Reputationssystems führt dabei zu neuen Fragestellungen, sowohl aus technischer als auch ökonomischer Sicht.

**Technische Realisierung und Optimierung.** Solange sich neue Arten von Informationen für die Wissensbasis direkt relational darstellen lassen, ist eine Erweiterung in der Regel unproblematisch. Der interessantere Fall ist, wenn eine relationale Darstellung schwierig wird. Ein Beispiel hierfür sind Hierarchien. Im Kontext von Reputationssystemen können Hierarchien z.B. Beziehung zwischen Vorgesetzten und Mitarbeitern auf mehreren Stufen innerhalb einer Firma sein. Neben der eigentlichen Repräsentation ist auch ein effizienter Zugriff auf diese Hierarchien nötig. (Obwohl für Hierarchien geeignete relationale Speicherformen inkl. effizienten Zugriffs in der Literatur bereits vorgeschlagen wurden, ist dies nicht der allgemeingültige Fall.) Um eine automatische Entscheidungsfindung auf Basis von Strategiedefinitionen für ein breites Spektrum von Szenarien anwendbar zu machen, müssen diese Szenarien im Detail hinsichtlich ihrer Charakteristiken und Anforderungen untersucht werden. Dazu zählt, welche Informationen sich bereitstellen lassen und welche Arten von Zugriff darauf benötigt werden. Damit lassen sich dann Aussagen machen, ob und wie das vorgestellte Reputationssystem, d.h. vor allem die Wissensbasis und die algebraische Sprache, erweitert werden müssen, um einem jeweiligen Szenario gerecht zu werden.

Ein grundlegender Aspekt für den Einsatz in realen Umgebungen ist die effiziente Auswertung von Strategiedefinitionen. Aktuell wird die Strategiedefinition eines Teilnehmers innerhalb jeder einzelnen Interaktion durchgeführt. In Abhängigkeit der Teilnehmerzahl, der Menge an Reputationsinformationen und der Komplexität der jeweiligen Strategiedefinition kann allerdings die Auswertung einer Strategiedefinition, d.h. die Auswertung der entsprechenden Anfrage an den Datenbestand, sehr aufwändig sein. Ein möglicher Ansatz für eine Optimierung kann somit sein, von dieser permanenten Neuauswertung von Strategiedefinitionen wegzukommen und die Anzahl der tatsächlichen Auswertungen zu minimieren. Die Idee dahinter ist, dass innerhalb eines „moderaten“ Zeitintervalls, das Ergebnis der Auswertung einer Strategiedefinition gleich ist oder sich zumindest nur wenig unterscheidet. Wie ausgeprägt diese Annahme ist, hängt dabei stark vom Aufbau der jeweiligen Strategiedefinition ab, d.h., verschiedene Strategiedefinitionen reagieren deutlich unterschiedlich auf Aktualisierungen der bereitgestellten Informationen. Zwei direkte Forschungsfragen lassen sich daraus ableiten: (a) Wie häufig darf es zu Fehlentscheidungen auf Grund der Verwendung früherer Ergebnisse einer Strategiedefinition kommen, ohne dass ein nachhaltiger, negativer Effekt auf die Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer eintritt? (b) Welche allgemeinen Charakteristiken lassen sich aus Strategiedefinitionen ableiten, um Aussagen darüber zu machen, wie stark eine Strategiedefinition auf kleine Veränderungen am Datenbestand reagiert? Lassen sich diese Fragestellungen hinreichend beantworten, können darauf aufbauend Heuristiken zur Optimierung entworfen und ihr Effekt in realen Umgebungen evaluiert werden.

**Weitere verhaltensökonomische Experimente.** Hinsichtlich einer Veränderung des Reputa-

tionssystem ist vor allem die Bereitstellung von neuem Wissen interessant, da sich dadurch die grundsätzlichen Möglichkeiten für die Formulierung von Strategiedefinitionen vergrößern. Stehen neben den Reputationsinformationen auch strukturelle Informationen zur Verfügung, ist z.B. offen, in welchen Situationen welche Art von Information in erster Linie innerhalb von Strategiedefinitionen berücksichtigt werden. Je mehr Informationen zur Verfügung gestellt werden, desto interessanter wird die Frage, auf welche Informationen z.B. niemals oder selten zur Entscheidungsfindung zurückgegriffen wird. Diese Daten müssen dann in realen Systemen nicht gespeichert werden. Neue Kategorien von Strategiedefinitionen können weiterhin dazu führen, dass die aktuelle Algebra nicht aussagekräftig genug ist, diese auszudrücken. In solchen Fällen müssen dann geeignete Erweiterungen für die Algebra entworfen und realisiert werden. Doch auch ohne Veränderungen am zu Grunde liegenden Reputationssystem lassen sich weitere sinnvolle Experimente durchführen. Für die Studie in dieser Arbeit wurde der Effekt der Formulierung von Strategiedefinitionen untersucht. Dazu wurde das so genannte Helping Game – ein ökonomisches Modell, welches die Kooperation in virtuellen Gemeinschaften am besten beschreibt – modifiziert, indem die ursprünglich manuelle Entscheidung von Teilnehmern über die Annahme von Aufträgen durch die Formulierung und automatische Auswertung von Strategiedefinitionen ersetzt wurde. Doch das Spieldesign des Helping Games lässt sich auch auf andere Weise auf verschiedene Szenarien anpassen. Ein grundlegende Erweiterung ist z.B., wenn der Empfänger sich aussuchen kann, wer ihm als Spender zugewiesen wird. Weiterhin ist eine heterogene Punkteverteilung realistisch, d.h., die Teilnehmer haben für die Bearbeitung einer Interaktion nun unterschiedliche Kosten  $c$  bzw. einen unterschiedlichen Nutzen  $b$ . Solche Veränderungen führen zu einem neuen Spielprinzip, so dass sich die bereits gewonnenen Ergebnisse im Allgemeinen nicht auf diese übertragen lassen. Es zeigt sich, dass noch viele weitere Fragestellungen offen sind, die sich nur sinnvoll durch verhaltensökonomische Experimente beantworten lassen. Viele unterschiedliche Spieldesigns sind denkbar und Ziel sollte sein, sich möglichst an realen Szenarien zu orientieren. Solche Experimente müssen aber sorgfältig geplant und durchgeführt werden, da sie in der Regel sehr zeit- und kostenintensiv sind. Solche weiterführenden Experimente stellen somit geeignete Bestandteile von Folgearbeiten dar.

# Anhang A

## Verweise auf genannte Internetseiten

<b>Internetspiele</b>	Seite zum Spiel	Seite zum Hersteller
World of Warcraft	<a href="http://www.worldofwarcraft.de">http://www.worldofwarcraft.de</a>	<a href="http://www.blizzard.com">http://www.blizzard.com</a>
Everquest II	<a href="http://everquest2.station.sony.com">http://everquest2.station.sony.com</a>	<a href="http://www.soe.com">http://www.soe.com</a>
GuildWars	<a href="http://www.guildwars.com/">http://www.guildwars.com/</a>	<a href="http://www.arena.net/">http://www.arena.net/</a>
FinalFantasy XI	<a href="http://www.playonline.com/ff11">http://www.playonline.com/ff11</a>	<a href="http://www.square-enix.com">http://www.square-enix.com</a>
PlanetSide	<a href="http://planetside.station.sony.com">http://planetside.station.sony.com</a>	<a href="http://www.soe.com">http://www.soe.com</a>
Huxley	<a href="http://huxley.webzen.com">http://huxley.webzen.com</a>	<a href="http://www.webzen.com">http://www.webzen.com</a>

### **Instant Messeging und Internet-Chats**

ICQ	<a href="http://www.icq.com">http://www.icq.com</a>
AIM	<a href="http://www.aim.com">http://www.aim.com</a>
MSN	<a href="http://msn.com">http://msn.com</a>
QQ	<a href="http://www.qq.com">http://www.qq.com</a>
Jabber	<a href="http://www.jabber.org">http://www.jabber.org</a>
Yahoo! Messenger	<a href="http://messenger.yahoo.com">http://messenger.yahoo.com</a>
Skype	<a href="http://www.skype.com">http://www.skype.com</a>

### **Grid-Computing**

Peta-Grid	<a href="http://www.cern.ch/lcg">http://www.cern.ch/lcg</a>
EGEE	<a href="http://www.eu-egee.org">http://www.eu-egee.org</a>
D-Grid	<a href="http://www.d-grid.de">http://www.d-grid.de</a>

### **Auktionsseiten**

eBay	<a href="http://www.eBay.de">http://www.eBay.de</a>
Amazon Marketplace	<a href="http://www.amazon.com">http://www.amazon.com</a>
Ricardo	<a href="http://www.ricardo.ch">http://www.ricardo.ch</a>
Taobao	<a href="http://www.taobao.com">http://www.taobao.com</a>

### **Expertenseiten**

Yahoo! Answers	<a href="http://answers.yahoo.com">http://answers.yahoo.com</a>
Experts Exchange	<a href="http://www.experts-exchange.com">http://www.experts-exchange.com</a>
IT Knowledge Exchange	<a href="http://itknowledgeexchange.techtarget.com">http://itknowledgeexchange.techtarget.com</a>

### **Bewertungsseiten**

Epinions	<a href="http://www.epinions.com">http://www.epinions.com</a>
Consumer Reports	<a href="http://www.consumerreports.org">http://www.consumerreports.org</a>
Review Centre	<a href="http://www.reviewcentre.com">http://www.reviewcentre.com</a>

## ANHANG A. VERWEISE AUF GENANNTTE INTERNETSEITEN

---

# Anhang B

## Weitere Ergebnisse

### B.1 Schleifenverschmelzung

#### B.1.1 Unterschiedliche Graphgrößen

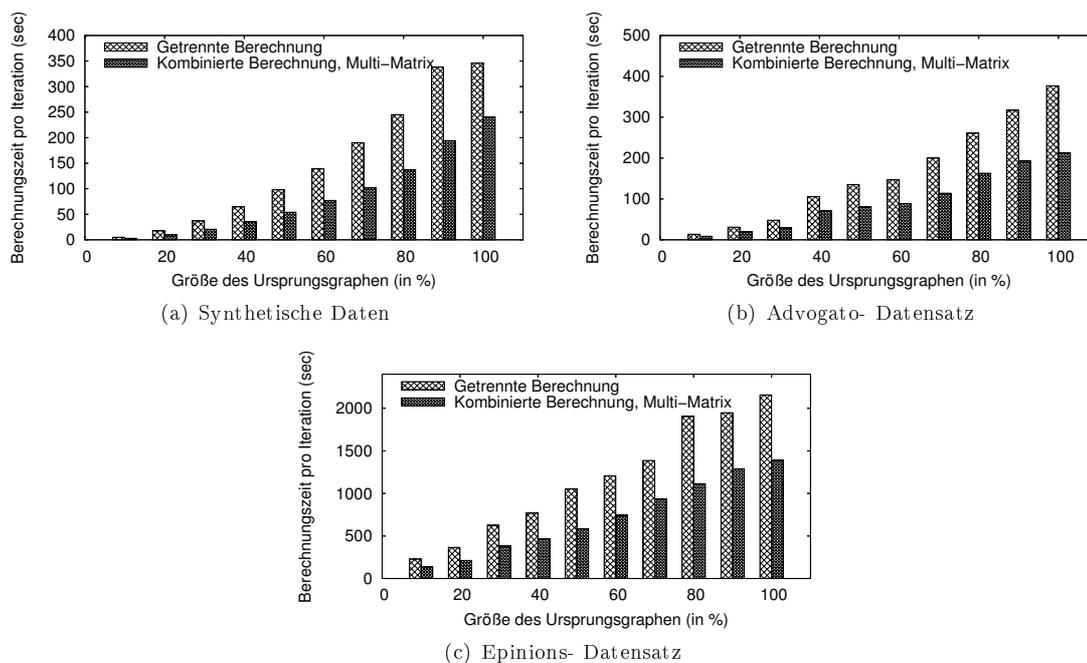


Abbildung B.1: Absolute Laufzeiten für eine einzelne Iteration

B.1.2 Unterschiedliche Zentralitätsmaße

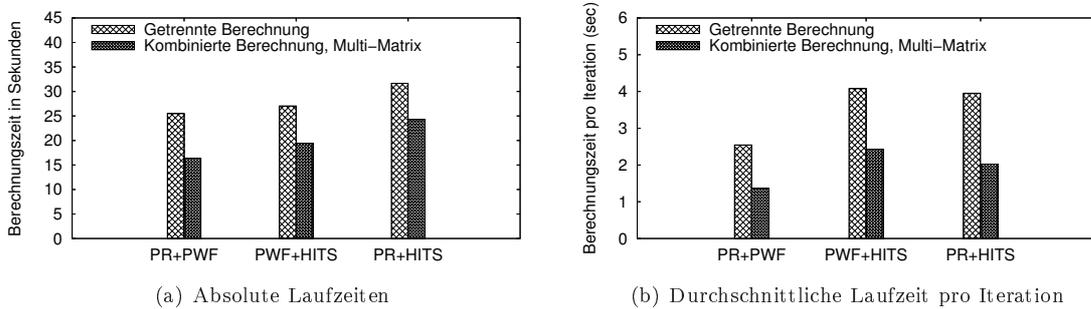


Abbildung B.2: Kombinierte Berechnung zweier Zentralitätsmaße auf einem Graph mit der Dichte 0.05

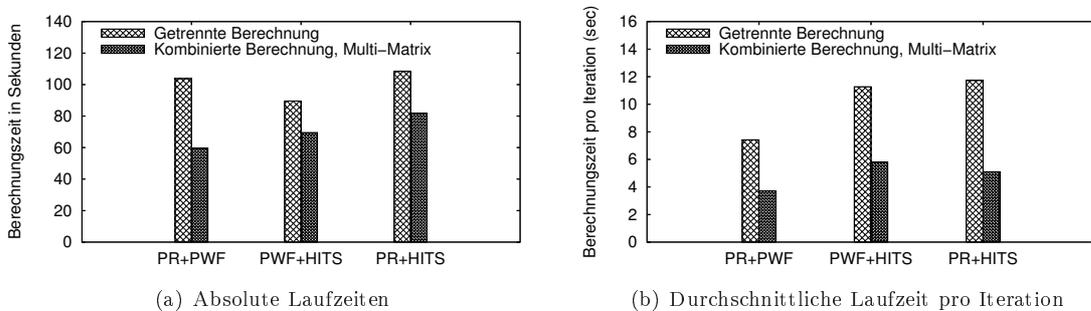


Abbildung B.3: Kombinierte Berechnung zweier Zentralitätsmaße auf einem Graph mit der Dichte 0.15

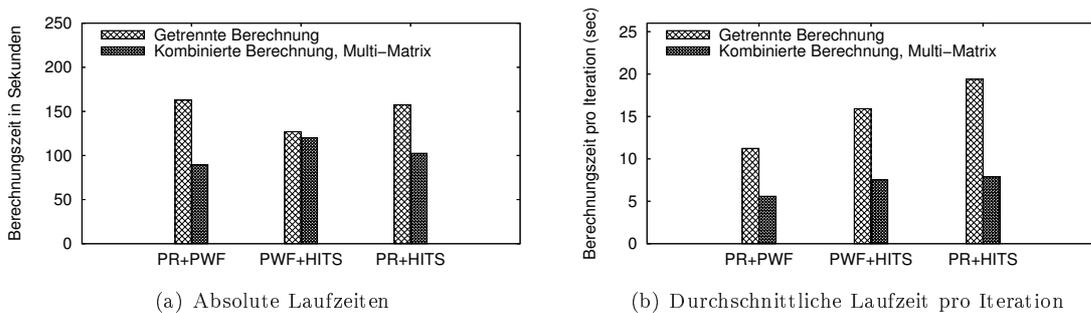


Abbildung B.4: Kombinierte Berechnung zweier Zentralitätsmaße auf einem Graph mit der Dichte 0.25

B.1.3 Unterschiedliche Graphen

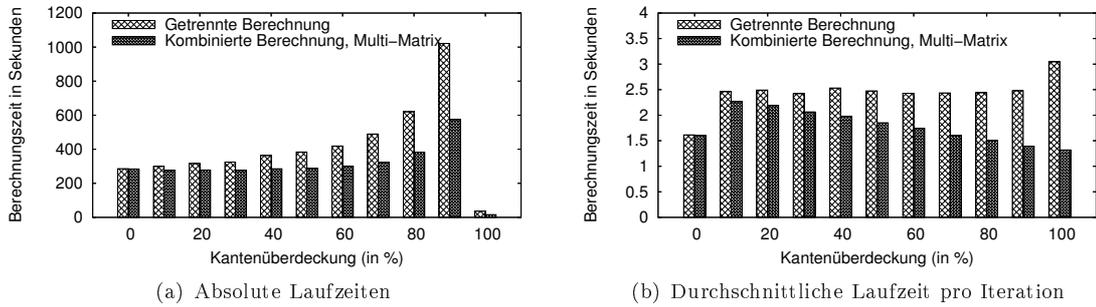


Abbildung B.5: Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.05) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Schnittmenge)

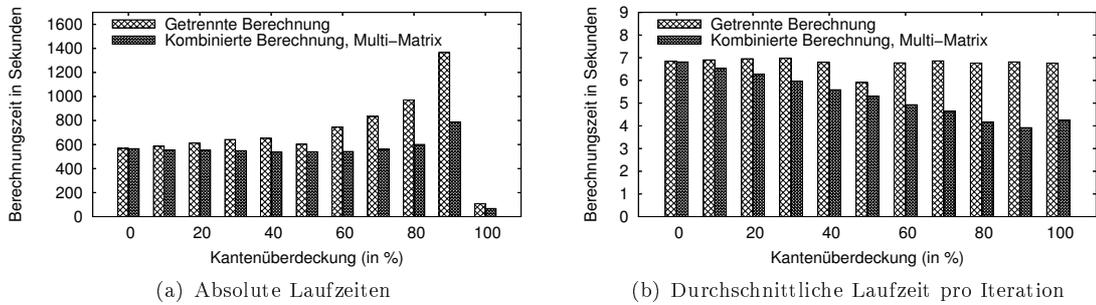


Abbildung B.6: Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.15) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Schnittmenge)

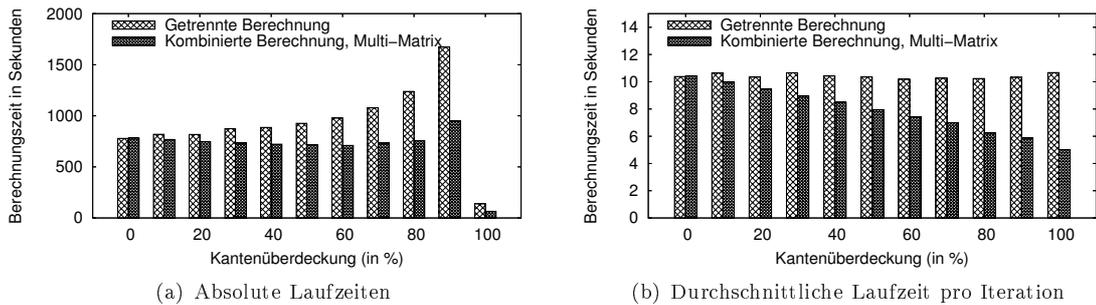
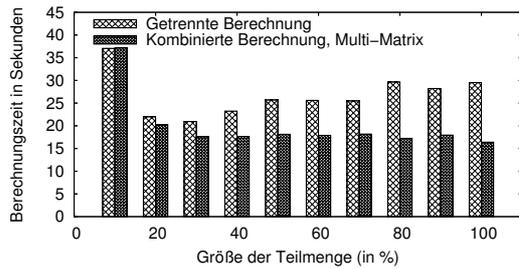
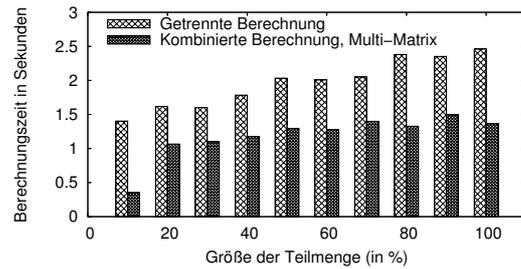


Abbildung B.7: Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.25) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Schnittmenge)

## ANHANG B. WEITERE ERGEBNISSE

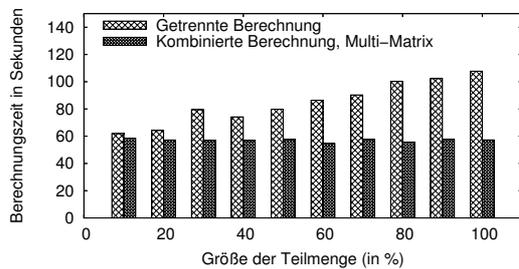


(a) Absolute Laufzeiten

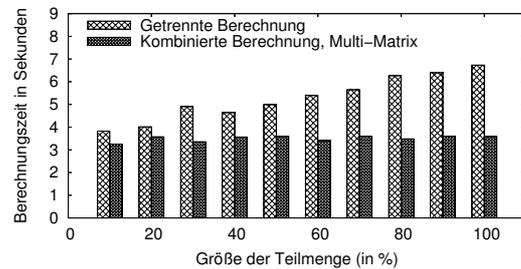


(b) Durchschnittliche Laufzeit pro Iteration

**Abbildung B.8:** Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.05) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Teilmenge)

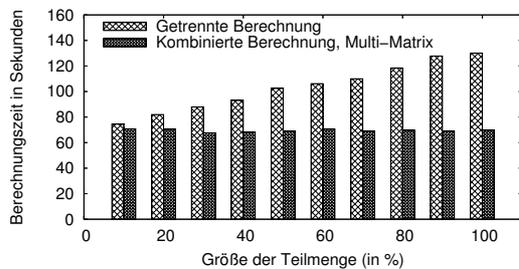


(a) Absolute Laufzeiten

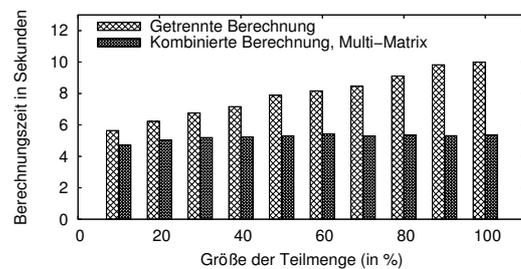


(b) Durchschnittliche Laufzeit pro Iteration

**Abbildung B.9:** Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.15) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Teilmenge)

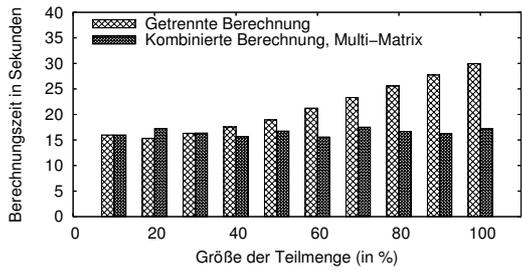


(a) Absolute Laufzeiten

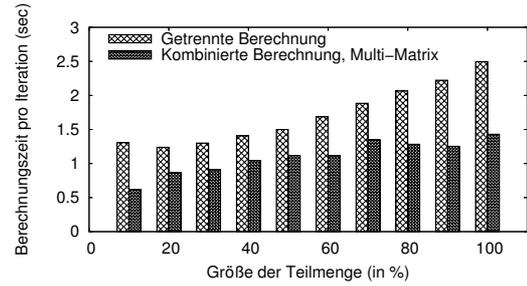


(b) Durchschnittliche Laufzeit pro Iteration

**Abbildung B.10:** Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.25) mit unterschiedlichen Kantenmengen (Teilmenge)

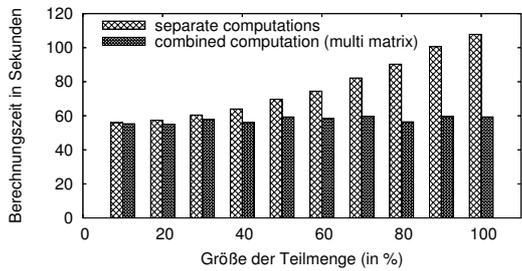


(a) Absolute Laufzeiten

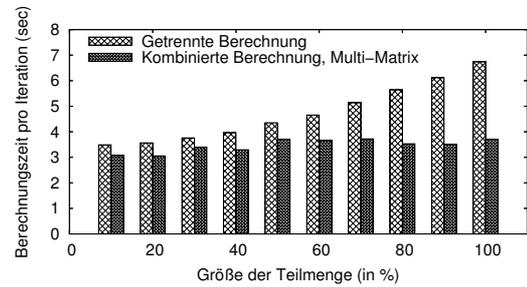


(b) Durchschnittliche Laufzeit pro Iteration

Abbildung B.11: Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.05) mit unterschiedlichen Knotenmengen (Teilmenge)

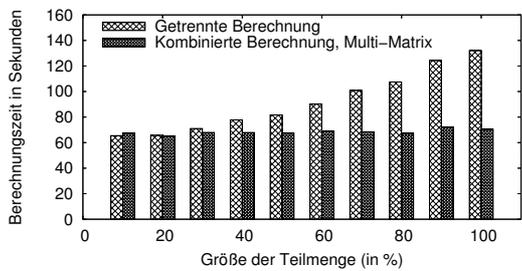


(a) Absolute Laufzeiten

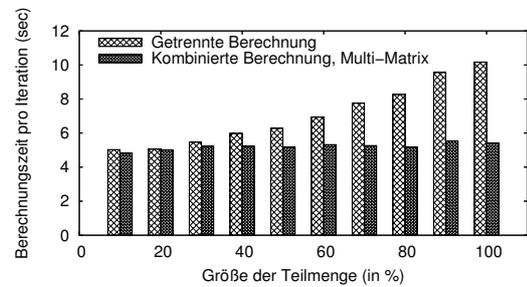


(b) Durchschnittliche Laufzeit pro Iteration

Abbildung B.12: Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.15) mit unterschiedlichen Knotenmengen (Teilmenge)



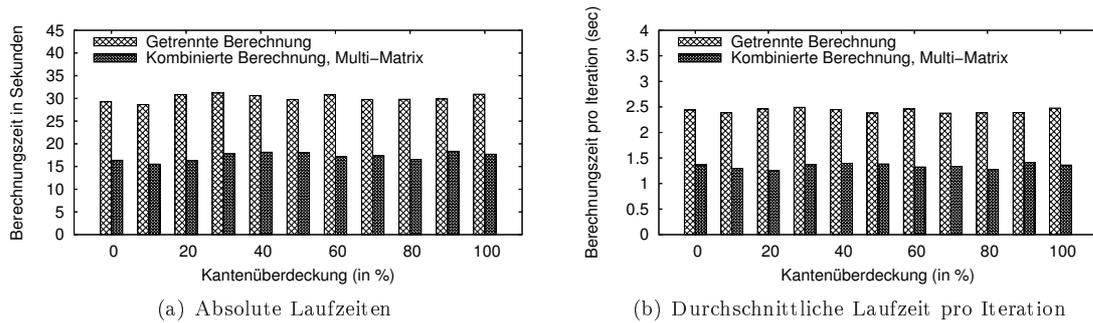
(a) Absolute Laufzeiten



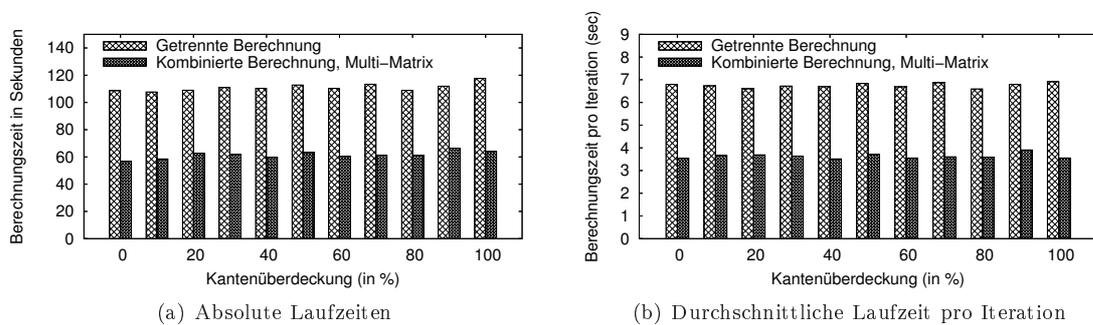
(b) Durchschnittliche Laufzeit pro Iteration

Abbildung B.13: Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.25) mit unterschiedlichen Knotenmengen (Teilmenge)

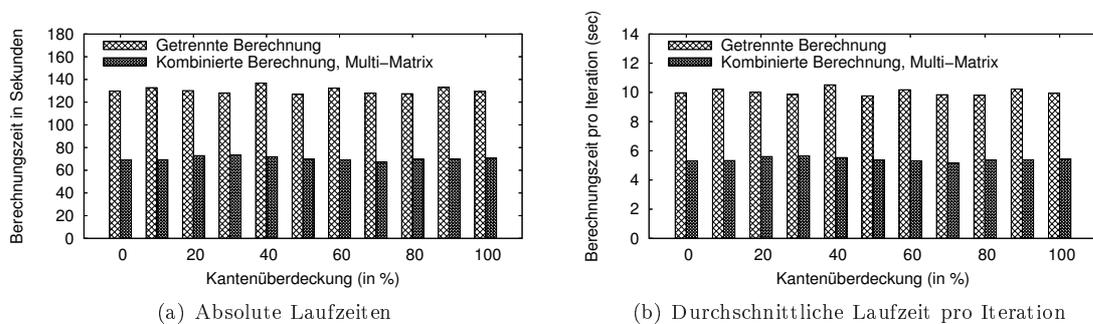
## ANHANG B. WEITERE ERGEBNISSE



**Abbildung B.14:** Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.05) mit unterschiedlichen Kantemengen bzgl. der Kantengewichte



**Abbildung B.15:** Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.15) mit unterschiedlichen Kantemengen bzgl. der Kantengewichte



**Abbildung B.16:** Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf zwei Graphen (Dichte=0.25) mit unterschiedlichen Kantemengen bzgl. der Kantengewichte

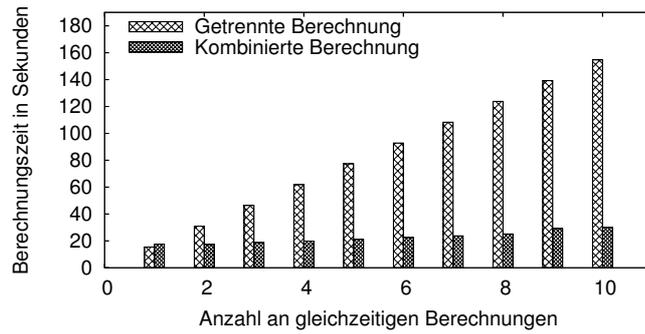


Abbildung B.17: Zwei PAGERANK-Berechnungen mit unterschiedlichen Dämpfungsfaktoren  $d$

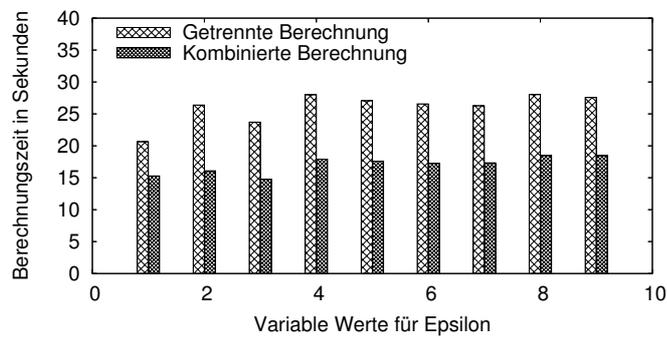
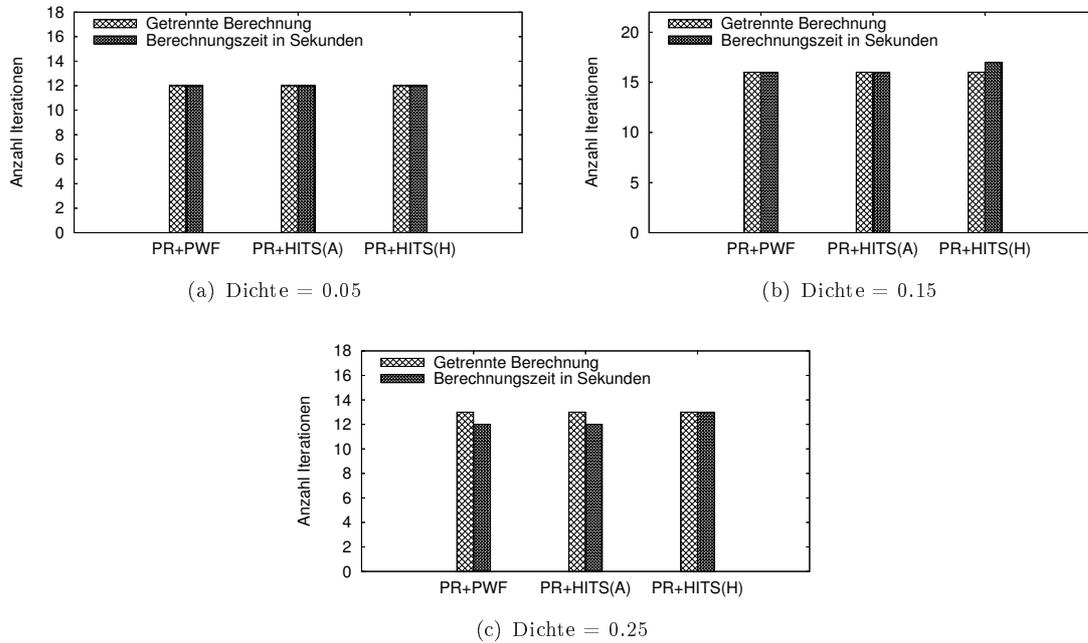


Abbildung B.18: PAGERANK-Berechnungen mit unterschiedlich kleinen Fehlerschwellwert  $\epsilon$

#### B.1.4 Unterschiedliche Parameterwerte

## B.2 Wiederverwendung von Berechnungsergebnissen

### B.2.1 Mehrere Zentralitätsmaße



**Abbildung B.19:** Kombinierte Berechnung von je zwei Zentralitätsmaßen auf jeweils dem gleichen Graphen unterschiedlicher Dichte

B.2.2 Unterschiedliche Graphen

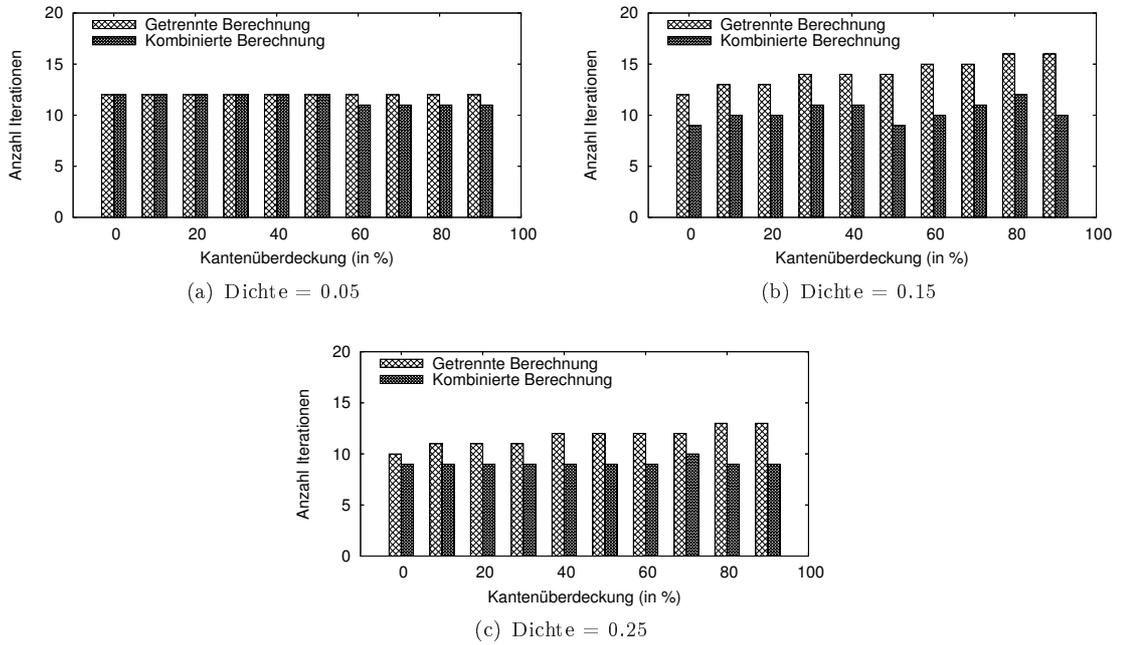


Abbildung B.20: Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf je zwei Graphen mit verschiedenen Kantenmengen (Schnittmenge) und unterschiedlicher Dichte

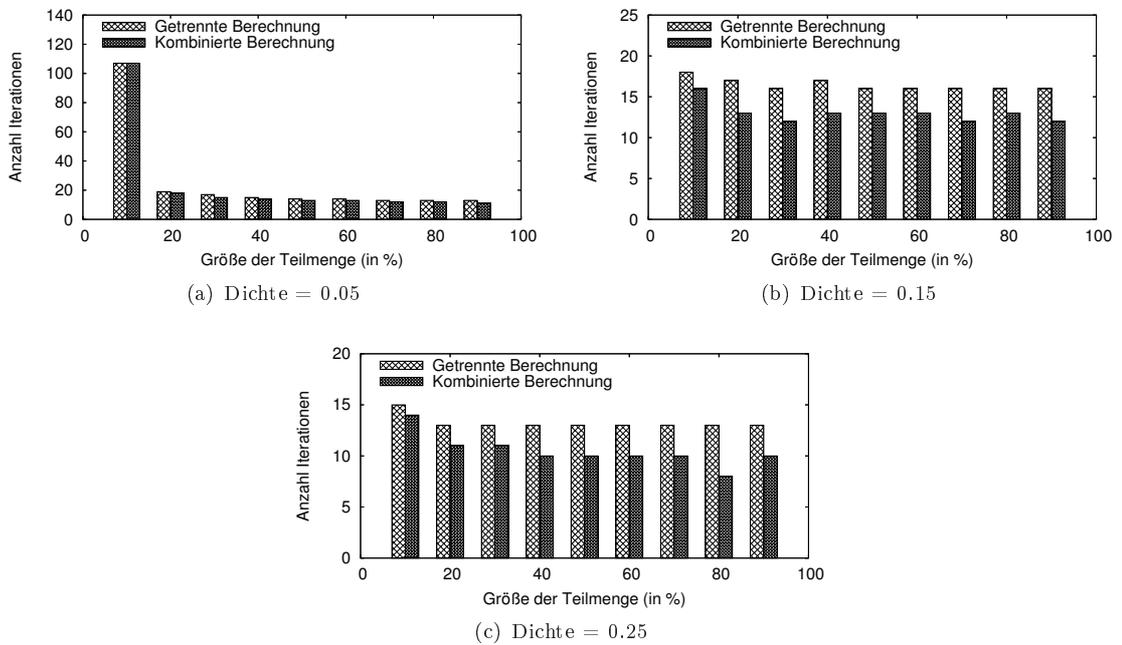
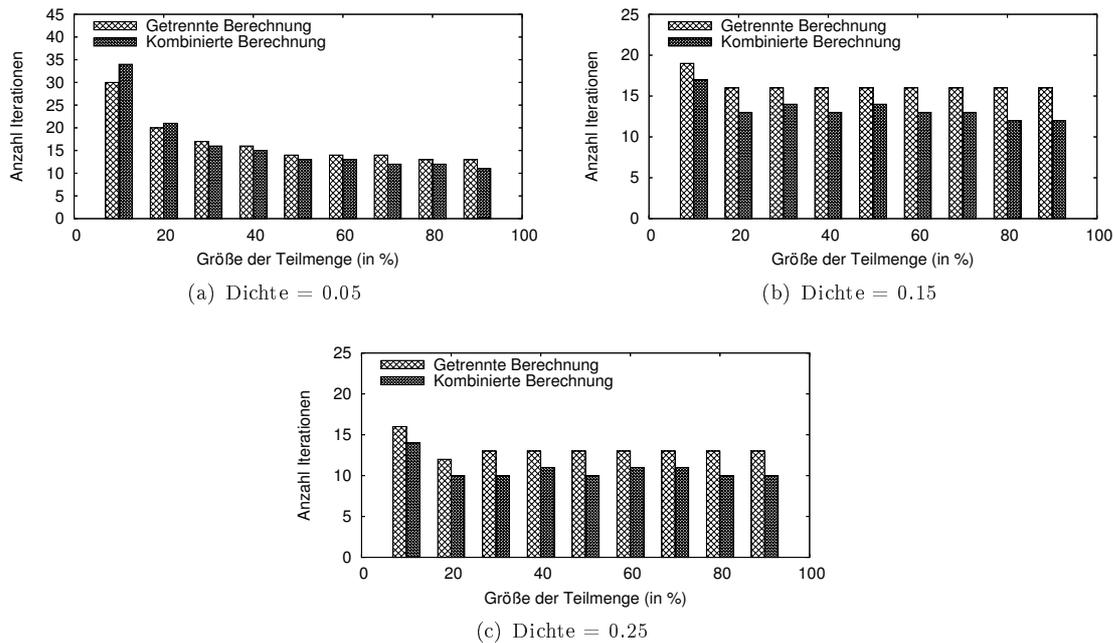
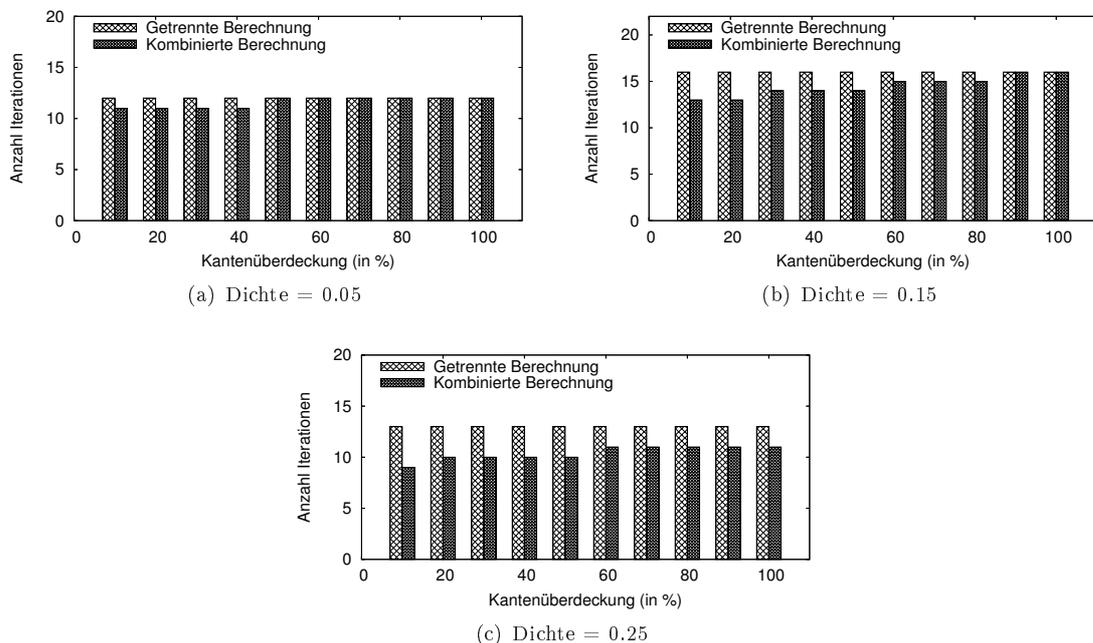


Abbildung B.21: Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf je zwei Graphen mit verschiedenen Kantenmengen (Teilmenge) und unterschiedlicher Dichte

## ANHANG B. WEITERE ERGEBNISSE

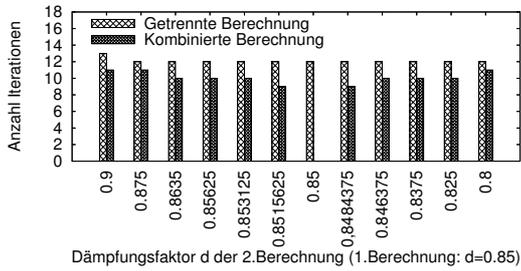


**Abbildung B.22:** Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf je zwei Graphen mit verschiedenen Knotenmengen (Teilmenge) und unterschiedlicher Dichte

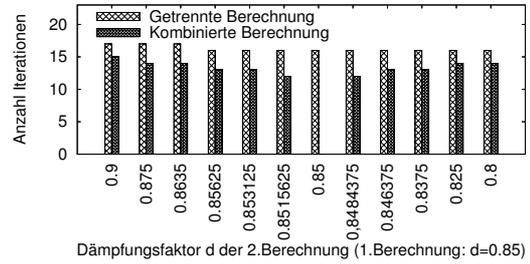


**Abbildung B.23:** Kombinierte Zentralitätsberechnungen auf je zwei Graphen mit verschiedenen Kantenmengen (bzgl. Kantengewichte) und unterschiedlicher Dichte

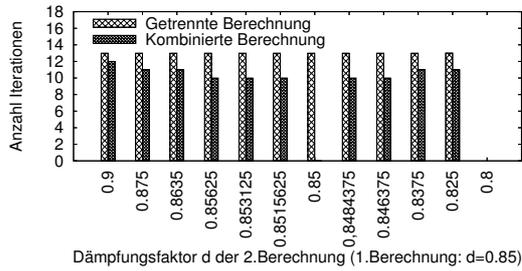
B.2.3 Verschiedene Parameterwerte



(a) Dichte = 0.05



(b) Dichte = 0.15



(c) Dichte = 0.25

Abbildung B.24: Kombinierte PageRank-Berechnungen mit unterschiedlichen Dämpfungsfaktoren  $d$

### B.3 Zentralitätsbasierte Analyse der Benutzerexperimente

#### B.3.1 Entwicklung der Zentralitätswerte von Teilnehmern über die Zeit

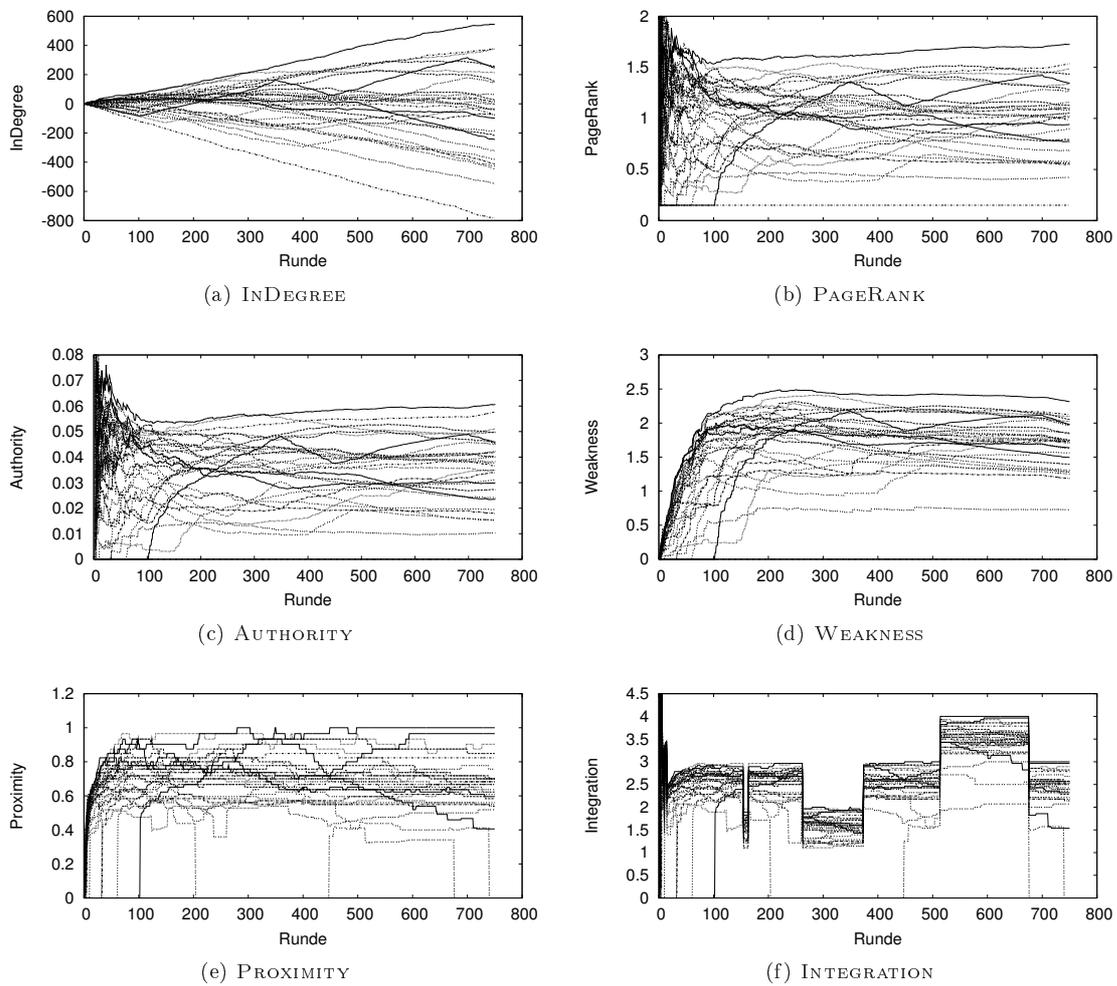


Abbildung B.25: Entwicklung der Zentralitätswerte der Spieler über die Zeit (Spiel I)

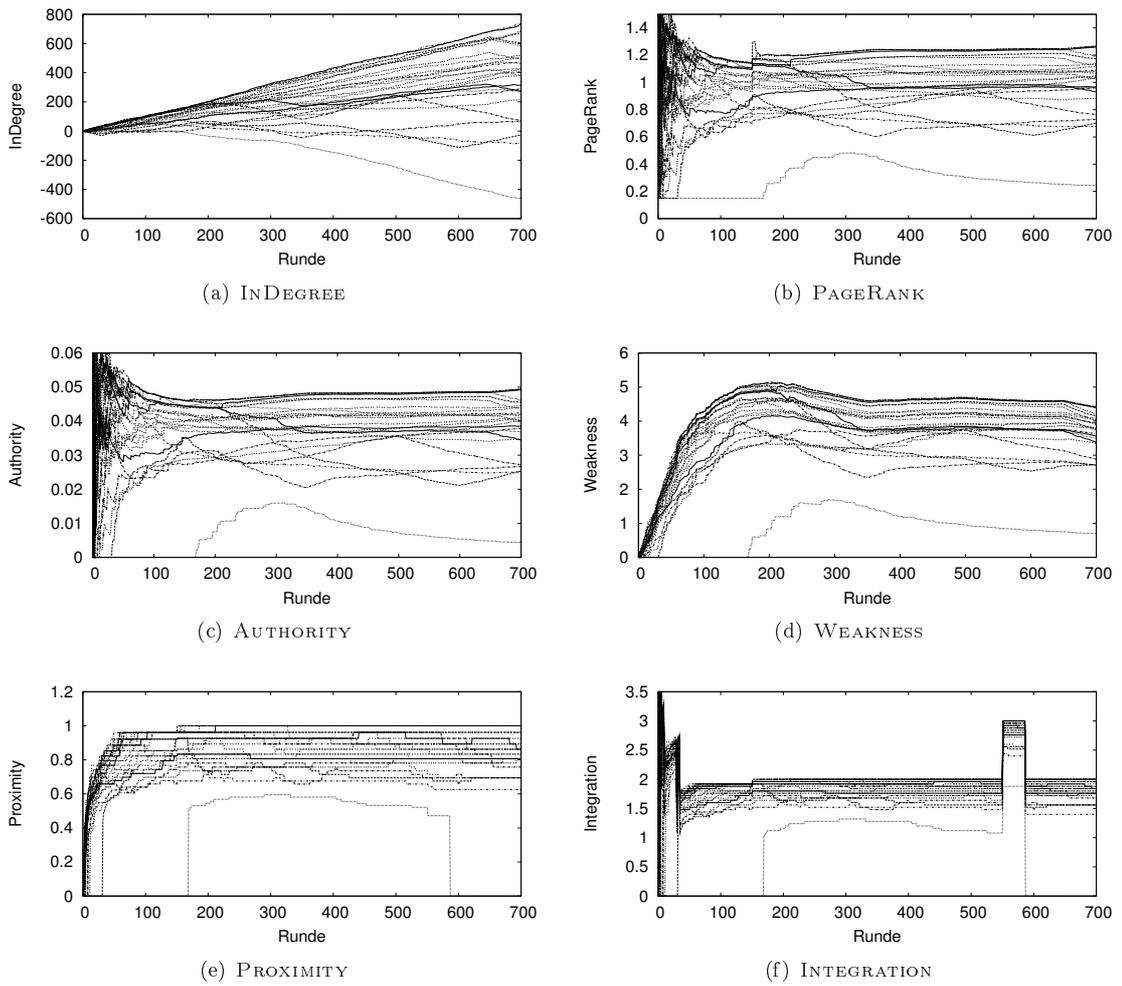


Abbildung B.26: Entwicklung der Zentralitätswerte der Spieler über die Zeit (Spiel II)

B.3.2 Entwicklung der Ränge der Teilnehmern (gemäß Zentralitätsberechnungen) über die Zeit

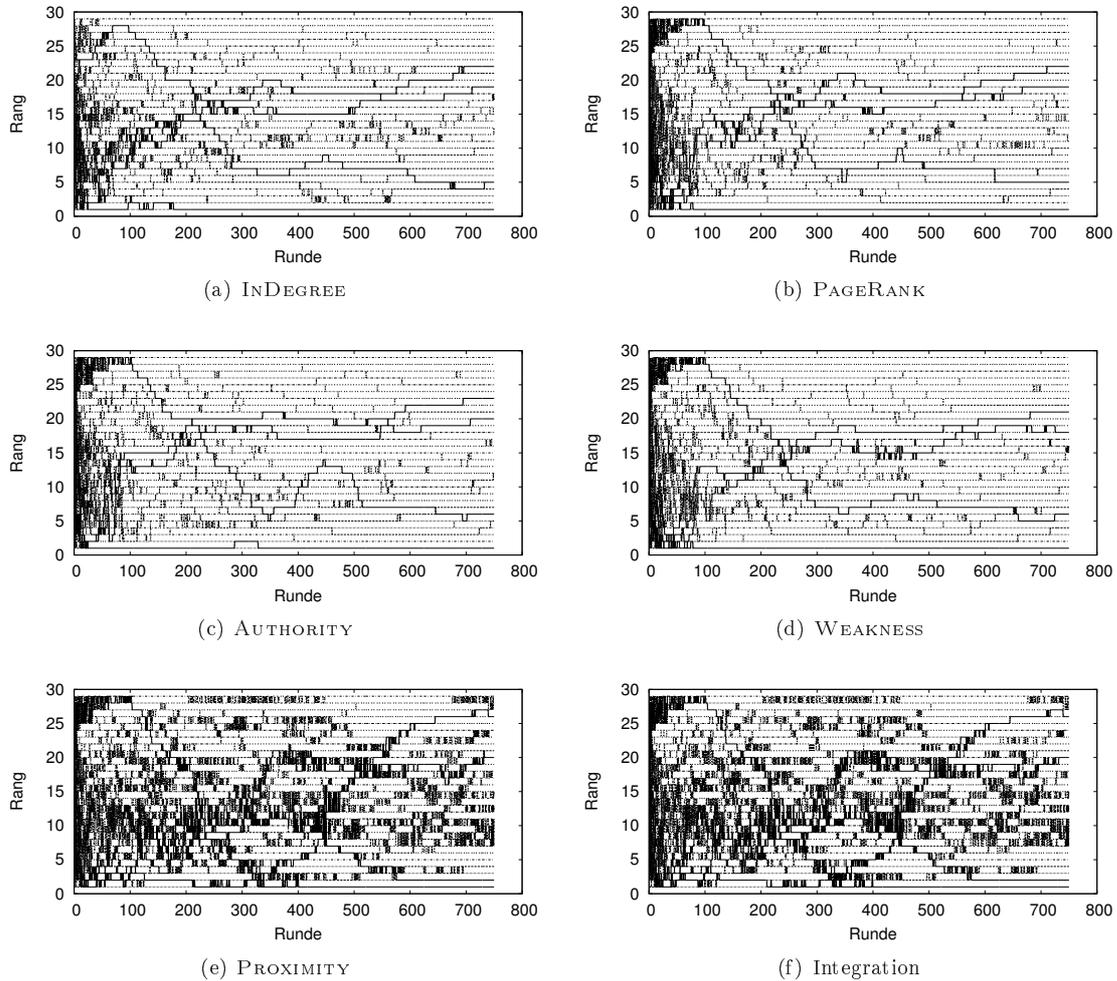


Abbildung B.27: Entwicklung der Ränge der Spieler über die Zeit (Spiel I)

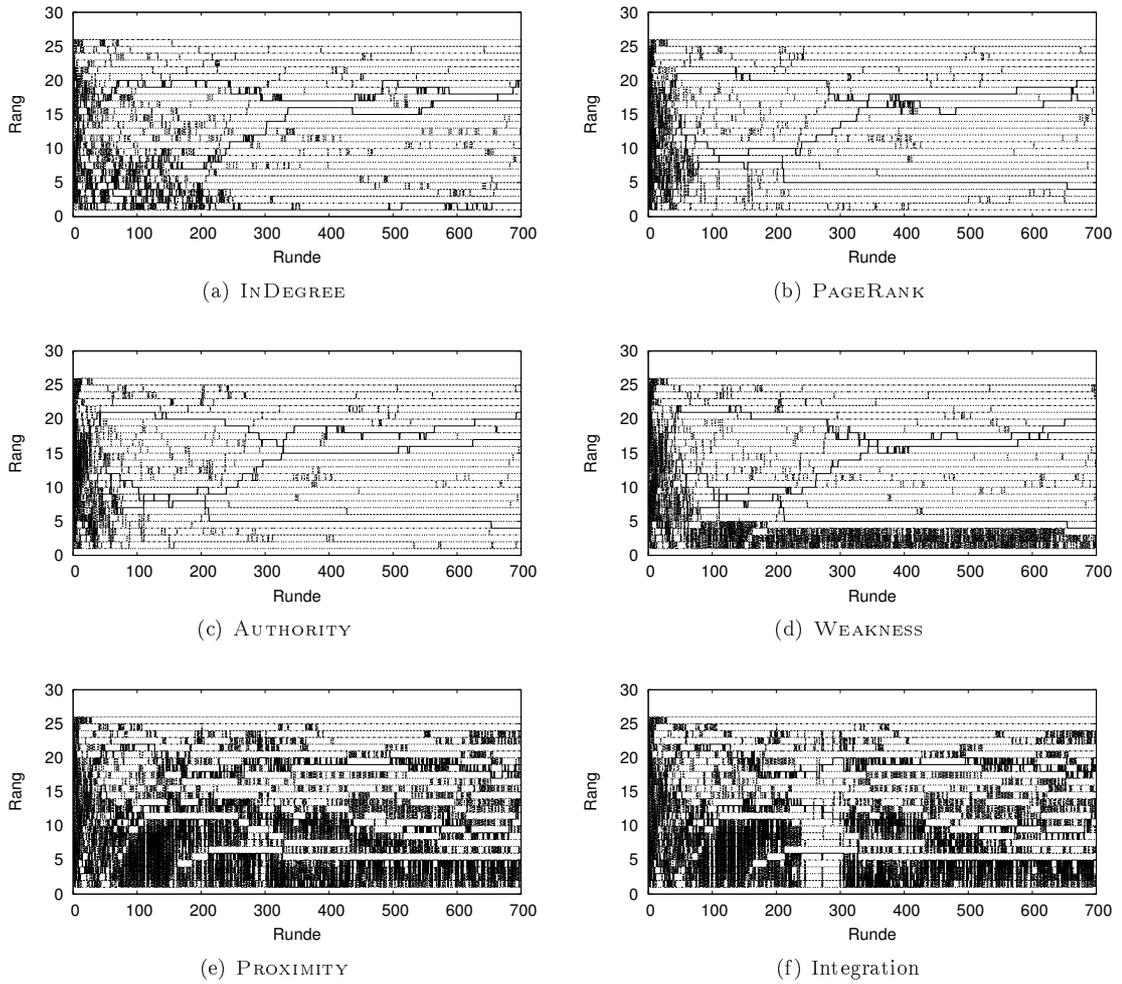


Abbildung B.28: Entwicklung der Ränge der Spieler über die Zeit (Spiel II)

B.3.3 Entwicklung der Zentralitätswerte von Teilnehmern über die Zeit

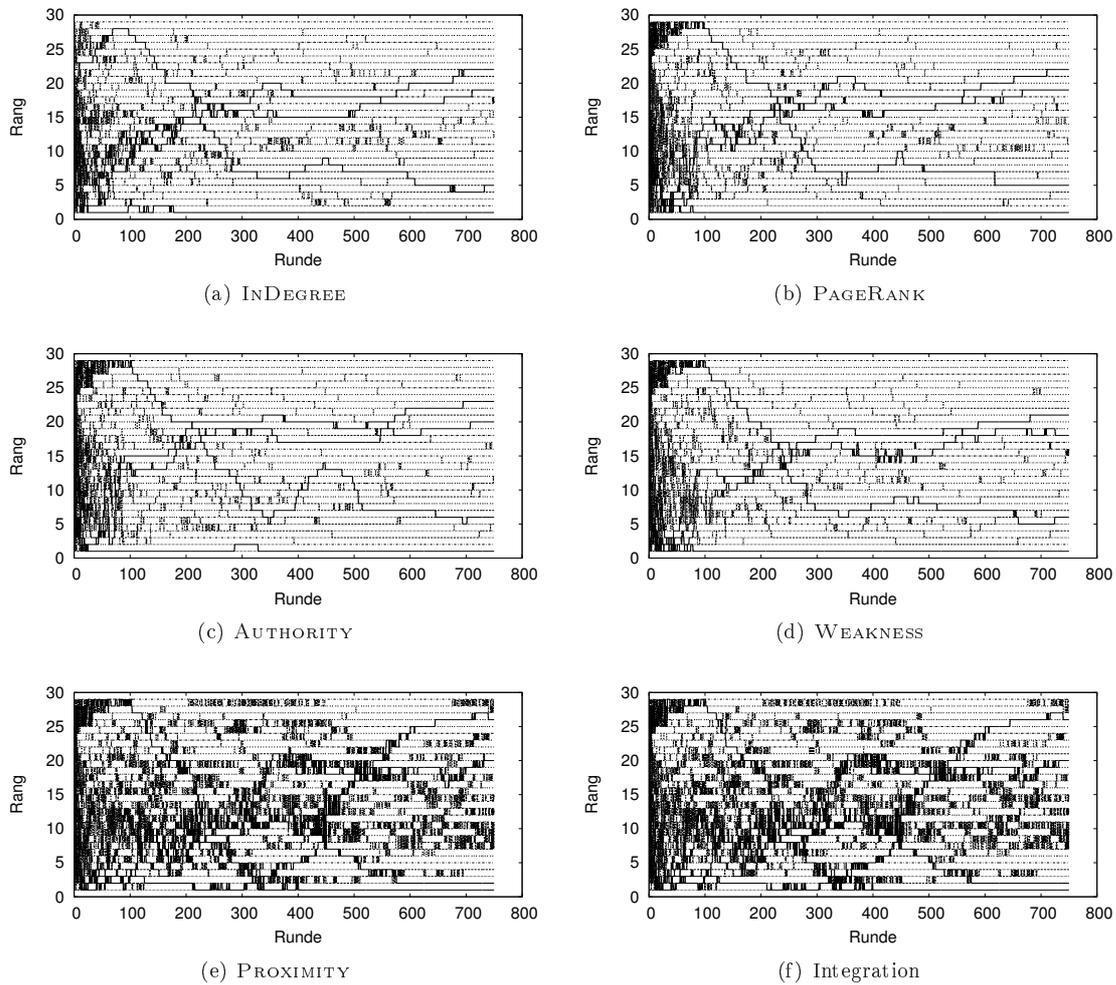


Abbildung B.29: Korrelation zwischen den Endpunkteständen der Teilnehmer und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel I)

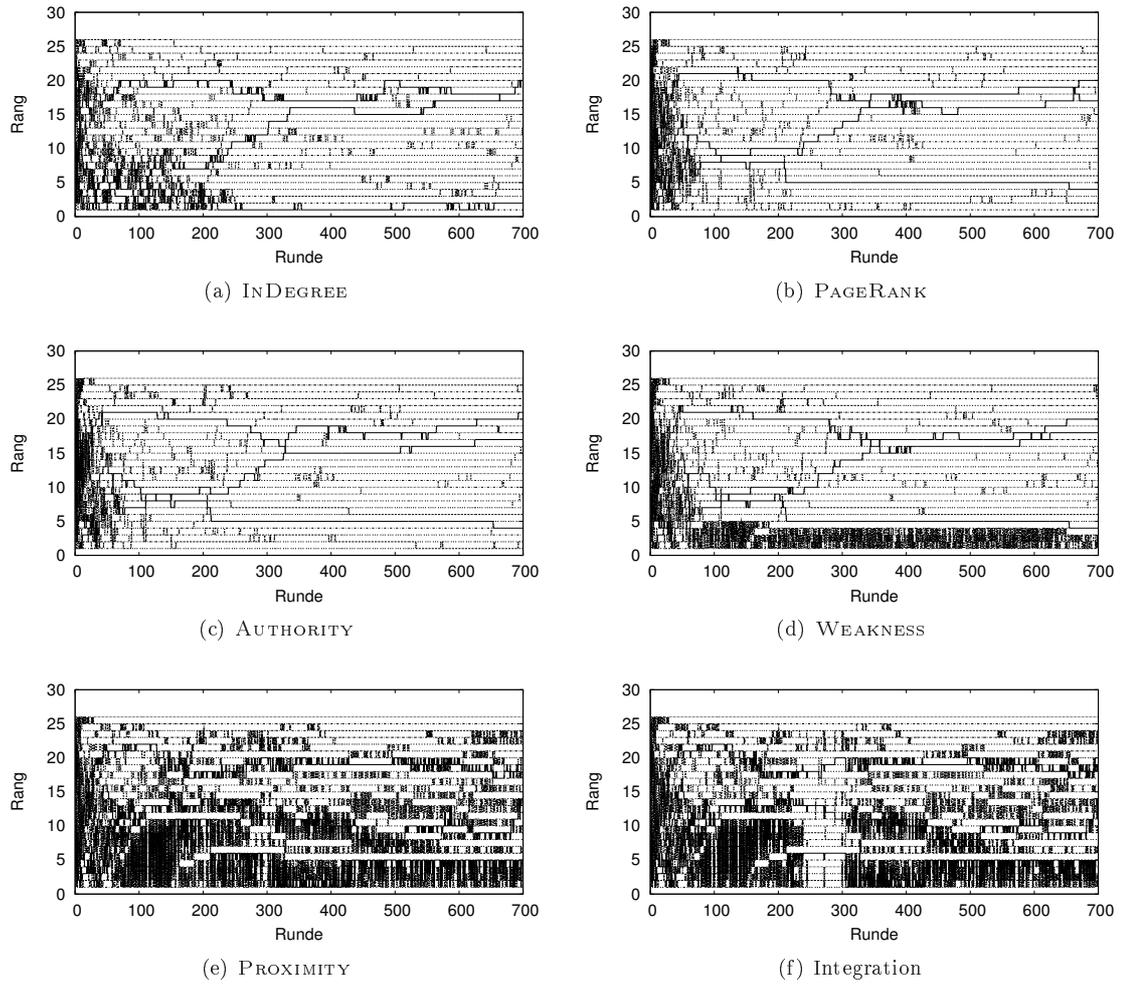


Abbildung B.30: Korrelation zwischen den Endpunkteständen der Teilnehmers und ihrem jeweiligen Zentralitätswert (Spiel II)

B.3.4 Entwicklung der Zentralitätswerte von Teilnehmern über die Zeit (mit Zeitfenster)

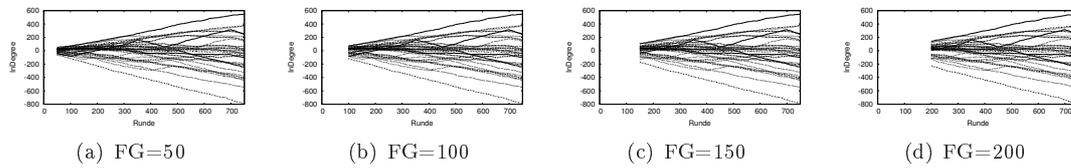


Abbildung B.31: Entwicklung der INDEGREE-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I)

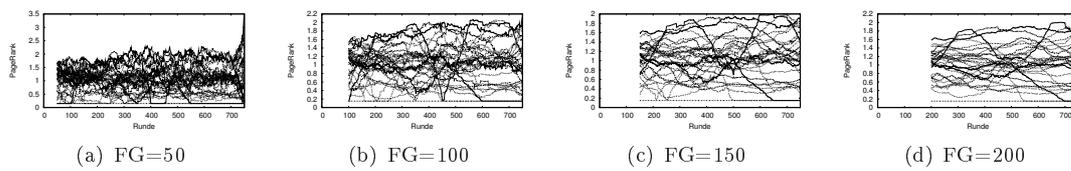


Abbildung B.32: Entwicklung der PAGERANK-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I)

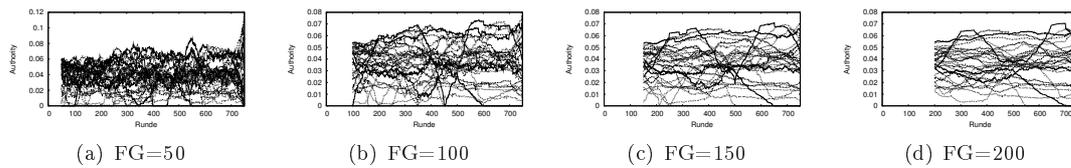


Abbildung B.33: Entwicklung der AUTHORITY-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I)

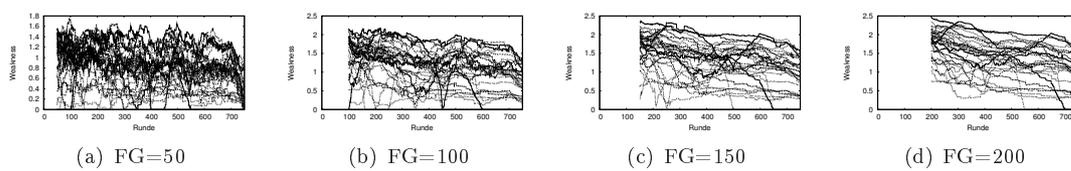


Abbildung B.34: Entwicklung der WEAKNESS-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I)

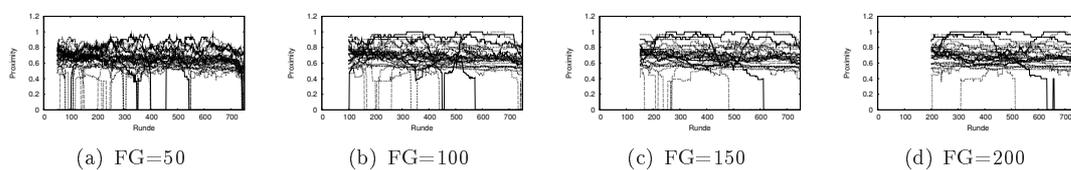
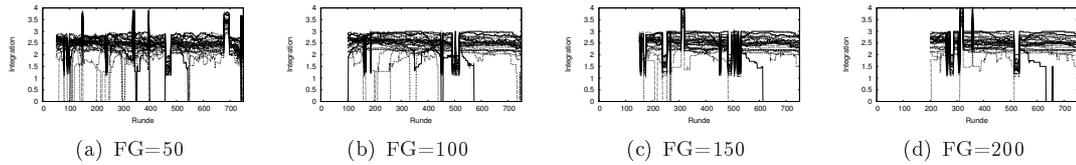
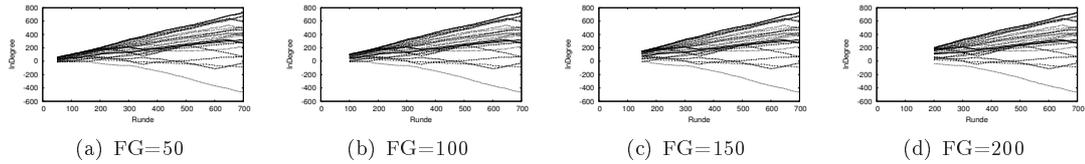


Abbildung B.35: Entwicklung der PROXIMITY-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I)

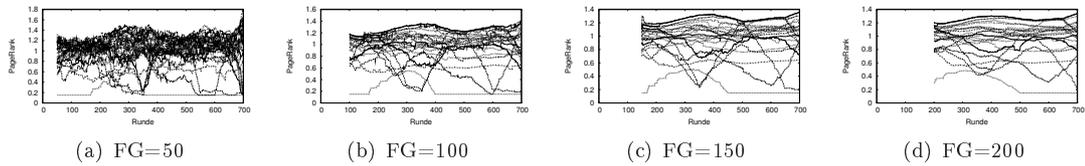
## ANHANG B. WEITERE ERGEBNISSE



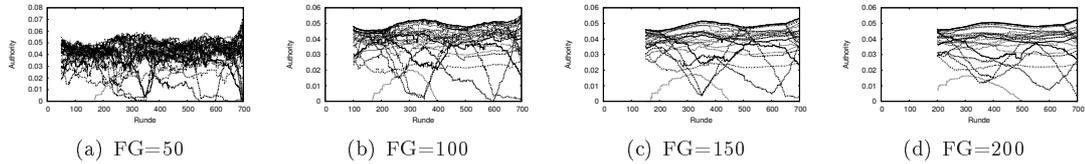
**Abbildung B.36:** Entwicklung der INTEGRATION-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel I)



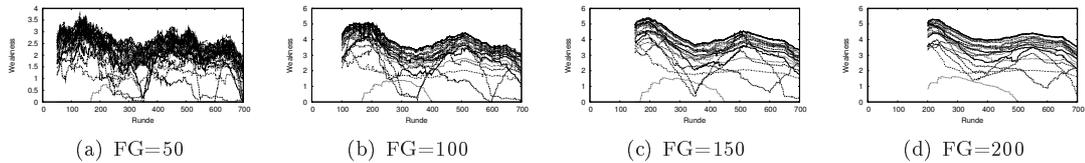
**Abbildung B.37:** Entwicklung der INDEGREE-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II)



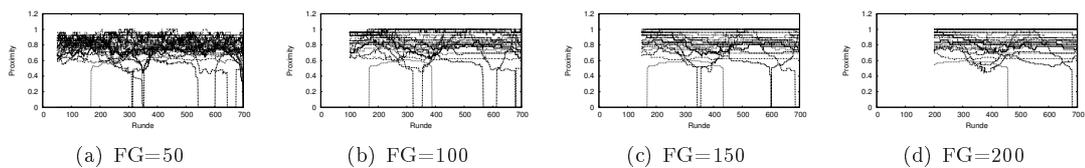
**Abbildung B.38:** Entwicklung der PAGERANK-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II)



**Abbildung B.39:** Entwicklung der AUTHORITY-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II)



**Abbildung B.40:** Entwicklung der WEAKNESS-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II)



**Abbildung B.41:** Entwicklung der PROXIMITY-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II)

## ANHANG B. WEITERE ERGEBNISSE

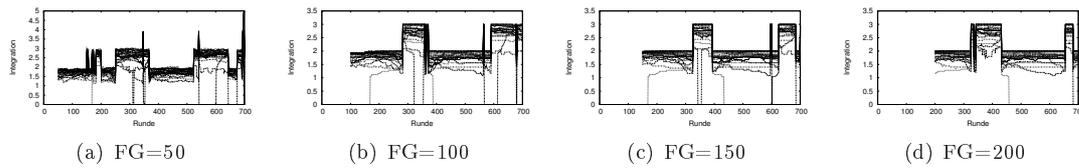


Abbildung B.42: Entwicklung der INTEGRATION-Werte für versch. Fenstergrößen FG (Spiel II)

### B.3.5 Entwicklung der Ränge (basierend auf Zentralitätsberechnungen) von Teilnehmern über die Zeit (mit Zeitfenster)

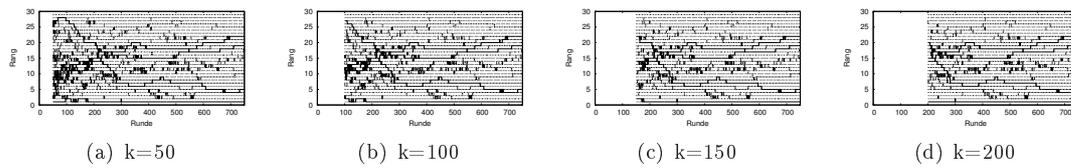


Abbildung B.43: Entwicklung der INDEGREE-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel I)

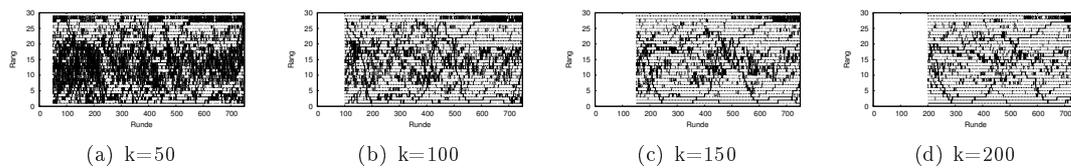


Abbildung B.44: Entwicklung der PAGERANK-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel I)

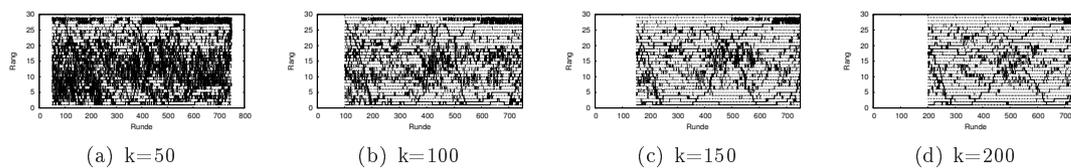


Abbildung B.45: Entwicklung der AUTHORITY-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel I)

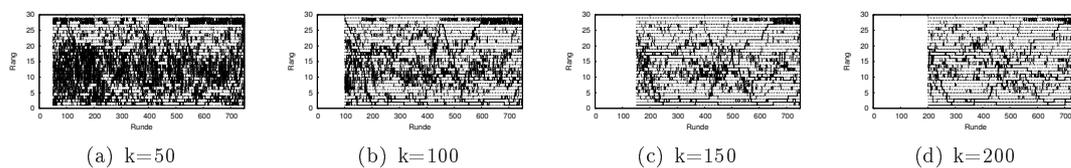


Abbildung B.46: Entwicklung der WEAKNESS-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel I)

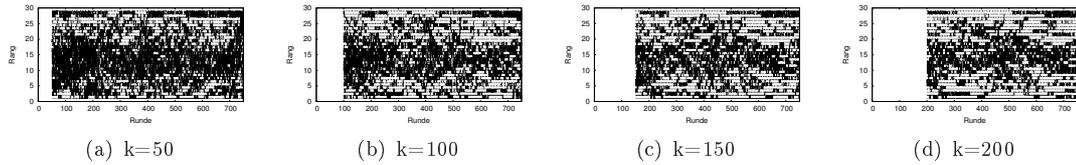


Abbildung B.47: Entwicklung der PROXIMITY-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel I)

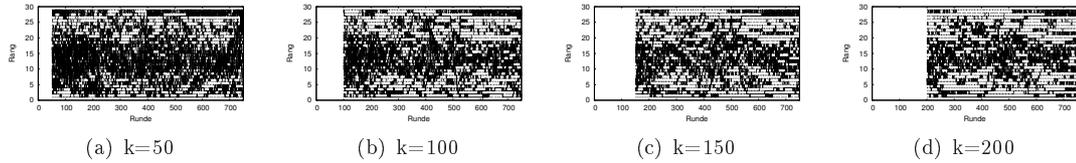


Abbildung B.48: Entwicklung der INTEGRATION-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel I)

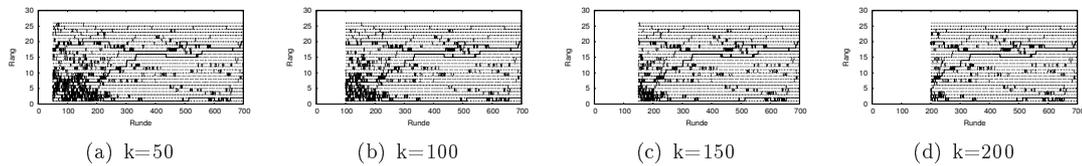


Abbildung B.49: Entwicklung der INDEGREE-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel II)

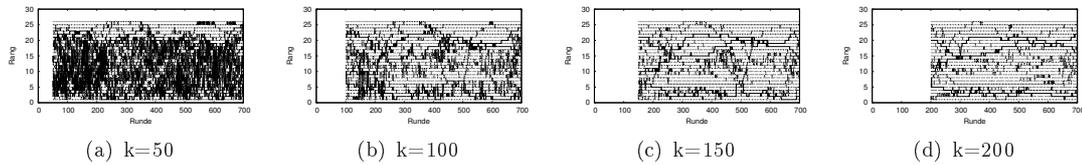


Abbildung B.50: Entwicklung der PAGERANK-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel II)

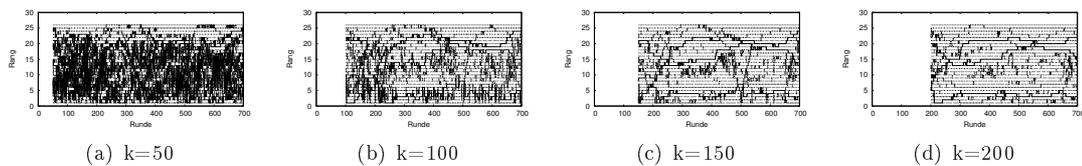


Abbildung B.51: Entwicklung der AUTHORITY-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel II)

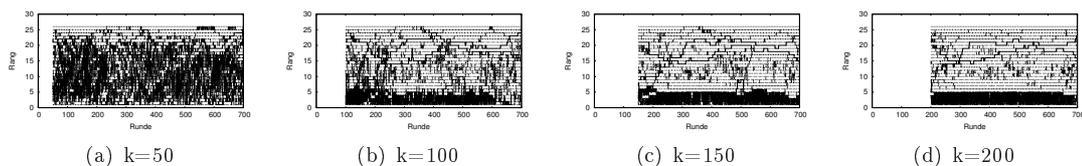


Abbildung B.52: Entwicklung der WEAKNESS-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel II)

## ANHANG B. WEITERE ERGEBNISSE

---

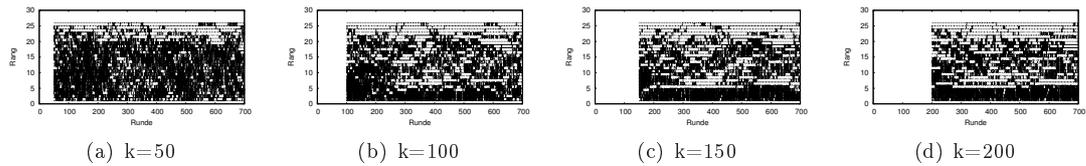


Abbildung B.53: Entwicklung der PROXIMITY-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel II)

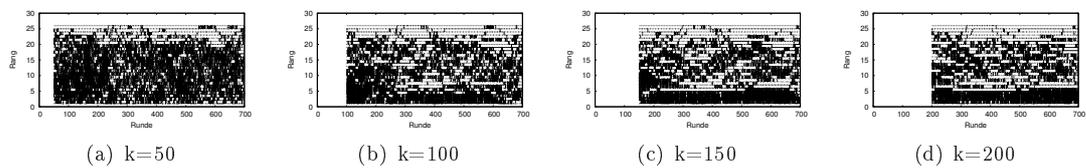


Abbildung B.54: Entwicklung der INTEGRATION-Ränge für versch. Fenstergrößen  $k$  (Spiel II)

# Literaturverzeichnis

- [A. 68] A. P. Dempster. A generalization of Bayesian inference. *Journal of the Royal Statistical Society*, 30(B):205–247, 1968.
- [AD01] Karl Aberer and Zoran Despotovic. Managing Trust in a Peer-2-Peer Information System. In Henrique Paques, Ling Liu, and David Grossman, editors, *Proceedings of the Tenth International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM01)*, pages 310–317. ACM Press, 2001.
- [AF95] Karl Aberer and Gisela Fischer. Semantic Query Optimization for Methods in Object-Oriented Database Systems. In *ICDE '95: Proceedings of the Eleventh International Conference on Data Engineering*, pages 70–79, Washington, DC, USA, 1995. IEEE Computer Society.
- [AH00] Eytan Adar and Bernardo A. Huberman. Free Riding on Gnutella. *First Monday*, 5(10), October 2000.
- [Ale87] Richard D. Alexander. *The Biology of Moral Systems*. Aldine de Gruyter, New York, 1987.
- [ARH00] Alfarez Abdul-Rahman and Stephen Hailes. Supporting Trust in Virtual Communities. In *HICSS '00: Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences-Volume 6*, page 6007, Washington, DC, USA, 2000. IEEE Computer Society.
- [Axe84] Robert M. Axelrod. *The Evolution of Cooperation*. Basic Books, New York, NY, 1984.
- [BBA02] Bob Blainey, Christopher Barton, and José Nelson Amaral. Removing Impediments to Loop Fusion Through Code Transformations. In *LCPC*, pages 309–328, 2002.
- [BC98] Jordi Brandts and Gary Charness. Hot vs. Cold: Sequential Responses and Preference Stability in Experimental Games. Economics Working Papers 321, Department of Economics and Business, Universitat Pompeu Fabra, August 1998.
- [Bea65] Murray A. Beauchamp. An improved index of centrality. *Behavioral Science*, 10(2):113 – 189, December 1965.
- [Bea77] Murray A. Beauchamp. A set of measures of centrality based on betweenness. *Sociometry*, 40(1):35 – 41, 1977.
- [BK93] Brian Bowen and Pavel Kocura. Implementing Conceptual Graphs in a RDBMS. In *Proceedings on Conceptual Graphs for Knowledge Representation*, London, UK, 1993. Springer-Verlag.
- [BKO03] Gary E. Bolton, Elena Katok, and Axel Ockenfels. How Effective are Electronic Reputation Mechanisms? An Experimental Investigation. Working Paper Series in Economics 3, University of Cologne, Department of Economics, 11 2003.

## LITERATURVERZEICHNIS

---

- [BLB03a] Sonja Buchegger and Jean-Yves Le Boudec. The Effect of Rumor Spreading in Reputation Systems for Mobile Ad-hoc Networks. In *WiOpt '03: Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc and Wireless Networks*, 2003.
- [BLB03b] Sonja Buchegger and Jean-Yves Le Boudec. A Robust Reputation System for Mobile Ad-hoc Networks. Technical report, EPFL IC Technical Report, 2003.
- [BLMP04] Andrei Z. Broder, Ronny Lempel, Farzin Maghoul, and Jan Pedersen. Efficient PageRank Approximation via Graph Aggregation. In *WWW Alt. '04: Proceedings of the 13th international World Wide Web conference on Alternate track papers & posters*, pages 484–485, New York, NY, USA, 2004. ACM.
- [BMT<sup>+</sup>99] Max H. Bazerman, Don A. Moore, Ann E. Tenbrunsel, Kimberly A. Wade-Benzoni, and Sally Blount. Explaining how preferences change across joint versus separate evaluation. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 39(1):41–58, May 1999.
- [BMT00] E. Bertino, D. Montesi, and A. Trombetta. Fuzzy and Presentation Algebras for Web and Multimedia Data. *IDEAS*, 00:134, 2000.
- [Bok78] Sissela Bok. *Lying: Moral Choice in Public and Private Life*. Pantheon Books, 1978.
- [Bre81] Marilynn B. Brewer. *Ethnocentrism and its Role in Interpersonal Trust*. Jossey-Bass social and behavioral science series. San Francisco: Jossey-Bass, 1981.
- [BWY03] Jeannette Brosig, Joachim Weimann, and Chun-Lei Yang. The Hot Versus Cold Effect in a Simple Bargaining Experiment. *Experimental Economics*, 6(1):75–90, June 2003.
- [CBG02] Jonathan Carter, Elijah Bitting, and Ali A. Ghorbani. Reputation Formalization Within Information Sharing Multiagent Architectures. *Computational Intelligence*, 2(5):45–64, 2002.
- [CDdV<sup>+</sup>02] Fabrizio Cornelli, Ernesto Damiani, Sabrina De Capitani di Vimercati, Stefano Paraboschi, and Pierangela Samarati. Choosing reputable servants in a P2P network. In *WWW '02: Proceedings of the 11th international conference on World Wide Web*, pages 376–386, New York, NY, USA, 2002. ACM.
- [CM98] Timothy N. Cason and Vai-Lam Mui. Social Influence in the Sequential Dictator Game. *Journal of Mathematical Psychology*, 42(2-3):248 – 265, 1998.
- [CN03] Vinny Cahill and Mogens Nielsen. Using Trust for Secure Collaboration in Uncertain Environments. *IEEE Pervasive Computing*, 2(3):52–61, 2003.
- [CNS03] Marco Carbone, Mogens Nielsen, and V. Sassone. A formal model for trust in dynamic networks, 2003.
- [Cox00] Tony Cox. Online and multiplayer gaming – An overview . In *Virtual Reality*, volume 5, pages 215–222, 2000.
- [CS01] Mao Chen and Jaswinder Pal Singh. Computing and using reputations for internet ratings. In *EC '01: Proceedings of the 3rd ACM conference on Electronic Commerce*, pages 154–162, New York, NY, USA, 2001. ACM.
- [Dar59] Charles Darwin. *The Origin of Species*. London, John Murray, Albemarle Street, 1859.
- [Del00] Chrysanthos Dellarocas. Immunizing online reputation reporting systems against unfair ratings and discriminatory behavior. In *Proceedings of the 2nd ACM conference on Electronic commerce*, pages 150–157. ACM Press, 2000.
- [DG77] P. Diaconis and R.L. Graham. Spearman’s Footrule as a Measure of Disarray. In *JSTOR '77*, B 39, 1977.

- [DKHP03] B. Dragovic, E. Kotsovinos, S. Hand, and P. Pietzuch. Xenotrust: Event-based distributed trust management. In *Proceedings of International Workshop on Database and Expert Systems Applications*, 2003.
- [Dou02] John R. Douceur. The Sybil Attack. In *IPTPS '01: Revised Papers from the First International Workshop on Peer-to-Peer Systems*, pages 251–260, London, UK, 2002. Springer-Verlag.
- [Dun96] R. Dunbar. *Grooming, Gossip und the Evolution of Language*. Harvard University Press, Cambridge, Massachusetts, 1996.
- [EF08] Dirk Engelmann and Urs Fischbacher. Indirect reciprocity and strategic reputation building in an experimental helping game. TWI Research Paper Series 34, Thurgauer Wirtschaftsinstitut, Universität Konstanz, August 2008.
- [FBFM08] Santo Fortunato, Marián Bogu ná, Alessandro Flammini, and Filippo Menczer. Approximating PageRank from In-Degree. In *Algorithms and Models for the Web-Graph: Fourth International Workshop, WAW 2006, Banff, Canada, November 30 - December 1, 2006. Revised Papers*, pages 59–71, Berlin, Heidelberg, 2008. Springer-Verlag.
- [FKS03] Ronald Fagin, Ravi Kumar, and D. Sivakumar. Comparing top k lists. In *SODA '03: Proceedings of the fourteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms*, pages 28–36, Philadelphia, PA, USA, 2003. Society for Industrial and Applied Mathematics.
- [For01] Dianne Ford. Trust and Knowledge Management: The Seeds of Success. Technical Report WP 01-08, Queen's School of Business, Queen's University at Kingston, Canadas, november 2001.
- [FPCS04] Michal Feldman, Christos Papadimitriou, John Chuang, and Ion Stoica. Free-Riding and Whitewashing in Peer-to-Peer Systems. In *PINS '04: Proceedings of the ACM SIGCOMM workshop on Practice and theory of incentives in networked systems*, pages 228–236, New York, NY, USA, 2004. ACM.
- [FR98] Eric Friedman and Paul Resnick. The Social Costs of Cheap Pseudonyms: fostering cooperation on the Internet. Departmental Working Papers 199820, Rutgers University, Department of Economics, September 1998.
- [Fri08] Tobias Fritsch. *Next Generation massive multiplayer games in a mobile context*. Dissertation, Freie Universität Berlin, Luisenstr. 65/66 10117 Berlin (Mitte), Deutschland, 2008.
- [FT91] Drew Fudenberg and Jean Tirole. *Game Theory*. MIT Press, 1991.
- [Gar05] Gary E. Bolton and Elena Katok and Axel Ockenfels. Cooperation among strangers with limited information about reputation. *Journal of Public Economics*, 89(8):1457 – 1468, 2005.
- [GHM01] Werner Guth, Steffen Huck, and Wieland Muller. The Relevance of Equal Splits in Ultimatum Games. *Games and Economic Behavior*, 37(1):161 – 169, October 2001.
- [GM75] R. T. Golembiewski and M. McConkie. *The Centrality of Interpersonal trust in Group Processes, Chapter 7*. London: Wiley, 1975.
- [GS00] T. Grandison and M. Sloman. A survey of trust in Internet application. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 3(4), 2000.
- [GvL96] G. H. Golub and C. F. van Loan. *Matrix Computations*. Johns Hopkins University Press, 1996.

## LITERATURVERZEICHNIS

---

- [GY99] Jonathan Gross and Jay Yellen. *Graph Theory and its Applications*. CRC Press, Inc., 1999.
- [Ham63] William Hamilton. The Evolution of Altruistic Behavior. *The American Naturalist*, 97(896):354–356, 1963.
- [Ham64] William Hamilton. The genetical evolution of social behavior, I. *Journal of Theoretical Biology*, 7:1–16, 1964.
- [HCH<sup>+</sup>05] Ryan Huebsch, Brent Chun, Joseph M. Hellerstein, Boon Thau, Petros Maniatis, Timothy Roscoe, Scott Shenker, Ion Stoica, and Aydan R. Yumerefendi. The Architecture of PIER: an Internet-Scale Quey Processor. In *Proceedings of the 2005 CIDR Conference*, 2005.
- [Her01] Herings, Jean-Jacques P. and van der Laan, gerald and Talman, Dolf. Measuring the Power of Nodes in Digraphs. Tinbergen Institute Discussion Papers 01-096/1, Tinbergen Institute, Oct 2001.
- [HJS04] T. Dong Huynh, Nicholas R. Jennings, and Nigel R. Shadbolt. Developing an Integrated Trust and Reputation Model for Open Multi-Agent Systems. In Rino Falcone and Suzanne Barber and Jordi Sabater and Munindar Singh, editor, *AAMAS-04 Workshop on Trust in Agent Societies*, 2004.
- [HKTR04] Jonathan L. Herlocker, Joseph A. Konstan, Loren G. Terveen, and John T. Riedl. Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM Trans. Inf. Syst.*, 22(1):5–53, 2004.
- [HMS98] Elizabeth Hoffman, Kevin A McCabe, and Vernon L Smith. Behavioral Foundations of Reciprocity: Experimental Economics and Evolutionary Psychology. *Economic Inquiry*, 36(3):335 – 52, July 1998.
- [HPFS02] R. Housley, W. Polk, W. Ford, and D. Solo. Internet X.509 Public Key Infrastructure Certificate and Certificate Revocation List (CRL) Profile, 2002.
- [HZNR09] Kevin Hoffman, David Zage, and Cristina Nita-Rotaru. A Survey of Attack and Defense Techniques for Reputation Systems. *ACM Computing Surveys*, 11:2009, 2009.
- [IBJR03] R. Ismail, C. Boyd, A. Jøsang, and S Russel. Strong Privacy in Reputation SystemsE. In *Proceedings of the 4th International Workshop on Information Security Applications (WISA)*, August 2003.
- [Jen88] Jennifer G. Steiner and B. Clifford Neuman and Jeffrey I. Schiller. Kerberos: An Authentication Service for Open Network Systems. In *Proceedings of the USENIX Winter 1988 Technical Conference*, pages 191–202, Berkeley, CA, 1988. USENIX Association.
- [JF03] Radu Jurca and Boi Faltings. An Incentive Compatible Reputation Mechanism. *E-Commerce Technology, IEEE International Conference on*, 0:285, 2003.
- [JHF03] Audun Josang, Shane Hird, and Eric Faccor. Simulating the Effect of Reputation Systems on E-Markets. *Lecture Notes in Computer Science*, 22692, 2003.
- [JI02] Audun Jøsang and Roslan Ismail. The Beta Reputation System. In *15th Bled Electronic Commerce Conference e-Reality: Constructing the e-Economy*, June 2002.
- [JIB07] Audun Josang, Roslan Ismail, and Colin Boyd. A Survey of Trust and Reputation Systems for Online Service Provision. *Decis. Support Syst.*, 43(2):618–644, March 2007.
- [Jon99] Jon M. Kleinberg. Authoritative Sources in a Hyperlinked Environment. *J. ACM*, 46(5):604–632, 1999.

- 
- [Jos96] A. Josang. The right type of trust for distributed systems, 1996.
- [Jos99] Audun Josang. Trust-Based Decision Making for Electronic Transactions. In *Proceedings of the Fourth Nordic Workshop on Secure IT Systems (NORDSEC'99)*, Stockholm, Sweden, 1999.
- [KG90] M. Kendall and J.D. Gibson. *Rank Correlation Methods*. Edward Arnold, London, UK, 5 edition, 1990.
- [KHG03] Ar Kamvar, Taher Haveliwala, and Gene Golub. Adaptive methods for the computation of PageRank. Technical Report 2003-26, Stanford University, 2003.
- [KHMG03a] S. Kamvar, T. Haveliwala, C. Manning, and G. Golub. Exploiting the block structure of the web for computing pagerank. Technical report, Stanford University, 2003.
- [KHMG03b] Sepandar D. Kamvar, Taher H. Haveliwala, Christopher D. Manning, and Gene H. Golub. Extrapolation methods for accelerating PageRank computations. In *12th World Wide Web Conference*, pages 261–270, 2003.
- [KR97] Rohit Khare and Adam Rifkin. Weaving a Web of trust. *World Wide Web Journal*, 2(3):77–112, 1997.
- [KSGM03] Sepandar D. Kamvar, Mario T. Schlosser, and Hector Garcia-Molina. The Eigentrust algorithm for reputation management in P2P networks. In *WWW '03: Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web*, pages 640–651, New York, NY, USA, 2003. ACM.
- [LGZ03] Chris Lee, Gene H. Golub, and Stefanos A. Zenios. A fast two-stage algorithm for computing pagerank and its extensions. Technical Report SCCM-2003-15, Scientific Computation and Computational Mathematics, Stanford University, 2003.
- [Lin76] Lin Nan. *Foundations of Social Research*. New York: McGraw-Hill, june 1976.
- [LL07] Steven D. Levitt and John A. List. What Do Laboratory Experiments Measuring Social Preferences Reveal About the Real World? *Journal of Economic Perspectives*, 21(2):153–174, 2007.
- [LM04] Amy N. Langville and Carl D. Meyer. Deeper inside PageRank. *Internet Math.*, 1(3):335–380, 2004.
- [LRBPR07] David Lucking-Reiley, Doug Bryan, Naghi Prasad, and Daniel Reeves. Pennies from eBay: The Determinants of Price on Online Auctions. *Journal of Industrial Economics*, 55(2):223–233, June 2007.
- [LSB03] Seungjoon Lee, Rob Sherwood, and Samrat Bhattacharjee. Cooperative Peer Groups in NICE. In *INFOCOM*, 2003.
- [Luh79] Niklas Luhmann. *Trust and Power*. John Wiley & Sons Inc, 1979.
- [LW94] Nick Littlestone and Manfred K. Warmuth. The weighted majority algorithm. *Inf. Comput.*, 108(2):212–261, 1994.
- [LZX<sup>+</sup>04] Yizhou Lu, Benyu Zhang, Wensi Xi, Zheng Chen, Yi Liu, Michael R. Lyu, and Wei ying Ma. The PowerRank Web Link Analysis Algorithm. In *WWW Alt. '04: Proceedings of the 13th international World Wide Web conference on Alternate track papers & posters*, pages 254–255, New York, NY, USA, 2004. ACM.
- [Man98] Daniel W. Manchala. Trust Metrics, Models and Protocols for Electronic Commerce Transactions. In *ICDCS '98: Proceedings of the The 18th International Conference on Distributed Computing Systems*, Washington, DC, USA, 1998. IEEE Computer Society.

## LITERATURVERZEICHNIS

---

- [Mar94] Stephen Marsh. *Formalising Trust as a Computational Concept*. PhD thesis, University of Sterling, 1994.
- [Mar04] Marco Gaertler and Dorothea Wagner. Algorithms for Representing Network Centrality, Groups and Density & Clustered Graph Representation. Technical Report D06, Karlsruhe, 2004.
- [MMA<sup>+</sup>01] L. Mui, M. Mohtashemi, C. Ang, P. Szolovits, and A. Halberstadt. Ratings in Distributed Systems: A Bayesian Approach, 2001.
- [MMH02] L. Mui, M. Mohtashemi, and A. Halberstadt. A Computational Model of Trust and Reputation for E-businesses. *Hawaii International Conference on System Sciences*, 7, 2002.
- [MPTK09] Frederic Magoules, Jie Pan, Kiat-An Tan, and Abhinit Kumar. *Introduction to Grid Computing*. JCRC Press, 2009.
- [MRZ02] Nolan Miller, Paul Resnick, and Richard Zeckhauser. Eliciting Honest Feedback in Electronic Markets. Working Paper Series rwp02-039, Harvard University, John F. Kennedy School of Government, Sep 2002.
- [MRZ05] Nolan Miller, Paul Resnick, and Richard Zeckhauser. Eliciting Informative Feedback: The Peer-Prediction Method. *Management Science*, 51:2005, 2005.
- [Nas50] John F. Nash. Equilibrium points in n-person games. In *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 1950.
- [NMK05] Samia Nefti, Farid Meziane, and Khairudin Kasiran. A Fuzzy Trust Model for E-Commerce. In *CEC '05: Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on E-Commerce Technology*, pages 401–404, Washington, DC, USA, 2005. IEEE Computer Society.
- [NS98] Martin A. Nowak and Karl Sigmund. Evolution of Indirect Reciprocity by Image Scoring. *Nature*, 393:573–577, 1998.
- [NW06] H.T. Normann and B. Wallace. The Impact of the Termination Rule on Cooperation in a Prisoner's Dilemma Experiment. Working paper, Royal Holloway, 2006.
- [OI04] Hisashi Ohtsuki and Yoh Iwasa. How should we define goodness?—reputation dynamics in indirect reciprocity. *Journal of Theoretical Biology*, 231(1):107–120, November 2004.
- [OI06] Hisashi Ohtsuki and Yoh Iwasa. The leading eight: Social norms that can maintain cooperation by indirect reciprocity. *Journal of Theoretical Biology*, 239(4):435–444, April 2006.
- [OM04] Robert J. Oxoby and Kendra N. McLeish. Sequential Decision and Strategy vector Methods in Ultimatum Bargaining: Evidence on the Strength of Other-Regarding Behavior. *Economics Letters*, 84(3):399–405, September 2004.
- [PBMW98] Lawrence Page, Sergey Brin, Rajeev Motwani, and Terry Winograd. The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web. Technical report, Stanford University, 1998.
- [Pin99] Steven Pinker. *How the Mind Works*. W. W. Norton & Company, 1999.
- [Plo93] S. Plous. *The Psychology of Judgment and Decision Making*. McGraw-Hill Humanities/Social Sciences/Languages, 1 edition, 1993.
- [PRU02] Gopal Pandurangan, Prabhakara Raghavan, and Eli Upfal. Using PageRank to Characterize Web Structure. In *8th Annual International Computing and Combinatorics Conference (COCOON)*, 2002.

- 
- [R. 86] R. Selten and R. Stoecker. End Behavior in Sequences of Finite Prisoner's Dilemma Supergames: A learning Theory Approach. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 7(1):47 – 70, 1986.
- [Rad04] Rada Mihalcea. Graph-based ranking algorithms for sentence extraction, applied to text summarization. In *Proceedings of the ACL 2004 on Interactive poster and demonstration sessions*, page 20, Morristown, NJ, USA, 2004. Association for Computational Linguistics.
- [RKZF00] Paul Resnick, Ko Kuwabara, Richard Zeckhauser, and Eric Friedman. Reputation systems. *Commun. ACM*, 43(12):45–48, December 2000.
- [RSvdWB05] Philipp Rösch, Kai-Uwe Sattler, Christan von der Weth, and Erik Buchmann. Best Effort Query Processing in DHT-based P2P Systems. In *Proceedings of the 1st IEEE International Workshop on Networking Meets Databases (NetDB)*, april 2005.
- [RZ02] Paul Resnick and Richard Zeckhauser. Trust Among Strangers in Internet Transactions: Empirical Analysis of eBay's Reputation System. In Michael R. Baye, editor, *The Economics of the Internet and E-Commerce*, volume 11 of *Advances in Applied Microeconomics*, pages 127–157. Elsevier Science, 2002.
- [RZSL03] Paul Resnick, Richard Zeckhauser, John Swanson, and Kate Lockwood. The Value of Reputation on eBay: A Controlled Experiment. Working Paper Series rwp03-007, Harvard University, John F. Kennedy School of Government, February 2003.
- [Sab66] Gert Sabidussi. The centrality index of a graph. *Psychometrika*, 31(4):581–603, December 1966.
- [Sam97] Larry Samuelson. *Evolutionary Games and Equilibrium Selection*. MIT Press, Cambridge, Massachusetts and London, England, 1997.
- [SAS07] Gheorghe Cosmin Silaghi, Alvaro E. Arenas, and Luis Moura Silva. Reputation-based trust management systems and their applicability to grids. Technical Report TR-0064, Institute on Knowledge and Data Management, Institute on System Architecture, University of Coimbra (Portugal), 2007.
- [SBSV06] Stephan Schosser, Klemens Böhm, Rainer Schmidt, and Bodo Vogt. Incentives engineering for structured P2P systems - a feasibility demonstration using economic experiments. In *EC '06: Proceedings of the 7th ACM conference on Electronic commerce*, pages 280–289, New York, NY, USA, 2006. ACM.
- [SD08] John Maynard Smith and Richard Dawkins. *The Theory of Evolution*, volume 3. Cambridge University Press, 2008.
- [SGG02] Stefan Saroiu, Krishna P. Gummadi, and Steven D. Gribble. A Measurement Study of Peer-to-Peer File Sharing Systems. In *Proceedings of SPIE (Proceedings of Multimedia Computing and Networking 2002, MMCN'02)*, volume 4673, pages 156–170, 2002.
- [Sha76] Glenn Shafer. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, 1976.
- [SRL04] Susie Stephens, Johan Rung, and Xavier Lopez. Graph data representation in oracle database 10g: Case studies in life sciences. *IEEE Data Engineering Bulletin*, 27, 2004.
- [SS01] Jordi Sabater and Carles Sierra. REGRET: reputation in gregarious societies. In *AGENTS '01: Proceedings of the fifth international conference on Autonomous agents*, pages 194–195, New York, NY, USA, 2001. ACM.

## LITERATURVERZEICHNIS

---

- [SS02] Jordi Sabater and Carles Sierra. Reputation and social network analysis in multi-agent systems. In *AAMAS '02: Proceedings of the first international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 475–482, New York, NY, USA, 2002. ACM.
- [SS06] Ingrid Seinen and Arthur Schram. Social status and group norms: Indirect reciprocity in a repeated helping experiment. *European Economic Review*, 50(3):581–602, 2006.
- [Sur04] Suryanarayana, Girish and Taylor, Richard N. A Survey of Trust Management and Resource Discovery Technologies in Peer-to-Peer Applications, 2004.
- [Tri71] Robert L. Trivers. The Evolution of Reciprocal Altruism. *The Quarterly Review of Biology*, 46(1):35–57, 1971.
- [T.W98] T.W. Valente and R.K. Foreman. Integration and radiality: Measuring the extent of an individual’s connectedness and reachability in a network. *Social Networks*, 20:89–105, 1998.
- [Ups03] Trystan Upstill. Predicting fame and fortune: Pagerank or indegree. In *In Proceedings of the Australasian Document Computing Symposium, ADCS2003*, pages 31–40, 2003.
- [vdWB07] Christian von der Weth and Klemens Böhm. Towards an Objective Assessment of Centrality Measures in Reputation Systems. In *9th IEEE International Conference on E-Commerce Technology (CEC 2007) / 4th IEEE International Conference on Enterprise Computing, E-Commerce and E-Services (EEE 2007)*, pages 270–277, 2007.
- [Was99] Wassermann, S and Faust, K. *Social network analysis: Methods and Applications*. Cambridge University Press, Cambridge, 1999.
- [WB97] A. Whiten and R.W. Byrne. *Machiavellian Intelligence II: Extensions and Evaluations*. Cambridge University Press, 1997.
- [Wil71] G. C Williams. *Group Selection*. Aldine-Atherton, Chicago, 1971.
- [WJI05] Andrew Whitby, Audun Josang, and Jadwiga Indulska. Filtering out unfair ratings in bayesian reputation systems. In *The Icfain Journal of Management Research*, pages 48 – 64, 2005.
- [Wol95] Michael Joseph Wolfe. *High Performance Compilers for Parallel Computing*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1995.
- [WS94] D.S. Wilson and E. Sober. Reintroducing group selection to the human behavioral sciences. *Behavioral and Brain Sciences*, 17(4):585–654, 1994.
- [WV03] Yao Wang and Julita Vassileva. Trust and Reputation Model in Peer-to-Peer Networks. In *P2P '03: Proceedings of the 3rd International Conference on Peer-to-Peer Computing*, page 150, Washington, DC, USA, 2003. IEEE Computer Society.
- [XL04] Li Xiong and Ling Liu. PeerTrust: Supporting Reputation-Based Trust for Peer-to-Peer Electronic Communities. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 16(7):843–857, 2004.
- [YAI<sup>+</sup>04] Atsushi Yamamoto, Daisuke Asahara, Tomoko Ito, Satoshi Tanaka, and Tatsuya Suda. Distributed Pagerank: A Distributed Reputation Model for Open Peer-to-Peer Networks. In *SAINT-W '04 (SAINT '04 Workshops)*, Washington, DC, USA, 2004. IEEE Computer Society.
- [YS00] Bin Yu and Munindar P. Singh. A Social Mechanism of Reputation Management in Electronic Communities. In *CIA '00: Proceedings of the 4th International Workshop on Cooperative Information Agents IV, The Future of Information Agents in Cyberspace*, pages 154–165, London, UK, 2000. Springer-Verlag.

- [YS02] Bin Yu and Munindar P. Singh. An evidential model of distributed reputation management. In *In Proceedings of First International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pages 294–301. ACM Press, 2002.
- [YS03] Bin Yu and Munindar P. Singh. Detecting deception in reputation management. In *AAMAS '03: Proceedings of the second international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 73–80, New York, NY, USA, 2003. ACM.
- [ZGG<sup>+</sup>04] Hui Zhang, Ashish Goel, Ramesh Govindan, Kahn Mason, and Benjamin Van Roy. Making Eigenvector-Based Reputation Systems Robust to Collusion. In *Proceedings of the third Workshop on Web Graphs (WAW)*, volume 3243 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 92–104, Rome, Italy, October 2004. Springer.
- [Zim96] H.-J. Zimmermann. *Fuzzy set theory – and its applications (3rd ed.)*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA, 1996.