

# Evolutionäre Analyse von strategischem Verhalten in Sozialen Netzwerken

zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Ingenieurwissenschaften

von der Fakultät für Informatik  
des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte

**Dissertation**

von

**Christian Hütter**

aus Tübingen

**Tag der mündlichen Prüfung:** 30. Januar 2012  
**Erster Gutachter:** Prof. Dr.-Ing. Klemens Böhm  
**Zweiter Gutachter:** Prof. Dr. Karl-Martin Ehrhart



---

## Danksagung

An erster Stelle gebührt mein Dank meinem Doktorvater Klemens Böhm für die hervorragende Betreuung und die vielen konstruktiven Kommentare zu meiner Arbeit. Ich bin dankbar für das gute Arbeitsumfeld und die Bereitstellung der Ressourcen des Lehrstuhls, ohne die das Projekt nicht möglich gewesen wäre. Bedanken möchte ich mich auch bei meinem Korreferenten Karl-Martin Ehrhart für die anregenden Diskussionen zur Spieltheorie.

Für die angenehme Arbeitsatmosphäre und die hilfreichen Anmerkungen möchte ich meinen Kolleginnen und Kollegen am Lehrstuhl für Systeme der Informationsverwaltung ganz herzlich danken. Mein besonderer Dank gilt Björn-Oliver Hartmann, Christian von der Weth und Jing Zhi Yue für ihren fachlichen Rat sowie Clemens Heidinger, Jens Müller und Matthias Bracht für das Korrekturlesen dieser Arbeit.

Bei Raphael Lorch und Tobias Kimmerle möchte ich mich für die Unterstützung bei der Durchführung der Experimente bedanken. Weiterhin möchte ich den Versuchspersonen danken, dass sie die Zeit und Mühe investiert haben, an den Experimenten teilzunehmen.

Meinen Freunden, insbesondere Kay und Jan, danke ich für die gemeinsamen Unternehmungen, die mir einen Ausgleich zur Arbeit geschaffen haben.

Meiner Familie möchte ich für ihre Unterstützung und ihren Glauben an mich danken.

Nicht zuletzt danke ich meiner Frau Mandy für die wunderschöne Zeit – Du hast mir während des Dissertationsprojekts stets zur Seite gestanden und dabei nie den Blick fürs Wesentliche verloren.

Karlsruhe,  
den 30. Januar 2012

---

Christian Hütter



---

## Kurzfassung

In sozialen Netzwerken interagieren Nutzer durch den gegenseitigen Austausch von Diensten. Während der anfragende Nutzer von der Erbringung eines Dienstes profitiert, entstehen für den angefragten Nutzer Kosten. In Szenarien ohne explizite Zahlungen schafft das Prinzip der Reziprozität einen Anreiz zur Kooperation. Hilft ein Nutzer einem anderen, wird ihm Hilfe erwidert; verweigert er seine Hilfe, wird auch ihm Hilfe vorenthalten. Bei einmaligen Interaktionen kann Kooperation durch Reziprozität nur entstehen, wenn ein Reputationssystem zur Verfügung steht. Bestehende Modelle für Reziprozität erklären zwar die Kooperation zwischen Nutzern, betrachten jedoch drei wichtige Aspekte sozialer Netzwerke nicht. Während in bestehenden Modellen die Nutzer zufällig gepaart werden, haben sie in realen Systemen die Wahl, mit wem sie interagieren. Bestehende Modelle verlangen zudem, dass die Nutzer die Kooperationsentscheidungen für jede Interaktion einzeln treffen, was in realen Systemen nicht praktikabel ist. Ferner wurden in verwandten Arbeiten Reputationsmetriken verwendet, die entweder nicht effizient oder anfällig für subjektive Wahrnehmungsfehler sind.

In der vorliegenden Arbeit wird ein Modell für Reziprozität entwickelt, das die strategische Anbieterwahl erlaubt. Die Nutzer können denjenigen Anbieter auswählen, den sie am ehesten für geneigt halten, einen Dienst zu erbringen. Basierend auf diesem Modell wird der Effizienzgrad von Reziprozität in sozialen Netzwerken untersucht. Es wird ein evolutionärer Prozess entwickelt, um die Entstehung von Kooperation und die Evolution der Strategien zu simulieren. Die Experimente zeigen, dass kooperative Nutzer deutlich mehr Anfragen erhalten als unkooperative Nutzer. Kooperation ist folglich in Systemen mit Anbieterwahl teurer als in Systemen mit zufälliger Paarung. Weiterhin wird ein Mechanismus entwickelt, der dem Nutzer eine automatische Entscheidungsfindung über das Anfragen und Erbringen von Diensten erlaubt. Abschließend untersucht die vorliegende Arbeit, ob zentralitätsbasierte Reputationsmetriken die Kooperation zwischen Nutzern fördern. Der Grundgedanke ist, dass ein „zentraler“ Nutzer auch eine hohe Reputation besitzt. Die Ergebnisse zeigen, dass Zentralitätsmaße bisherigen Metriken bezüglich Effizienzgrad und Robustheit überlegen sind.



---

# Inhaltsverzeichnis

---

## Teil I Analyse

---

<b>1</b>	<b>Einleitung</b> .....	13
1.1	Motivation .....	13
1.2	Problemstellung und Zielsetzung .....	14
1.3	Beitrag der Arbeit .....	16
1.4	Gliederung und Kapitelübersicht .....	17
<b>2</b>	<b>Grundlagen</b> .....	19
2.1	Entstehung von Kooperation .....	19
2.2	Ökonomische Modelle .....	20
2.2.1	Gefangenendilemma .....	20
2.2.2	Ultimatumspiel .....	21
2.2.3	Diktatorspiel .....	21
2.2.4	Kollektivgutspiel .....	22
2.2.5	Helping Game .....	23
2.3	Evolutionäre Spieltheorie .....	23
2.3.1	Evolutionäre Stabilität .....	23
2.3.2	Populationsspiele .....	24
2.3.3	Populationsdynamik .....	25
2.4	Genetische Algorithmen .....	27
2.5	Analyse Sozialer Netzwerke .....	29
2.5.1	Kenngrößen von Graphen .....	29
2.5.2	Zentralitätsmaße .....	31
2.6	Reputationssysteme .....	35
2.6.1	Klassifikation .....	35
2.6.2	Netzwerkarchitektur .....	36
2.6.3	Reputationsberechnung .....	37
<b>3</b>	<b>Verwandte Arbeiten</b> .....	39
3.1	Reziprozität .....	39
3.1.1	Reputationsmechanismen .....	39
3.1.2	Theoretische Analysen .....	41
3.1.3	Evolutionäre Simulationen .....	43
3.1.4	Verhaltensökonomische Experimente .....	44

3.2	Anbieterwahl in Multiagentensystemen . . . . .	46
3.2.1	Multiagentensysteme . . . . .	46
3.2.2	Anbieterwahl . . . . .	47
3.3	Limitationen verwandter Arbeiten . . . . .	48
3.3.1	Strategische Anbieterwahl . . . . .	48
3.3.2	Automatische Entscheidungsfindung . . . . .	49
3.3.3	Zentralitätsbasierte Reputationsmechanismen . . . . .	50

---

## Teil II Synthese

---

<b>4</b>	<b>Spieltheoretische Modellierung</b> . . . . .	53
4.1	Service Game . . . . .	53
4.2	Formales Modell . . . . .	54
4.2.1	Kooperationsrate . . . . .	56
4.2.2	Auszahlung der Spieler . . . . .	57
4.3	Evolutionäre Stabilität . . . . .	59
4.3.1	Zufällige Paarung der Spieler . . . . .	59
4.3.2	Strategische Anbieterwahl . . . . .	60
4.4	Populationsdynamik . . . . .	62
<b>5</b>	<b>Evolutionäre Analyse des Service Games</b> . . . . .	63
5.1	Hypothesen . . . . .	63
5.2	Strategien . . . . .	64
5.2.1	Annahme- und Vergabestrategien . . . . .	64
5.2.2	Kodierung der Strategien . . . . .	65
5.2.3	Evolutionärer Prozess . . . . .	65
5.3	Sensitivitätsanalyse . . . . .	66
5.3.1	Gesamtauszahlung der Spieler . . . . .	67
5.3.2	Kooperationsrate der Spieler . . . . .	67
5.4	Simulationsaufbau . . . . .	67
5.4.1	Simulationsparameter . . . . .	70
5.4.2	Simulationsmethodik . . . . .	71
5.5	Ergebnisse . . . . .	71
5.5.1	Zufällige Paarung der Spieler . . . . .	71
5.5.2	Strategische Anbieterwahl . . . . .	73
5.5.3	Parameter des Spiels . . . . .	74
5.6	Diskussion . . . . .	79
<b>6</b>	<b>Strategien menschlicher Spieler</b> . . . . .	81
6.1	Hypothesen . . . . .	81
6.2	Experimentelles Design . . . . .	82
6.2.1	Experimentaufbau . . . . .	82
6.2.2	Beschreibung der Benutzeroberfläche . . . . .	83
6.2.3	Evaluationsmetriken . . . . .	83
6.3	Ergebnisse . . . . .	86
6.3.1	Strategische Anbieterwahl . . . . .	86



6.3.2	Klassifikation der Strategien .....	88
6.3.3	Struktur der Strategien .....	90
6.3.4	Erfolg der Strategien .....	92
6.3.5	Ergebnisse des Fragebogens .....	93
6.4	Diskussion .....	94
<b>7</b>	<b>Reputationsmetriken für Soziale Netzwerke .....</b>	<b>95</b>
7.1	Klassifikation .....	95
7.2	Zentralität als Reputationsmetrik .....	96
7.3	Hypothesen .....	97
7.4	Simulationsaufbau .....	98
7.4.1	Strategien .....	98
7.4.2	Evolution der Strategien .....	98
7.4.3	Evaluationsmetriken .....	99
7.4.4	Simulationsmethodik .....	100
7.5	Ergebnisse .....	101
7.5.1	Evolutionäre Stabilität .....	101
7.5.2	Effizienz der Metriken .....	104
7.5.3	Parameter der Spiels .....	104
7.5.4	Robustheit der Metriken .....	105
7.6	Diskussion .....	106
<b>8</b>	<b>Verwendung von Reputationsinformationen .....</b>	<b>109</b>
8.1	Hypothesen .....	109
8.2	Experimentelles Design .....	111
8.2.1	Beschreibung der Benutzeroberfläche .....	111
8.2.2	Experimentaufbau .....	114
8.2.3	Evaluationsmetriken .....	114
8.3	Ergebnisse .....	115
8.3.1	Entwicklung der Kooperationsrate .....	116
8.3.2	Erfolg der Spieler .....	117
8.3.3	Feedback für gesendete Fragen .....	117
8.3.4	Strategien der Spieler .....	119
8.3.5	Fragebogen .....	119
8.4	Diskussion .....	120
<b>9</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick .....</b>	<b>123</b>
9.1	Ergebnisse der Arbeit .....	123
9.2	Diskussion .....	124
9.3	Ausblick .....	126

---

### Teil III Anhang

---

<b>A</b>	<b>Fragebogen zur Strategiemethode .....</b>	<b>131</b>
<b>B</b>	<b>Abbildungen der Reputationsmetriken .....</b>	<b>147</b>

<b>C Fragebogen zur Verhaltensökonomie</b> .....	153
<b>Literaturverzeichnis</b> .....	161

Teil I

---

Analyse



## Einleitung

Soziale Netzwerke sind kein Phänomen moderner Informationsgesellschaften, sondern bilden seit jeher die Grundlage menschlicher Beziehungen. Durch die Einbettung in soziale Netzwerke beeinflussen Menschen direkt oder indirekt die mit ihnen in Verbindung stehenden Menschen. Wenn das Verhalten einer Person auf das ihrer Freunde abfärbt und diese wiederum ihre Freunde beeinflussen, dann kann eine Person mit ihren Handlungen andere Menschen erreichen, denen sie noch nie begegnet ist. Genauso werden moralische Entscheidungen und gesellschaftliches Handeln von Freunden und Freundesfreunden beeinflusst. Die Berücksichtigung der sozialen Netzwerke ist daher von essenzieller Bedeutung für das Verständnis menschlichen Handelns.

In den Wirtschaftswissenschaften spielen die Motive menschlichen Handelns eine zentrale Rolle. Die traditionelle Wirtschaftstheorie geht von der Annahme aus, dass jeder Marktteilnehmer seine Entscheidungen ausschließlich nach ökonomischen Gesichtspunkten fällt. Der *Homo oeconomicus* beschreibt das Bild eines Menschen, der von Eigeninteresse getrieben wird und nur darauf bedacht ist, seinen persönlichen Nutzen zu maximieren. Er handelt rational, egoistisch und autonom. Kooperation zwischen Menschen kommt nur dann zustande, wenn es einen entsprechenden Anreiz gibt: Ich helfe dir, wenn du auch mir hilfst. In Situationen, in denen andere ihre Unterstützung zurückziehen könnten, verweigert der *Homo oeconomicus* die Kooperation. Soziale Beziehungen spielen nur dann eine Rolle, wenn sie den eigenen Interessen dienen.

Anfang der Siebzigerjahre begannen Wirtschafts- und Sozialwissenschaftler, sich mit der Entstehung von Kooperation zwischen Menschen zu beschäftigen. Sie prägten damit ein neues Menschenbild, den *Homo reciprocans*. Der *Homo reciprocans* ist nicht von bloßem Eigeninteresse bestimmt, sondern durch kooperatives Verhalten geprägt. Dieses neue Menschenbild soll erklären, woher Selbstlosigkeit und Bestrafung stammen, und damit helfen, die Kooperation zwischen Menschen zu verstehen.

### 1.1 Motivation

Die vorliegende Arbeit untersucht soziale Netzwerke in Form von Netzgemeinschaften im Internet. In sozialen Netzwerken finden Interaktionen zwischen zwei Teilnehmern statt, dem *Anfragesteller* und dem *Anbieter*. Der *Anfragesteller* bittet den *Anbieter*, einen bestimmten

Dienst zu erbringen, was der Anbieter entweder annehmen oder ablehnen kann. Erbringt der Anbieter den Dienst, entstehen für ihn Kosten, während der Anfrager einen Nutzen zieht. Lehnt er die Anfrage ab, fallen weder Kosten noch Nutzen an. Ein soziales Netzwerk wird als *effizient* bezeichnet, wenn der Gesamtnutzen aller Teilnehmer maximal ist. Dies erfordert insbesondere, dass alle Teilnehmer im Netzwerk kooperieren.

Die vorliegende Arbeit konzentriert sich auf Szenarien ohne explizite Zahlungen zwischen den Teilnehmern, d. h. die Dienste werden kostenlos erbracht. In solchen Szenarien bildet das Prinzip der *Reziprozität* die Grundlage für Kooperation zwischen Teilnehmern. Reziprozität schafft einen Anreiz zur Kooperation, indem kooperatives Verhalten belohnt und unkooperatives Verhalten bestraft wird. Es lassen sich zwei Formen der Reziprozität unterscheiden. *Direkte Reziprozität* beruht auf der Erkenntnis, dass Menschen geneigt sind, denen zu helfen, die auch ihnen helfen (Trivers 1971). Ein Teilnehmer *A* belohnt einen anderen Teilnehmer *B* für kooperatives Verhalten bzw. bestraft ihn für unkooperatives Verhalten. Die wohl bekannteste Strategie für direkte Reziprozität ist „Tit for Tat“, wo *A* die vorherige Aktion von *B* repliziert und damit dessen Verhalten direkt erwidert. *Indirekte Reziprozität* postuliert hingegen, dass Menschen die Tendenz haben, denen zu helfen, die anderen helfen (Alexander 1987). Hier wird eine Aktion durch einen dritten Teilnehmer *C* belohnt bzw. bestraft, der nicht in der ursprünglichen Interaktion involviert war. Strategien für indirekte Reziprozität basieren häufig auf Reputation oder sozialem Status. Während Kooperation durch direkte Reziprozität nur in wiederholten Interaktionen entstehen kann, kann durch indirekte Reziprozität auch in einmaligen Interaktionen Kooperation entstehen.

Kooperation durch Reziprozität lässt sich am Beispiel der *sozialen Suche* erläutern. Hier stellen und beantworten sich die Teilnehmer einer Netzgemeinschaft gegenseitig Suchanfragen. Die Frage wird an eine Person aus dem sozialen Netzwerk des Suchenden weitergeleitet. Der Empfänger kann die Frage beantworten, sie ablehnen oder an einen anderen Teilnehmer weiterleiten. Während der Anfrager von dem Erhalt einer Antwort profitiert, verursacht das Beantworten von Anfragen Kosten. Bestehende Ansätze für die soziale Suche haben sich darauf konzentriert, einen Teilnehmer zu finden, der *in der Lage* ist, eine Frage zu beantworten. Im Gegensatz dazu versucht die vorliegende Arbeit, einen Teilnehmer zu finden, der *willens* ist, zu antworten.

## 1.2 Problemstellung und Zielsetzung

Reziprozität ist ein bedeutendes Forschungsthema mit einer Vielzahl von theoretischen (Nowak und Sigmund 1998; Leimar und Hammerstein 2001; Ohtsuki und Iwasa 2004; Brandt und Sigmund 2006) und experimentellen Arbeiten (Wedekind und Milinski 2000; Milinski et al. 2001; Bolton et al. 2005; Seinen und Schram 2006; Engelmann und Fischbacher 2009). In bestehenden Modellen werden direkte und indirekte Reziprozität jedoch stets getrennt voneinander betrachtet. Die Teilnehmer werden entweder zufällig gepaart (indirekte Reziprozität), oder dieselben Paare von Teilnehmern interagieren wiederholt miteinander (direkte Reziprozität). In realistischen Umgebungen haben die Teilnehmer die Wahl, mit wem sie interagieren. Bieten mehrere Anbieter denselben Dienst an, muss der Anfrager entscheiden, an wen er die Anfrage sendet. Kooperation kann sowohl durch direkte als auch durch indirekte Reziprozität entstehen. Hat ein Teilnehmer *A* einem anderen Teilnehmer *B*

einen Gefallen erwiesen, kann *A* diesen Gefallen entweder direkt bei *B* einlösen oder indirekt bei einem dritten Teilnehmer *C*. Im Folgenden wird die Wahl des Interaktionspartners als *strategische Anbieterwahl* bezeichnet.

Bestehende Modelle zu indirekter Reziprozität wie das *Helping Game* (Nowak und Sigmund 1998) fordern, dass die Kooperationsentscheidungen stets für jede Interaktion einzeln getroffen werden. In sozialen Netzwerken ist es unter Umständen nicht praktikabel, dass die Teilnehmer manuell für jede Interaktion einen Anbieter auswählen und über die Bearbeitung eingehender Anfragen entscheiden. In solchen Systemen ist ein Automatismus wünschenswert, der den Teilnehmern das Filtern von eingehenden Anfragen und die Auswahl von Anbietern erlaubt. Beispielsweise möchte ein Teilnehmer nur Anfragen von Anfragestellern bearbeiten, die in der Vergangenheit ihm gegenüber kooperativ waren. Weiterhin bevorzugt der Teilnehmer reputable Anbieter, die seine Anfrage mit großer Wahrscheinlichkeit beantworten.

Kooperation durch indirekte Reziprozität kann nur entstehen, wenn Informationen über das frühere Verhalten der Teilnehmer verfügbar sind. Reputationsmechanismen aggregieren Bewertungen vorheriger Interaktionen zu Reputationswerten der Teilnehmer. In verwandten Arbeiten wurden die Reputationsmechanismen „Image Scoring“ (Nowak und Sigmund 1998) und „Standing“ (Sugden 1986) vorgeschlagen. Bei *Image Scoring* erhöht sich der Reputationswert durch Kooperation bzw. reduziert sich durch Defektion. Die Strategie, nur Teilnehmern mit positiver Image Score zu helfen, kann zu stabiler Kooperation führen (Nowak und Sigmund 1998). Image Scoring verlangt jedoch, dass Teilnehmer ihre eigene Reputation reduzieren, um Defektoren zu bestrafen. Diese „kostspielige Bestrafung“ verringert den Effizienzgrad von Scoring, ist jedoch für die evolutionäre Stabilität des Systems zwingend erforderlich. Bei *Standing* hat jeder Teilnehmer initial eine gute Reputation, die er nur verliert, indem er die Anfrage eines anderen Teilnehmers mit guter Reputation ablehnt. Dadurch kann zwischen berechtigter und unberechtigter Defektion unterschieden werden. Die Strategie, nur Teilnehmern mit gutem „Standing“ zu helfen, ist evolutionär stabil und Image Scoring bezüglich des Effizienzgrades überlegen (Leimar und Hammerstein 2001). Standing ist jedoch anfällig für Fehler, wenn ein Teilnehmer die Aktion eines anderen Teilnehmers falsch wahrnimmt (Takahashi und Mashima 2006). Der Grund ist, dass Standing ein sehr kurzes Gedächtnis von nur einer Interaktion hat.

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit der Entstehung von Kooperation in sozialen Netzwerken durch das Prinzip der Reziprozität. Es werden die folgenden Forschungsfragen untersucht:

1. Wie hoch ist der Effizienzgrad von Reziprozität bei strategischer Anbieterwahl?
2. Welche Arten von Strategien formulieren die Teilnehmer?
3. Wie unterscheiden sich Strategien für die Anbieterwahl von Strategien für Kooperationsentscheidungen?
4. Sind reputationsbasierte Strategien evolutionär stabil und wie hoch ist der Effizienzgrad der resultierenden Gleichgewichte?
5. Welche Art von Reputationsinformationen verwenden menschliche Teilnehmer?

Die Untersuchung dieser Forschungsfragen ist schwierig. Erstens ändert die strategische Anbieterwahl das Modell der Reziprozität grundlegend. Bei bestehenden Modellen erhalten alle Anbieter durch die zufällige Paarung gleich viele Anfragen, was bei strategischer Anbieterwahl nicht mehr der Fall ist. Zweitens erfordert eine spieltheoretische Untersuchung die Definition eines formalen Modells. Dieses Modell kann nicht direkt aus bestehenden Modellen abgeleitet werden, sondern wird in der vorliegenden Arbeit neu entwickelt. Drittens ist die Untersuchung von Reputationsmechanismen schwierig, da Reputationsinformationen von Natur aus rekursiv sind. Robuste Mechanismen betrachten nicht nur die Historie des aktuellen Interaktionspartners, sondern auch die Historien der früheren Partner des Partners, usw. Aufgrund des enormen Informationsbedarfs ist eine spieltheoretische Analyse nur mit starken Vereinfachungen möglich. Daher wird häufig auf eine analytische Lösung verzichtet und auf numerische Simulationen zurückgegriffen.

### 1.3 Beitrag der Arbeit

Zur Untersuchung der Forschungsfragen wird ein ökonomisches Modell für Kooperation in sozialen Netzwerken entwickelt. Das *Service Game* ist eine Generalisierung des *Helping Games*. Um das Verhalten von Teilnehmern in sozialen Netzwerken zu beschreiben, erlaubt das *Service Game* die strategische Anbieterwahl. Dadurch können sowohl direkte als auch indirekte Reziprozität betrachtet werden. Weiterhin wird ein Mechanismus entwickelt, der die automatische Entscheidungsfindung erlaubt. Die Teilnehmer interagieren nicht direkt miteinander, sondern setzen Software-Agenten ein, die stellvertretend für sie als Spieler auftreten. Um das Verhalten ihrer Agenten zu konfigurieren, formulieren die Teilnehmer sogenannte *Policies*, z. B. „sende Anfragen an Spieler, die wenigstens 4 der letzten 5 Anfragen bearbeitet haben.“ Jeder Agent hat zwei *Policies*, eine für die Anbieterwahl und eine für die Kooperationsentscheidungen. Der Agent eines Teilnehmers wertet seine *Policies* aus und fällt die Entscheidungen automatisch.

Die evolutionäre Stabilität des *Service Games* wird zunächst analytisch untersucht. Die Analyse zeigt, dass die einzige evolutionär stabile Strategie ist, keine Anfragen zu senden und eingehende Anfrage abzulehnen. Erst durch einen Reputationsmechanismus kann aus dem unkooperativen Spiel ein kooperatives Spiel werden. Anschließend werden eine Reihe von Simulationen durchgeführt, um die Entstehung von Kooperation und die Evolution der Strategien zu untersuchen. Diese Simulationen bilden einen evolutionären Prozess nach, wodurch die Konzepte der beschränkten Rationalität und des sozialen Lernens untersucht werden können. Die Ergebnisse zeigen, dass die evolutionäre Stabilität des Systems erhalten bleibt. Diskriminatoren und Defektoren bilden eine bistabile Population. Kooperative Anbieter erhalten jedoch überdurchschnittlich viele Anfragen, da Anfragesteller zuverlässige Anbieter bevorzugen. Akzeptieren diese Anbieter zu viele Anfragen, machen sie Verluste. Lehnen sie zu viele Anfragen ab, leidet ihre Reputation und die Chancen sinken, dass andere Teilnehmer ihre Anfragen bearbeiten. Durch die strategische Anbieterwahl wird Kooperation also teurer. Folglich überschätzen bestehende Modelle ohne Anbieterwahl den Effizienzgrad realer Systeme.

In einer zweiten Studie wird untersucht, welche Strategien menschliche Teilnehmer in sozialen Netzwerken verfolgen. Hierfür wird ein Experiment mit der Strategiemethode (Selten



1967) durchgeführt, wobei die Teilnehmer ihre Strategien explizit angeben müssen. Der Vorteil gegenüber traditionellen Experimenten ist, dass die Strategien nicht aus den Aktionen der Teilnehmer abgeleitet werden müssen, sondern direkt analysiert werden können. Die Ergebnisse des Experiments zeigen, dass sich Kooperation auch bei Anbieterwahl auszahlt. Der Erfolg eines Teilnehmers hängt jedoch nicht mehr unmittelbar von seiner Kooperationsrate ab, sondern primär von der Wahl eines geeigneten Anbieters. Weiterhin sind diskriminierende Strategien erfolgreicher als nicht-diskriminierende Strategien. Diskriminierende Strategien unterscheiden zwischen den Mitspielern anhand bestimmter Kriterien wie beispielsweise der Kooperativität, während nicht-diskriminierende Strategien alle Mitspieler gleich behandeln. Den Teilnehmern ist also offenbar wichtiger, wen sie fragen, als wessen Anfragen sie bearbeiten.

In einer dritten Studie werden die Effizienz und Robustheit von Reputationsmetriken für soziale Netzwerke untersucht. Eine Erfolg versprechende Klasse von Reputationsmetriken basiert auf Zentralitätsmaßen (Sabater und Sierra 2002; Kamvar et al. 2003; Xiong und Liu 2004). Die Zentralität eines Teilnehmers beschreibt seine Wichtigkeit in Abhängigkeit von seiner Position im Netzwerk. Der Grundgedanke ist, dass ein „zentraler“ Teilnehmer auch eine hohe Reputation besitzt. Im Gegensatz zu einfachen Reputationsmetriken wie Image Scoring gewichten zentralitätsbasierte Metriken die Bewertungen anhand der Reputation des bewertenden Teilnehmers. Die Bewertung durch einen Teilnehmer mit hoher Reputation hat also ein höheres Gewicht als die Bewertung durch einen Teilnehmer mit niedriger Reputation, wie beispielsweise eines Trittbrettfahrers. Lehnt ein Teilnehmer die Anfrage des Trittbrettfahrers ab, fällt die negative Bewertung, die der Trittbrettfahrer über diesen Teilnehmer abgibt, nicht ins Gewicht. Auf diese Weise können berechnete Defektionen verziehen werden.

Die vorliegende Arbeit schlägt eine Strategie vor, die auf der Zentralität der Teilnehmer basiert. Es wird untersucht, ob diese Zentralitätsstrategie die Kooperation zwischen den Teilnehmern fördert und wie sie im Vergleich zu Scoring und Standing abschneidet. Zunächst werden Simulationen durchgeführt, um unterschiedliche Zentralitätsmaße zu vergleichen. Die Ergebnisse zeigen, dass Zentralitätsmaße einen höheren Effizienzgrad aufweisen und robuster gegenüber Wahrnehmungsfehlern sind als Image Scoring und Standing. Abschließend wird anhand eines verhaltensökonomischen Experiments untersucht, welche Reputationsinformationen menschliche Teilnehmer in ihren Strategien verwenden. Die Ergebnisse zeigen, dass die Teilnehmer Reputationsinformationen nur für das Senden von Anfragen verwenden, nicht jedoch für das Bearbeiten. Sie verfolgen also diskriminierende Strategien nur für die Anbieterwahl, nicht jedoch für ihre Kooperationsentscheidungen. Weiterhin haben die Teilnehmer die Leistung ihres Interaktionspartners extremer bewertet, als aufgrund der Interaktionsergebnisse angemessen gewesen wäre.

## 1.4 Gliederung und Kapitelübersicht

Die vorliegende Arbeit ist in drei Teile gegliedert. In Teil I der Arbeit werden bestehende Modelle für Kooperation in sozialen Netzwerken analysiert. Kapitel 2 schafft die Grundlagen für das Verständnis der vorliegenden Arbeit. In Kapitel 3 werden verwandte Arbeiten zu Reziprozität und zur Anbieterwahl vorgestellt. Abschließend werden Limitationen verwandter Arbeiten diskutiert.

Teil II der Arbeit synthetisiert ein neuartiges Modell für die Kooperation in sozialen Netzwerken. In Kapitel 4 wird ein ökonomisches Modell, das Service Game, entwickelt und analysiert. Kapitel 5 untersucht anhand von evolutionären Simulationen die evolutionäre Stabilität des Service Games. In Kapitel 6 wird beobachtet, welche Strategien menschliche Nutzer im Service Game verfolgen. Um die Strategien der Teilnehmer direkt analysieren zu können, wird ein Experiment mit der Strategiemethode durchgeführt. Kapitel 7 untersucht die Effizienz und Robustheit von Reputationsmetriken in sozialen Netzwerken. Hierfür werden zentralitätsbasierte Reputationsmetriken vorgestellt, deren Effizienz und Robustheit durch Simulationen evaluiert werden. In Kapitel 8 wird anhand eines verhaltensökonomischen Experiments untersucht, welche Reputationsinformationen menschliche Teilnehmer in ihren Strategien verwenden. Kapitel 9 fasst die Ergebnisse der Arbeit zusammen und gibt einen Ausblick auf zukünftige Arbeiten.

Der Anhang bildet Teil III der Arbeit. Anhang A enthält den Fragebogen, der den Teilnehmern des Experiments mit der Strategiemethode vorgelegt wurde. In Anhang B werden sämtliche Ergebnisse der Simulationen mit den Reputationsmetriken gezeigt. Anhang C umfasst schließlich den Fragebogen aus dem verhaltensökonomischen Experiment.

## Grundlagen

In diesem Kapitel wird zunächst die Entstehung von Kooperation durch Reziprozität erläutert. Anschließend werden einige ökonomische Modelle vorgestellt und die Grundlagen der evolutionären Spieltheorie beschrieben. Zum Schluss werden die Analyse sozialer Netzwerke anhand von Zentralitätsmaßen beschrieben und Reputationssysteme zur Vertrauensbildung in verteilten Systemen vorgestellt.

### 2.1 Entstehung von Kooperation

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit der Entstehung von Kooperation in sozialen Netzwerken. Das Prinzip der *Reziprozität* schafft einen Anreiz zur Kooperation, indem kooperatives Verhalten belohnt und unkooperatives Verhalten bestraft wird. Hilft eine Person einer anderen, wird der Person die Hilfe erwidert; verweigert die Person einer anderen ihre Hilfe, wird auch ihr Hilfe vorenthalten. Reziprozität dient der langfristigen Gewinnmaximierung (Trivers 1971), da durch kooperatives Verhalten die Grundlage für späteres reziprokes Verhalten gelegt wird.

Es lassen sich zwei Formen der Reziprozität unterscheiden: direkte und indirekte Reziprozität. Bei der *direkten Reziprozität* belohnt der Empfänger den Spender selbst für kooperatives Verhalten bzw. bestraft ihn für unkooperatives Verhalten. Abbildung 2.1a zeigt ein Beispiel für direkte Reziprozität, bei dem sich *A* und *B* gegenseitig helfen. Die wohl bekannteste Strategie für direkte Reziprozität ist „Tit for Tat“, auf Deutsch „wie du mir, so ich dir“. Hier repliziert die eine Person die vorherige Aktion der anderen und erwidert damit direkt deren Verhalten. Bei der *indirekten Reziprozität* wird die Aktion durch eine dritte Person belohnt bzw. bestraft, die nicht in der ursprünglichen Interaktion involviert war. Abbildung 2.1b zeigt ein Beispiel für indirekte Reziprozität, bei dem *A* zuerst *B* geholfen hat und deshalb Hilfe von *C* erhält. Strategien für indirekte Reziprozität basieren häufig auf Reputation und sozialem Status (Alexander 1987). Während durch direkte Reziprozität Kooperation nur in wiederholten Interaktionen zwischen zwei Individuen entstehen kann, kann durch indirekte Reziprozität auch in einmaligen Interaktionen Kooperation entstehen.

Aus Sicht der Spieltheorie stellt sich jedoch die Frage, warum ein Spieler überhaupt einem anderen helfen sollte. Der unmittelbare Gewinn durch Defektion ist höher als der durch Kooperation, da Kooperation Kosten verursacht, während Defektion kostenneutral ist. Ist

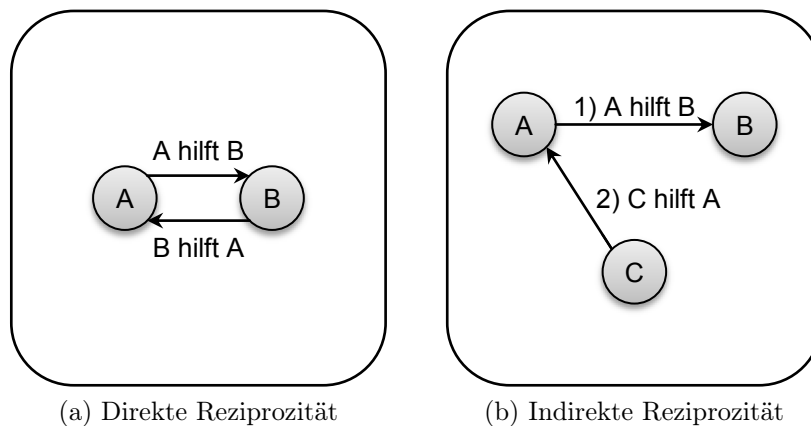


Abb. 2.1. Unterschiedliche Formen der Reziprozität.

kein Mechanismus vorhanden, der einen Anreiz zur Kooperation schafft, ist Defektion das rationale Verhalten (Axelrod und Hamilton 1981).

## 2.2 Ökonomische Modelle

Dieser Abschnitt beschreibt eine Reihe von ökonomischen Experimenten, deren Resultate durch traditionelle spieltheoretische Modelle nur unzureichend erklärt werden können. Eine Erklärung für das Verhalten der Spieler liefert das Konzept der *beschränkten Rationalität*, das im folgenden Abschnitt vorgestellt wird.

### 2.2.1 Gefangenendilemma

Das *Gefangenendilemma*, auf Englisch „Prisoners’ Dilemma“, wurde 1950 von Albert Tucker entwickelt, um soziale Konfliktsituationen zu modellieren. Die Geschichte des Gefangenendilemmas ist wie folgt: Zwei Ganoven werden nach einem gemeinsamen Diebstahl gefasst und einzeln von der Polizei verhört. Die Polizei hat jedoch nicht genügend Beweise, um die Ganoven zu überführen, und bietet daher jedem von ihnen denselben Deal an. Wenn einer von ihnen gesteht („Defektion“) und der andere schweigt („Kooperation“), bekommt der verschwiegene Ganove eine dreijährige Strafe, während der geständige Ganove frei kommt. Wenn beide schweigen, kann die Polizei beiden Ganoven nur eine geringe Strafe von einem Jahr verhängen. Wenn beide gestehen, bekommt jeder Ganove eine zweijährige Strafe.

Tabelle 2.1. Auszahlungsmatrix des Gefangenendilemmas.

		<i>Gefangener 2</i>	
		Defektion	Kooperation
<i>Gefangener 1</i>	Defektion	$(P, P)$	$(T, S)$
	Kooperation	$(S, T)$	$(R, R)$

Tabelle 2.1 zeigt die Auszahlungsmatrix des Gefangenendilemmas. Die Bedeutung der Matrixelemente ist wie folgt: Versuchung  $T$  („Temptation“) zur einseitigen Defektion, Belohnung  $R$  („Reward“) für beidseitige Kooperation, Bestrafung  $P$  („Punishment“) für beidseitige Defektion und Auszahlung  $S$  („Sucker’s payoff“) für einseitige Kooperation. Die Matrixelemente erfüllen die Rangordnung  $T > R > P > S$ . Für das wiederholte Spiel, das sogenannte *Iterierte Gefangenendilemma*, wird üblicherweise die additive Konstante  $T + S < 2R$  angenommen. Dies stellt den langfristigen Vorteil von gegenseitiger Kooperation gegenüber einer Strategie sicher, bei der beide Spieler alternierend kooperieren und defektieren.

Tuckers Paradoxon bildet die Grundlage für eine große Menge an Literatur aus den Gebieten der Philosophie, Biologie, Ökonomie, Psychologie sowie der Spieltheorie. Es wurden zahlreiche experimentelle Untersuchungen von menschlichem Verhalten im Gefangenendilemma durchgeführt, z. B. (Trivers 1971; Axelrod 1984; Wedekind und Milinski 1996; Cooper et al. 1996). Die Resultate der Experimente zeigen, dass viele Spieler auch bei einmaligem Spiel kooperieren, was der spieltheoretischen Vorhersage widerspricht.

### 2.2.2 Ultimatumspiel

Das *Ultimatumspiel* wurde 1982 von Werner Güth entwickelt. Dabei müssen sich zwei Spieler darauf einigen, wie sie einen gegebenen Geldbetrag unter sich aufteilen. Der erste Spieler, der sogenannte *Antragsteller*, macht ein Angebot, das der zweite Spieler, der *Empfänger*, entweder annehmen oder ablehnen kann. Akzeptiert er das Angebot, wird der Geldbetrag wie vorgeschlagen aufgeteilt; lehnt er ab, gehen beide Spieler leer aus. Die Rollen der beiden Spieler werden zufällig ermittelt und das Spiel wird nicht wiederholt. Ein rationaler Empfänger wird jedes erdenkliche Angebot annehmen, weshalb der Antragsteller nur den kleinstmöglichen Betrag anbieten sollte.

In verhaltensökonomischen Experimenten (Güth et al. 1982) sind solch „unfaire“ Angebote jedoch nur selten vorgekommen. Die Mehrheit der Antragsteller hat 40–50% des Geldbetrags angeboten, während Empfänger mehrheitlich Angebote unter 20% abgelehnt haben. Diese Resultate haben sich in weiteren Experimenten als sehr robust erwiesen, das Verhalten der Spieler hing nicht signifikant von Geschlecht, Alter, Ausbildung, Einkommen oder der Größe des Geldbetrages ab. Die Ergebnisse der verhaltensökonomischen Experimente konnten auch in evolutionären Studien zum Ultimatumspiel (Nowak et al. 2000) reproduziert werden. Da die Antragsteller ohne vorherige Verhandlungen zu wissen scheinen, welches Angebot die Empfänger annehmen oder ablehnen würden, verhielten sie sich genau wie strategische Spieler, die aus reinem Eigeninteresse die Entscheidung treffen, die den größten Gewinn verspricht. Das Verhalten der Empfänger scheint jedoch unerklärlich: Warum sollten sie ein Geschenk ablehnen, das für sie keine Kosten verursacht?

### 2.2.3 Diktatorspiel

Um die Rolle des Empfängers genauer zu untersuchen, haben Forsythe et al. eine Variante des Ultimatumspiels entwickelt, das *Diktatorspiel*. Hierbei verteilt der erste Spieler, der sogenannte *Diktator*, einen Geldbetrag zwischen sich und dem zweiten Spieler, dem

*Empfänger.* Der Diktator darf frei über den Betrag verfügen, der Empfänger muss jedes Angebot annehmen. Ein rationaler Diktator sollte den kompletten Geldbetrag für sich behalten. Der Geldbetrag wird mit 1 beziffert und der Anteil des Empfängers mit  $b$ , wobei  $0 \leq b \leq 1$  gilt. Der Empfänger erhält eine also Auszahlung von  $b$  und der Diktator  $1 - b$ .

Verhaltensökonomische Studien (Forsythe et al. 1994; Hoffman et al. 1996) haben gezeigt, dass die Angebote der Diktatoren tatsächlich geringer sind als beim Ultimatumspiel. Im Durchschnitt gaben die Diktatoren den Empfängern jedoch immer noch 20% des Geldbetrags. Dieses Ergebnis wäre nicht zu erklären, wenn menschliches Verhalten ausschließlich durch Eigeninteresse motiviert wäre.

### 2.2.4 Kollektivgutspiel

Das *Kollektivgutspiel*, auf Englisch „Public Goods Game“, ähnelt dem Gefangenendilemma. Die Spieler erhalten eine höhere Auszahlung, wenn sie gemeinsam eine nicht-dominante Strategie wählen, als wenn jeder Spieler für sich die dominante Strategie spielt. In jeder Runde erhält jeder der  $N$  Spieler einen Geldbetrag  $b > 0$ . Die Spieler entscheiden unabhängig voneinander, wie viel sie davon in eine Gemeinschaftskasse investieren. Der Betrag in der Gemeinschaftskasse wird mit einem Faktor  $a$  multipliziert (es gilt  $1 < a < N$ ) und zu gleichen Teilen an alle Spieler verteilt, unabhängig von ihrer individuellen Einzahlung. Die maximale Auszahlung wird erzielt, wenn alle Spieler den maximalen Betrag  $b$  investieren. In diesen Fall erhält jeder Spieler die Auszahlung  $ab$ , Kooperation ist also profitabel. Die Spieler sind jedoch versucht, Trittbrett zu fahren, da sie von der Gemeinschaftskasse profitieren können, ohne selbst etwas zu investieren. Rationale Spieler werden nichts investieren, was in der Literatur als „Tragedy of the Commons“ (Hardin 1968) bezeichnet wird.

In verhaltensökonomischen Experimenten haben viele Spieler jedoch mindestens die Hälfte ihres Guthabens investiert (Isaac et al. 1994). Wurde das Spiel mit derselben Gruppe von Spielern über mehrere Runden wiederholt, haben die Spieler anfangs rund die Hälfte ihres Startbetrags eingezahlt. In den Schlussrunden investierten die meisten Spieler jedoch nichts mehr, da sie nicht mehr von der Gemeinschaftskasse profitieren konnten. Milinski et al. (2002) haben gezeigt, dass die Spieler erneut hohe Beträge in die Gemeinschaftskasse einzahlen, sobald sie einer neuen Gruppe von Mitspielern zugeteilt werden.

Dieses Verhalten ändert sich erst, sobald die Möglichkeit der Bestrafung eingeführt wird. Im Gemeinwohlspiel mit Bestrafung (Fehr und Gächter 2000; Fehr und Gächter 2002; Fehr und Fischbacher 2003) können die Spieler ihren Mitspieler eine Geldbuße  $p > 0$  auferlegen. Die Geldbuße fließt jedoch nicht in die Gemeinschaftskasse, sondern zurück an den Versuchsleiter. Zusätzlich muss der Bestrafende einen Betrag  $p/N$  bezahlen. Ein rationaler Spieler wird seine Mitspieler nicht bestrafen, da er dadurch sein Einkommen verringert. Verhaltensökonomische Studien haben gezeigt, dass die meisten Spieler solche Mitspieler bestrafen, die ihren Einzahlungen nicht nachkommen. Durch die Bestrafung erhöhte sich die Kooperationsbereitschaft der Spieler bei einmaligem Spiel. Bei wiederholten Spielen stiegen die Investitionen der Spieler über die Runden stetig an, in den letzten Runden investierten 80% der Spieler ihr gesamtes Kapital.

### 2.2.5 Helping Game

Das *Helping Game* wurde 1998 von Martin A. Nowak entwickelt, um die Entstehung von Kooperation durch indirekte Reziprozität zu untersuchen. Im Helping Game bittet der erste Spieler, der *Empfänger*, den zweiten Spieler, den *Geber*, um Hilfe. Der Geber entscheidet, ob er dem Empfänger hilft („kooperiert“) oder nicht („defektiert“). Kooperiert der Geber, entstehen für ihn die Kosten  $c$ , während der Empfänger den Nutzen  $b$  zieht. Defektiert der Geber, haben beide Spieler eine Auszahlung von Null. Dabei wird angenommen, dass der Nutzen  $b$  größer ist als die Kosten  $c$ , d. h.  $b > c > 0$  gilt. Tabelle 2.2 zeigt die Auszahlungsmatrix.

**Tabelle 2.2.** Auszahlungsmatrix des Helping Games.

	<i>Geber</i>	
	Helfen	Ablehnen
<i>Empfänger</i>	$(b, -c)$	$(0, 0)$

Das Helping Game wird wiederholt gespielt und alle Geber entscheiden simultan, ob sie helfen oder nicht. Die Paare aus Geber und Empfänger werden zufällig und in jeder Runde neu gebildet. Es wird angenommen, dass die Anzahl der Spieler  $N$  die Anzahl der Runden  $T$  um ein Vielfaches übersteigt. Die Wahrscheinlichkeit, dass dieselben beiden Spieler wiederholt miteinander interagieren, ist also verschwindend gering. Das rationale Verhalten des Gebers ist, alle Hilfsgesuche abzulehnen, da durch Kooperation nur Kosten entstehen. Untersuchungen des Helping Games haben jedoch gezeigt, dass Kooperation durch indirekte Reziprozität entstehen kann, wenn Informationen über das vorherige Verhalten der Spieler verfügbar sind (Nowak und Sigmund 1998).

## 2.3 Evolutionäre Spieltheorie

Die *evolutionäre Spieltheorie* ist aus der Evolutionsbiologie hervorgegangen, um natürliche Selektion in Tierpopulationen zu untersuchen (Maynard Smith und Price 1973). Ein zentrales Konzept der evolutionären Spieltheorie ist die *beschränkte Rationalität* der Spieler, wodurch das Lernen in Spielen modelliert werden kann. Die Idee ist, dass sich die Spieler aufgrund unvollkommener Informationen, kognitiver Überlastung oder begrenzter Zeit zur Entscheidungsfindung nur beschränkt rational verhalten. Das Konzept der beschränkten Rationalität basiert auf einem dynamischen Prozess, der die Anpassung des Verhaltens im Laufe des Spiels beschreibt. Gleichgewichte entstehen also nicht mehr spontan, sondern als Folge eines Anpassungsprozesses. Die Notation in diesem Abschnitt wurde dem Lehrbuch von Berninghaus et al. (2005) entnommen.

### 2.3.1 Evolutionäre Stabilität

Der zentrale Gleichgewichtsbegriff der evolutionären Spieltheorie ist die *evolutionäre Stabilität*. Eine evolutionär stabile Strategie ist resistent gegen die Invasion durch mutierte

Strategien, solange der Anteil der mutierten Strategien einen bestimmten Schwellenwert nicht überschreitet (Maynard Smith 1982). Dieser Schwellenwert wird als *Invasionsbarriere* bezeichnet. Ein Spieler schneidet also besser ab, wenn er die vorherrschende Strategie verfolgt, als wenn er mutierte Strategien verfolgen würde.

Evolutionäre Spiele bestehen aus einer unendlichen Population von Spielern, von denen jeweils zwei Spieler zufällig aufeinandertreffen und ein symmetrisches, nicht-kooperatives 2-Personen Spiel  $G = (\Sigma; H; \{1, 2\})$  spielen. Dabei bezeichnet  $\Sigma$  die Menge der reinen Strategien und  $H$  die Auszahlungsfunktion der beiden Spieler. Die Menge der reinen Strategien wird als endlich angenommen, d. h.  $|\Sigma| = n < \infty$  gilt. Damit kann die Auszahlung des Zeilenspielers durch eine Auszahlungsmatrix  $A = (a_{ij})$  repräsentiert werden. Eine gemischte Strategie  $x$  beschreibt eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über  $\Sigma$ , die Menge aller gemischten Strategien wird mit  $S$  bezeichnet.

**Definition 2.1.**  $x^* \in S$  ist eine evolutionär stabile Strategie (ESS), wenn gilt:

- a) für alle  $x \in S$ :  $x^* A x^* \geq x A x^*$ ,  
 b) für alle  $y \neq x$ :  $x^* A x^* = y A x^* \Rightarrow x^* A y > y A y$ .

Jede ESS ist notwendigerweise die optimale Strategie gegen sich selbst und muss daher ein symmetrisches Nash-Gleichgewicht sein. Das Kriterium der evolutionären Stabilität verlangt jedoch noch mehr: Ist  $x^*$  eine ESS und  $y$  die alternativ beste Antwort auf  $x^*$ , dann muss  $x^*$  auch eine bessere Antwort auf  $y$  sein als  $y$  auf sich selbst. Aus dieser Definition folgt, dass alle strikten Nash-Gleichgewichte ESS sind.

### 2.3.2 Populationsspiele

Bisher wurden die Konzepte der evolutionären Spieltheorie ausschließlich für symmetrische Spiele entwickelt. Um auch asymmetrische Spiele analysieren zu können, wird auf die Erweiterung durch Selten (1980) zurückgegriffen. Bei einem *Populationsspiel* gibt es mehrere Rollen, die die Spieler annehmen können. Diese Informationssituationen sind charakterisiert durch die Menge  $U$ , wobei ein Element  $u \in U$  eine Spielerrolle beschreibt. Die Handlungsalternativen im Zustand  $u$  werden durch die Menge  $C_u$  beschrieben. Es wird ein zufälliges, paarweises Zusammentreffen der Spieler in der Population angenommen, d. h. ein Tupel  $(u, v)$  mit  $u, v \in U$  beschreibt die Rollenverteilung der Spieler.

Gegeben sei eine Rollenverteilung  $(u, v)$ , bei welcher der Spieler in Rolle  $u$  eine Aktion  $c_u \in C_u$  und der Spieler in Rolle  $v$  eine Aktion  $c_v \in C_v$  wählt. Die Auszahlung des Spielers in Rolle  $u$  wird mit  $H_{u,v}(c_u, c_v)$  bezeichnet und die des Spielers in Rolle  $v$  mit  $H'_{u,v}(c_u, c_v)$ . Die Rollenverteilung in der Population wird durch die Wahrscheinlichkeitsverteilung  $p(\cdot)$  über die Informationszustände  $(u, v)$  beschrieben. Die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Tupel  $(u, v)$  auftritt, wird mit  $p(u, v)$  bezeichnet. Es wird angenommen, dass die Randverteilung  $p(u)$  für das Auftreten einer Informationssituation  $u$  folgende Eigenschaften erfüllt:

$$\forall u \in U : p(u) = \sum_{v \neq u} p(u, v) > 0 \quad (2.1)$$

$$\forall (u, v), u \neq v : p(u, v) = p(v, u) \quad (2.2)$$



Dann berechnet sich die bedingte Wahrscheinlichkeit  $p(v|u)$ , dass ein Spieler in Rolle  $u$  auf einen Spieler in Rolle  $v$  trifft, wie folgt:

$$p(v|u) = \frac{p(u, v)}{p(u)} \quad (2.3)$$

Eine Verhaltensstrategie  $x : U \rightarrow P_u$  legt für jede Rolle  $u \in U$  eine Wahrscheinlichkeitsverteilung  $P_u$  über  $C_u$  fest. Diese Verteilung entspricht einer gemischten Strategie über die reinen Strategien in  $C_u$ , die ein Spieler in der Rolle  $u$  annehmen kann.

Die *lokale Auszahlung*  $H_u$  eines Spielers in Rolle  $u$ , wenn er die Verhaltensstrategie  $x_u$  wählt und die Spieler in Rolle  $v$  die Strategie  $x' = \bigcup_v \{x'_v\}$ , ist der Erwartungswert der Auszahlung aus den einzelnen Spielen:

$$H_u(x_u, x') = \sum_v p(v|u) H_u(x_u, x'_v) \quad (2.4)$$

Die *globale Auszahlung*  $H$  ist der Erwartungswert der lokalen Auszahlung über alle Rollen  $u$ , die der Spieler annehmen kann:

$$H(x, x') = \sum_u p(u) H_u(x_u, x') \quad (2.5)$$

Für die globale Auszahlung des Spielers in Rolle  $v$  gilt  $H'(x', x) = H(x, x')$ . Damit ist das Populationsspiel  $G_p = (U, C, p, H, H')$  vollständig bestimmt. Evolutionär stabile Verhaltensstrategien sind analog zu den ESS in symmetrischen Spielen definiert (Berninghaus et al. 2005):

**Definition 2.2.** *Eine Verhaltensstrategie  $x^*$  ist eine ESS des asymmetrischen Spiels, wenn gilt:*

$$\begin{aligned} \forall x : H(x^*, x^*) &\geq H(x, x^*) \\ H(x, x^*) = H(x^*, x^*) &\implies H(x^*, x) > H(x, x) \end{aligned}$$

Der folgende Satz charakterisiert die ESS für asymmetrische Spiele (Selten 1980):

**Satz 2.3.** *Gegeben sei ein Populationsspiel  $G_p$ , für das die folgende Annahme gilt:*

$$\forall u \in U : p(u, u) = 0$$

*Dann ist die Gleichgewichtsstrategie  $x^*$  eines symmetrischen Gleichgewichts  $(x^*, x^*)$  genau dann eine ESS, wenn für alle  $u \in U$  gilt:  $x_u^*$  ist eine degenerierte Wahrscheinlichkeitsverteilung.*

### 2.3.3 Populationsdynamik

Bisher wurde die evolutionäre Stabilität als ein statisches Konzept definiert, das dynamische Aspekte nicht berücksichtigt. In diesem Abschnitt wird ein dynamischer Anpassungsprozess der Strategiewahl beschrieben, der auf einer so genannten Replikatorndynamik

basiert. Die Replikatorodynamik erklärt die Änderung der Strategiehäufigkeiten in der Population, nicht jedoch die individuellen Anpassungen der einzelnen Spieler.

Im Gegensatz zum vorherigen Abschnitt wird hier angenommen, dass die Spieler nur reine Strategien spielen können. Weiterhin wird eine polymorphe Population angenommen, d. h. verschiedene Spieler der Population können zu einem Zeitpunkt verschiedene reine Strategien wählen. Der Anteil der Spieler, die eine reine Strategie  $\sigma_k$  wählen, wird mit  $x_k$  bezeichnet. Der Vektor  $x = (x_1, \dots, x_n)$  wird *Strategieverteilung* genannt. Eine Strategieverteilung wird als *evolutionär stabiler Zustand* bezeichnet, wenn sie die Bedingungen einer ESS aus Definition 2.1 erfüllt.

Um den dynamischen Charakter des Anpassungsprozesses explizit zu machen, wird die Strategieverteilung zum Zeitpunkt  $t$  mit  $x(t)$  bezeichnet. Die *Replikatorodynamik* ist als Differentialgleichung definiert, die die Entwicklung der relativen Strategiewahlen beschreibt:

$$\dot{x}_k = x_k((Ax)_k - xAx) \text{ mit } k = 1, \dots, n. \quad (2.6)$$

Die Wachstumsrate  $\dot{x}_k$  der Spieler, die eine reine Strategie  $\sigma_k$  spielen, entspricht also der Differenz zwischen der Auszahlung für  $\sigma_k$  und der durchschnittlichen Auszahlung der Population. Ändert sich die Strategieverteilung, so ändern sich auch die Auszahlungen für die Strategien. Überdurchschnittlich erfolgreiche Strategien breiten sich aus, während unterdurchschnittlich erfolgreiche Strategien aussterben. Die höchste Wachstumsrate hat diejenige Strategie, die die beste Antwort auf die Strategieverteilung  $x$  darstellt.

Die Replikatorodynamik verleiht dem statischen Konzept der evolutionären Stabilität eine dynamische Bedeutung. Aus Sicht der Populationsdynamik spielen Fixpunkte der Replikatorodynamik eine besondere Rolle. Aus Gleichung (2.6) folgt, dass jede Nash-Gleichgewichtsstrategie  $x$  ein Fixpunkt der Replikatorodynamik ist. Eine Population, die sich zum Zeitpunkt  $t = 0$  in einem Fixpunkt befindetet, verbleibt dort für immer.

Um die Beziehung zwischen ESS und Replikatorodynamik zu erklären, wird die folgende Klassifikation von Fixpunkten verwendet:

- Ein Fixpunkt  $x$  heißt *Ljapunow-stabil*, wenn es für alle offenen Umgebungen  $U$  von  $x$  eine offene Umgebung  $O \subseteq U$  gibt, so dass jeder Zeitpfad aus  $O$  in  $U$  verbleibt.
- Ein Fixpunkt  $x$  heißt *attraktiv*, wenn es eine offene Umgebung  $U$  von  $x$  gibt, so dass jeder Zeitpfad aus  $U$  gegen  $x$  konvergiert.
- Ein Fixpunkt  $x$  heißt *asymptotisch stabil*, wenn er Ljapunow-stabil und attraktiv ist.

Die folgenden Sätze beschreiben schließlich den Zusammenhang zwischen der evolutionären Stabilität und den Fixpunkten der Replikatorodynamik (Hofbauer und Sigmund 1998):

**Satz 2.4.** *Ist  $x^*$  eine ESS, dann ist  $x^*$  ein asymptotisch stabiler Fixpunkt der Replikatorodynamik.*

**Satz 2.5.** *Für  $2 \times 2$ -Spiele ist jede ESS ein asymptotisch stabiler Fixpunkt der Replikatorodynamik und umgekehrt.*

## 2.4 Genetische Algorithmen

Die vorliegende Arbeit nutzt Genetische Algorithmen für die evolutionäre Analyse von Kooperation in sozialen Netzwerken. Genetische Algorithmen werden in evolutionären Spielen häufig als Lernverfahren eingesetzt (Axelrod 1987; Andreoni und Miller 1993; Arifovic 1994; Riechmann 2001). Die genetischen Operatoren *Selektion*, *Rekombination* und *Mutation* beschreiben eine Form des sozialen Lernens. Selektion kann als Imitation von erfolgreichen Spielern interpretiert werden, Rekombination als Kommunikation zwischen Spielern und Mutation als Experimentieren mit neuen Strategien. Dieser Abschnitt stellt die Grundlagen von Genetischen Algorithmen vor.

Ein *Genetischer Algorithmus* (Holland 1975) ist ein heuristisches Suchverfahren, das die biologische Evolution imitiert. Genetische Algorithmen arbeiten auf einer Population von möglichen Lösungen, sogenannten *Individuen*. Auf diese Individuen wird das Prinzip des „Survival of the Fittest“ angewendet, um nach und nach bessere Näherungen an die exakte Lösung zu erzeugen. In jeder Generation werden durch die genetischen Operatoren Selektion, Rekombination und Mutation neue Näherungslösungen erzeugt. Dieses Verfahren führt zur Evolution einer Populationen von Individuen, die besser an ihre Umgebung (den Definitionsbereich) angepasst sind als die Individuen, aus denen sie hervorgegangen sind.

---

### Algorithmus 1 Kanonischer Genetischer Algorithmus

---

```

t = 0
Initialisiere P(t)
Evaluere P(t)
while Abbruchkriterium nicht erfüllt do
  t = t + 1
  Selektiere P(t) aus P(t - 1)
  Rekombiniere P(t)
  Mutiere P(t)
  Evaluere P(t)

```

---

Algorithmus 1 zeigt den Kanonischen Genetischen Algorithmus von Goldberg (1989). Die Population zum Zeitpunkt  $t$  wird durch die Variable  $P(t)$  repräsentiert, wobei die initiale Population  $P(0)$  zufällig erzeugt wird. Anhand des Kanonischen Algorithmus werden im Folgenden die grundlegenden Komponenten erklärt.

Die Individuen werden als sogenannte *Chromosome* repräsentiert, die die Variablen der Problemstellung kodieren. Die Chromosome sind über einem Alphabet  $\Sigma$  definiert. Die gängigste Repräsentation von Chromosomen ist das Binäralphabet  $\{0, 1\}$ . Hier werden die einzelnen Variablen als Binärzahl kodiert und zu einem Chromosom konkateniert. Zum Beispiel können die Variablen  $x_1$  und  $x_2$  wie folgt als Chromosom  $C$  repräsentiert werden:

$$\begin{aligned}
 x_1 &= 11010011 \\
 x_2 &= 1010111010100101 \\
 C &= 110100111010111010100101 = x_1x_2
 \end{aligned}$$

Dabei wurde  $x_1$  mit 8 Bit und  $x_2$  mit 16 Bit kodiert, um beispielsweise unterschiedliche Wertebereiche der beiden Variablen darzustellen. Nachdem die Repräsentation der Individuen festgelegt wurde, wird eine initiale Population erzeugt. Dies geschieht für gewöhnlich, indem mit einem Zufallszahlengenerator die gewünschte Anzahl von Individuen erzeugt wird. Zum Beispiel werden für eine Population von  $N_{ind}$  Individuen, deren Chromosomen die Länge  $L_{ind}$  haben,  $N_{ind} \cdot L_{ind}$  gleichverteilte Zufallszahlen über dem Alphabet  $\Sigma$  erzeugt.

Die Chromosome alleine liefern keine Informationen über die Problemstellung. Erst die Dekodierung der Chromosome verleiht der Repräsentation eine Bedeutung. Nach der Dekodierung der Chromosome wird die Fitness der Individuen bestimmt. Dies geschieht durch eine *Zielfunktion*, die die Leistung eines jeden Individuums misst. Im Falle einer Minimierungsaufgabe ordnet die Zielfunktion dem fittesten Individuum den kleinsten Wert zu. Wichtiger als der absolute Wert der Zielfunktion ist jedoch die relative Leistung der Individuen innerhalb der Population. Die *Fitnessfunktion* weist jedem Individuum einen Fitnesswert zu, der aus seiner relativen Leistung abgeleitet wird.

Die Fitnesswerte bilden die Grundlage für die Selektion der Individuen, die sich während der Reproduktion fortpflanzen dürfen. Fitte Individuen werden mit einer höheren Wahrscheinlichkeit für die Fortpflanzung ausgewählt als weniger fitte Individuen. Die Selektion ist ein zweistufiger Prozess, bei dem zuerst die Anzahl der Paarungen eines Individuums festgelegt wird. Aus diesem Wert wird anschließend die erwartete Anzahl der Nachkommen berechnet.

Die ausgewählten Individuen werden rekombiniert, um eine neue Generation von Individuen zu erzeugen. Wie in der biologischen Evolution erben die Nachkommen Teile der Chromosome ihrer Eltern. Der einfachste Operator für die Rekombination ist der einseitige *Crossover*. Seien die folgenden Chromosome gegeben:

$$P_1 = 01001011$$

$$P_2 = 01011100$$

Beim einseitigen Crossover wird eine Position  $i$  gleichverteilt aus dem Intervall  $[0, L_{ind} - 1]$  gezogen. Die Nachkommen werden erzeugt, indem die Chromosome der beiden Eltern nach dieser Position vertauscht werden. Die folgenden Nachkommen wurden mit der Position  $i = 4$  erzeugt:

$$O_1 = 0100\underline{1100}$$

$$O_2 = 0101\underline{1011}$$

Der Crossover-Operator wird nicht notwendigerweise auf alle Chromosome der Population angewendet, sondern jeweils mit der Wahrscheinlichkeit  $P_x$ .

Abschließend wird der dritte genetische Operator verwendet, die *Mutation*. Die Mutation verändert einzelne Elemente der neuen Chromosome und wird mit der Wahrscheinlichkeit  $P_m$  angewendet. Bei einer binären Repräsentation kippt die Mutation ein einzelnes Bit um, d. h.  $0 \rightarrow 1$  und  $1 \rightarrow 0$ . Im Beispiel wird das dritte Bit von  $O_1$  mutiert, was zu folgendem Chromosom führt:

$$O'_1 = 01\underline{1}01100$$

Die Mutation stellt sicher, dass die Wahrscheinlichkeit, einen beliebigen Teilraum des Definitionsbereichs zu durchsuchen, nie Null beträgt. Dadurch sinkt die Wahrscheinlichkeit, dass die Näherungslösung zu einem lokalen Optimum konvergiert statt zum globalen Optimum.

Nach der Selektion, Rekombination und Mutation beginnt der evolutionäre Prozess von Neuem: Die Individuen werden dekodiert, die Zielfunktion wird ausgewertet, jedem Individuum wird ein Fitnesswert zugewiesen und die Individuen werden entsprechend ihrer Fitness für die Fortpflanzung ausgewählt. Die durchschnittliche Leistung der Individuen in der Population nimmt zu, da sich fitte Individuen fortpflanzen und weniger fitte Individuen aussterben. Der Genetische Algorithmus terminiert, wenn das Abbruchkriterium erfüllt ist, z. B. eine bestimmte Anzahl von Generationen erreicht wurde oder die Varianz in der Population einen bestimmten Schwellenwert unterschreitet.

## 2.5 Analyse Sozialer Netzwerke

Das Prinzip der indirekten Reziprozität basiert auf Reputation und sozialem Status. Die Analyse sozialer Netzwerke erlaubt es, die Wichtigkeit einer Person in einem Netzwerk zu bestimmen. In diesem Abschnitt werden zunächst einige Kenngrößen von Graphen beschrieben, bevor mit Zentralitätsmaßen ein Verfahren zur Netzwerkanalyse vorgestellt wird. Einige der Reputationssysteme, die im nächsten Abschnitt vorgestellt werden, basieren auf Zentralitätsmaßen.

Soziale Netzwerke lassen sich als Graph modellieren. Ein Graph  $G = (V, E)$  besteht aus einer Menge  $V$  von Knoten und einer Menge  $E$  von Kanten. In einem sozialen Netzwerk werden die Personen als Knoten repräsentiert und die paarweisen Beziehung zwischen den Personen als Kanten. Je nach Art der Beziehung werden dabei gerichtete oder ungerichtete Kanten verwendet. In der Regel gibt es keine Mehrfachkanten zwischen zwei Knoten. Unterscheiden sich die Beziehungen in ihrer Wertigkeit, so belegt man die Kanten mit einem Gewicht  $w$ .

### 2.5.1 Kenngrößen von Graphen

Um soziale Netzwerke klassifizieren und vergleichen zu können, werden nun einige Kenngrößen definiert. Der *Grad*  $\text{deg}(v)$  eines Knotens  $v$  bezeichnet die Anzahl an Kanten, die  $v$  mit Knoten aus dessen Nachbarschaft  $N(v) = \{w \in V \mid (v, w) \in E\}$  verbinden:

$$\text{deg}(v) = |N(v)| \quad (2.7)$$

In Abbildung 2.2 hat Knoten  $C$  den Grad 3. Um zwei Graphen anhand ihres Knotengrades vergleichen zu können, muss er mit der Größe des Graphen in Beziehung gesetzt werden. Der *relative Grad*  $\widetilde{\text{deg}}(v)$  normiert die Anzahl der Knoten:

$$\widetilde{\text{deg}}(v) = \frac{|N(v)|}{|V|} \quad (2.8)$$

In Abbildung 2.2 haben die beiden Knoten  $C$  und  $G$  zwar denselben absoluten Knotengrad 3, jedoch unterschiedliche relative Knotengrade 0,75 bzw. 0,6. Die *Distanz*  $\text{dist}(x, y)$  zwischen zwei Knoten  $x, y$  in einem Graphen bezeichnet die Länge des kürzesten Weges von  $x$  nach  $y$ . Der *Durchmesser*  $\text{diam}(G)$  eines Graphen  $G$  ist die maximale Distanz zwischen zwei beliebigen Knoten  $x, y$ :

$$\text{diam}(G) = \max\{\text{dist}(x, y) \mid x, y \in V\} \quad (2.9)$$

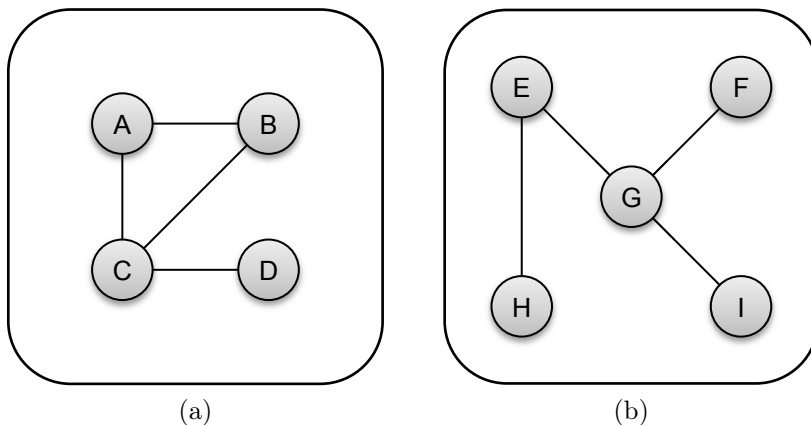
Der Graph in Abbildung 2.2a hat den Durchmesser 2 und der Graph in Abbildung 2.2b den Durchmesser 3. Der *lokale Clusterkoeffizient*  $C_v$  eines Knotens  $v$  beschreibt den Grad der Vernetzung des Knotens in einem Graphen  $G$ . Sei  $\Gamma_v$  der Teilgraph von  $G$ , der alle Nachbarn von  $v$  sowie die Kanten zwischen den Nachbarn enthält, und  $k_v$  die Anzahl der Knoten in  $\Gamma_v$ . Dann ist  $|E(\Gamma_v)|$  die Anzahl der Kanten in  $\Gamma_v$  und  $\binom{k_v}{2}$  die maximal mögliche Anzahl Kanten in  $\Gamma_v$ . Der lokale Clusterkoeffizient ist der Quotient aus der tatsächlichen und der maximal möglichen Anzahl Kanten, die zwischen den Nachbarn von  $v$  verlaufen:

$$C_v = \frac{|E(\Gamma_v)|}{\binom{k_v}{2}} \quad (2.10)$$

In Abbildung 2.2 hat Knoten  $C$  die Nachbarn  $A, B$  und  $D$ , zwischen denen jedoch nur eine von drei möglichen Kanten existiert. Daher hat Knoten  $C$  den lokalen Clusterkoeffizient  $C_C = 1/3$ . Der *globale Clusterkoeffizient*  $\bar{C}_G$  eines Graphen  $G$  ist der Durchschnitt der lokalen Clusterkoeffizienten über alle  $n$  Knoten. Er ist ein Maß für die globale Dichte eines Graphen und gibt an, wie stark die Knoten im Mittel untereinander vernetzt sind. Der globale Clusterkoeffizient nimmt den Wert 1 an, wenn jeder Knoten des Graphen mit jedem anderen verbunden ist, und den Wert 0, falls keine Cliques existieren. Eine Clique bezeichnet eine Teilmenge  $U$  der Knoten, die vollständig vernetzt sind.

$$\bar{C}_G = \frac{1}{n} \sum_{v \in V} C_v \quad (2.11)$$

Der Graph in Abbildung 2.2a hat den globalen Clusterkoeffizient 0,58 und der Graph in Abbildung 2.2b den globalen Clusterkoeffizient 0.



**Abb. 2.2.** Zwei Beispielformen zur Berechnung des Clusterkoeffizienten.

### 2.5.2 Zentralitätsmaße

Ein *Zentralitätsmaß* bestimmt die Wichtigkeit eines Knotens in Abhängigkeit von seiner Position im Graphen. Es berechnet für jeden Knoten eine normierte Kennzahl, den *Zentralitätsindex*  $c$ . Der Zentralitätsindex definiert eine Halbordnung auf der Menge der Knoten, d. h. er bringt die Knoten in eine Rangfolge. Man sagt, ein Knoten  $x$  ist mindestens so zentral wie ein Knoten  $y$  bezüglich einem Zentralitätsmaß  $c$ , wenn  $c(x) \geq c(y)$  gilt. Da es sich um ein ordinales Maß handelt, kann die Differenz oder das Verhältnis zweier Zentralitätsindizes im Allgemeinen nicht quantitativ interpretiert werden.

In der Literatur wurde eine Vielzahl an Zentralitätsmaßen für die Analyse sozialer Netzwerke vorgeschlagen. Eine umfassende Übersicht der Methoden und Anwendungen ist in Wasserman und Faust (1995) zu finden. Eine wichtige Erkenntnis ist, dass es kein „universelles“ Zentralitätsmaß gibt, das für alle Problemstellungen gleichermaßen geeignet ist. Vielmehr muss für jeden Anwendungsfall eine geeignete Auswahl an Zentralitätsmaßen getroffen werden.

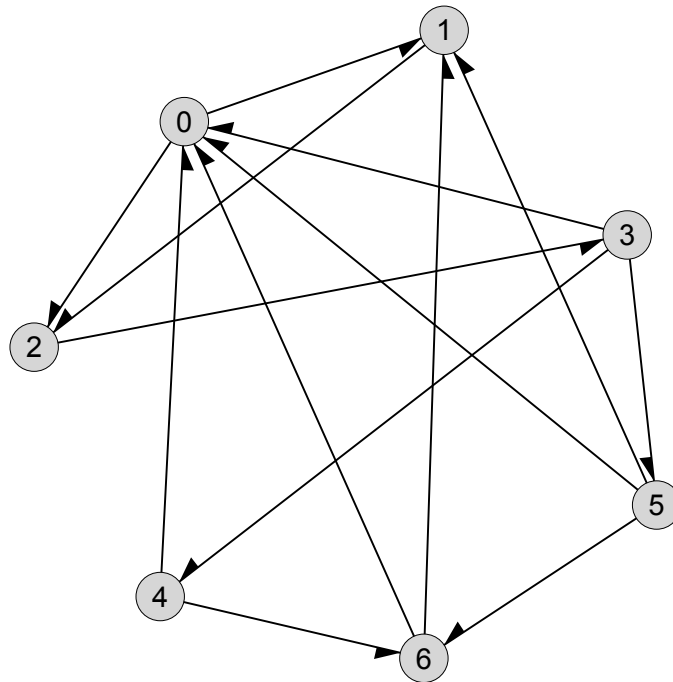
Die Gliederung des restlichen Abschnitts orientiert sich an der Klassifikation von Brandes und Erlebach (2005). Demnach lassen sich Zentralitätsmaße in die Kategorien *Nachbarschaft*, *Distanz* und *Feedback* einteilen. Nachbarschaftsbasierte Maße betrachten lediglich die lokale Vernetzung der Knoten, distanzbasierte Maße berechnen die kürzesten Wege zwischen allen Knoten und feedback-basierte Maße bestimmen die Wichtigkeit eines Knotens anhand der Zentralität seiner Nachbarn. Abbildung 2.3 zeigt an einem Beispielgraphen unterschiedliche Zentralitätsmaße, die im Folgenden genauer erklärt werden.

#### Nachbarschaft

Die einfachste Art von Zentralitätsmaßen betrachtet nur die direkte Nachbarschaft eines Knotens. Das Zentralitätsmaß *Degree* ordnet die Knoten nach der Anzahl ihrer Nachbarn. Bei ungerichteten Graphen entspricht dies dem Knotengrad  $\text{deg}(v)$ , d. h. der Anzahl von direkten Beziehungen, die ein Knoten  $v$  zu anderen Knoten hat. Bei gerichteten Graphen wird zwischen Eingangsgrad  $\text{deg}^-(v)$  und Ausgangsgrad  $\text{deg}^+(v)$  von  $v$  unterscheiden. Der Eingangsgrad kann als Maß für die Popularität interpretiert werden und der Ausgangsgrad als Maß der Kommunikationsaktivität. Einerseits sind nachbarschaftsbasierte Maße einfach zu berechnen, womit sie auch auf große Netzwerke anwendbar sind. Andererseits sind diese Maße aufgrund ihrer lokalen Betrachtungsweise wenig aussagekräftig.

#### Distanz

Eine andere Kategorie von Zentralitätsmaßen betrachtet die Distanzen zwischen den Knoten im Netzwerk. Sie beruhen auf der Berechnung der kürzesten Wege zwischen allen Knotenpaaren. Dies ermöglicht eine globale Betrachtung, die über die beschränkte Sichtweise der nachbarschaftsbasierten Maße hinausgeht. Beispielsweise können durch distanzbasierte Maße Flaschenhälse bei Kommunikationsnetzwerken erkannt werden. Ein Nachteil von distanzbasierten Zentralitätsmaßen ist die hohe Rechenkomplexität, da immer der komplette Graph in die Berechnung mit einbezogen werden muss.



Knoten		0	1	2	3	4	5	6
Nachbarschaft	Eingangsgrad	<b>4</b>	3	2	1	1	1	2
	Ausgangsgrad	2	1	1	<b>3</b>	2	<b>3</b>	2
	Clusterkoeffizient	0,27	<b>0,33</b>	0,25	<b>0,33</b>	<b>0,33</b>	<b>0,33</b>	<b>0,33</b>
Distanz	Closeness	2,33	<b>2,67</b>	2,17	1,50	2,17	2,00	2,50
	Proximity	<b>0,67</b>	0,60	0,60	0,43	0,35	0,33	0,40
	Betweenness	9,0	3,5	<b>16,0</b>	<b>16,0</b>	2,0	3,0	0,5
	Integration	<b>3,50</b>	3,33	3,33	2,67	2,50	2,17	2,50
	Radiality	2,67	2,33	2,83	<b>3,50</b>	3,17	3,00	2,50
Feedback	Status Index	0,87	0,87	<b>1,00</b>	0,57	0,32	0,32	0,35
	PageRank	0,17	0,15	<b>0,22</b>	0,21	0,08	0,08	0,08
	Authority	<b>0,24</b>	0,19	0,14	0,10	0,10	0,10	0,14
	Hub	<b>0,24</b>	0,19	0,14	0,10	0,10	0,10	0,14

**Abb. 2.3.** Unterschiedliche Zentralitätsmaße an einem Beispielgraphen. Die zentralsten Knoten sind jeweils hervorgehoben.



Das Zentralitätsmaß *Closeness* (Sabidussi 1966) berechnet, wie gut ein gegebener Knoten von den anderen Knoten eines Netzwerks aus erreichbar ist. Ein Knoten gilt als „zentral“, wenn er eine geringe kumulierte Distanz von allen anderen Knoten im Graphen hat. Die Closeness von Knoten  $i$  ist der Kehrwert der summierten Distanzen von allen Knoten:

$$\text{Closeness}(i) = \frac{1}{\sum_{j \in V} \text{dist}(j, i)} \quad (2.12)$$

Closeness ist jedoch nur auf zusammenhängenden Graphen definiert, d. h. zwischen allen Knotenpaaren muss ein Pfad existieren. In sozialen Netzwerken ist dies jedoch nicht immer der Fall. Aus diesem Grund wurde das Zentralitätsmaß *Proximity* (Lin 1976) vorgeschlagen. Es betrachtet nur Distanzen zwischen Knoten aus derselben Zusammenhangskomponente. Sei  $\text{InDomain}(i)$  die Menge aller Knoten, die einen Knoten  $i$  über einen beliebigen Pfad erreichen können, und  $I_i$  die Anzahl der Knoten in  $\text{InDomain}(i)$ . Die Proximity von Knoten  $i$  ist das Produkt aus dem Anteil der Knoten, von denen aus  $i$  erreichbar ist, und der mittleren Distanz von diesen Knoten:

$$\text{Proximity}(i) = \frac{I_i}{|V| - 1} \cdot \frac{I_i}{\sum_{j \in \text{InDomain}(i)} \text{dist}(j, i)} \quad (2.13)$$

Das Zentralitätsmaß *Betweenness* (Freeman 1979) berechnet, wie stark ein Knoten die Kommunikation zwischen anderen Knoten kontrolliert. Ein Knoten gilt als „zentral“, wenn er häufig auf kürzesten Wegen zwischen anderen Knoten liegt. Sei  $\sigma_{ij}(v)$  die Anzahl der kürzesten Wege zwischen zwei Knoten  $i$  und  $j$ , die einen Knoten  $v$  enthalten, und  $\sigma_{ij}$  die Gesamtzahl aller kürzesten Wege zwischen  $i$  und  $j$ . Dann ist  $\delta_{ij}(v)$  der Anteil an kürzesten Wegen zwischen  $i$  und  $j$ , die  $v$  enthalten:

$$\delta_{ij}(v) = \frac{\sigma_{ij}(v)}{\sigma_{ij}} \quad (2.14)$$

Der Anteil  $\delta_{ij}(v)$  kann als Wahrscheinlichkeit interpretiert werden, dass ein Knoten  $v$  in Kommunikation zwischen den Knoten  $i$  und  $j$  involviert ist. Die Betweenness von Knoten  $v$  ist die Summe der Anteile über alle kürzesten Wege, die durch  $v$  verlaufen:

$$\text{Betweenness}(v) = \sum_{i \in V \setminus \{v\}} \sum_{j \in V \setminus \{v\}} \delta_{ij}(v) \quad (2.15)$$

Die Zentralitätsmaße *Integration und Radiality* (Valente und Foreman 1998) berechnen, wie gut ein Knoten in das Netzwerk integriert ist bzw. wie weit der Einfluss eines Knotens in das Netzwerk hinein reicht. Ein Knoten gilt als „zentral“, wenn er eine kurze mittlere Distanz von bzw. zu anderen Knoten des Graphen hat. Der Unterschied zu Closeness ist, dass Integration und Radiality den Durchmesser des Graphen berücksichtigen und dem Mittelwert über alle Knoten bilden:

$$\text{Integration}(i) = \frac{\sum_{j \in V} (\text{diam}(G) + 1 - \text{dist}(j, i))}{|V| - 1} \quad (2.16)$$

$$\text{Radiality}(i) = \frac{\sum_{j \in V} (\text{diam}(G) + 1 - \text{dist}(i, j))}{|V| - 1} \quad (2.17)$$

## Feedback

Feedback-basierte Zentralitätsmaße beruhen auf der Annahme, dass ein Knoten umso zentraler ist, je zentraler seine Nachbarn sind. Bildlich gesprochen „vererben“ die Knoten ihre Reputation an ihre Nachbarn, die diese wiederum rekursiv an deren Nachbarn vererben. Eine Kante wird also mit der Zentralität des Knotens gewichtet, mit dem sie inzident ist. Feedback-basierte Maße beruhen auf der Berechnung des größten Eigenvektors der Adjazenzmatrix, weshalb sie auch als *eigenvektorbasiert* bezeichnet werden. Häufig wird für die Berechnung ein iteratives Verfahren eingesetzt, die sogenannte *Potenzmethode*.

Bereits 1953 wurde das feedback-basierte Zentralitätsmaß *Status Index* (Katz 1953) vorgeschlagen. Es beruht auf der Beobachtung, dass die Wichtigkeit eines Knotens nicht nur von direkten Beziehungen zu seinen Nachbarn abhängt, sondern auch von indirekten Beziehungen zu anderen Knoten des Netzwerks. Es werden also nicht nur Beziehungen erster Ordnung berücksichtigt, sondern Beziehungen beliebiger Ordnung. Die Anzahl der dazwischenliegenden Knoten wird durch einen Dämpfungsfaktor  $\alpha > 0$  berücksichtigt. Je länger der Pfad zwischen zwei Knoten  $i$  und  $j$  ist, desto geringer ist der Einfluss von  $i$  auf die Zentralität von  $j$ . Sei  $A$  die Adjazenzmatrix eines Graphen  $G$ . Dann ist  $(A^k)_{ji}$  die Anzahl der Wege von  $j$  nach  $i$  mit Länge  $k$ . Der Status Index von Knoten  $i$  ist die gewichtete Summe aller Wege nach  $i$ :

$$\text{Status}(i) = \sum_{k=1}^{\infty} \sum_{j \in V} \alpha^k \cdot (A^k)_{ji} \quad (2.18)$$

Das Zentralitätsmaß *PageRank* (Page et al. 1999) gewichtet Webseiten bezüglich ihrer Position im Internet. Der PageRank gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass ein willkürlich durch das Web surfender Nutzer die gegebene Seite besucht. Die Zentralität einer Seite hängt von der Anzahl eingehender Links sowie von der Zentralität der Seiten ab, die sie verlinken. Je mehr ausgehende Links eine Seite enthält, desto geringer ist das Gewicht ihrer Links. Der PageRank einer Seite  $p$  wird als normierter Wert bezogen auf den gesamten Graphen angegeben:

$$\text{PageRank}(p) = d \cdot \sum_{q \in \text{In}(p)} \frac{\text{PageRank}(q)}{\text{deg}^+(q)} + (1 - d) \quad (2.19)$$

Die Zentralitätsmaße *Hubs und Authorities* (Kleinberg 1999) wurden ebenfalls zur Bewertung von Webseiten vorgeschlagen. Die Relevanz einer Seite wird danach berechnet, wie häufig sie auf andere Seiten verlinkt bzw. von anderen Seiten verlinkt wird. Die Unterscheidung in zwei Maße trägt der Tatsache Rechnung, dass es im Web unterschiedliche Seitentypen gibt: Als „Hubs“ werden Seiten bezeichnet, die häufig auf Authorities verlinken, während „Authorities“ wiederum häufig von Hubs verlinkt werden. Der Hub-Wert einer Seite  $p$  ist die Summe der Authority-Werte über alle Seiten  $q$ , die  $p$  verlinkt. Der Authority-Wert von  $p$  ist die Summe der Hub-Werte über alle Seiten  $q$ , von denen  $p$  verlinkt wird:

$$\text{Hub}(p) = \sum_{q \in \text{Out}(p)} \text{Authority}(q) \quad (2.20)$$

$$\text{Authority}(p) = \sum_{q \in \text{In}(p)} \text{Hub}(q) \quad (2.21)$$

## 2.6 Reputationsysteme

Reputationsysteme sind ein Instrument zur Vertrauensbildung in sozialen Netzwerken (Resnick et al. 2000). Sie ermöglichen die Integration von kooperativen bzw. die Isolation von unkooperativen Teilnehmern. Reputationsysteme nutzen das Prinzip der indirekten Reziprozität, um auch in einmaligen Interaktionen Kooperation zu ermöglichen. Sie basieren auf der Erwartung, dass sich das aktuelle Verhalten eines Teilnehmers aus seinem früheren Verhalten vorhersagen lässt. Reputationsysteme sammeln Bewertungen vorheriger Interaktionen, aggregieren die Bewertungen zu Reputationswerten und verteilen die Reputationswerte an die Teilnehmer.

### 2.6.1 Klassifikation

In der Literatur wurde eine Vielzahl unterschiedlicher Reputationsysteme vorgeschlagen. Mui et al. (2002) unterscheiden zwischen globaler und personalisierter Reputation. Die Zentralität entspricht einer *globalen Reputation*, die aus dem zugrunde liegenden sozialen Netzwerk abgeleitet wird (Katz 1953; Freeman 1979). Bei *personalisierter Reputation* kann ein Teilnehmer eine unterschiedliche Reputation aus Sicht eines jeden Teilnehmers haben, abhängig von dessen sozialem Netzwerk (Castelfranchi et al. 1998; Sabater und Sierra 2002). Die personalisierte Reputation eines Teilnehmers lässt sich entweder aus *direkten* oder aus *indirekten* Informationen ableiten. Direkte Information lässt sich wiederum in *Beobachtungen* und *Begegnungen* untergliedern. Mui et al. beschreiben direkte Reziprozität als begebnungsbasierte Reputation, da sie auf direkten Begegnungen der Teilnehmer basiert. Indirekte Reziprozität wird hingegen als beobachtete Reputation beschrieben, da auf Beobachtungen durch andere Teilnehmer zurückgegriffen werden muss.

Sabater und Sierra (2002) nehmen eine ähnliche Klassifikation vor und unterscheiden zwischen drei Dimensionen von Reputation: *individuell*, *sozial* und *ontologisch*. Die individuelle Dimension berücksichtigt für die Berechnung der Reputation nur direkte Interaktionen zwischen zwei Teilnehmern. Die soziale Dimension nutzt auch Informationen von anderen Teilnehmern sowie soziale Beziehungen innerhalb eines sozialen Netzwerks. Die ontologische Dimension berücksichtigt unterschiedliche Facetten von Reputation wie beispielsweise Qualität und Preis.

Die wohl bedeutendste Klassifikation stammt von Jøsang et al. (2007), an der sich die Gliederung des restlichen Abschnitts orientiert. Reputationsysteme werden anhand ihrer *Netzwerkarchitektur* und der *Reputationsberechnung* klassifiziert.

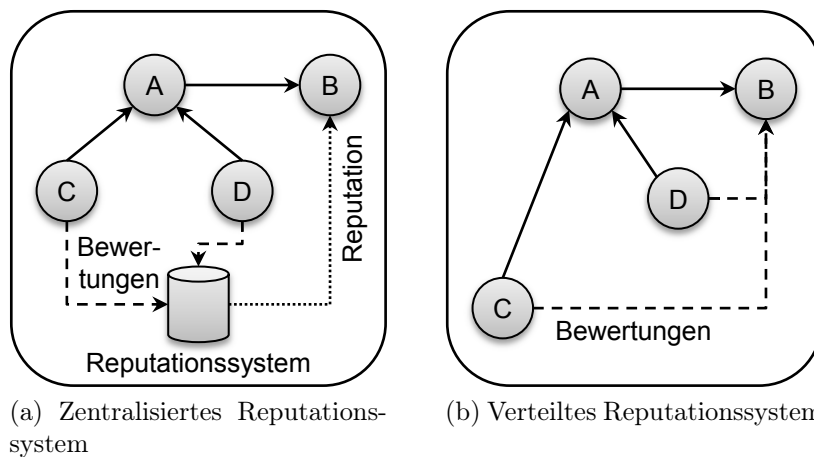
## 2.6.2 Netzwerkarchitektur

Die Netzwerkarchitektur beschreibt, wie Bewertungen und Reputationswerte zwischen den Teilnehmern ausgetauscht werden. Die beiden wichtigsten Typen sind *zentralisierte* und *verteilte* Architekturen.

### Zentralisierte Reputationssysteme

In zentralisierten Reputationssystemen werden Bewertungen eines Teilnehmer von anderen Teilnehmern erhoben, die mit dem Teilnehmer direkt interagiert haben. Die zentrale Reputationskomponente berechnet aus den gesammelten Bewertungen einen Reputationswert für jeden Teilnehmer und macht alle Reputationswerte öffentlich verfügbar. Die beiden Hauptaspekte eines zentralisierten Reputationssystems sind also die zentrale Reputationsberechnung und das zentralisierte Kommunikationsprotokoll zur Aggregation von Bewertungen sowie der Verbreitung von Reputationswerten. Die meisten Reputationssysteme, die in Abschnitt 2.6.3 beschrieben werden, haben eine zentralisierte Architektur.

Abbildung 2.4a zeigt den typischen Aufbau eines zentralisierten Reputationssystems. Teilnehmer *A* schickt eine Anfrage an Teilnehmer *B*. Um über die Bearbeitung der Anfrage zu entscheiden, erfragt *B* den Reputationswert von *A* bei der zentralen Reputationskomponente. Der Reputationswert wird aus den vorherigen Interaktionen von *A* mit den Teilnehmern *C* und *D* berechnet. *B* bearbeitet die Anfrage, wenn er die Reputation von *A* als ausreichend erachtet.



**Abb. 2.4.** Vergleich der Netzwerkarchitektur von Reputationssystemen.

### Verteilte Reputationssysteme

Verteilte Reputationssysteme verzichten auf zentralisierte Komponenten, d. h. es gibt keine zentrale Instanz für die Aggregation von Bewertungen oder die Berechnung von Reputationswerten. Stattdessen gibt es verteilte Speicher, an die Bewertungen übermittelt werden

können, oder jeder Teilnehmer speichert seine Erfahrungen mit anderen Teilnehmern selbst und stellt diese Informationen auf Nachfrage anderen Teilnehmern zur Verfügung. Soll der Reputationswert eines Teilnehmers ermittelt werden, müssen die verteilten Speicher ausfindig gemacht oder Bewertungen von anderen Teilnehmern angefordert werden, die mit dem Teilnehmer direkt interagiert haben. Die beiden Hauptaspekte eines verteilten Reputationssystems sind also die Reputationsberechnung durch die Teilnehmer selbst sowie das verteilte Kommunikationsprotokoll zur Abfrage von Bewertungen von anderen Teilnehmern.

Abbildung 2.4b zeigt den typischen Aufbau eines verteilten Reputationssystems. Der angefragte Teilnehmer  $B$  berechnet den Reputationswert des anfragenden Teilnehmers  $A$  basierend auf den Bewertungen, die er von den Teilnehmern  $C$  und  $D$  erhaltenen hat. Hat  $B$  selbst direkte Erfahrungen mit  $A$  gemacht, werden diese Erfahrungen zusätzlich genutzt und womöglich stärker gewichtet als die anderen Bewertungen.

Peer-to-Peer (P2P) Netzwerke sind ein typisches Anwendungsgebiet für verteilte Reputationssysteme. P2P-Netzwerke sind anfällig für Effizienzverluste durch *Trittbrettfahren* (auf Englisch „free riding“) (Adar und Huberman 2000). Aufgrund der verteilten Architektur ist es jedoch oft zu teuer, die Bewertungen aller Interaktionen eines Teilnehmers zu übermitteln. Daher wird der Reputationswert basierend auf einer Teilmenge der Bewertungen berechnet, die üblicherweise von Teilnehmern aus der Nachbarschaft des anfragenden Teilnehmers stammen. Feldman et al. (2004, 2006) haben gezeigt, dass solch lokale Reputationssysteme das Trittbrettfahren in P2P-Netzwerken verhindern können. Marti und Garcia-Molina (2004) konnten zeigen, dass die beschränkte Weitergabe von Reputationsinformationen innerhalb einer kleinen Gruppe von Nachbarn den Effizienzgrad von P2P-Systemen sogar erhöhen kann. Das Reputationssystem PeerTrust (Xiong und Liu 2004) nutzt zur Berechnung neben den Bewertungen auch die Anzahl der Interaktionen des Teilnehmers sowie die Glaubwürdigkeit der Teilnehmer, von denen die Bewertungen stammen. Durch die Gewichtung der Bewertungen betrachtet das System sowohl die individuelle als auch die soziale Dimension von Reputation.

### 2.6.3 Reputationsberechnung

Die Reputationsberechnung beschreibt, wie Reputationswerte aus Bewertungen berechnet werden. Dabei lassen sich *bayessche* und *flussbasierte* Verfahren unterscheiden. Aus Sicht eines Teilnehmers können Reputationswerte basierend auf eigenen Erfahrungen oder aus Bewertungen anderer Teilnehmer berechnet werden. Eigene Erfahrungen werden dabei als *private Informationen* bezeichnet und Bewertungen von anderen Teilnehmern als *öffentliche Informationen*. Reputationssysteme basieren üblicherweise auf öffentlichen Informationen, um die Meinung der Community als Ganzes zu berücksichtigen. Einige Systeme betrachten sowohl öffentliche als auch private Informationen, wobei eigene Erfahrungen normalerweise als verlässlicher angesehen werden als Bewertungen anderer Teilnehmer.

#### Bayessche Reputationssysteme

Bayessche Reputationssysteme basieren auf binären Bewertungen mit den Ausprägungen *positiv* und *negativ*. Die Reputation eines Teilnehmers wird als Dichtefunktion  $\text{beta}(p|\alpha, \beta)$

repräsentiert, deren Parameter  $\alpha$  und  $\beta$  die Anzahl positiver bzw. negativer Bewertungen beschreiben. Der Reputationswert eines Teilnehmers ist dann der Erwartungswert der Dichtefunktion. Die Reputationswerte werden aktualisiert, indem der alte Reputationswert mit einer neuen Bewertung verrechnet wird. Bayessche Reputationsysteme wie beispielsweise das Beta Reputationsystem (Jøsang und Ismail 2002; Whitby et al. 2004) oder der Ansatz von Wang und Vassileva (2003) berücksichtigen jedoch nicht die Vernetzung der Teilnehmer und betrachten daher nur die individuelle Dimension von Reputation.

### **Flussbasierte Reputationsysteme**

Flussbasierte Reputationsysteme analysieren das soziale Netzwerk der Teilnehmer und betrachten daher auch die soziale Dimension von Reputation. Diese Systeme basieren auf einer iterativen Berechnung der transitiven Vertrauensbeziehungen zwischen den Teilnehmern. Der Reputationswert eines Teilnehmers erhöht sich durch eingehende Vertrauensbeziehungen und verringert sich durch ausgehende Vertrauensbeziehungen. Die Reputationsberechnung erfolgt durch die wiederholte Gewichtung und Aggregation der Bewertungen entlang der transitiven Vertrauensbeziehungen, bis die Reputationswerte konvergieren.

Flussbasierte Reputationsysteme nutzen zur Reputationsberechnung häufig Algorithmen, die an Google's PageRank (Page et al. 1999) angelehnt sind. Während Distributed PageRank (Yamamoto et al. 2004) ein konstantes Reputationsgewicht für das gesamte Netzwerk annimmt, das unter den Teilnehmern verteilt wird, verzichtet EigenTrust (Kamvar et al. 2003) auf diese Annahme. Andere Reputationsysteme wie beispielsweise Regret (Sabater und Sierra 2002) oder der Ansatz von Ellis und Yao (2007) verwenden eigene Verfahren für die Analyse des sozialen Netzwerks der Teilnehmer.

## Verwandte Arbeiten

In diesem Kapitel werden verwandte Arbeiten beschrieben. Hierfür werden zunächst Arbeiten zu Reziprozität und zur Anbieterwahl vorgestellt. Anschließend werden die Limitationen verwandter Arbeiten diskutiert.

### 3.1 Reziprozität

Das Prinzip der Reziprozität ist für soziale Netzwerke interessant, da es keine Zahlungen durch das System oder Seitenzahlungen zwischen den Nutzern erfordert. Herrscht im System eine Norm der Kooperation, profitieren alle Teilnehmer. In großen Systemen, bei denen die Teilnehmer nur einmalig miteinander interagieren, ist insbesondere die indirekte Reziprozität ein Erfolg versprechender Mechanismus.

#### 3.1.1 Reputationsmechanismen

Indirekte Reziprozität basiert häufig auf Reputation und sozialem Status (Alexander 1987). Die Spieler erwerben eine gute Reputation, indem sie anderen helfen. Das Prinzip der Reziprozität verlangt, dass sich die Spieler diskriminierend verhalten und ausschließlich Spielern mit guter Reputation helfen. Dadurch werden Kooperatoren belohnt und Defektoren bestraft. In der Literatur wurden unterschiedliche Mechanismen vorgeschlagen, um die Reputation der Spieler zu ermitteln.

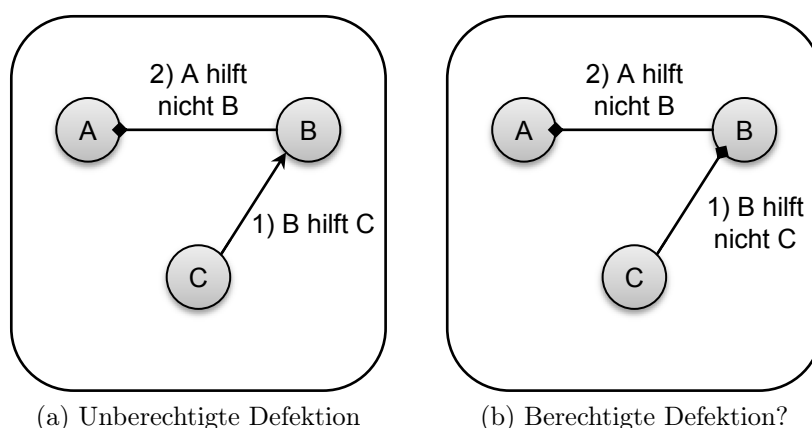
Nowak und Sigmund (1998) haben einen Reputationsmechanismus vorgeschlagen, der jedem Spieler eine ganzzahlige *Image Score* zuweist. Die Image Score ist definiert als die Differenz zwischen der Anzahl von Kooperationen und der Anzahl von Defektionen eines Spielers. Zu Beginn hat jeder Spieler eine Image Score von Null. Hilft ein Spieler einem anderen, erhöht sich seine Image Score um Eins, während sie sich durch Verweigerung der Hilfe um Eins verringert. Das Modell von Nowak und Sigmund setzt voraus, dass die Spieler ihre Kooperationsentscheidungen entsprechend der Image Scores fällen. Die Strategie, nur Spielern mit positiver Image Score zu helfen, kann zu stabiler Kooperation führen.

Kooperation zwischen Individuen ist nur dann stabil, wenn Defektoren diskriminiert werden (Nowak und Sigmund 2005). Der Nachteil von Image Scoring ist jedoch, dass nicht zwischen berechtigter und unberechtigter Defektion unterschieden werden kann. Um Defektoren zu

bestrafen, müssen die Spieler ihre eigene Image Score reduzieren. Dadurch werden sie jedoch selbst diskriminiert und erhalten eine geringere Auszahlung. Diese „teure Bestrafung“ gefährdet die Stabilität von Image Scoring, da die Population von nicht-diskriminierenden Kooperatoren unterlaufen werden kann. Solch eine Population ist wiederum anfällig für eine Invasion durch Defektoren (Nowak und Sigmund 2005).

Eine Lösung ist der Reputationsmechanismus *Standing* (Sugden 1986), der zwischen berechtigter und unberechtigter Defektion unterscheidet. Im Gegensatz zu Image Scoring handelt es sich um einen binären Mechanismus, der den Spielern die Werte „gut“ oder „schlecht“ zuweist. Initial hat jeder Spieler eine gute Reputation. Bei *Standing* verliert ein Spieler seine gute Reputation nur, wenn er einem anderen Spieler mit guter Reputation die Hilfe verweigert. Die Reputation des Spielers bleibt unverändert, wenn er einem Spieler mit schlechter Reputation die Hilfe verweigert. Auf diese Weise bleibt die Hilfe den kooperativen Spielern vorbehalten. Eine Alternative zu *Standing* ist der Reputationsmechanismus *Judging*, bei dem ein Spieler seine gute Reputation auch dann verliert, wenn er mit einem schlechten Spieler kooperiert. Die Strategie, nur Spielern mit guter Reputation zu helfen, ist evolutionär stabil und weist für gewöhnlich einen höheren Effizienzgrad auf als Image Scoring (Leimar und Hammerstein 2001).

*Beispiel 3.1.* Gegeben sei die Interaktion in Abbildung 3.1, bei der ein Geber *A* einem Empfänger *B* die Hilfe verweigert. Soll die Reputation von *A* sinken, oder war die Defektion berechtigt? Um diese Frage zu beantworten, muss nach dem *Standing*-Mechanismus die vorherige Interaktion von *B* betrachtet werden. Hat *B* dem Empfänger *C* geholfen (a), ist die Defektion von *A* unberechtigt und seine Reputation sollte sinken. Hat *B* die Hilfe für *C* verweigert (b), muss wiederum geprüft werden, ob die Defektion von *B* berechtigt war. Diese Überprüfung kann sich rekursiv fortsetzen, im schlimmsten Fall muss die komplette Interaktionshistorie betrachtet werden.



**Abb. 3.1.** Soll die Reputation von *A* abnehmen, wenn er *B* die Hilfe verweigert?

Die Strategien für indirekte Reziprozität lassen sich mit Hilfe von zwei Modulen beschreiben, dem Bewertungs- und dem Aktionsmodul (Brandt und Sigmund 2004). Das *Bewertungsmodul* definiert, wie die Reputation eines Spielers aus vorherigen Interaktionen berechnet wird. Brandt und Sigmund nehmen an, dass sich die Reputation nur aufgrund



von Aktionen als Geber ändern kann. Weiterhin haben die betrachteten Bewertungsmodule zur Vereinfachung ein sehr begrenztes Gedächtnis von nur einer Interaktion. In ihrer Studie untersuchen Brandt und Sigmund die Bewertungsmodule Scoring, Standing und Judging. Diese Module unterscheiden sich darin, wie unkooperatives Verhalten bestraft wird. Während ein Spieler bei Scoring und Standing durch Kooperation immer eine gute Reputation erhält, verliert ein Spieler bei Judging seine gute Reputation sogar, wenn er mit einem schlechten Spieler kooperiert. Tabelle 3.1 fasst die Urteile der Bewertungsmodule zusammen.

**Tabelle 3.1.** Bewertungsmodule beschreiben, welche Reputation ein Spieler erhält. Die Notation „gut  $\rightarrow$  schlecht“ bedeutet, dass ein guter Spieler auf einen schlechten Spieler trifft.

Mechanismus	<i>Scoring</i>		<i>Standing</i>		<i>Judging</i>	
Aktion	Koop.	Defekt.	Koop.	Defekt.	Koop.	Defekt.
gut $\rightarrow$ gut	gut	schlecht	gut	schlecht	gut	schlecht
gut $\rightarrow$ schlecht	gut	schlecht	gut	gut	schlecht	gut
schlecht $\rightarrow$ gut	gut	schlecht	gut	schlecht	gut	schlecht
schlecht $\rightarrow$ schlecht	gut	schlecht	gut	schlecht	schlecht	schlecht

Das *Aktionsmodul* entscheidet, ob ein Spieler in der Rolle des Gebers hilft oder nicht. Brandt und Sigmund nehmen an, dass die Entscheidung des Gebers ausschließlich von der Reputation der beiden Spieler abhängt. „CO“ betrachtet ausschließlich die Reputation des Empfängers und hilft genau dann, wenn dessen Reputation gut ist. „SELF“ betrachtet ausschließlich die Reputation des Gebers und hilft genau dann, wenn die eigene Reputation schlecht ist. „AND“ hilft, wenn die Reputation des Empfängers gut und die eigene Reputation schlecht ist. „OR“ hilft auch dann, wenn nur eins dieser Kriterien erfüllt ist. Die Strategien „ALLC“ und „ALLD“ betrachten die Reputation nicht und helfen immer bzw. nie. Tabelle 3.2 fasst die Entscheidungen der Aktionsmodule zusammen.

**Tabelle 3.2.** Aktionsmodule beschreiben, ob einem Spieler geholfen wird.

Strategie	SELF	CO	AND	OR	ALLC	ALLD
gut $\rightarrow$ gut	nein	ja	nein	ja	ja	nein
gut $\rightarrow$ schlecht	nein	nein	nein	nein	ja	nein
schlecht $\rightarrow$ gut	ja	ja	ja	ja	ja	nein
schlecht $\rightarrow$ schlecht	ja	nein	nein	ja	ja	nein

### 3.1.2 Theoretische Analysen

Arbeiten auf dem Gebiet der indirekten Reziprozität gehen in der Regel von der Annahme aus, dass der Geber seine Kooperationsentscheidung basierend auf der Reputation des Empfängers fällt. Ein interessanter Aspekt von Image Scoring ist die „teure Bestrafung“. Fehr und Fischbacher (2003) sowie Sigmund et al. (2001) haben das soziale Dilemma der teuren Bestrafung untersucht, d. h. warum die Spieler Kosten auf sich nehmen sollten, um andere Spieler zu bestrafen. Diese Fragestellung ist nur bei Image Scoring relevant, da hier

die Bestrafung den bestrafenden Spieler etwas kostet. Ähnlich wie bei Gemeinwohlspielen kann es reziproke Spieler geben, die unkooperative Spieler bestrafen. Bei indirekter Reziprozität erfolgt die Bestrafung durch Diskriminierung, wodurch Spielern mit niedriger Image Score die Hilfe vorenthalten wird. Aus theoretischer Sicht ist interessant, wie die Spieler die Image Scores ihrer Mitspieler berechnen.

Ohtsuki und Iwasa (2004) haben die evolutionäre Stabilität von allen möglichen Kombinationen aus Bewertungs- und Aktionsmodulen untersucht. Sie nehmen an, dass die Interaktionen Fehlern unterworfen sind, da die Spieler unbeabsichtigte Aktionen durchführen oder anderen Spielern falsche Reputationswerte zuordnen können. Ohtsuki und Iwasa (2006) konnten zeigen, dass nur acht dieser Strategien evolutionär stabil sind und in der Gegenwart von Fehlern zu Kooperation führen können. Kooperation stellt sich ein, wenn das Verhältnis von Gewinn  $b$  zu Kosten  $c$  proportional zur Fehlerwahrscheinlichkeit  $p$  ist, d.h.  $b/c > 1 + p$  gilt.

**Tabelle 3.3.** Die „führenden acht“ Strategien (Ohtsuki und Iwasa 2006). Die Sterne im Bewertungsmodul bedeuten, dass in diesen Zellen sowohl „gut“ als auch „schlecht“ stehen kann. Das Plus im Aktionsmodul bedeutet, dass sich entsprechend der vorherrschenden sozialen Norm entweder „Kooperation“ oder „Defektion“ durchsetzt.

Modul	Bewertung		Aktion
	Kooperation	Defektion	
gut $\rightarrow$ gut	gut	schlecht	Kooperation
gut $\rightarrow$ schlecht	*	gut	Defektion
schlecht $\rightarrow$ gut	gut	schlecht	Kooperation
schlecht $\rightarrow$ schlecht	*	*	+

Tabelle 3.3 zeigt die acht evolutionär stabilen Strategien. Die Zeilen der Tabelle sind wie folgt zu lesen: Trifft ein guter Geber auf einen schlechten Empfänger („gut  $\rightarrow$  schlecht“), dann muss der Empfänger ablehnen (Aktion „Defektion“), was jedoch seine Reputation nicht beeinträchtigt (Bewertung „gut“). Unter den führenden Acht sind nur die Aktionsmodule CO und OR zu finden. Bei den Bewertungsmodulen können sowohl Standing als auch Judging zu den führenden Acht gehören, nicht jedoch Scoring. Ohtsuki und Iwasa gehen von der Annahme aus, dass die Spiele unendlich lange dauern, und die Populationen sehr groß sind. Weiterhin setzen sie voraus, dass die evolutionär stabilen Strategien nur der Invasion von Strategien mit dem gleichen Bewertungsmodul widerstehen müssen.

Ein anderer Ansatz zur Analyse der Populationsdynamik von indirekter Reziprozität ist die Replikatorndynamik. Brandt und Sigmund (2006) betrachten zur Vereinfachung nur die Strategien „immer kooperieren“ (ALLC), „immer defektieren“ (ALLD) und „diskriminieren“ (CO-Standing). Die Häufigkeiten dieser Strategien werden mit  $x$ ,  $y$  und  $z$  bezeichnet, wobei  $x + y + z = 1$  gilt. Betrachtet man die drei Strategien als Einheitsvektoren  $e_x$ ,  $e_y$  und  $e_z$ , spannen sie den Simplex  $S_3$  auf. Abbildung 3.2 zeigt die Populationsdynamik eines Spiels ohne Fehler mit fester Rundenzahl. Die analytischen Ergebnisse von Brandt et al. zeigen, dass die Defektorenecke  $e_y$  sowie alle Punkte auf der Kante  $y = 0$  Fixpunkte sind. Abhängig von der initialen Zusammensetzung übernehmen also entweder die Defektoren oder die Population konvergiert zu einer Mischung aus Diskriminatoren und Kooperatoren.

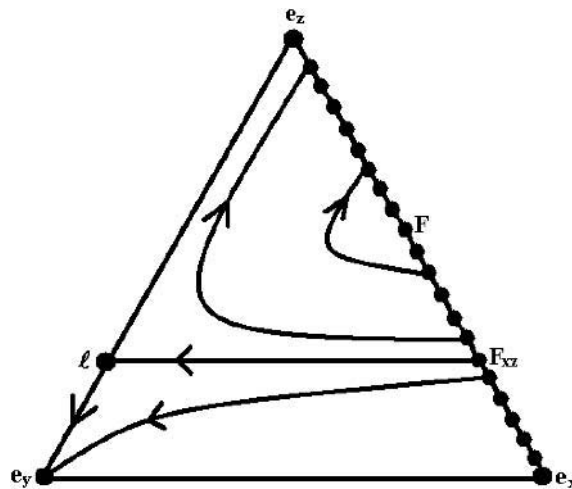


Abb. 3.2. Populationsdynamik für endliche Spiele ohne Fehler (Brandt und Sigmund 2006).

### 3.1.3 Evolutionäre Simulationen

Die Herleitung von analytischen Ergebnissen ist schwierig, wenn mehrere diskriminierende Strategien gegeneinander antreten oder Fehler in der Wahrnehmung betrachtet werden (Brandt und Sigmund 2004). Paare von diskriminierenden Strategien schneiden häufig gegeneinander gleich gut ab, weshalb es bei den Häufigkeiten der Strategien zu zufälligen Schwankungen kommen kann. Da der Erfolg einer Strategie von der Häufigkeit der anderen Strategien abhängt, stellen sich bei komplexen Populationen polymorphe Zustände ein. Zur Untersuchung dieser Zustände wird häufig auf evolutionäre Simulationen zurückgegriffen.

Nowak und Sigmund (1998) betrachten gemischte Populationen bestehend aus mehreren 100 Individuen. Jedes Individuum ist in fünf bis zehn Interaktionen involviert, wobei die Rollen von Geber und Empfänger zufällig vergeben werden. Die Ergebnisse der Studie zeigen, dass Diskriminatoren erfolgreicher sind als Altruisten und Defektoren (d. h. Nicht-Diskriminatoren). Die Simulationen wurden jedoch als unrealistisch kritisiert, da sie eine unendlich große Population annehmen.

Leimar und Hammerstein (2001) konnten die Ergebnisse von Nowak und Sigmund bestätigen. Sie verwendeten eine andere Populationsstruktur, die aus 100 Stämmen mit jeweils 100 Individuen besteht. Dieses „Inselmodell“ wird als realistischere Struktur für die prähistorische Menschheit angesehen. Da zwischen den Stämmen nur selten Gene ausgetauscht werden, sind zufällige Schwankungen in den Strategiehäufigkeiten unwahrscheinlich. Durch die veränderte Populationsstruktur nimmt der Erfolg der Scoring-Strategie deutlich ab. Während Scoring in isolierten Gruppen zu Kooperation führen kann, bricht die Kooperationsrate stark ein, wenn sich die Gruppen vermischen.

Mohtashemi und Mui (2003) haben eine Studie zur Netzwerkstruktur durchgeführt. Ihre Simulation basierte auf Agenten mit wachsenden Netzwerken von Bekannten. In jeder Runde wurde der Geber sowie dessen Bekannte zum Netzwerk des Empfängers hinzugefügt. Die Ergebnisse zeigen, dass solche Bekanntschaften die Entwicklung von Kooperation durch die Scoring-Strategie fördern können.

Brandt und Sigmund (2004) betrachten ein Generationsmodell, bei dem die Spieler ähnlich dem Inselmodell in Stämmen organisiert sind. Am Ende einer Generation bildet jeder Stamm eine neue Generation von Spielern, die entweder eine reine Strategie aus dem eigenen Stamm oder eine gemischte Strategie über die anderen Stämmen spielen. Werden Fehler nicht berücksichtigt, sind die Strategien Standing und Judging am besten geeignet, um eine Population von Defektoren zu unterlaufen. Dies gilt auch bei der Berücksichtigung von Fehlern, wobei die Ergebnisse jedoch stark von der Kostenstruktur des Spiels abhängen. Weiterhin zeigten polymorphe Populationen, die aus unterschiedlichen Bewertungs- und Aktionsmodulen bestehen, eine starke Tendenz zur Kooperation.

Takahashi und Mashima (2006) haben die Robustheit der Standing-Strategie untersucht. Ihre Ergebnisse zeigen, dass Standing anfällig für subjektive Wahrnehmungsfehler ist. Ein subjektiver Wahrnehmungsfehler tritt auf, wenn ein Spieler die Aktion eines anderen Spielers falsch interpretiert, d. h. eine Kooperation als Defektion auffasst und umgekehrt. Der Grund ist, dass Standing ein sehr kurzes Gedächtnis von nur einer Interaktion hat, d. h. nur die letzte Aktion eines Spielers betrachtet. Verweigert ein guter Spieler aufgrund eines subjektiven Wahrnehmungsfehlers einem anderen guten Spieler die Hilfe, wird der Spieler sofort als schlecht bewertet. In den Simulationen war eine Strategie am erfolgreichsten, die all jenen Spielern eine schlechte Reputation zuweist, die mit einem schlechten Spieler interagiert haben. Spieler können eine gute Reputation nur erwerben, indem sie guten Spielern helfen.

Roberts (2008) hat das Zusammenspiel von direkter und indirekter Reziprozität untersucht. In einer Simulation wurden die Strategien Scoring und Standing mit Tit for Tat verglichen. Wie im Helping Game werden die Spieler zufällig gepaart, können ihre Interaktionspartner also nicht auswählen. Die Ergebnisse zeigen, dass Scoring instabil wird, wenn die Wahrscheinlichkeit wiederholter Interaktionen zunimmt. Standing bleibt stabil, selbst wenn häufig dieselben Spieler miteinander interagieren.

### 3.1.4 Verhaltensökonomische Experimente

Auf dem Gebiet der Verhaltensökonomie ist eine große Menge an Arbeiten zu Reziprozität entstanden. Während direkte Reziprozität ein populäres Forschungsthema war, konzentrieren sich neuere Arbeiten auf indirekte Reziprozität. In der Literatur ist eine Fülle an experimentellen Ergebnissen zur Entstehung von Kooperation durch indirekte Reziprozität zu finden.

Wedekind und Milinski (2000) haben gezeigt, dass Kooperation durch Scoring entstehen kann, wenn die Spieler die Reputation ihrer Interaktionspartner kennen. Die Teilnehmer der Studie wurden in acht Gruppen eingeteilt, die sich in der Kostenstruktur und im Startguthaben unterschieden. Das Spiel bestand aus sechs Runden, wobei jeder Spieler ein Mal als Geber und zwei Mal als Empfänger auftrat. Die Spieler wussten, dass sie nicht erneut mit demselben Spieler spielen würden. Die Interaktionen waren anonym, den Gebern waren lediglich die vorherigen Kooperationsentscheidungen des Empfängers bekannt. Die Kooperationsrate schwankte je nach Gruppe zwischen 48 und 87 Prozent, wobei Gruppen mit niedrigeren Kosten oder höherem Startguthaben kooperativer waren. Insgesamt war die Reputation der Spieler stark mit ihren Erfolgsaussichten als Empfänger korreliert.

Milinski et al. (2001) haben die Strategien Scoring und Standing verglichen. In jede Gruppe wurde ein Konfident eingeschleust, der instruiert war, immer zu defektieren. Diskriminierende Spieler sollten diesem Spieler also niemals helfen. Die Forschungsfrage war, ob diskriminierende Spieler entsprechend der Scoring-Strategien von ihren Mitspielern bestraft wurden, oder ob berechnete Defektionen entsprechend der Standing-Strategie vergeben wurden. Die Spieler waren anonym und wurden in jeder Runde des Spiels zufällig in die Rolle des Gebers oder des Empfängers eingeteilt. Milinski et al. haben zwei Informationsbedingungen untersucht: In der einen Bedingung wurde den Spielern nur die Historie des Empfängers angezeigt, während sie in der anderen Bedingung zusätzlich die Historien der vorherigen Empfänger des Empfängers angezeigt bekamen. Eine Unterscheidung zwischen berechtigter und unberechtigter Defektion war also nur in der zweiten Bedingung möglich. Die Ergebnisse zeigen, dass berechnete Defektionen signifikant häufiger eine Defektion nach sich zogen als durch die Standing-Strategie angezeigt gewesen wäre. Insgesamt waren die Resultate für beide Informationsbedingungen sehr ähnlich. In der zweiten Bedingung (mit Informationen zweiter Ordnung) benötigten die Spieler jedoch mehr Zeit, um ihre Kooperationsentscheidungen zu treffen. Offenbar haben diese Spieler versucht, die Interaktionshistorien zu interpretieren, sind jedoch gescheitert. Milinski et al. folgerten, dass die Spieler mit der Standing-Strategie kognitiv überfordert waren. Als Konsequenz griffen die Spieler auf die einfachere Scoring-Strategie zurück.

Bolton et al. (2005) haben eine Reihe von Experimenten durchgeführt mit unterschiedlichen Kostenstrukturen sowie drei Informationsbedingungen: Keine Information, Informationen erster Ordnung (Historie des Empfängers) und Informationen zweiter Ordnung (zusätzlich die Historien der Empfänger des Empfängers). Die Ergebnisse zeigen, dass die Kooperationsbereitschaft der Teilnehmer signifikant zunimmt, wenn mehr Informationen zur Verfügung stehen. Wie erwartet war die Kooperativität der Spieler in den ersten Runden höher, da die Reputation zu Beginn einen größeren Einfluss auf den Erfolg im Spiel hat. Interessanterweise waren manche Spieler auch dann kooperativ, wenn überhaupt keine Informationen zur Verfügung standen. Offenbar haben die Spieler anderen geholfen, weil ihnen selbst geholfen wurde. Eine starke Korrelation zwischen der Anzahl von geleisteten und empfangenen Hilfeleistungen bestätigt diese Hypothese. Die Spieler haben in ihren Strategien also nicht nur die Reputation der anderen Spieler berücksichtigt, sondern auch ihre eigene Einkommenshistorie.

Seinen und Schram (2006) haben ein ähnliches Experiment durchgeführt und zwei unterschiedliche Kostenstrukturen bzw. Informationsbedingungen untersucht. Um die Strategien der Versuchspersonen zu analysieren, haben die Autoren sechs hypothetische Strategien formuliert und beobachtet, wie gut sie die Aktionen der Spieler im Experiment erklären. Die Ergebnisse zeigen, dass Geber bei ihren Kooperationsentscheidungen Informationen über das vorherige Verhalten der Empfänger verwenden. Seinen und Schram konnten beobachten, dass indirekte Reziprozität stark auf sozialen Normen basiert. Bei diesen Normen handelte es sich um Schwellenwerte für die Kooperativität der Spieler, die sich während des Experiments innerhalb der Gruppen entwickelt haben. Ein weiteres Ergebnis ist, dass die eigene Reputation ein wichtiger Faktor bei der Kooperationsentscheidung ist. Die Versuchspersonen haben anderen häufiger geholfen, wenn sie wussten, dass ihre Reputation weitergegeben wurde.

Engelmann und Fischbacher (2009) haben gezeigt, dass Spieler aus strategischen Gründen eine Reputation aufbauen. Sie haben in einer Reihe von Experimenten untersucht, ob Geber eher ihre eigene Reputation auf einem hohen Niveau halten, oder ob sie auf die Reputation der Empfänger reagieren. In den Experimenten hatte nur die Hälfte der Spieler eine Reputation, die entsprechend des Reputationsmechanismus Scoring berechnet wurde. Die Ergebnisse zeigen, dass einerseits Geber ohne eigene Reputation auf die Reputation der Empfänger reagiert haben. Diese Geber konnten keine egoistischen Motiven verfolgen. Andererseits haben Geber, deren Reputation anderen Spielern angezeigt wurde, doppelt so häufig anderen geholfen. Diese Geber wurden offenbar weniger von der Reputation des Empfängers beeinflusst. Engelmann und Fischbacher kommen zum Schluss, dass die Spieler aus egoistischen Motiven eine Reputation erwerben, um ihren Gewinn zu maximieren.

## 3.2 Anbieterwahl in Multiagentensystemen

In diesem Abschnitt werden verwandte Arbeiten zur Anbieterwahl in Multiagentensystemen vorgestellt. Multiagentensysteme sind ein bekanntes Konzept der Informatik, um verteilte Systeme von autonomen Agenten zu untersuchen. Im Folgenden werden zunächst einige grundlegende Arbeiten zu Multiagentensystemen vorgestellt, bevor verwandte Arbeiten zur Anbieterwahl diskutiert werden.

### 3.2.1 Multiagentensysteme

In verteilten Systemen gibt es keine zentrale Kontrolle über die einzelnen Agenten. Vielmehr handeln die Agenten in solchen Systemen autonom und sind von Eigeninteresse getrieben. Selbst wenn die Kooperation auf Reziprozität basiert, können reziproke Agenten von eigenützigen Agenten ausgenutzt werden. Sen et al. (2000) haben eine probabilistische Strategie basierend auf Reziprozität vorgeschlagen, um die Ausnutzung von reziproken Agenten zu verhindern. Die Agenten teilen ihre Erfahrungen mit anderen Agenten und lernen auf diese Weise, welche Agenten vertrauenswürdig sind. Sen et al. betrachten jedoch eine nur eine statische Population von Agenten und berücksichtigt nicht deren evolutionäre Dynamik.

Eine weitere Herausforderung sind betrügerische Agenten, die das Verhalten anderer Agenten falsch berichten. Yu und Singh (2000, 2002, 2003) haben ein verteiltes Reputationsystem vorgeschlagen, das Berichte von mehreren Agenten kombiniert. Sie verwenden die Evidenztheorie von Dempster und Shafer, um die Reputationswerte zu berechnen. Dabei entwickelt jeder Agent ein Modell für die Vertrauenswürdigkeit seiner Nachbarn und bewertet damit die Berichte, die er von ihnen erhält. Der Ansatz von Yu und Singh bietet jedoch keinen Anreiz für die Agenten, die Bewertung anderer Agenten überhaupt zu berichten.

Fehlende Anreize zur Abgabe von Bewertungen ist ein generelles Problem von Reputationsystemen, das spezielle Anreizmechanismen erforderlich macht. Diese Mechanismen sollen die Nutzer jedoch nicht für die Übereinstimmung mit der Mehrheitsmeinung belohnen, sondern für die Abgabe „ehrlicher“ Bewertungen. Miller et al. (2005) haben einen Mechanismus vorgeschlagen, bei dem das Berichten der ehrlichen Meinung ein Nash-Gleichgewicht darstellt. Eine Bewertung gilt als ehrlich, wenn sie die Vorhersage der Bewertung eines zufälligen anderen Nutzers verbessert. Jurca und Faltings (2003) haben einen anreizkompatiblen

Mechanismus zur Erhebung von ehrlichen Bewertungen vorgeschlagen. Dabei geben beide Interaktionspartner eine Bewertung ab und erhalten nur dann eine Belohnung, wenn die Bewertungen übereinstimmen. Beide Ansätze beruhen auf Zahlungen durch das System bzw. Seitenzahlungen zwischen den Teilnehmern, was in verteilten Systemen nicht realistisch ist.

Gal und Pfeffer (2007) haben gezeigt, dass Reziprozität deutliche Auswirkungen auf das Verhalten der Spieler hat. Wenn künstliche Agenten über längere Zeit mit menschlichen Spielern interagieren, müssen die Agenten bestimmte soziale Faktoren erlernen, die das Spiel der Menschen beeinflussen. In den Anwendungen, die im Rahmen der vorliegenden Arbeit betrachtet werden, gibt es jedoch keine Interaktion zwischen Agenten und Menschen. Die Agenten agieren entweder untereinander im Auftrag von Nutzern, oder die Nutzer interagieren direkt miteinander.

### 3.2.2 Anbieterwahl

Fullam et al. (2005) haben eine Testumgebung entwickelt, mit der unterschiedliche Reputationsmechanismen verglichen werden können. Die Agenten können andere Agenten um Hilfe bitten, d. h. es gibt die Möglichkeit der Anbieterwahl. Die angefragten Agenten müssen wiederum entscheiden, ob sie kooperieren oder nicht. Fullam und Barber (2006) haben mit dieser Testumgebung das Erlernen von Vertrauensstrategien untersucht. Ihre Ergebnisse zeigen, dass lernende Strategien einen höheren Nutzen bringen als statische Strategien. Die Testumgebung sieht jedoch eine direkte Belohnung für die Hilfeleistung vor, d. h. Seitenzahlungen zwischen den Agenten. In vielen Anwendungen wie beispielsweise der sozialen Suche gibt es jedoch keine derartigen Seitenzahlungen. Die Kooperation der Nutzern basiert hier auf dem Prinzip der Reziprozität.

Um die Effizienz eines verteilten Systems zu gewährleisten, muss die Last gleichmäßig zwischen den einzelnen Knoten verteilt werden. Eine zufällige Verteilung der Anfragen garantiert eine faire Lastverteilung, was bei Anbieterwahl nicht notwendigerweise der Fall ist. Schaerf et al. (1995) haben eine adaptive Lastverteilung in Multiagentensystemen untersucht. Sie haben ein Lernverfahren vorgeschlagen, mit dem die Agenten ihr Verhalten an die Umgebung anpassen können. Dieses Verfahren erfordert jedoch die Kooperation der einzelnen Agenten. Chow und Kwok (2002) haben einen Algorithmus vorgeschlagen, um Agenten auf die Rechenknoten zu verteilen. Die Verteilung erfolgt entsprechend der Auslastung und dem Kommunikationsverhalten der Agenten. Dieser Ansatz erfordert eine zentrale Koordination des Systems.

Die Lastverteilung bei Anbieterwahl wurde auch auf dem Gebiet der Peer-to-Peer Systeme untersucht. Papaioannou und Stamoulis (2004) haben gezeigt, dass einfache Strategien, die immer den reputabelsten Provider auswählen, zu einer hohen Arbeitsbelastung für reputable Peers führen. Vielmehr muss bei der Anbieterwahl auch die Auslastung der Teilnehmer berücksichtigt werden. Eine erfolgreiche Strategie bestand darin, dass der Anfragende nur Empfänger mit einer vergleichbaren Reputation auswählen darf. Marti und Garcia-Molina (2004) haben die Lastverteilung zwischen den Agenten eines P2P-Systems untersucht. Um eine faire Arbeitsbelastung zu erreichen, sollten die Provider probabilistisch entsprechend ihrer Reputation ausgewählt werden. Beide Arbeiten machen jedoch keine Aussage über die Anreizkompatibilität der vorgeschlagenen Strategien.

### 3.3 Limitationen verwandter Arbeiten

In diesem Abschnitt werden Limitationen verwandter Arbeiten diskutiert. Bestehende Arbeiten zu Reziprozität erklären zwar die Kooperation zwischen Nutzern, betrachten jedoch drei wichtige Aspekte sozialer Netzwerke nicht. Während in bestehenden Modellen die Nutzer zufällig gepaart werden, haben sie in realen Systemen die Wahl, mit wem sie interagieren. Bestehende Modelle verlangen zudem, dass die Nutzer ihre Kooperationsentscheidung für jede Interaktion einzeln treffen, was in realen Systemen nicht praktikabel ist. Ferner wurden in verwandten Arbeiten Reputationsmechanismen verwendet, die entweder nicht effizient oder anfällig für subjektive Wahrnehmungsfehler sind. Diese Limitationen werden im Folgenden eingehend erörtert.

#### 3.3.1 Strategische Anbieterwahl

In bestehenden Modellen werden direkte und indirekte Reziprozität stets getrennt betrachtet. Die Spieler werden entweder zufällig gepaart (indirekte Reziprozität), oder dieselben Spielerpaare interagieren wiederholt miteinander (direkte Reziprozität). In realistischen Umgebungen haben die Spieler jedoch die Wahl, mit wem sie interagieren. Sind die Spieler einander fremd, kann Kooperation nur durch indirekte Reziprozität entstehen. Haben die Spieler ein Netzwerk aus vertrauenswürdigen Spielern etabliert, wird Kooperation durch direkte Reziprozität aufrecht erhalten. Die vorliegende Arbeit erweitert das Modell von Nowak und Sigmund (1998) um eine neue Strategiedimension für die Anbieterwahl. Durch die strategische Anbieterwahl können sowohl direkte als auch indirekte Reziprozität auftreten.

Die strategische Anbieterwahl erlaubt, einen wichtigen Aspekt sozialer Netzwerke zu untersuchen: Bieten mehrere Anbieter denselben Dienst an, welchen davon sollte der Anfrager auswählen? In bestehenden Modellen erhalten alle Anbieter durch die zufällige Paarung gleich viele Anfragen. Bei strategischer Anbieterwahl ist dies nicht mehr der Fall. Anbieter mit einer hohen Reputation bekommen viele Anfragen gestellt, da Anfrager reputable Anbieter bevorzugen. Dies stellt reputable Anbieter vor ein Dilemma: Akzeptieren sie zu viele Anfragen, machen sie Verluste. Lehnen sie zu viele Anfragen ab, leidet ihre Reputation und die Chancen sinken, dass andere Spieler ihre Anfragen bearbeiten.

Die Erkenntnisse aus bestehenden Studien zur Anbieterwahl sind nur bedingt auf soziale Netzwerke anwendbar. Fullam und Barber (2006) haben lediglich eine starre Kombination aus vordefinierten Strategien untersucht. Weiterhin hatten die Spieler keine Möglichkeit, ihre Strategien selbst festzulegen. Im Gegensatz dazu erlaubt die vorliegende Arbeit den Spielern, ihre Strategien frei zu formulieren, und betrachtet die Evolution der Strategien. Arbeiten auf dem Gebiet der Peer-to-Peer Systeme verwenden zur Evaluation häufig rein technische Kennzahlen wie den Anteil erfolgreicher Interaktionen. Diese Kennzahlen berücksichtigen jedoch nicht die Nutzenfunktion autonomer Agenten.

Ein gängiges Lösungskonzept der evolutionären Spieltheorie ist die Replikatorodynamik. Dieses Konzept setzt die Fitness eines Individuums mit der Wahrscheinlichkeit für seine Fortpflanzung gleich (Taylor und Jonker 1978). Der Anteil von Individuen, die eine bestimmte Strategie annehmen, ist proportional zu deren relativer Fitness, d. h. dem Verhältnis zwischen der Fitness der Strategie und der durchschnittlichen Fitness aller Individuen der



Population (Maynard Smith 1982). Die Replikatorodynamik beschreibt nur die Selektion, jedoch nicht die Mutation oder Reproduktion von Individuen. Daher erlaubt das Konzept der Replikatorodynamik nicht die Betrachtung von Lernen und Adaption (Riechmann 2001). Eine analytische Lösung evolutionärer Spiele ist schwierig, wenn diskriminierende Strategien betrachtet werden (Brandt und Sigmund 2004). Diskriminierende Strategien unterscheiden zwischen den Mitspielern anhand bestimmter Kriterien wie beispielsweise der Kooperativität, während nicht-diskriminierende Strategien alle Mitspieler gleich behandeln. Für eine evolutionäre Untersuchung wird daher häufig auf numerische Simulationen zurückgegriffen. Diese Simulationen basieren auf genetischen Algorithmen, die eine explizite Modellierung der einzelnen Spieler erlauben. Die vorliegende Arbeit nutzt diese Herangehensweise für eine evolutionäre Analyse von Kooperation in sozialen Netzwerken.

### 3.3.2 Automatische Entscheidungsfindung

In verwandten Arbeiten zu indirekter Reziprozität wurden die Kooperationsentscheidungen stets für jede Interaktion einzeln getroffen. In sozialen Netzwerken ist es unter Umständen nicht praktikabel, dass die Nutzer manuell für jede Interaktion einen Anbieter auswählen und über die Bearbeitung eingehender Anfragen entscheiden. Hier ist ein Automatismus wünschenswert, der den Nutzern das Filtern von eingehenden Anfragen erlaubt. In der vorliegenden Arbeit wird ein Mechanismus entwickelt, der die automatischen Entscheidungsfindung erlaubt. Die Nutzer interagieren nicht direkt miteinander, sondern konfigurieren Software-Agenten, die stellvertretend für sie als Spieler auftreten. Um das Verhalten ihrer Agenten zu spezifizieren, formulieren die Nutzer sogenannte *Policies*. Jeder Agent hat zwei *Policies*, eine für die Anbieterwahl und eine für die Kooperationsentscheidungen. Der Agent eines Nutzers wertet seine *Policies* aus und fällt die Entscheidungen automatisch.

Das Formulieren von *Policies* entspricht der *Strategiemethode* (Selten 1967), wobei die Spieler ihre Strategien explizit angeben müssen. Der Vorteil ist, dass die Strategien nicht wie bei traditionellen Experimenten aus den Aktionen der Spieler abgeleitet werden müssen, sondern direkt analysiert werden können. Es gibt jedoch deutliche Unterschiede zwischen klassischen Experimenten und Experimenten mit der Strategiemethode (Blount und Bazerman 1996; Brosig et al. 2003). Der Grund dafür ist, dass es für die Teilnehmer deutlich schwieriger ist, vorab eine Strategie zu formulieren, als diese im Laufe des Experiments Schritt für Schritt zu entwickeln. Daher sind die Ergebnisse verwandter Arbeiten für Szenarien mit automatischer Entscheidungsfindung nur bedingt anwendbar.

In der vorliegenden Arbeit wird untersucht, welche Strategien menschliche Teilnehmer in sozialen Netzwerken verfolgen. Hierfür wird ein Experiment mit der Strategiemethode durchgeführt. Experimente mit der Strategiemethode erfordern einen komplexeren Experimentaufbau als klassische Experimente. Zum einen stellt das Formulieren von Strategien einen erheblichen intellektuellen Aufwand dar, weshalb die Versuchspersonen eine deutlich höhere Bearbeitungsdauer benötigen als bei klassischen Experimenten (von der Weth et al. 2009). Zum anderen erfordert die Strategiemethode eine formale Repräsentation der Strategien. Es ist nicht zu erwarten, dass alle Versuchspersonen über vergleichbare Kenntnisse einer formalen Sprache verfügen. In der vorliegenden Arbeit formulieren die Teilnehmer ihre Strategien daher in natürlicher Sprache. Die Strategien werden anschließend vom Versuchsleiter in eine formale Repräsentation überführt.

### 3.3.3 Zentralitätsbasierte Reputationsmechanismen

In verwandten Arbeiten zu Reziprozität wurden die Reputationsmechanismen Scoring und Standing untersucht. Einerseits ist Standing bezüglich Effizienzgrad und evolutionärer Stabilität überlegen (Leimar und Hammerstein 2001). Andererseits ist der Mechanismus deutlich komplexer, da Standing nicht nur die vorherige Aktion des aktuellen Empfängers betrachtet, sondern auch die früheren Aktionen der Interaktionspartner des Empfängers, usw. Diese rekursive Definition macht eine spieltheoretische Untersuchung von Standing schwierig (Bolton et al. 2005).

Eine Erfolg versprechende Klasse von Reputationssystemen basiert auf Zentralitätsmaßen (Sabater und Sierra 2002; Kamvar et al. 2003; Xiong und Liu 2004). Der Grundgedanke ist, die Zentralität der Nutzer als Reputationsmetrik zu verwenden. Während einfache Reputationsmetriken wie Image Scoring alle Interaktionen gleich bewerten, gewichten zentralitätsbasierte Metriken die Interaktionen gemäß der Reputation der beteiligten Nutzer. Das Feedback eines Nutzers mit hoher Reputation hat also ein höheres Gewicht als das Feedback eines Nutzers mit niedriger Reputation. Auf diese Weise können berechnete Defektionen vergeben werden.

In der vorliegenden Arbeit wird eine Strategie basierend auf Zentralitätsmaßen vorgeschlagen: „Hilf nur Spielern, deren Zentralitätsindex zu den besten  $k$  Prozent gehört.“ Es wird untersucht, ob diese Strategie die Kooperation zwischen den Nutzern fördert und wie sie im Vergleich zu Image Scoring und Standing abschneidet. Eine Hypothese ist, dass die Zentralitätsstrategie denselben Effizienzgrad aufweist wie Standing, da sie zwischen berechtigten und unberechtigten Defektionen unterscheiden kann. Eine weitere Hypothese ist, dass die Zentralitätsstrategie robuster gegenüber Wahrnehmungsfehlern ist als Standing. Während Standing nur die letzte Interaktion berücksichtigt, betrachten Zentralitätsmaße die komplette Interaktionshistorie. Diese Hypothesen werden in den folgenden Kapiteln anhand mehrerer Experimente überprüft.

**Teil II**

---

**Synthese**



## Spieltheoretische Modellierung

In diesem Kapitel wird ein spieltheoretisches Modell für Kooperation in sozialen Netzwerken entwickelt. Hierfür wird das Spiel zunächst informell beschrieben, bevor ein formales Modell hergeleitet wird. Abschließend wird die evolutionäre Stabilität des Spiels untersucht.

### 4.1 Service Game

Das *Service Game* ist eine Generalisierung des Helping Games von Nowak und Sigmund (1998). Um das Verhalten von Spielern in sozialen Netzwerken zu beschreiben, werden die folgenden Erweiterungen vorgenommen:

- Die *strategische Anbieterwahl* erlaubt den Spielern, ihre Interaktionspartner frei zu wählen.
- Durch die *automatische Entscheidungsfindung* müssen die Spieler nicht für jede Interaktion manuell über die Auswahl eines Anbieters und die Bearbeitung der Anfragen entscheiden.

Das Service Game ist ein wiederholtes Spiel, bei dem die Spieler paarweise miteinander interagieren. Der erste Spieler, der *Anfragesteller*, wählt einen zweiten Spieler, den *Anbieter*, aus und sendet ihm eine Anfrage. Der Anbieter kann die Anfrage entweder bearbeiten oder ablehnen. Bearbeitet er die Anfrage, entstehen für den Anbieter Kosten, während der Anfragesteller einen Nutzen zieht. Lehnt er die Anfrage ab, entstehen weder Kosten noch Nutzen. Um das Modell einfach zu halten, wird angenommen, dass es nur eine Art von Anfrage gibt, die jeder Spieler bearbeiten kann. Die Spieler können Anfragen an andere Spieler senden, nicht jedoch an sich selbst. Ein Anbieter kann beliebig viele Anfragen bearbeiten, solange er ein ausreichendes Guthaben hat.

Das Service Game wird rundenweise gespielt, wobei jeder Spieler pro Runde eine Anfrage stellen darf. Ein Spieler tritt also einmal pro Runde als Anfragesteller auf und mehrmals als Anbieter, abhängig von der Anzahl eingehender Anfragen. Wie in Abbildung 4.1 illustriert, besteht eine Runde des Service Games aus zwei Schritten: Anbieterwahl und Kooperationsentscheidung. Im ersten Schritt entscheidet der Spieler, ob er eine Anfrage stellen möchte, und wählt gegebenenfalls einen Anbieter aus. Im zweiten Schritt entscheidet der Spieler für jede eingehende Anfrage, ob er sie bearbeitet oder nicht. Das Spiel verläuft simultan, d. h. alle Spieler treffen ihre Entscheidungen gleichzeitig.

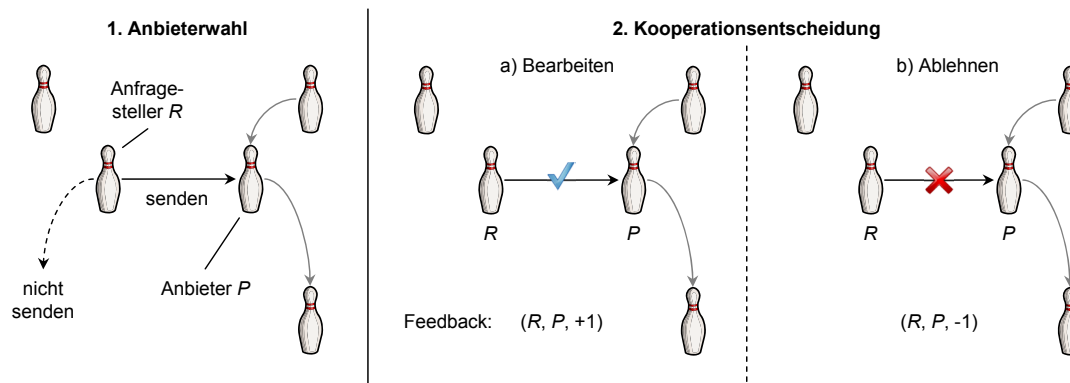


Abb. 4.1. Schematischer Ablauf des Service Games.

Um eine automatische Entscheidungsfindung zu ermöglichen, wird das Service Game als Agentensystem implementiert. Die Spieler interagieren dann nicht persönlich miteinander, sondern setzen Software-Agenten ein, die stellvertretend für sie als Spieler auftreten. Die Spieler formulieren sogenannte *Policies*, um ihre Agenten zu konfigurieren. Diese *Policies* entsprechen einer Agentenfunktion, die den Zustand des Spiels auf eine Aktion des Agenten abbildet. Jeder Agent verfolgt zwei *Policies*, eine für die Anbieterwahl und eine für die Kooperationsentscheidungen:

- Die *Vergabepolicy* spezifiziert die Menge von Spielern, an die der Spieler (in der Rolle des Anfragestellers) eine Anfrage senden möchte.
- Die *Annahmepolicy* spezifiziert die Menge von Spielern, deren Anfragen der Spieler (in der Rolle des Anbieters) bearbeitet.

Nach jeder Runde verbucht das System die Kosten und Nutzen der einzelnen Spieler und protokolliert das Ergebnis einer jeden Interaktion, d. h. ob der Anbieter eine Anfrage bearbeitet hat oder nicht. Hierfür wird das Ergebnis-Tupel (Anfragesteller, Anbieter, Ergebnis) in einer Datenbank gespeichert. Die Spieler können in ihren *Policies* Informationen über das Guthaben der Spieler sowie über die vergangenen Interaktionen verwenden.

Algorithmus 2 beschreibt, wie die *Policies* der Agenten ausgewertet werden. In Runde  $t$  des Spiels wertet jeder Agent  $i$  zuerst seine *Vergabepolicy*  $v_i$  aus, um einen Anbieter  $j$  auszuwählen. Liefert die *Vergabepolicy* eine leere Menge, stellt der Agent keine Anfrage. Enthält die Ergebnismenge mehrere Spieler, wird daraus zufällig ein Anbieter ausgewählt. Agent  $i$  reiht sich in die Warteschlange  $Q_j$  des Anbieters ein. Als Nächstes entscheidet jeder Agent  $j$  über die Bearbeitung der eingehenden Anfragen, indem er für jeden Anfragesteller  $i \in Q_j$  seine *Annahmepolicy*  $a_j$  auswertet. Ist  $i$  in der Ergebnismenge enthalten, bearbeitet der Agent die Anfrage, sonst lehnt er sie ab.

## 4.2 Formales Modell

Für die Entwicklung eines formalen Modells werden zunächst die Aktionen der Spieler mit Kosten und Nutzen versehen. Analog zum Helping Game wird angenommen, dass die Kosten und Nutzen für alle Spieler dieselben sind. Die *Gebühr* für das Senden einer Anfrage

**Algorithmus 2** Auswertung der Policies im Service Game

---

```

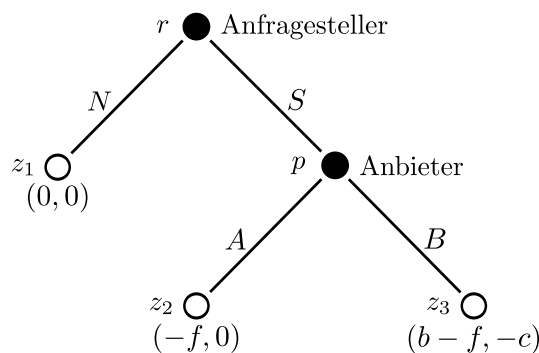
for all Runden  $t$  do
  for all Spieler  $i \in I$  do {Anbieterwahl}
    Anbieter  $j \leftarrow \text{evaluate}(v_i)$ 
    Warteschlange  $Q_j \leftarrow \{i\}$ 
  for all Spieler  $j \in I$  do {Kooperationsentscheidung}
    for all Anfragersteller  $i \in Q_j$  do
      if  $i \in \text{evaluate}(a_j)$  then
        Anfrage bearbeiten
      else
        Anfrage ablehnen

```

---

an einen anderen Spieler sei  $f$  mit  $f > 0$ . Die *Kosten* für das Bearbeiten einer Anfrage von einem anderen Spieler seien  $c$  mit  $c > 0$ . Der *Nutzen* eines Spielers, wenn ein anderer Spieler seine Anfrage bearbeitet, sei  $b$  mit  $b > 0$ . Es wird angenommen, dass der Nutzen  $b$  größer ist als die Kosten  $c$ , die wiederum größer sind als die Gebühr  $f$ , d. h.  $b > c > f > 0$  gilt. Weiterhin wird die additive Konstante  $b > c + f$  angenommen.

Das Service Game hat  $n < \infty$  Spieler, wobei  $I = \{1, \dots, n\}$  die Menge der Spieler bezeichnet. Da die Spieler im Service Game jeweils paarweise miteinander interagieren, handelt es sich bei jeder dieser Interaktionen um ein Zwei-Personen-Spiel. Der Spielbaum ist in Abbildung 4.2 gegeben. Im Folgenden wird Spieler 1 als Anfragersteller und Spieler 2 als Anbieter bezeichnet. Genau genommen spielt jeder Spieler mehrere Spiele pro Runde – eins als Anfragersteller und null oder mehr als Anbieter. Für die Bestimmung der Gleichgewichte wird später angenommen, dass jeder Spieler nur ein Spiel pro Runde spielt und mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit als Anfragersteller und als Anbieter auftritt.



**Abb. 4.2.** Spielbaum des Service Games.

Die Informationsmengen sind durch den Anfragersteller  $U_1 = \{\{r\}\}$  und den Anbieter  $U_2 = \{\{p\}\}$  gegeben. Die Aktionsmengen sind durch  $C_r = \{\text{Nicht Senden, Senden}\} = \{N, S\}$  für den Anfragersteller und  $C_p = \{\text{Ablehnen, Bearbeiten}\} = \{A, B\}$  für den Anbieter gegeben. Dem Anfragersteller stehen damit die reinen Strategien  $\phi_{11} = (N)$  und  $\phi_{12} = (S)$  zur Verfügung und dem Anbieter  $\phi_{21} = (A)$  und  $\phi_{22} = (B)$ . Die Konfiguration der Verhaltensstrategien  $x = (x_r, x_p)$  sei  $x_r = (\rho, 1 - \rho)$  und  $x_p = (\pi, 1 - \pi)$  mit  $0 \leq \rho \leq 1$  und  $0 \leq \pi \leq 1$ . Damit sind die Wahrscheinlichkeiten  $P^b$  für die Endpunkte  $Z = \{z_1, z_2, z_3\}$  wie folgt:

$$P^b(z_1) = \rho, \quad P^b(z_2) = (1 - \rho) \cdot \pi, \quad P^b(z_3) = (1 - \rho)(1 - \pi)$$

Die Auszahlungen  $H$  für die Verhaltensstrategiekonfiguration  $x$  berechnen sich schließlich wie folgt:

$$\begin{aligned} H_1(x) &= \rho \cdot 0 + (1 - \rho)(\pi \cdot (-f) + (1 - \pi)(b - f)) \\ H_2(x) &= \rho \cdot 0 + (1 - \rho)(\pi \cdot 0 + (1 - \pi)(-c)) \end{aligned}$$

Nun werden die Gleichgewichte des Service Games bestimmt. Das Service Game kann als eine Variante des Diktatorspiels interpretiert werden. Im Vergleich zum Diktatorspiel ist die Reihenfolge der Züge vertauscht, da beim Service Game der Empfänger zuerst entscheidet. Die auszahlungsmaximierende Aktion für den Anbieter ist es, die Anfrage abzulehnen ( $A$ ). Der Anfrager antizipiert diese Strategiewahl und sendet gar nicht erst eine Anfrage ( $N$ ). Es existiert also nur ein Nash-Gleichgewicht  $x^* = (x_r^*, x_p^*) = (N, A)$  in reinen Strategien. Wie man leicht sieht, ist die Verhaltensstrategie  $x^*$  auch ein teilspielperfektes Gleichgewicht. Ist kein Reputationsmechanismus vorhanden, ist das auszahlungsmaximierende Verhalten der Spieler, nicht zu kooperieren.

Abschließend werden die Policies für das Senden und Bearbeiten von Anfragen definiert. Eine *Vergabepolicy*  $v_i \subseteq I \setminus \{i\}$  ist eine Menge von Spielern, an die Spieler  $i$  eine Anfrage senden möchte. Beispielsweise spezifiziert die Vergabepolicy  $v_i = \{j \in I \setminus \{i\} \mid r_j \geq 0,8\}$ , dass Spieler  $i$  nur Anfragen an solche Spieler  $j$  senden möchte, deren Kooperationsrate  $r_j$  mindestens 0,8 beträgt. Eine *Annahmepolicy*  $a_i \subseteq I \setminus \{i\}$  ist eine Menge von Spielern, von denen Spieler  $i$  Anfragen bearbeitet. Beispielsweise spezifiziert die Annahmepolicy  $a_i = \{j \in I \setminus \{i\} \mid r_j \geq 0,5\}$ , dass Spieler  $i$  nur Anfragen von Spielern  $j$  bearbeitet, deren Kooperationsrate  $r_j$  mindestens 0,5 beträgt. Spieler  $i$  *erfüllt* eine Vergabepolicy  $v$  bzw. eine Annahmepolicy  $a$ , wenn  $i \in v$  bzw.  $i \in a$  gilt.

#### 4.2.1 Kooperationsrate

In diesem Abschnitt werden Formeln hergeleitet, um die Kooperationsrate der Spieler zu berechnen. Die *Kooperationsrate*  $r_i$  eines Spielers  $i$  ist definiert als der Anteil eingehender Anfragen, den  $i$  bearbeitet. Beispielsweise bearbeitet ein Spieler mit Kooperationsrate 0,5 die Hälfte der Anfragen.

#### Anzahl erhaltener Anfragen

Zur Berechnung der Kooperationsrate wird zunächst bestimmt, wie viele Anfragen Spieler  $i$  in Runde  $t$  erhält. Sei  $|v_j^t|$  die Anzahl von Spielern, die in Runde  $t$  die Vergabepolicy  $v_j$  eines Spielers  $j$  erfüllen. Damit ist der Kehrwert  $1/|v_j^t|$  die Wahrscheinlichkeit, dass ein beliebiger Spieler, der die Vergabepolicy  $v_j$  erfüllt, eine Anfrage von Spieler  $j$  erhält. Diese Wahrscheinlichkeit wird als erwartete Anzahl von Anfragen  $exp_j^t$  bezeichnet, die solch ein Spieler von Spieler  $j$  in Runde  $t$  erhält.

$$exp_j^t = \begin{cases} \frac{1}{|v_j^t|} & \text{falls } |v_j^t| > 0, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.1)$$



Nun wird  $exp_j^t$  über alle Spieler  $j$  aufaddiert, von denen Spieler  $i$  Anfragen erhalten könnte, da er ihre Vergabepolicies  $v_j$  erfüllt. Diese Summe wird als erwartete Anzahl von Anfragen  $rec_i^t$  bezeichnet, die Spieler  $i$  insgesamt in Runde  $t$  erhält.

$$rec_i^t = \sum_{\{j \in I \setminus \{i\} \mid i \in v_j\}} exp_j^t \quad (4.2)$$

### Anzahl bearbeiteter Anfragen

Als Nächstes wird berechnet, wie viele dieser Anfragen Spieler  $i$  in Runde  $t$  bearbeitet. Der Spieler bearbeitet die Anfrage eines Spielers  $j$  genau dann, wenn dieser Spieler seine Annahmepolicy  $a_i$  erfüllt. Die entsprechende Funktion wird mit  $acc_{i,j}^t$  bezeichnet.

$$acc_{i,j}^t = \begin{cases} 1 & \text{falls } j \in a_i, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.3)$$

Das Produkt aus  $acc_{i,j}^t$  und  $exp_j^t$  ergibt die erwartete Anzahl von Anfragen, die Spieler  $i$  für Spieler  $j$  in Runde  $t$  bearbeitet. Dieses Produkt wird nun über alle Spieler  $j$  aufaddiert, von denen Spieler  $i$  Anfragen erhält, da er ihre Vergabepolicies  $v_j$  erfüllt. Diese Summe wird als erwartete Anzahl von Anfragen  $proc_i^t$  bezeichnet, die Spieler  $i$  in Runde  $t$  bearbeitet.

$$proc_i^t = \sum_{\{j \in I \setminus \{i\} \mid i \in v_j\}} acc_{i,j}^t \cdot exp_j^t \quad (4.4)$$

### Kooperationsrate

Die Kooperationsrate  $r_i^t$  von Spieler  $i$  in Runde  $t$  ist schließlich der Quotient aus der Anzahl bearbeiteter Anfragen  $proc_i^t$  und der Anzahl erhaltener Anfragen  $rec_i^t$ .

$$r_i^t = \begin{cases} \frac{proc_i^t}{rec_i^t} & \text{falls } rec_i^t > 0, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.5)$$

Die *mittlere Kooperationsrate*  $R_i^t$  von Spieler  $i$  in Runde  $t$  ist der gleitende Mittelwert über die Kooperationsrate aller Runden. Da die Spieler ihr Verhalten während des Spiels ändern können, bekommen neuere Interaktionen ein höheres Gewicht als ältere. In dieser Arbeit wird ein exponentiell geglätteter Mittelwert mit Glättungsfaktor  $\alpha \leq 1$  verwendet, um neuere Interaktionen stärker zu gewichten:

$$R_i^t = \alpha \cdot r_i^t + (1 - \alpha) \cdot R_i^{t-1} \quad (4.6)$$

$$R_i^0 = 0 \quad (4.7)$$

#### 4.2.2 Auszahlung der Spieler

Nun werden die nötigen Formeln hergeleitet, um die Auszahlung der Spieler zu berechnen. Die Auszahlung  $h_i$  von Spieler  $i$  ist die Differenz aus dem Nutzen durch erfolgreiche Anfragen und den Kosten für das Senden und Bearbeiten von Anfragen.

### Nutzen aus erfolgreichen Anfragen

Um den Nutzen  $b_i^t$  zu berechnen, wird zunächst ermittelt, ob Spieler  $i$  in Runde  $t$  tatsächlich eine Anfrage stellt. Die entsprechende Funktion wird mit  $sent_i^t$  bezeichnet. Es ist zu beachten, dass jeder Spieler maximal eine Anfrage pro Runde stellen darf.

$$sent_i^t = \begin{cases} 1 & \text{falls } |v_i^t| > 0, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.8)$$

Um eine Anfrage zu stellen, wählt Spieler  $i$  aus der Menge von Spielen, die seine Vergabepolicy  $v_i$  erfüllen, zufällig einen Anbieter  $j$  aus. Als Nächstes wird ermittelt, ob diese Anfrage erfolgreich ist, d. h. ob der Anbieter die Anfrage bearbeitet oder nicht. Spieler  $j$  bearbeitet Anfragen von Spieler  $i$  genau dann, wenn Spieler  $i$  die Annahmepolicy  $a_j$  von Spieler  $j$  erfüllt ( $acc_{j,i}^t = 1$ ). Das Produkt aus  $acc_{j,i}^t$  und  $exp_i^t$  ergibt die erwartete Anzahl von Anfragen, die Spieler  $j$  für Spieler  $i$  bearbeitet. Dieses Produkt wird nun über alle Spieler  $j$  aufaddiert, an die Spieler  $i$  aufgrund seiner Vergabepolicy  $v_i$  Anfragen stellt.

$$succ_i^t = \sum_{\{j \in I \setminus \{i\} \mid j \in v_i\}} acc_{j,i}^t \cdot exp_i^t \quad (4.9)$$

Auch die erwartete Anzahl erfolgreicher Anfragen  $succ_i^t$  ist maximal 1. Der Nutzen  $b_i^t$  ist das Produkt von  $b$  und der Anzahl erfolgreicher Anfragen, die Spieler  $i$  in Runde  $t$  stellt.

$$b_i^t = b \cdot succ_i^t \quad (4.10)$$

### Kosten für das Senden und Bearbeiten von Anfragen

Die Kosten  $c_i^t$  berechnen sich zum einen aus der Anzahl von Anfragen, die Spieler  $i$  in Runde  $t$  bearbeitet. Während Spieler  $i$  Anfragen von Spielern  $j$  erhält, deren Vergabepolicies  $v_j$  er erfüllt, bearbeitet er nur Anfragen von Spielern, die seine Annahmepolicy  $a_i$  erfüllen. Dies ist exakt die Definition von  $proc_i^t$  in Gleichung (4.4). Zum anderen muss Spieler  $i$  die Gebühr  $f$  bezahlen, falls er in Runde  $t$  eine Anfrage sendet. Hierfür wird die Funktion  $sent_i^t$  aus Gleichung (4.8) verwendet.

$$c_i^t = c \cdot proc_i^t + f \cdot sent_i^t \quad (4.11)$$

### Kombinierte Auszahlung

Die kombinierte Auszahlung  $h_i^t$  von Spieler  $i$  in Runde  $t$  ist die Differenz aus dem Nutzen  $b_i^t$  einer erfolgreichen Anfrage und den Kosten  $c_i^t$  für das Senden und Bearbeiten von Anfragen.

$$h_i^t = b \cdot succ_i^t - c \cdot proc_i^t - f \cdot sent_i^t \quad (4.12)$$

Die Auszahlungen der Spieler werden nach jeder Runde mit einem Diskontierungsfaktor  $\delta \leq 1$  diskontiert. Die Diskontierung kann einerseits als Wahrscheinlichkeit interpretiert werden, dass eine weitere Runde nach der aktuellen gespielt wird. Andererseits spiegelt die Diskontierung die ökonomische Tatsache wider, dass der Gegenwartswert einer zukünftigen

Zahlung geringer ist als ihr nomineller Wert. Die *Gesamtauszahlung*  $H_i^t$  ist die diskontierte Summe über die vorherigen Auszahlungen von Spieler  $i$  bis einschließlich Runde  $t$ :

$$H_i^t = \delta \cdot H_i^{t-1} + h_i^t \quad (4.13)$$

$$H_i^0 = 0 \quad (4.14)$$

### 4.3 Evolutionäre Stabilität

Beim Service Game handelt es sich um ein asymmetrisches Spiel. Um das Spiel mit den Konzepten der evolutionären Spieltheorie untersuchen zu können, wird auf die Erweiterung durch Selten (1980) zurückgegriffen. Zunächst wird der Basisfall betrachtet, bei dem die Spieler zufällig gepaart werden. Anschließend wird der allgemeine Fall untersucht, bei dem die Spieler ihre Interaktionspartner auswählen können.

#### 4.3.1 Zufällige Paarung der Spieler

Beim Service Game gibt es zwei Rollen, die die Mitglieder einer Population annehmen können. Die Informationssituationen sind charakterisiert durch die Menge  $U = \{\text{Anfragesteller, Anbieter}\} = \{r, p\}$ . Die Handlungsalternativen werden durch die Mengen  $C_r = \{\text{Nicht senden, Senden}\} = \{N, S\}$  sowie  $C_p = \{\text{Ablehnen, Bearbeiten}\} = \{A, B\}$  beschrieben.

**Tabelle 4.1.** Auszahlungsmatrix für das Service Game.

		<i>Anbieter</i>	
		Ablehnen	Bearbeiten
<i>Anfragesteller</i>	Nicht senden	(0, 0)	(0, 0)
	Senden	(-f, 0)	(b - f, -c)

Es gibt vier mögliche Rollenkombinationen  $(r, r)$ ,  $(r, p)$ ,  $(p, r)$ ,  $(p, p)$ , wobei  $r$  die Rolle des Anfragestellers und  $p$  die Rolle des Anbieters bezeichnet. Im Basisfall nehmen die Spieler beide Rollen gleich häufig an und spielen ausschließlich mit einem Spieler der anderen Rolle. Die Wahrscheinlichkeiten für die Rollenverteilungen sind also gegeben durch  $p(r, p) = p(p, r) = \frac{1}{2}$  und  $p(r, r) = p(p, p) = 0$ . Daraus folgt  $p(r) = p(p) = \frac{1}{2}$  und  $p(p|r) = p(r|p) = 1$ . Die Auszahlungen im Service Game sind gegeben durch die Auszahlungsmatrix in Tabelle 4.1. Damit ist das Service Game vollständig als Populationsspiel  $G_p = (U, C, p, H, H')$  charakterisiert.

Es wird angenommen, dass sich die Spieler in einer gegebenen Rolle jeweils gleich verhalten. Seien die Verhaltensstrategien  $x$  und  $x'$  gegeben durch

$$x_r = (\rho, 1 - \rho) = x'_r$$

$$x_p = (\pi, 1 - \pi) = x'_p$$

mit  $0 \leq \rho \leq 1$  und  $0 \leq \pi \leq 1$ . Dann lassen sich die erwarteten Auszahlungen wie folgt berechnen:

$$\begin{aligned} H_r(x_r, x'_p) &= \rho \cdot 0 + (1 - \rho) (\pi(-f) + (1 - \pi)(b - f)) = H'_r(x'_r, x_p) \\ H_p(x_p, x'_r) &= \rho \cdot 0 + (1 - \rho) (\pi \cdot 0 + (1 - \pi)(-c)) = H'_p(x'_p, x_r) \end{aligned}$$

Damit gilt für die lokalen Auszahlungen:

$$\begin{aligned} H_r(x_r, x') &= H_r(x_r, x'_p) = H'_r(x'_r, x) \\ H_p(x_p, x') &= H_p(x_p, x'_r) = H'_p(x'_p, x) \end{aligned}$$

Die globalen Auszahlungen berechnen sich schließlich wie folgt:

$$\begin{aligned} H(x, x') &= \frac{1}{2} H_r(x_r, x'_p) + \frac{1}{2} H_p(x_p, x'_r) \\ &= \frac{1}{2} [\rho \cdot 0 + (1 - \rho) (\pi(-f) + (1 - \pi)(b - f))] + \\ &\quad \frac{1}{2} [\rho \cdot 0 + (1 - \rho) (\pi \cdot 0 + (1 - \pi)(-c))] \\ &= \rho \cdot 0 + (1 - \rho) (\pi(-\frac{1}{2}f) + (1 - \pi)\frac{1}{2}(b - f - c)) \\ &= H'(x', x) \end{aligned}$$

Damit wurde für den Basisfall die Symmetrie des Service Games wiederhergestellt. Nun werden die evolutionär stabilen Verhaltensstrategien abgeleitet. Ist ein Spieler im Informationszustand  $r$ , dann ist sein Gegenspieler im Zustand  $p$  und umgekehrt. Im Basisfall gibt es nur das strikte Nash-Gleichgewicht  $(N, A)$  in reinen Strategien. Die entsprechende Verhaltensstrategie  $x^* = (x_r^*, x_p^*) = (N, A)$  ist demnach ein Gleichgewicht. Die Wahrscheinlichkeitsverteilungen sind degeneriert, da  $x_r^* = x_p^* = (1, 0)$  gilt. Nach Satz 2.3 ist die Gleichgewichtsstrategie  $x^*$  somit eine evolutionär stabile Strategie (ESS).

### 4.3.2 Strategische Anbieterwahl

Nun wird der allgemeine Fall betrachtet, bei dem die Spieler ihre Interaktionspartner auswählen können. Durch die strategische Anbieterwahl spielt jeder Spieler mehrere Spiele pro Runde – eines als Anfragersteller und null oder mehr als Anbieter. Für die Modellierung als Populationsspiel wird angenommen, dass jeder Spieler nur ein Spiel pro Runde spielt und mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit als Anfragersteller bzw. als Anbieter auftritt.

Sei  $\kappa = rec_k^t$  die Anzahl der Anfragen, die ein Spieler  $k$  in der aktuellen Runde  $t$  erhält. Dieser Spieler nimmt pro Runde einmal die Rolle  $r$  des Anfragerstellers und  $\kappa$ -mal die Rolle des Anbieters an. Für die Modellierung wird die Rolle des Anbieters in mehrere Rollen  $p_1, \dots, p_\kappa$  aufgeteilt, die jeweils einmal angenommen werden. Die Informationssituationen sind also charakterisiert durch die Menge  $U = \{r, p_1, \dots, p_\kappa\}$ .

Bei  $\kappa + 1$  Rollen gibt es  $(\kappa + 1)^2$  mögliche Rollenkombinationen  $(r, r), (r, p_i), (p_i, r), (p_i, p_j)$  mit  $i, j \in \{1, \dots, \kappa\}$ , von denen jedoch nicht alle Kombinationen zulässig sind. So kann eine Rolle nicht von beiden Spieler gleichzeitig angenommen werden und die Anbieter können ausschließlich mit dem Anfragersteller spielen. Daher gilt  $p(r, r) = p(p_i, p_j) = 0$

und  $p(r|r) = p(p_i|p_j) = 0$  für  $i, j \in \{1, \dots, \kappa\}$ . Die Wahrscheinlichkeiten für die restlichen Rollenkombinationen sind gegeben durch:

$$p(r, p_i) = p(p_i, r) = \frac{1}{\kappa + 1} \cdot \frac{1}{\kappa} \quad \forall i \in \{1, \dots, \kappa\}$$

Daraus folgt, dass alle Rollen gleich häufig angenommen werden:

$$p(r) = p(p_i) = \frac{1}{\kappa + 1} > 0 \quad \forall i \in \{1, \dots, \kappa\}$$

Aus dieser Verteilung ergeben sich die bedingten Wahrscheinlichkeiten für das Zusammenreffen der einzelnen Rollen:

$$\begin{aligned} p(p_i|r) &= \frac{1}{\kappa} \quad \forall i \in \{1, \dots, \kappa\} \\ p(r|p_i) &= 1 \quad \forall i \in \{1, \dots, \kappa\} \end{aligned}$$

Es wird wieder angenommen, dass sich die Spieler in einer gegebenen Rolle jeweils gleich verhalten. Seien die Verhaltensstrategien  $x$  und  $x'$  gegeben durch

$$\begin{aligned} x_r &= (\rho, 1 - \rho) = x'_r \\ x_{p_i} &= (\pi_i, 1 - \pi_i) = x'_{p_i} \quad \forall i \in \{1, \dots, \kappa\} \end{aligned}$$

mit  $0 \leq \rho \leq 1$  und  $0 \leq \pi_i \leq 1$ . Dann gilt für die erwarteten Auszahlungen:

$$\begin{aligned} H_r(x_r, x'_{p_i}) &= \rho \cdot 0 + (1 - \rho) (\pi_i (-f) + (1 - \pi_i) (b - f)) = H'_r(x'_r, x_{p_i}) \quad \forall i \in \{1, \dots, \kappa\} \\ H_{p_i}(x_{p_i}, x'_r) &= \rho \cdot 0 + (1 - \rho) (\pi_i \cdot 0 + (1 - \pi_i) (-c)) = H'_{p_i}(x'_{p_i}, x_r) \quad \forall i \in \{1, \dots, \kappa\} \end{aligned}$$

Damit lassen sich die lokalen Auszahlungen wie folgt berechnen:

$$\begin{aligned} H_r(x_r, x') &= \frac{1}{\kappa} \cdot H_r(x_r, x'_{p_1}) + \dots + \frac{1}{\kappa} \cdot H_r(x_r, x'_{p_\kappa}) \\ &= H_r(x_r, x'_{p_i}) \quad \text{für } i \in \{1, \dots, \kappa\} \\ H_{p_i}(x_{p_i}, x') &= H_{p_i}(x_{p_i}, x'_r) \quad \forall i \in \{1, \dots, \kappa\} \end{aligned}$$

Wegen der Symmetrie der erwarteten Auszahlungen gilt  $H_r(x_r, x') = H'_r(x'_r, x)$  sowie  $H_{p_i}(x_{p_i}, x') = H'_{p_i}(x'_{p_i}, x)$ . Die globalen Auszahlungen berechnen sich schließlich wie folgt:

$$\begin{aligned} H(x, x') &= \frac{1}{\kappa + 1} H_r(x_r, x') + \frac{1}{\kappa + 1} H_{p_1}(x_{p_1}, x') + \dots + \frac{1}{\kappa + 1} H_{p_\kappa}(x_{p_\kappa}, x') \\ &= \frac{1}{\kappa + 1} H_r(x_r, x'_{p_i}) + \\ &\quad \frac{1}{\kappa + 1} H_{p_1}(x_{p_1}, x'_r) + \dots + \frac{1}{\kappa + 1} H_{p_\kappa}(x_{p_\kappa}, x'_r) \quad \text{für } i \in \{1, \dots, \kappa\} \\ &= \frac{1}{\kappa + 1} H_r(x_r, x'_{p_i}) + \frac{\kappa}{\kappa + 1} H_{p_j}(x_{p_j}, x'_r) \quad \text{für } i, j \in \{1, \dots, \kappa\} \\ &= H'(x', x) \end{aligned}$$

Damit wurde die Symmetrie des Service Games wiederhergestellt. Nun werden die evolutionär stabilen Verhaltensstrategien abgeleitet. Wie im Basisfall gibt es nur das strikte Nash-Gleichgewicht  $(N, A, \dots, A)$  in den reinen Strategien. Die entsprechende Verhaltensstrategie  $x^* = (x_r^*, x_{p_1}^*, \dots, x_{p_\kappa}^*) = (N, A, \dots, A)$  ist ein Gleichgewicht des Populationsspiels. Die Wahrscheinlichkeitsverteilungen sind degeneriert, da  $x_r^* = x_{p_i}^* = (1, 0)$  gilt für  $i \in \{1, \dots, \kappa\}$ . Nach Satz 2.3 ist die Gleichgewichtsstrategie  $x^*$  somit eine evolutionär stabile Strategie (ESS). Ohne weitere Mechanismen kann im Service Game also keine Kooperation entstehen. Die folgenden Kapitel werden zeigen, dass durch Reputation aus dem unkooperativen Spiel ein kooperatives Spiel werden kann.

#### 4.4 Populationsdynamik

In verwandten Arbeiten (Fishman 2003; Ohtsuki und Iwasa 2004; Brandt und Sigmund 2006) wurde die Populationsdynamik des Helping Games für simple Reputationsmetriken wie Image Scoring untersucht. Für komplexe Reputationsmetriken wie Standing ist eine spieltheoretische Untersuchung schwierig, da die benötigten Reputationsinformationen von Natur aus rekursiv sind (Bolton et al. 2005). Komplexe Metriken benötigen nicht nur Informationen über die Vergangenheit des Interaktionspartners, sondern auch über die Vergangenheit der Interaktionspartner des Partners, und so weiter. Komplexe Reputationsmetriken haben also einen enormen Informationsbedarf, was die Identifikation von Gleichgewichten schwierig macht.

Eine analytische Lösung des Service Games ist zudem nur mit starken Vereinfachungen möglich, falls diskriminierende Strategien und Fehler in der Wahrnehmung betrachtet werden sollen (Leimar und Hammerstein 2001). Während die Replikatordynamik für simple Metriken wie Image Scoring einfach berechnet werden können, ist die Berechnung für komplexe Metriken wie Standing ungleich schwieriger. Der Grund ist, dass Paare von diskriminierenden Strategien oft gleich gut gegeneinander abschneiden, weshalb es bei den Häufigkeiten der Strategien zu zufälligen Schwankungen kommen kann. Da der Erfolg der nicht-diskriminierenden Strategien jedoch von den Häufigkeiten der diskriminierenden Strategien abhängt, kann keine geschlossene Lösung gefunden werden. Im Folgenden wird daher auf numerische Simulationen zurückgegriffen, um solch polymorphe Zustände zu untersuchen.

Simulationen erfordern jedoch Annahmen über das Verhalten der Spieler bzw. deren Strategien. Daher sind Simulationen nur bedingt geeignet, um das Szenario dieser Arbeit auf realistische Weise zu untersuchen. Menschliche Spieler verhalten sich zudem nicht immer streng rational (Güth et al. 1982; Fehr und Gächter 2002), weshalb die Ergebnisse von Simulationen nicht notwendigerweise auf Szenarien mit menschlichen Nutzern übertragbar sind. Aus diesem Grund werden zusätzlich verhaltensökonomische Experimente durchgeführt, um die in den Simulationen gefundenen Gleichgewichte empirisch zu validieren.

## Evolutionäre Analyse des Service Games

In diesem Kapitel werden die evolutionäre Stabilität und die Effizienz des Service Games untersucht. Hierfür werden zunächst eine Reihe von Hypothesen aufgestellt, die anhand von evolutionären Simulationen überprüft werden. Abschließend werden weitere Erkenntnisse diskutiert, die während der Simulationen gewonnen wurden.

### 5.1 Hypothesen

Um die Entstehung von Kooperation und die Evolution von Strategien im Service Game zu untersuchen, werden folgende Hypothesen aufgestellt:

- $H_1$  Diskriminatoren und Defektoren bilden im Service Game eine bistabile Population.
- $H_2$  Spiele mit Anbieterwahl weisen einen geringeren Effizienzgrad auf als Spiele mit zufälliger Paarung.
- $H_3$  Die Parameter des Service Games beeinflussen unmittelbar den Effizienzgrad des Spiels.

Hypothese  $H_1$  untersucht die evolutionäre Stabilität des Service Games. Verwandte Arbeiten zu Reziprozität haben gezeigt, dass Diskriminatoren und Defektoren eine bistabile Population bilden (Brandt und Sigmund 2006). In dieser Studie soll untersucht werden, ob das Service Game dieselben Gleichgewichte aufweist.

Hypothese  $H_2$  beleuchtet die Effizienz des Service Games. Ein Spiel wird als *effizient* bezeichnet, wenn die Summe der Auszahlungen aller Spieler maximal ist, d. h. alle Spieler kooperieren. Bei Anbieterwahl erhalten kooperative Anbieter voraussichtlich deutlich mehr Anfragen als unkooperative, was die Kooperation teurer macht als bei zufälliger Paarung. Es ist zu erwarten, dass die Anbieterwahl den Effizienzgrad des Spiels reduziert, da die Spieler aufgrund der höheren Kosten für die Kooperation weniger kooperativ sind.

Hypothese  $H_3$  befasst sich schließlich mit den Parametern des Service Games (Gebühr  $f$ , Kosten  $c$ , Nutzen  $b$ , Diskontierungsfaktor  $\delta$ , Glättungsfaktor  $\alpha$ ). Verwandte Arbeiten zu Reziprozität (Nowak und Sigmund 2005) lassen vermuten, dass das Kosten-Nutzen-Verhältnis  $c/b$  einen entscheidenden Einfluss auf den Effizienzgrad des Spiels hat. Ein hoher Diskontierungsfaktor  $\delta$  ist gleichbedeutend mit einer niedrigen Inflationsrate, was höhere absolute

Auszahlungen der Spieler bewirkt. Ein niedriger Glättungsfaktor  $\alpha$  bedeutet ein langes Gedächtnis vorheriger Interaktionen. Es ist zu erwarten, dass auch diese beiden Parameter den Effizienzgrad des Spiels beeinflussen.

## 5.2 Strategien

In evolutionären Spielen wird nicht angenommen, dass sich die Spieler rational verhalten oder in der Lage sind vor auszudenken. Eine Strategie ist ein Programm, das die Aktion eines Spieler in jeder Situation des Spiels beschreibt.

### 5.2.1 Annahme- und Vergabestrategien

In verwandten Arbeiten zu Reziprozität (siehe Kapitel 3.1) wurden häufig die drei grundlegenden Strategien „Kooperieren“, „Defektieren“ und „Tit for Tat“ für die Kooperationsentscheidungen der Spieler verwendet. Um die Ergebnisse dieser Studie mit vorherigen Studien vergleichen zu können, werden diese drei grundlegenden Strategien als Annahmestrategien für das Bearbeiten von Anfragen verwendet. Die Strategien werden als *stochastisch reaktive Strategie* (Nowak und Sigmund 1990) implementiert. Deren Parameter  $(p, q)$  definieren die Kooperationswahrscheinlichkeit nach der Kooperation ( $p$ ) bzw. Defektion ( $q$ ) des Mitspielers in der vorherigen Runde des Spiels. Die Strategie „Kooperieren“ entspricht den Parametern  $(1, 1)$ , „Defektieren“ entspricht  $(0, 0)$  und „Tit for Tat“ entspricht  $(1, 0)$ .

Im Service Game definiert die Annahmepolicy  $a_i^t$ , wessen Anfragen Spieler  $i$  in Runde  $t$  bearbeitet. Die Wahrscheinlichkeit, dass Spieler  $i$  in Runde  $t$  eine Anfrage von Spieler  $j$  bearbeitet, wird mit  $a_{i,j}^t$  bezeichnet. Umgekehrt bezeichnet  $a_{j,i}^{t-1}$  die Wahrscheinlichkeit, dass Spieler  $j$  in der Runde  $t-1$  eine Anfrage von Spieler  $i$  bearbeitet. In den Simulationen wird die Annahmepolicy aus dem Erwartungswert der stochastisch reaktiven Strategie berechnet:

$$a_{i,j}^t = p \cdot a_{j,i}^{t-1} + q \cdot (1 - a_{j,i}^{t-1}) \quad (5.1)$$

Als Vergabestrategie wird in den Simulationen eine *Schwellenwertstrategie* basierend auf der Kooperationsrate der Spieler verwendet: „Sende Anfragen an Spieler, deren Kooperationsrate mindestens  $r$  beträgt.“ Die Kooperationsrate wird aus dem exponentiell geglätteten Mittelwert der vorherigen Runden des Spiels berechnet (siehe Gleichung 4.7). Während die bekannte Scoring-Strategie ein festes Zeitfenster von beispielsweise fünf Runden hat, betrachtet die Schwellenwertstrategie durch den gleitenden Mittelwert alle Runden des Spiels.

Die Vergabepolicy  $v_i^t$  beschreibt, an welche Mitspieler Spieler  $i$  in Runde  $t$  eine Anfrage sendet. Dabei sendet Spieler  $i$  eine Anfrage an Spieler  $j$ , wenn die mittlere Kooperationsrate  $R_j^{t-1}$  von Spieler  $j$  den Schwellenwert  $\rho_i$  überschreitet:

$$v_{i,j}^t = \begin{cases} 1 & \text{wenn } R_j^{t-1} \geq \rho_i, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (5.2)$$

Natürlich sind viele andere Annahme- und Vergabestrategien denkbar. Die betrachteten Strategien beschreiben jedoch die wichtigsten Aspekte der Kooperation durch Reziprozität (Brandt und Sigmund 2006).



### 5.2.2 Kodierung der Strategien

Die Annahme- und Vergabestrategie eines Spielers wird als Chromosom repräsentiert, das die Parameter der Strategien kodiert (siehe Kapitel 2.4). In den Simulationen wird die Strategie eines Spielers  $i$  als Binärstring von 24 Bit kodiert. Die ersten 8 Bit kodieren den Schwellenwert  $\rho_i$  der Strategie für die Anbieterwahl. Die zweiten und dritten 8 Bit kodieren die Wahrscheinlichkeiten  $p_i$  und  $q_i$  der stochastisch reaktiven Strategie für die Kooperationsentscheidung. Der Binärstring wird in Gray-Code konvertiert, um Fehler bei der Quantisierung zu verringern (Goldberg 1989).

	Schwell. $\rho_i$	W'keit $p_i$	W'keit $q_i$
Parameter als reelle Zahl [0, 1]:	0.6	1	0
Diskretisiert in Intervall [0, 255]:	153	255	0
Umgewandelt in Binärzahl:	10011001	11111111	00000000
Konvertiert in Gray-Code:	11010101	10000000	00000000

**Abb. 5.1.** Kodierung der Annahme- und Vergabestrategie von Spieler  $i$  als Chromosom.

Abbildung 5.1 zeigt die Kodierung der Strategien anhand eines Beispiels. Zunächst werden die reelwertigen Parameter (0.6, 1, 0) in 256 Stufen (8 Bit) diskretisiert. Die resultierenden Werte (153, 255, 0) werden in die Binärzahlen (10011001, 11111111, 00000000) umgewandelt und schließlich in Gray-Code (11010101, 10000000, 00000000) konvertiert.

### 5.2.3 Evolutionärer Prozess

Die Strategien werden einem evolutionären Prozess unterworfen, der durch einen genetischen Algorithmus simuliert wird. Genetische Algorithmen beschreiben die Entwicklung einer Population von Strategien, die in einer wohldefinierten Umgebung agieren. Der Erfolg einer jeden Strategie wird anhand einer Fitness-Funktion bewertet. Neue Populationen werden gebildet, indem die besten Strategien ausgewählt und durch genetische Operatoren modifiziert werden. Erfolgreiche Strategien dürfen sich fortpflanzen, weniger erfolgreiche Strategien sterben aus. Durch die Rekombination der Chromosome zweier Strategien wird die sexuelle Reproduktion imitiert. Die Nachkommen werden dem Wettbewerb mit anderen Strategien aus der Population unterworfen. Im Folgenden wird ein genetischer Algorithmus vorgestellt, der die Strategien des Service Games aktualisiert.

Algorithmus 3 zeigt den Genetischen Algorithmus, der in den Simulationen verwendet wird. Zunächst wird eine initiale Population  $P(0)$  zufällig erstellt. Die Strategien werden evaluiert (sie spielen das Service Game) und erhalten eine Punktzahl (die diskontierte Auszahlung des Spiels). Die Punktzahl wird verwendet, um die Fitness der Strategien zu berechnen. In den Simulationen wird eine rangbasierte Fitness-Funktion verwendet mit einem Selektionsdruck von 2 und einer linearen Skalierung. Die Strategie mit der höchsten Punktzahl erhält also die Fitness 2 und die mit der geringsten Punktzahl die Fitness 0. Anschließend werden aus der Elternpopulation  $P(t - 1)$  Strategien für die Reproduktion anhand der Sampling-Methode von Baker (1987) ausgewählt. Die neue Population  $P(t)$  wird mit der Wahrscheinlichkeit 0,7 durch eine einfache Crossover-Funktion rekombiniert.

**Algorithmus 3** Genetischer Algorithmus für das Service Game

---

```

Erstelle initiale Population  $P(0)$ 
Evaluere  $P(0)$ 
for Generation  $t = 1, \dots, t_{max}$  do
  Berechne Fitness von  $P(t - 1)$ 
  Selektiere  $P(t)$  aus  $P(t - 1)$ 
  Rekombiniere  $P(t)$ 
  Mutiere  $P(t)$ 
  Evaluere  $P(t)$ 

```

---

Der Nachwuchs wird mit der Wahrscheinlichkeit  $0,7/L_{ind}$  mutiert, wobei  $L_{ind} = 24$  die Länge eines Chromosoms bezeichnet. Schließlich wird die Population  $P(t)$  evaluiert und die neuen Punktzahlen berechnet. Der Algorithmus terminiert nach einer festen Anzahl von Generationen  $t_{max}$ .

### 5.3 Sensitivitätsanalyse

Zunächst wird eine Sensitivitätsanalyse durchgeführt, um die Parameter des Service Games zu vergleichen und Wechselwirkungen zwischen den Parametern zu untersuchen. Für die Analyse wird der Einfluss der Parameter auf den Effizienzgrad des Spiels gemessen. Als Zielfunktionen für den Effizienzgrad werden die Gesamtauszahlung und die mittlere Kooperationsrate der Spieler verwendet (siehe Kapitel 4.2).

Für die Sensitivitätsanalyse werden alle Kombinationsmöglichkeiten der Parameter untersucht. Die Parameter werden in einem Iterationsverfahren in mehreren Stufen unter sonst gleichen Bedingungen variiert. Die folgende Aufzählung zeigt die verwendeten Parameterwerte, wobei die Standardwerte der Parameter unterstrichen sind:

- Diskontierungsfaktor  $\delta \in \{0.1, 0.33, 0.5, 0.67, \underline{0.9}\}$
- Glättungsfaktor  $\alpha \in \{0.1, 0.33, \underline{0.5}, 0.67, 0.9\}$
- Nutzen  $b = 20$
- Kosten  $c \in \{1, \underline{2}, 5, 10\}$
- Gebühr  $f \in \{0, 0.5, \underline{1}\}$

Für jede Parameterkombination wurde ein Spiel des Service Games simuliert. Jede Simulation bestand aus einer Population von 100 Spielern, die 100 Runden des Service Games spielten. Die Strategien der Spieler wurden randomisiert, d. h. die initialen Strategien wurden zufällig gewählt. Von jeder Simulation wurden 100 Wiederholungen durchgeführt, um Zufallseffekte zu vermeiden. In den Simulationen wurde die Gesamtauszahlung sowie die mittlere Kooperationsrate der Spieler gemessen. Für die Analyse wurden diese Werte über alle Spieler gemittelt.

Um die relative Wichtigkeit der Parameter zu bestimmen, werden die Parameter zunächst getrennt betrachtet. Die Parameter werden also einzeln variiert, wobei die restlichen Parameter auf ihre Standardwerte gesetzt werden. Anschließend werden die Parameter paar-

weise verglichen, um Wechselwirkungen zwischen den Parametern zu untersuchen. Hierfür werden alle Kombinationsmöglichkeiten der beiden Parameter betrachtet, die restlichen Parameter verbleiben auf ihren Standardwerten.

### 5.3.1 Gesamtauszahlung der Spieler

Abbildung 5.2 zeigt den Einfluss der Parameter auf die Gesamtauszahlung der Spieler. Naturgemäß hat der Diskontierungsfaktor  $\delta$  den größten Einfluss, da er in der Berechnung der Auszahlung verwendet wird. Die Diskontierung entspricht einer exponentiellen Glättung, weshalb die Auszahlung mit steigendem Diskontierungsfaktor exponentiell zunimmt. Auch die Kostenstruktur hat direkten Einfluss auf die Höhe der Auszahlungen. Es ist ein negativer linearer Zusammenhang zwischen den Kosten  $c$  und der Höhe der Auszahlungen zu beobachten. Der Einfluss des Glättungsfaktors  $\alpha$  und der Gebühr  $f$  auf die Auszahlung ist zu vernachlässigen.

Der paarweise Vergleich zeigt, dass Wechselwirkungen zwischen Diskontierung und Glättung sowie zwischen Diskontierung und Kosten bestehen. Diese Wechselwirkungen sind zu erwarten, da der Diskontierungsfaktor direkt die Auszahlung beeinflusst. Die Effekte von Glättung und Kosten werden bei einem hohen Faktor deutlicher, weshalb für die Sensitivitätsanalyse ein hoher Diskontierungsfaktor als Standardwert gewählt wurde.

### 5.3.2 Kooperationsrate der Spieler

Abbildung 5.3 zeigt den Einfluss der Parameter auf die mittlere Kooperationsrate der Spieler. Erwartungsgemäß beeinflusst der Glättungsfaktor  $\alpha$  die Kooperationsrate am stärksten, da der Glättungsfaktor in der Berechnung verwendet wird. Bei einem niedrigen Glättungsfaktor ist die mittlere Kooperationsrate höher als bei einem hohen Faktor. Auch die Kostenstruktur beeinflusst die Kooperationsrate. Bei niedrigen Kosten  $c$  ist die mittlere Kooperationsrate höher als bei hohen Kosten. Der Diskontierungsfaktor  $\delta$  und die Gebühr  $f$  haben keinen Einfluss auf die mittlere Kooperationsrate.

Bei der Kooperationsrate sind Wechselwirkungen zwischen Glättung und Diskontierung sowie zwischen Glättung und Kosten zu beobachten. Auch diese Wechselwirkungen sind zu erwarten, da der Glättungsfaktor direkt die Kooperationsrate beeinflusst. Während ein niedriger Glättungsfaktor den Effekt der Diskontierung verstärkt, wird der Effekt der Kostenstruktur bei einem hohen Glättungsfaktor deutlicher. Daher wurde für die Sensitivitätsanalyse ein mittlerer Glättungsfaktor als Standardwert gewählt.

## 5.4 Simulationsaufbau

Um die Hypothesen aus Abschnitt 5.1 zu überprüfen, wurden eine Reihe von evolutionären Simulationen durchgeführt. In diesem Abschnitt werden zunächst die Parameter der Simulationen beschrieben, bevor die Simulationsmethodik erläutert wird.

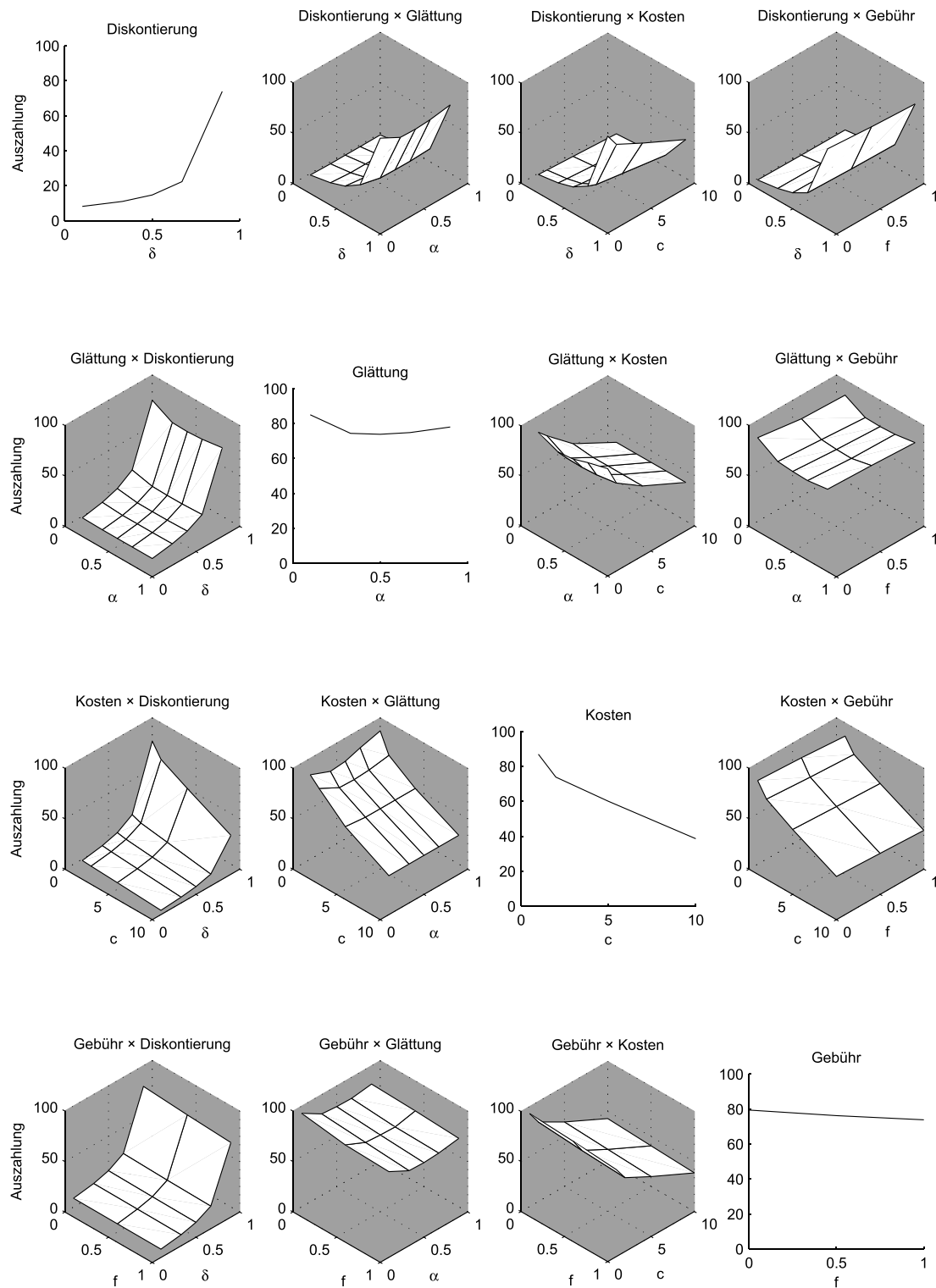


Abb. 5.2. Einfluss der Parameter auf die Gesamtauszahlung der Spieler.

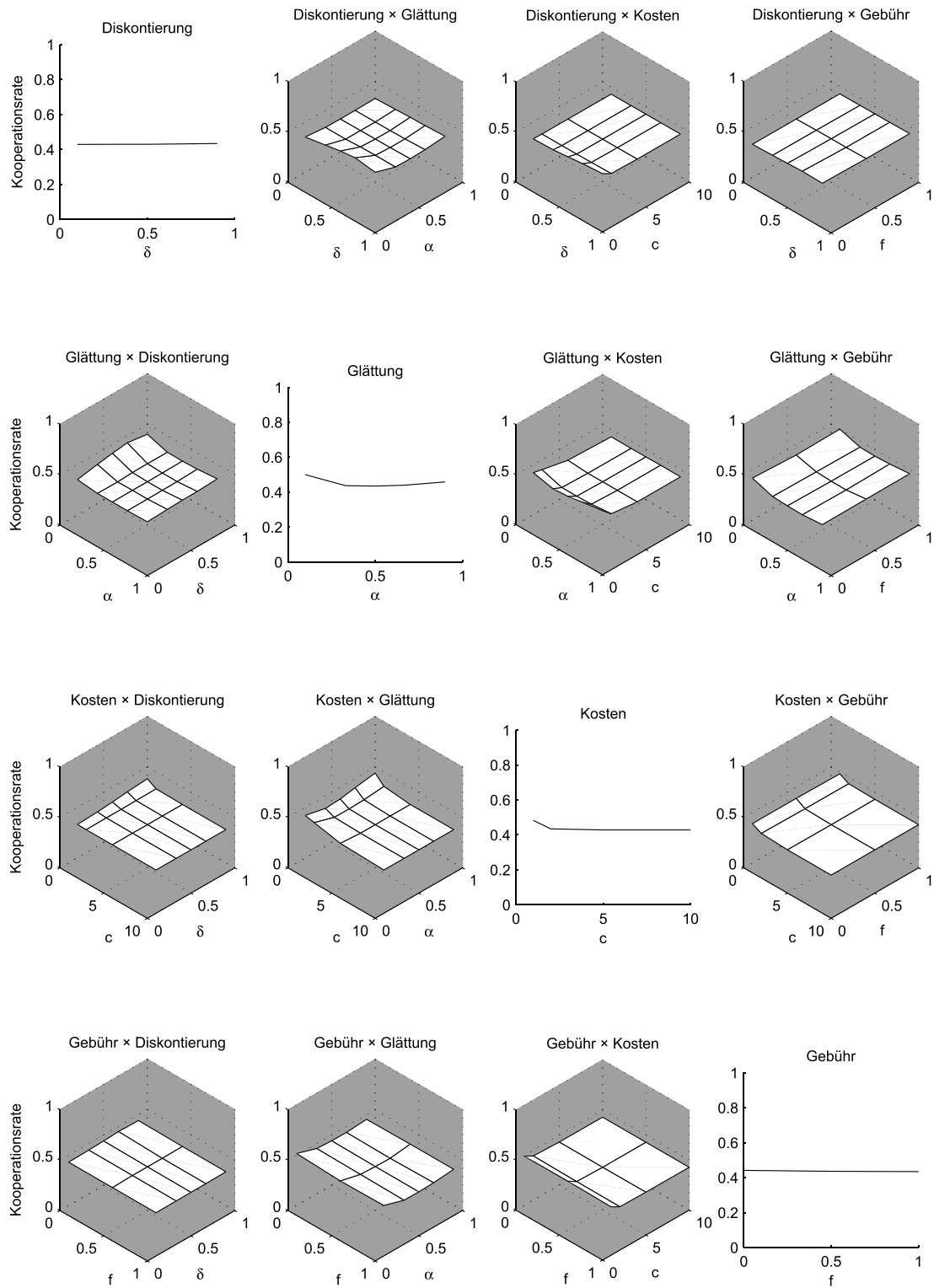


Abb. 5.3. Einfluss der Parameter auf die mittlere Kooperationsrate der Spieler.

### 5.4.1 Simulationsparameter

Die Sensitivitätsanalyse hat gezeigt, dass zwischen den Parametern des Service Games nur triviale Abhängigkeiten bestehen. Daher wurden in den evolutionären Simulationen alle Parameter des Spiels einzeln untersucht, d. h. in jeder Simulation wurde jeweils nur ein Parameter variiert. In Simulation  $S1$  wurde die Anbieterwahl mit der zufälligen Paarung der Spieler verglichen. Dabei wurden die evolutionäre Stabilität (Hypothese  $H_1$ ) und den Effizienzgrad des Spiels (Hypothese  $H_2$ ) untersucht. Der Einfluss der Parameter (Hypothese  $H_3$ ) wurde in den Simulation  $S2$ – $S4$  untersucht: In Simulation  $S2$  wurden unterschiedliche Kostenstrukturen  $f, c, b$  verglichen, in Simulation  $S3$  unterschiedliche Diskontierungsfaktoren  $\delta$  und in Simulation  $S4$  unterschiedliche Glättungsfaktoren  $\alpha$ . Tabelle 5.1 fasst die in den Simulationen verwendeten Parameterwerte zusammen.

**Tabelle 5.1.** Verwendete Parameterwerte in den Simulationen.

Simulationen		Parameter				
		$f$	$c$	$b$	$\delta$	$\alpha$
$S1$	Zufallspaarung	0	2	20	0,9	0,5
	Anbieterwahl	0	2	20	0,9	0,5
$S2$	Keine Gebühr	<b>0</b>	2	20	0,9	0,5
	Niedrige Kosten	1	<b>2</b>	20	0,9	0,5
	Hohe Kosten	5	<b>10</b>	20	0,9	0,5
$S3$	Niedriger Diskontierungsfaktor	1	2	20	<b>0,1</b>	0,5
	Mittlerer Diskontierungsfaktor	1	2	20	<b>0,5</b>	0,5
	Hoher Diskontierungsfaktor	1	2	20	<b>0,9</b>	0,5
$S4$	Niedriger Glättungsfaktor	1	2	20	0,5	<b>0,1</b>
	Mittlerer Glättungsfaktor	1	2	20	0,5	<b>0,5</b>
	Hoher Glättungsfaktor	1	2	20	0,5	<b>0,9</b>

Jede Simulation bestand aus einer Population von 100 Agenten, die 100 Runden des Service Games spielten. In jeder Runde spielte jeder Spieler ein Mal gegen jeden anderen Spieler, der seine Vergabepolicy erfüllte. Bei den Runden der Simulation handelte es sich also um sogenannte *Metarunden*. Die Auszahlungen der einzelnen Spiele wurden anhand der Formeln aus Kapitel 4.2 berechnet. Die Gesamtauszahlung war der Erwartungswert des Spiels, d. h. die durchschnittliche Auszahlung über die einzelnen Spiele. Von jeder Simulation wurden 100 Wiederholungen durchgeführt, um Zufallseffekte zu vermeiden.

Die Wahl der Parameter (z. B. die Anzahl der Generationen) und der Komponenten (z. B. die Fitness-Funktion) des genetischen Algorithmus sind naturgemäß ein Kompromiss zwischen Robustheit und Performanz. Im Vorfeld der Simulationen wurden ein Vielzahl unterschiedlicher Parameter und Komponenten evaluiert. Die Ergebnisse der Simulationen sind robust gegenüber Variationen in den Parametern und Komponenten. Die Konvergenz des genetischen Algorithmus wird durch eine Überprüfung der Varianz der resultierenden Populationen sichergestellt.

### 5.4.2 Simulationsmethodik

Die Häufigkeiten für die drei Annahmestrategien (Kooperieren, Defektieren und Tit for Tat) seien gegeben durch  $x$ ,  $y$  und  $z$  mit  $x + y + z = 1$ . Anhand dieser Häufigkeiten lässt sich die Zusammensetzung der Population als *Strategiesimplex* darstellen. Anschaulich entspricht der Strategiesimplex einem zweidimensionalen Dreieck im dreidimensionalen Koordinatensystem  $(x, y, z)$ . Die drei Ecken  $x = 1$ ,  $y = 1$  und  $z = 1$  des Dreiecks beschreiben unäre Populationen, die ausschließlich aus den Strategien Kooperieren, Defektieren bzw. Tit for Tat bestehen. Die Kanten  $x = 0$ ,  $y = 0$  und  $z = 0$  des Dreiecks beschreiben binäre Populationen, die aus den beiden Strategien der jeweiligen Ecken bestehen. Die Punkte  $(x, y, z)$  innerhalb des Dreiecks beschreiben schließlich ternäre Populationen, die aus allen drei Strategien bestehen.

Jeder Punkt des Strategiesimplex entspricht also einer Population von Strategien. Per Definition beinhaltet der Simplex unendlich viele Punkte. Für die Simulationen wurde eine uniforme Zufallsstichprobe des Simplex erstellt. Theoretisch ist es möglich, dass durch die Stichprobe wichtige Aspekte des Spiels nicht beachtet werden. In den Simulationen wurde eine große Stichprobe von 500 Punkten gewählt, um die Wahrscheinlichkeit von Lücken zu minimieren. Damit die Abbildungen übersichtlich bleiben, werden in den folgenden Abbildungen nur jeweils 100 zufällig ausgewählte Punkte gezeigt.

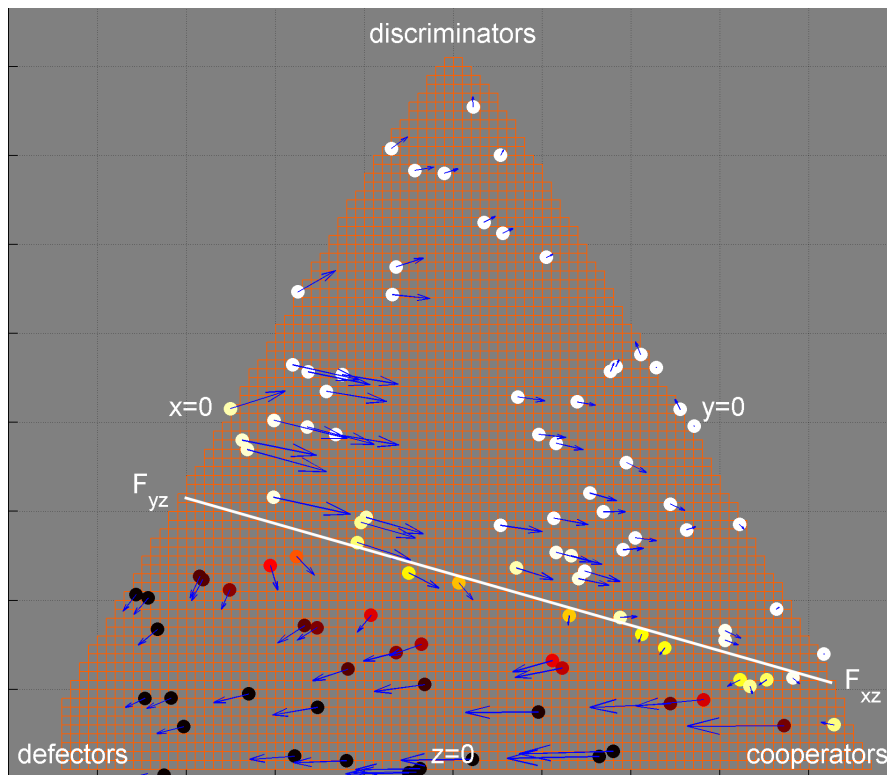
Jede Population wurde dem generischen Algorithmus aus Abschnitt 5.2.3 unterworfen, um die Evolution der Strategien zu untersuchen. In den folgenden Analysen wird stets die letzte Generation der Populationen betrachtet. Die wichtigsten Kennzahlen zur Messung des Effizienzgrades einer Population sind die mittlere Kooperationsrate  $R$  und die Gesamtauszahlung  $N$  aller Spieler. Beide Kennzahlen sind stark korreliert, da die Spieler nur erfolgreich sein können, wenn sich ihre Mitspieler kooperativ verhalten. Die Kooperationsrate hat den Vorteil, dass sie auf das Intervall  $[0, 1]$  normalisiert ist und so den direkten Vergleich zweier Populationen ermöglicht. Daher wird im Folgenden, wenn nicht anders angegeben, die Kooperationsrate berichtet.

## 5.5 Ergebnisse

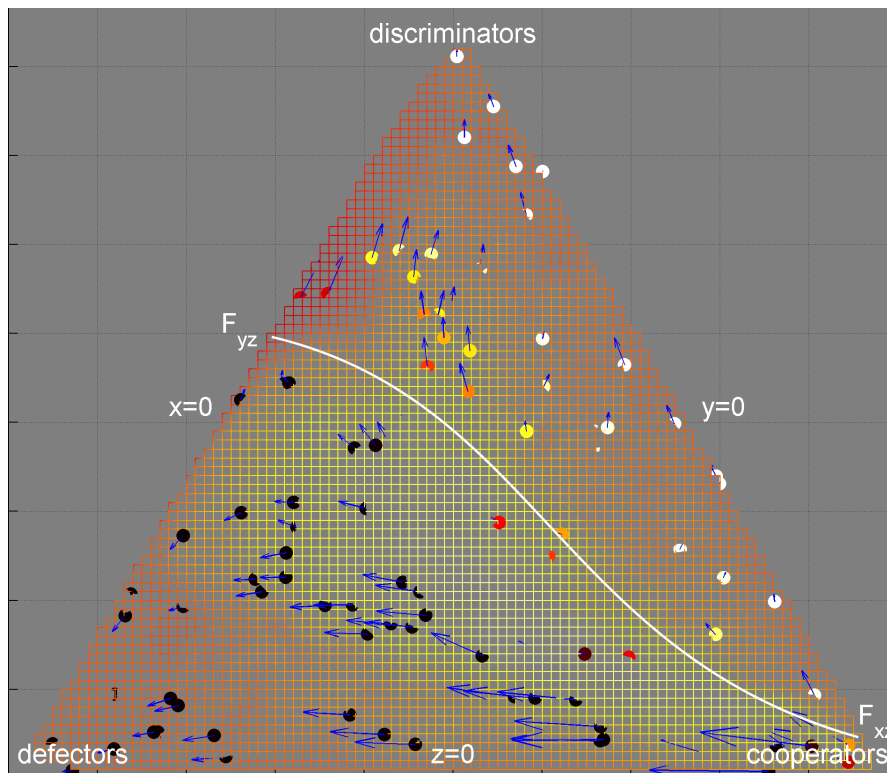
In diesem Abschnitt wird zunächst ein Spiel mit zufälliger Paarung der Spieler untersucht, um die Ergebnisse von bestehenden Studien zu replizieren. Diese Ergebnisse dienen als Basis für die anschließende Untersuchung der strategischen Anbieterwahl.

### 5.5.1 Zufällige Paarung der Spieler

In Simulation *S1* wurde untersucht, wie die Anbieterwahl die Evolution der Strategien und den Effizienzgrad des Spiels beeinflusst. Hierfür wurde ein Spiel mit zufälliger Spielerpaarung mit einem Spiel mit Anbieterwahl verglichen. Abbildung 5.4(a) zeigt den Strategiesimplex für das Spiel mit Zufallspaarung. Um die Ergebnisse zu visualisieren, wurde der Strategiesimplex in ein zweidimensionales Koordinatensystem projiziert. Die drei Ecken  $x = 1$ ,  $y = 1$  und  $z = 1$  wurden auf die Koordinaten  $(1, 0)$ ,  $(0, 0)$  bzw.  $(1/2, \sqrt{3}/2)$  abgebildet.



(a) Zufällige Paarung der Spieler



(b) Strategische Anbieterwahl

**Abb. 5.4.** Strategiesimplexe für die Zufallsparung und die Anbieterwahl.



Jeder Punkt des Simplex repräsentiert eine Population von Strategien. Die Koordinaten definieren die initiale Zusammensetzung der Population, d. h. die Häufigkeiten der einzelnen Strategien. Die Farbe der Punkte stellt die mittlere Kooperationsrate der Populationen dar, um den Effizienzgrad des Spiels zu visualisieren. Helle Farben repräsentieren kooperative Populationen, dunkle Farben repräsentieren unkooperative Populationen. Die verwendete Farbskala reicht von Schwarz (Kooperationsrate 0) über Rot (0,375) und Gelb (0,75) bis hin zu Weiß (1). Während des evolutionären Prozesses ändert sich die Zusammensetzung der Populationen, da sich erfolgreiche Strategien durchsetzen und weniger erfolgreiche Strategien aussterben. Die Pfeile visualisieren die Richtung, in die eine Population konvergiert, d. h. sie zeigen von der initialen auf die finale Zusammensetzung der Population. Beispielsweise konvergieren die Punkte am unteren Rand des Simplex zur Defektorecke.

Eine Strategieverteilung wird als *Fixpunkt* bezeichnet, wenn sich ihre Zusammensetzung während des evolutionären Prozesses nicht ändert. Ist der Fixpunkt zudem stabil und attraktiv, weist die entsprechende Strategieverteilung Charakteristika eines evolutionär stabilen Zustands (ESS) auf. Eine Analyse der Daten zeigt, dass die Ecke  $y = 1$ , die ausschließlich aus Defektoren besteht, stabil und attraktiv ist. Weiterhin sind alle Populationen auf der Kante  $y = 0$ , d. h. jede Mischung aus Kooperatoren und Diskriminatoren, stabil und attraktiv. Keiner der Populationen auf der Kante  $z = 0$  ist stabil. Es gibt eine weitere Linie von instabilen Populationen, die den Fixpunkt  $F_{yz}$  auf der Kante  $x = 0$  mit dem Fixpunkt  $F_{xz}$  auf der Kante  $y = 0$  verbindet. Diese Linie wird im Folgenden *Grenzlinie* genannt. Während die Populationen zwischen der Defektorecke  $y = 1$  und der Grenzlinie ineffizient sind (mittlere Kooperationsrate  $R \approx 0$ ), sind die Populationen zwischen der Grenzlinie und der Diskriminatorecke  $z = 1$  effizient ( $R \approx 1$ ). Die Resultate der Simulation bestätigen die analytischen Ergebnisse von Brandt und Sigmund (2006).

### 5.5.2 Strategische Anbieterwahl

Von nun an werden Spiele mit Anbieterwahl untersucht. Abbildung 5.4(b) zeigt den Strategiesimplex für solch ein Spiel. Eine Analyse der evolutionären Stabilität zeigt, dass das Spiel mit Anbieterwahl dieselben Fixpunkte hat wie das Spiel mit Zufallspaarung. Die Ecke  $y = 1$ , die ausschließlich aus Defektoren besteht, ist wieder stabil und attraktiv. Entlang der Kante  $y = 0$  ist abermals jede Mischung aus Kooperatoren und Diskriminatoren stabil und attraktiv. Schließlich verbindet wieder eine Linie von instabilen Punkten (die Grenzlinie) den Fixpunkt  $F_{yz}$  auf der Kante  $x = 0$  mit dem Fixpunkt  $F_{xz}$  auf der Kante  $y = 0$ . Hypothese  $H_1$ , wonach Diskriminatoren und Defektoren im Service Game eine bistabile Population bilden, wurde somit bestätigt. Die Kombination aus der Schwellenwertstrategie und den grundlegenden Kooperationsstrategien kann also zu evolutionär stabilen Zuständen führen.

Offensichtlich besitzt das Spiel mit Zufallspaarung einen höheren Anteil kooperativer (weißer) Punkte als das Spiel mit Anbieterwahl. Die mittlere Kooperationsrate beträgt 0,637 ( $\pm 0,431$ ) für die Zufallspaarung und nur 0,402 ( $\pm 0,435$ ) für die Anbieterwahl. Ein t-Test bestätigt, dass die Unterschiede bei einer Konfidenz von 1% signifikant sind.

**Beobachtung 1** *Spiele mit Anbieterwahl sind weniger kooperativ als Spiele mit Zufallspaarung.*

Dieses Ergebnis wurde erwartet, da die Spieler aufgrund ihrer Vergabestrategien kooperative Anbieter bevorzugen. Dies resultiert in einer hohen Arbeitsbelastung für kooperative Spieler. Eine zufällige Paarung der Spieler balanciert die Anfragen hingegen gleichmäßig zwischen den Anbietern. Hypothese  $H_2$ , wonach Spiele mit Anbieterwahl einen geringeren Effizienzgrad aufweisen als Spiele mit zufälliger Paarung, wurde also unterstützt.

Während die Annahmestrategien einer Population durch ihre Koordinaten im Strategiesimplex definiert sind, wird die Vergabestrategie durch den Schwellenwert  $\rho$  definiert (siehe Gleichung 5.2). Für jede Population wurde der Mittelwert und die Varianz der Schwellenwerte berechnet. Der mittlere Schwellenwert wird als zusätzliche Dimension des Strategiesimplex (die z-Achse) visualisiert. „Höhere“ Punkte repräsentieren größere Schwellenwerte und damit „strengere“ Vergabestrategien. Abbildung 5.5 zeigt die resultierenden Strategiesimplexe.

Offenbar beeinflusst die Lage der Grenzlinie stark die mittleren Schwellenwerte der Vergabestrategie (d. h. die „Höhe“ der Punkte). Visuell können die Schwellenwerte als Gebirge interpretiert werden, deren Grat entlang der Grenzlinie verläuft. Die Grenzlinie teilt den Simplex in zwei Hälften. Auf der einen Seite, zwischen der Defektorenecke  $y = 1$  und der Grenzlinie, erreichen die Schwellenwerte ihr Maximum und das Spiel ist ineffizient ( $R \approx 0$ ). Auf der anderen Seite, zwischen der Grenzlinie und der Diskriminatorenecke  $z = 1$ , sind die mittleren Schwellenwerte deutlich „niedriger“ und das Spiel ist effizient ( $R \approx 1$ ).

### 5.5.3 Parameter des Spiels

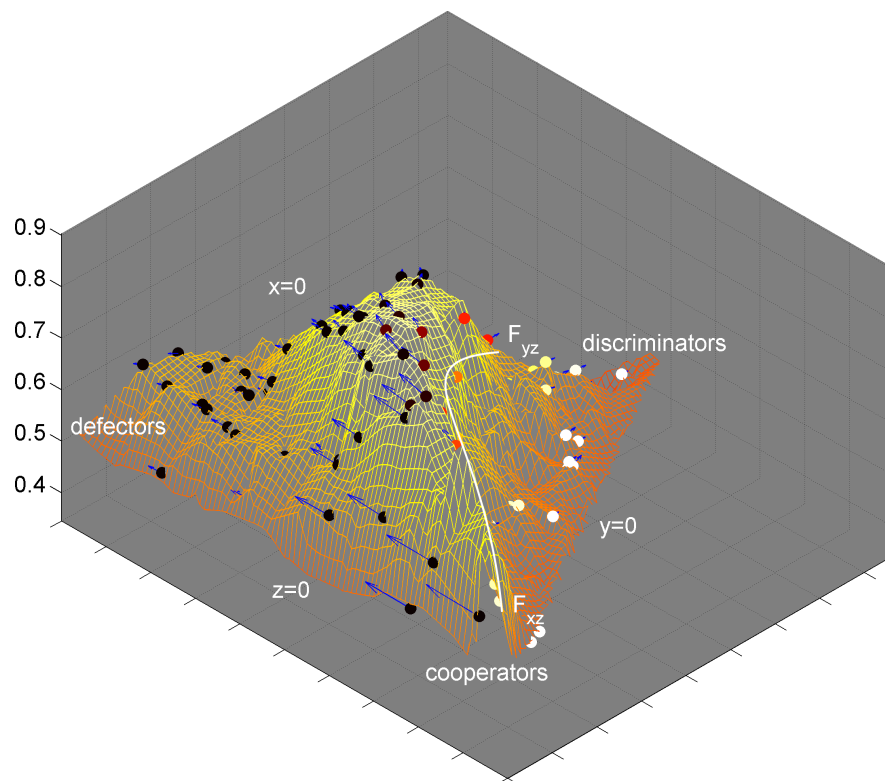
Abschließend wurde der Einfluss der Parameter (Kostenstruktur, Diskontierung und Glättung) auf den Effizienzgrad des Spiels untersucht.

#### Kostenstruktur

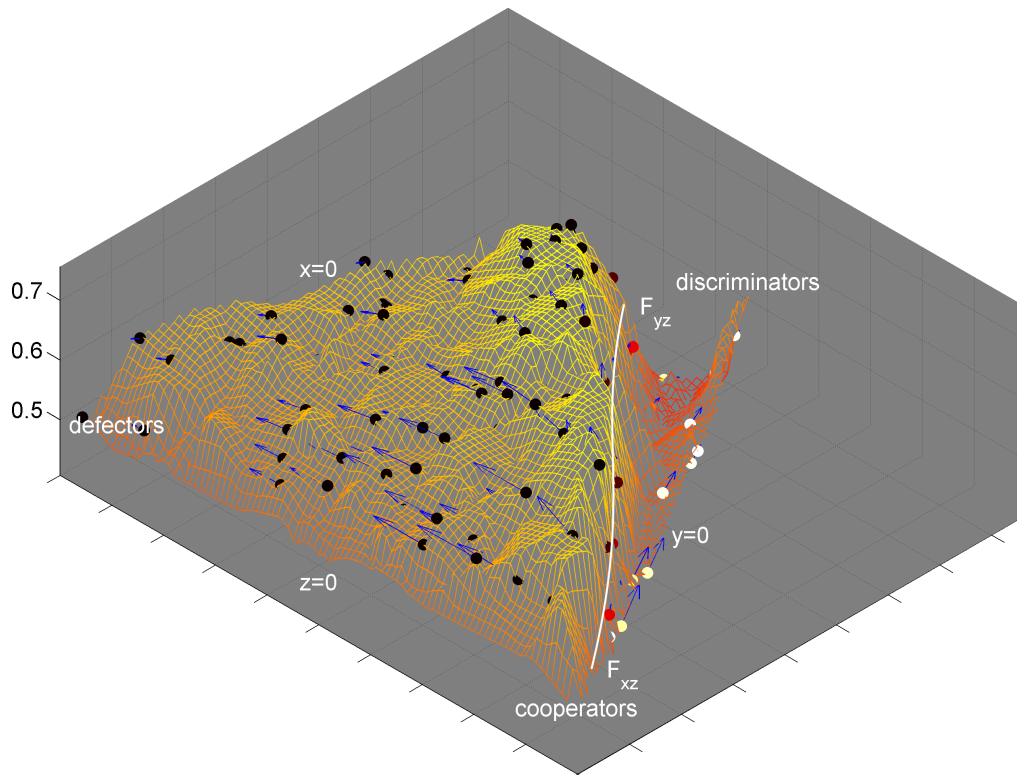
In Simulation  $S2$  wurde untersucht, wie die Kostenstruktur (Nutzen  $b$ , Kosten  $c$  und Gebühr  $f$ ) den Effizienzgrad des Spiels beeinflusst. Zunächst wurde die mittlere Kooperationsrate zwischen den drei Bedingungen keine Gebühr, niedrige Kosten, hohe Kosten verglichen. Eine Varianzanalyse (ANOVA) zeigt, dass sich die Bedingungen signifikant voneinander unterscheiden ( $F = 60,89$ ,  $p < 0,01$ ). Die Kostenstruktur hat also einen signifikanten Einfluss auf den Effizienzgrad des Spiels.

Als Nächstes wurde das Verhältnis  $f/c$  zwischen Gebühr und Kosten untersucht, indem das Spiel ohne Gebühr mit den niedrigen Kosten verglichen wurde. Die Statistiken zeigen jedoch keinen signifikanten Unterschied zwischen den Bedingungen. Die mittlere Kooperationsrate beträgt  $0,392 (\pm 0,43)$  für das Spiel ohne Gebühr und  $0,37 (\pm 0,43)$  für die niedrigen Kosten. Daher wird die Gebühr  $f$  in den folgenden Analysen nicht weiter betrachtet.

Das Verhältnis  $c/b$  zwischen Kosten und Nutzen wurde durch einen Vergleich der Spiele mit niedrigen und hohen Kosten untersucht. Abbildungen 5.5(a) und (b) zeigen die resultierenden Strategiesimplexe für beide Bedingungen. Die mittlere Kooperationsrate beträgt  $0,37 (\pm 0,43)$  für die niedrigen Kosten und nur  $0,148 (\pm 0,316)$  für die hohen Kosten. Ein t-Test bestätigt, dass die Unterschiede mit einer Konfidenz von 1% signifikant sind. Das

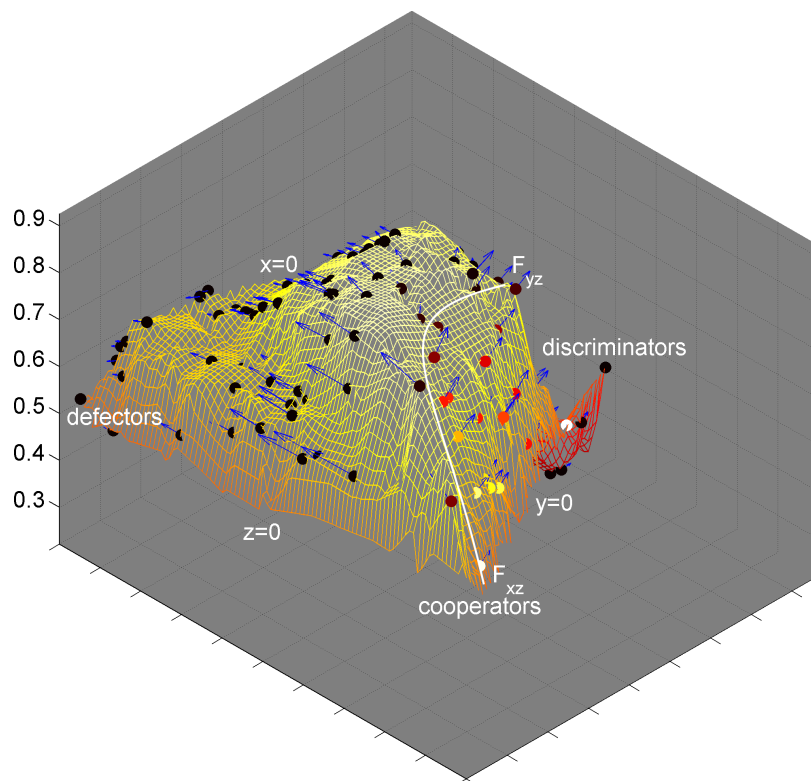


(a) Niedrige Kosten/Hoher Disk'faktor:  $f = 1, c = 2, b = 20, \delta = 0,9, \alpha = 0,5$

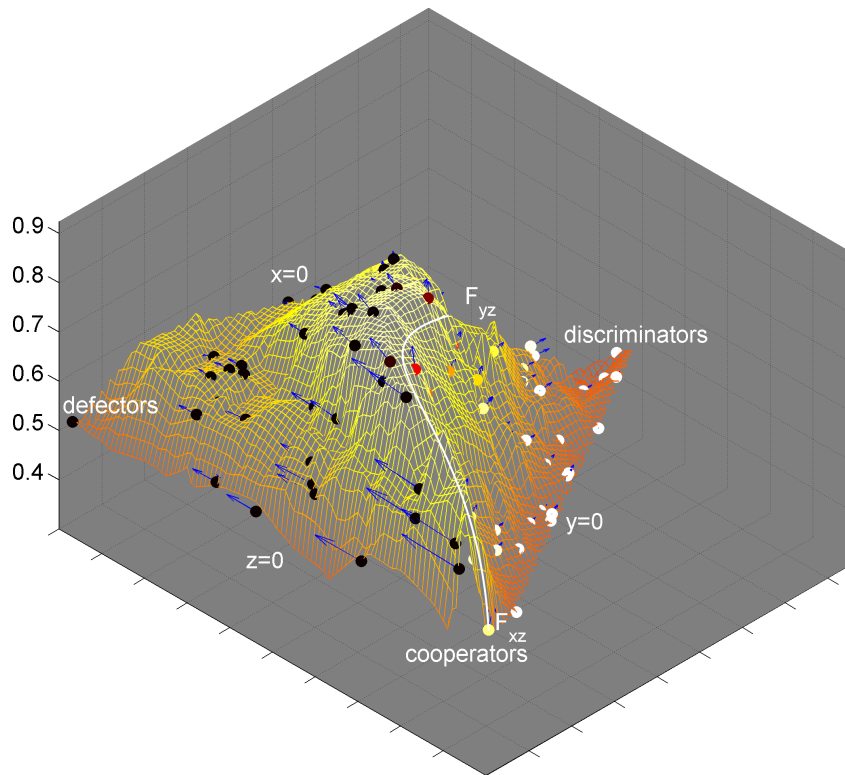


(b) Hohe Kosten:  $f = 5, c = 10, b = 20, \delta = 0,9, \alpha = 0,5$

**Abb. 5.5.** Strategiesimplexe für unterschiedliche Kostenstrukturen.

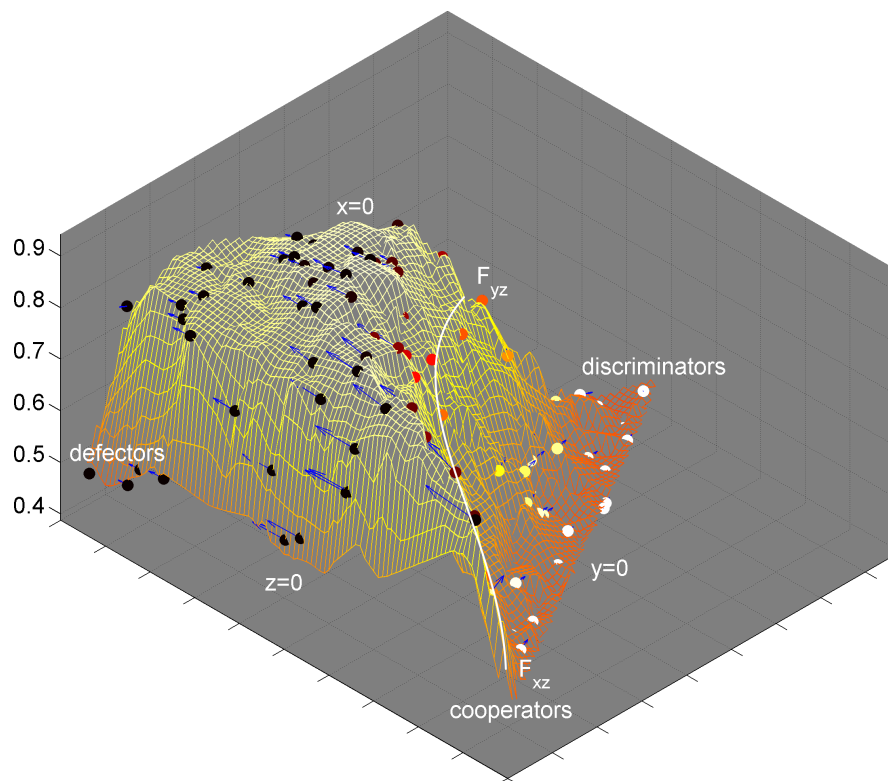


(a) Niedriger Disk'faktor:  $f = 1, c = 2, b = 20, \delta = 0,1, \alpha = 0,5$

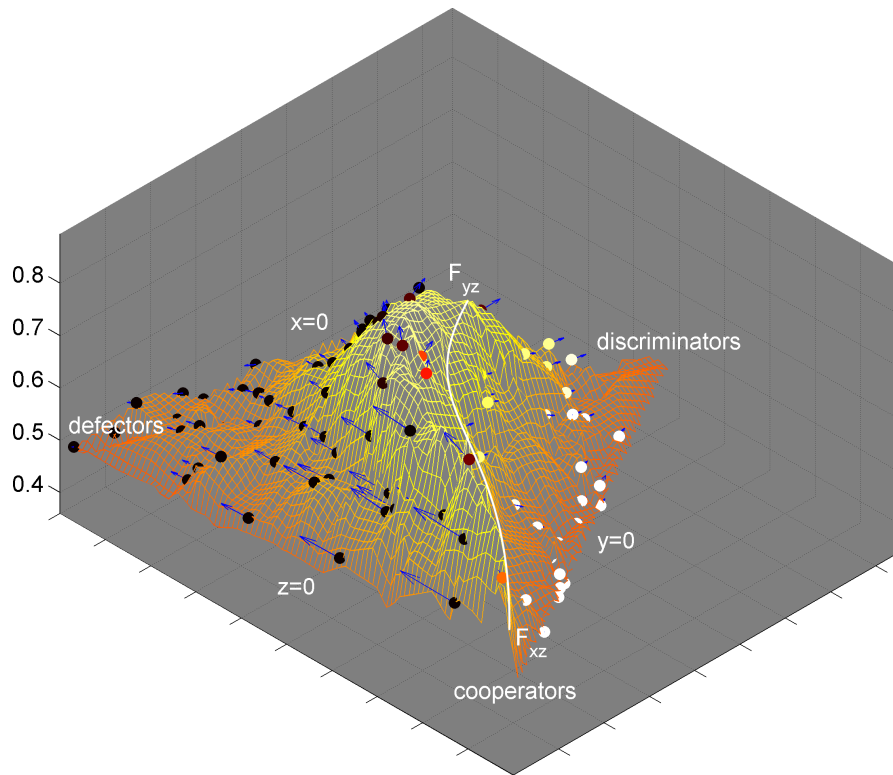


(b) Mittlerer Disk'faktor/Glättung:  $f = 1, c = 2, b = 20, \delta = 0,5, \alpha = 0,5$

**Abb. 5.6.** Strategiesimplexe für unterschiedliche Diskontierungsfaktoren.



(a) Niedriger Glättungsfaktor:  $f = 1, c = 2, b = 20, \delta = 0,5, \alpha = 0,1$



(b) Hoher Glättungsfaktor:  $f = 1, c = 2, b = 20, \delta = 0,5, \alpha = 0,9$

**Abb. 5.7.** Strategiesimplexe für unterschiedliche Glättungsfaktoren.

Kosten-Nutzen-Verhältnis  $c/b$  hat also einen entscheidenden Einfluss auf den Effizienzgrad des Spiels. Es ist auch zu beobachten, dass das Verhältnis  $c/b$  den Verlauf der Grenzlinie beeinflusst. Werden die Kosten im Verhältnis zum Nutzen erhöht, rückt der Fixpunkt  $F_{yz}$  näher zur Diskriminatorencke. Damit nimmt jedoch der Anteil kooperativer Zustände und somit der Effizienzgrad des Spiels ab.

**Beobachtung 2** *Je kleiner das Verhältnis  $c/b$  von Kosten zu Nutzen, desto höher ist der Effizienzgrad des Spiels.*

### Diskontierung

In der Simulation  $S3$  wurde der Einfluss der Diskontierung auf den Effizienzgrad des Spiels untersucht. Hierfür wurden Spiele mit niedrigem, mittlerem und hohem Diskontierungsfaktor  $\delta$  verglichen. Ein niedriger Diskontierungsfaktor bedingt eine hohe Inflationsrate und damit einen starken Verfall der Guthaben der Spieler. Die Abbildungen 5.5(a) sowie 5.6(a) und (b) zeigen die resultierenden Strategiesimplexe.

Die mittlere Kooperationsrate beträgt 0,092 ( $\pm 0,213$ ) für den niedrigen Diskontierungsfaktor und 0,370 ( $\pm 0,43$ ) für den hohen Diskontierungsfaktor. Ein t-Test bestätigt, dass die Unterschiede mit einer Konfidenz von 1% signifikant sind. Offensichtlich beeinflusst der Diskontierungsfaktor die „Höhe“ der Schwellenwerte. Je niedriger der Diskontierungsfaktor, desto höher sind die Schwellenwerte.

**Beobachtung 3** *Ein hoher Diskontierungsfaktor (d. h. eine niedrige Inflation) erhöht den Effizienzgrad des Spiels.*

### Glättungsfaktor

Schließlich wurden in Simulation  $S4$  Spiele mit niedrigem, mittlerem und hohem Glättungsfaktor  $\alpha$  verglichen. Ein hoher Glättungsfaktor verleiht neueren Interaktionen mehr Gewicht und bewirkt somit ein kurzes Gedächtnis. Abbildungen 5.6(b) sowie 5.7(a) und (b) zeigen die resultierenden Strategiesimplexe.

Die mittlere Kooperationsrate beträgt 0,422 ( $\pm 0,412$ ) für den niedrigen Glättungsfaktor und 0,362 ( $\pm 0,429$ ) für den hohen Glättungsfaktor. Ein t-Test bestätigt, dass die Unterschiede mit einer Konfidenz von 1% signifikant sind. Offensichtlich beeinflusst auch der Glättungsfaktor die Höhe der Schwellenwerte. Je niedriger der Glättungsfaktor, desto höher sind die Schwellenwerte.

**Beobachtung 4** *Ein niedriger Glättungsfaktor (d. h. ein langes Gedächtnis) erhöht den Effizienzgrad des Spiels.*

Insgesamt haben die Simulationen  $S2$ – $S4$  gezeigt, dass jeder Parameter Einfluss auf den Effizienzgrad des Spiels hat. Hypothese  $H_3$ , wonach die Parameter des Service Games unmittelbar den Effizienzgrad des Spiels beeinflussen, wurde also unterstützt.

## 5.6 Diskussion

In diesem Kapitel wurden die evolutionäre Stabilität und die Effizienz des Service Games untersucht. Hierfür wurden eine Reihe von Hypothesen aufgestellt, die anhand von evolutionären Simulationen überprüft wurden. Die Analyse der evolutionären Stabilität zeigt, dass das Service Game dieselben Fixpunkte hat wie das Helping Game. Diese Fixpunkte weisen Charakteristika evolutionär stabiler Zustände auf. Hypothese  $H_1$ , wonach Diskriminatoren und Defektoren im Service Game eine bistabile Population bilden, wurde bestätigt. Die Untersuchung des Effizienzgrades zeigt jedoch, dass Kooperation durch die strategische Anbieterwahl deutlich teurer wird. Hypothese  $H_2$ , wonach Spiele mit Anbieterwahl einen geringeren Effizienzgrad aufweisen als Spiele mit zufälliger Paarung, wurde ebenfalls unterstützt. Weiterhin zeigen die Ergebnisse der Simulationen, dass die Parameter des Spiels Einfluss auf dessen Effizienzgrad haben. Hypothese  $H_3$ , wonach die Parameter des Service Games unmittelbar den Effizienzgrad des Spiels beeinflussen, wurde somit unterstützt.

Abschließend lässt sich festhalten, dass die strategische Anbieterwahl das Spiel grundlegend verändert. Spiele mit Anbieterwahl sind weniger kooperativ als Spiele mit Zufallspaarung, da Kooperation durch die Anbieterwahl teurer wird. Auch im Service Game gilt, dass der Effizienzgrad des Spiels höher ist, je niedriger das Verhältnis  $c/b$  von Kosten zu Nutzen ausfällt. Des Weiteren erhöhen sowohl ein hoher Diskontierungsfaktor (d. h. eine niedrige Inflation) also auch ein niedriger Glättungsfaktor (d. h. ein langes Gedächtnis) den Effizienzgrad des Spiels.

Aus diesen Beobachtungen können Empfehlungen für den Entwurf sozialer Netzwerke abgeleitet werden. Die wichtigste Erkenntnis ist, dass der Nutzen aus einer erfolgreichen Anfrage höher sein muss als die Kosten für die Bearbeitung der Anfrage. Anderenfalls kann das System leicht in einen unkooperativen Zustand abdriften. Eine Gebühr für das Senden von Anfragen hat keinen Einfluss auf das System und kann mit den Kosten für die Bearbeitung verrechnet werden. Ein hoher Diskontierungsfaktor ist zwar für den Effizienzgrad des Systems wünschenswert. Häufig hängt die Diskontierung jedoch von externen Faktoren ab und kann nicht direkt manipuliert werden. Der Glättungsfaktor hingegen kann meist frei gewählt werden. Um den Effizienzgrad des Systems zu erhöhen, sollte das verwendete Reputationssystem die komplette Interaktionshistorie betrachten.





## Strategien menschlicher Spieler

In diesem Kapitel werden die theoretischen Ergebnisse aus dem vorherigen Kapitel empirisch validiert. Hierfür wird untersucht, wie sich menschliche Spieler in Systemen mit Anbieterwahl verhalten und welche Strategien sie verfolgen. Zunächst werden eine Reihe von Hypothesen aufgestellt, die anhand eines Experiments mit dem Service Game überprüft werden. Um die Strategien der Teilnehmer direkt analysieren zu können, wird das Experiment mit der Strategiemethode durchgeführt.

### 6.1 Hypothesen

Verwandte Arbeiten zu indirekter Reziprozität haben gezeigt, dass sich kooperatives Verhalten für die Teilnehmer auszahlt (Seinen und Schram 2006; Engelmann und Fischbacher 2009). Zunächst wird untersucht, ob diese Beobachtung auch für Szenarien mit strategischer Anbieterwahl gilt. Hypothese  $H_1$  postuliert, dass sich im Service Game kooperatives Verhalten auszahlt. Ist dies der Fall, wird eine positive Korrelation zwischen der Kooperationsrate und dem Guthaben der Teilnehmer zu beobachten sein.

Anfragesteller senden bevorzugt Anfragen an kooperative Spieler, um die Chancen auf die Bearbeitung ihrer Anfragen zu erhöhen. Hypothese  $H_2$  postuliert, dass kooperative Anbieter daher mehr Anfragen erhalten als unkooperative Anbieter. Studien zu indirekter Reziprozität haben gezeigt, dass diskriminierende Spieler erfolgreicher sind als Altruisten und Defektoren (d. h. nicht-diskriminierende Spieler). Es wird untersucht, ob dieses Ergebnis auch für die strategische Anbieterwahl gilt. Hypothese  $H_3$  postuliert, dass diskriminierende Strategien, die Informationen über das Verhalten der Spieler verwenden, erfolgreicher sind als nicht-diskriminierende Strategien.

Die folgende Aufzählung fasst die Hypothesen noch einmal zusammen:

$H_1$  Im Service Game zahlt sich kooperatives Verhalten aus.

$H_2$  Kooperative Spieler erhalten mehr Anfragen als unkooperative Spieler.

$H_3$  Diskriminierende Strategien sind erfolgreicher als nicht-diskriminierende Strategien.

Zur Überprüfung der Hypothesen wurde ein Benutzerexperiment mit dem Service Game durchgeführt, das im Folgenden beschrieben wird. Die Hypothesen liefern zwar wichtige

Erkenntnisse für den Entwurf sozialer Netzwerke, decken jedoch nur einen kleinen Teil der Ergebnisse dieser Studie ab. In Abschnitt 6.4 werden weitere Erkenntnisse diskutiert, die aus den Ergebnissen gewonnen wurden.

## 6.2 Experimentelles Design

In diesem Abschnitt wird der Aufbau und die Durchführung des Experiments beschrieben und Metriken zur Auswertung der Daten vorgestellt. Das experimentelle Design bestand aus zwei Bedingungen. In der Kontrollbedingung wurden Anfragesteller und Anbieter zufällig gepaart, die Spieler konnten also nur über die Bearbeitung von Anfragen entscheiden. In der Experimentalbedingung war eine strategische Anbieterwahl möglich, die Spieler konnten also zusätzlich auswählen, an welche Anbieter ihre Anfragen gesendet wurden. Die Teilnehmer wurden zufällig in zwei Gruppen eingeteilt. Im Folgenden wird die Gruppe mit der Kontrollbedingung als *Kontrollgruppe* (KG) bezeichnet und die Gruppe mit der Experimentalbedingung als *Experimentalgruppe* (EG).

### 6.2.1 Experimentaufbau

Insgesamt haben 52 Personen am Experiment teilgenommen. Das Experiment dauerte 15 Tage und wurde online durchgeführt, damit sich die Teilnehmer ihre Zeit frei einteilen konnten. Um Absprachen unter den Teilnehmern zu verhindern, bekam jeder Teilnehmer zufällig eine Identifikationsnummer zugewiesen, das Experiment war komplett anonym.

Für das Experiment wurde das Service Game als Agentensystem implementiert. Wie in Kapitel 4.1 beschrieben treten Software-Agenten stellvertretend für die Versuchspersonen als Spieler auf. Die Teilnehmer formulieren Strategien, um ihre Agenten zu konfigurieren. Jeder Agent hat zwei Strategien, eine für die Anbieterwahl und eine für die Bearbeitung von Anfragen. Der Agent wertet die Strategien aus und fällt die Entscheidungen automatisch.

Das Service Game wurde in sogenannte *Metarunden* zusammengefasst, wobei jede Metarunde aus 50 Runden des Service Games bestand. Dies erleichterte den Teilnehmern, die Auswirkungen ihrer Strategien nachzuvollziehen. Zu Beginn des Experiments wurde bekannt gegeben, dass mindestens 10 Metarunden gespielt werden. Nach 10 Metarunden wurde gewürfelt, ob das Spiel beendet oder für eine weitere Metarunde fortgesetzt wurde. Die Wahrscheinlichkeit für das Fortsetzen des Spiels betrug 80%, das Experiment hatte also eine erwartete Dauer von 15 Metarunden. Das Spiel begann, sobald alle Teilnehmer ihre Annahme- bzw. Vergabestrategien formuliert hatten. Während des Spiels konnten die Teilnehmer ihre Strategien nach jeder Metarunde ändern. Vor dem eigentlichen Spiel wurden drei Proberunden gespielt, damit sich die Teilnehmer mit der Benutzeroberfläche und der Formulierung der Strategien vertraut machen konnten.

Für das Experiment wurde ein Kostenschema verwendet, das der „high-cost“ Bedingung von Seinen und Schram (2006) entspricht. Dieses Schema zwingt die Teilnehmer, ihre Kooperationsentscheidungen genau abzuwägen. Die Experimentalgruppe muss zusätzlich eine Gebühr  $f$  für das Senden von Anfragen bezahlen (siehe Kapitel 4.2). Das Kostenschema

wurde so angepasst, dass der Nettogewinn pro Runde (Nutzen  $b$  minus Kosten  $c$  minus Gebühr  $f$ ) im Mittel für beide Gruppen derselbe war. Die evolutionären Simulationen lassen erwarten, dass die Auszahlung in der EG aufgrund der Anbieterwahl geringer ist als in der KG. Damit beide Gruppen ähnliche Auszahlungen erhalten, bekam die EG zusätzlich ein Startguthaben von 500 Punkten. Tabelle 6.1 fasst den Experimentaufbau zusammen.

**Tabelle 6.1.** Aufbau des Experiments.

Gruppe	<i>Kontroll</i>	<i>Experimental</i>
Strategien	- Annahme	Vergabe Annahme
Nutzen $b$	5	6
Kosten $c$	2	2
Gebühr $f$	0	1
Startguthaben	0	500

Nach Abschluss des Experiments wurde den Teilnehmern entsprechend ihrem Guthaben ein Geldbetrag in Bar ausgezahlt. Der Wechselkurs von 1 Cent pro Punkt wurde den Teilnehmern vorab bekannt gegeben. Damit weniger erfolgreiche Teilnehmer nicht während des Experiments abspringen, wurde eine Mindestauszahlung von €5,00 garantiert, wenn das Experiment zu Ende gebracht wurde. Die durchschnittliche, minimale und maximale Auszahlung betrug €10,17, €5,97 und €14,88 in der Kontrollgruppe bzw. €11,37, €5,00 und €19,81 in der Experimentalgruppe.

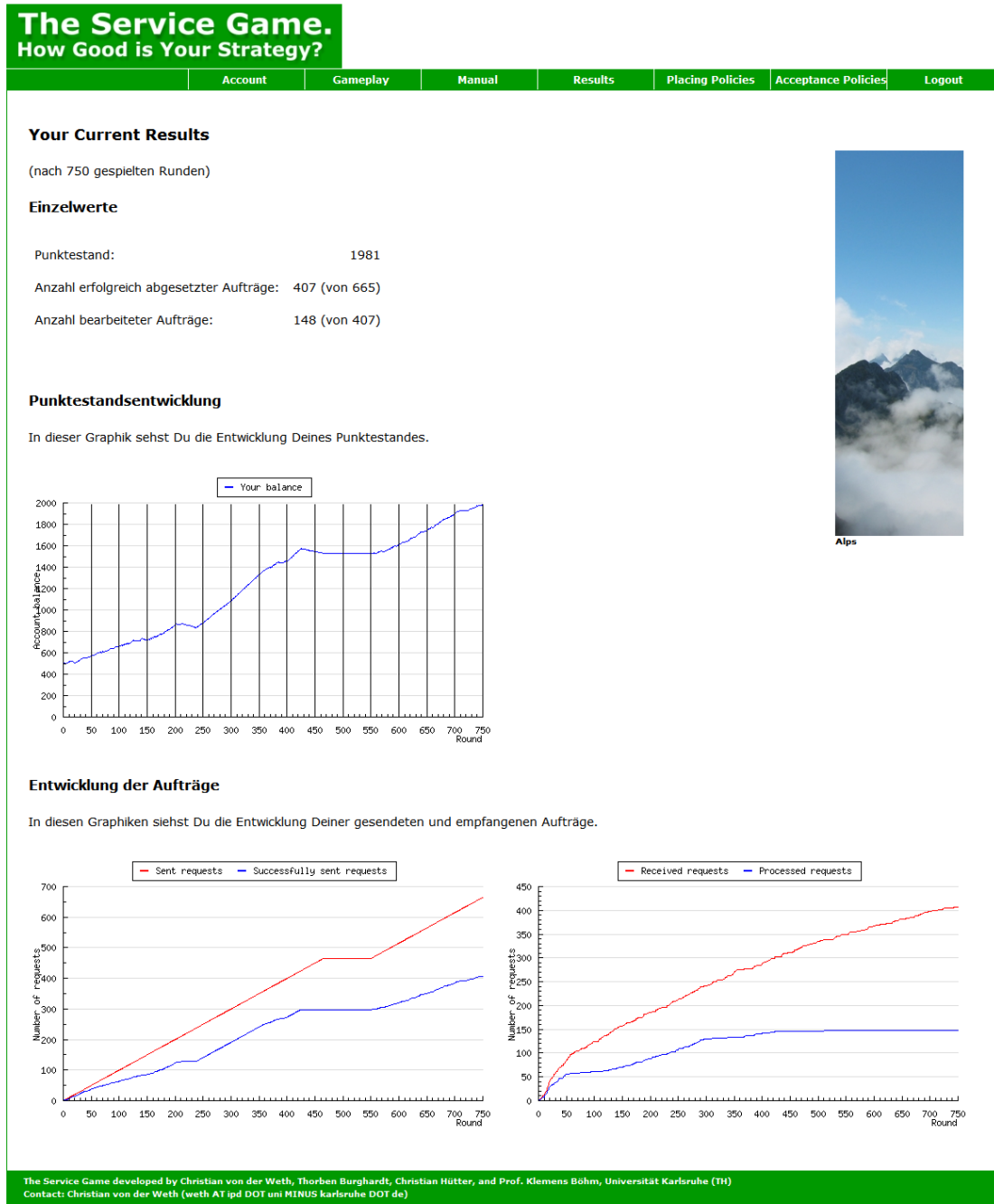
### 6.2.2 Beschreibung der Benutzeroberfläche

Eine Übersicht der Benutzeroberfläche zeigt Abbildung 6.1. Auf der Übersichtsseite konnten die Teilnehmer ihr Guthaben sowie die Anzahl der gesendeten und empfangenen Anfragen einsehen. Der zeitliche Verlauf des Guthabens sowie der Anzahl gesendeter und empfangener Anfragen wurde grafisch illustriert. Dadurch konnten die Teilnehmer den Erfolg ihrer Strategien besser einschätzen.

Abbildung 6.2 zeigt die Seite zur Formulierung der Strategien. Die Teilnehmer konnten entweder neue Strategien formulieren oder bereits formulierte Strategien reaktivieren. In den Strategien konnten die Teilnehmer Informationen über die Interaktionsergebnisse (d. h. die Kooperationsrate sowie die Anzahl empfangener und bearbeiteter Anfragen) sowie über die Guthaben der Spieler verwenden. Die Formulierung der Strategien erfolgte in natürlicher Sprache. Um das Spiel automatisch durchführen zu können, mussten die Strategien vom Versuchsleiter in eine formale Repräsentation überführt werden.

### 6.2.3 Evaluationsmetriken

Während des Experiments wurden die gespielten Strategien sowie Daten über den Erfolg der Spieler erfasst. Das System protokollierte neben den tatsächlich gespielten Strategien auch, wie die Spieler ihre Strategien zwischen den Metarunden verändert haben. Erhobene



**Account** | **Gameplay** | **Manual** | **Results** | **Placing Policies** | **Acceptance Policies** | **Logout**

### Formulierung einer neuen Strategiedefinition

Sie können jetzt auf Wunsch die Strategiedefinition für Ihren Stellvertreter-Rechner ändern. Dazu können Sie neue Strategiedefinitionen in natürlicher Sprache formulieren oder aus bereits von Ihnen formulierten Strategiedefinitionen auswählen. Auf welche Informationen sie bei der Formulierung Ihrer Strategiedefinition zurückgreifen können, finden Sie in der **Wissensbasis**.

Im folgenden Textfeld können Sie ein neue Strategiedefinition in natürlicher Sprache formulieren.

**Neue Strategiedefinition übernehmen**

### Hier Ihre bereits formulierten Strategiedefinitionen

Beantworte die Anfrage, falls ich nicht mehr als die Hälfte aller Anfragen an mich abgelehnt habe. **Aktivieren** **Entfernen**

Beantworte die Anfrage, wenn der Teilnehmer mindestens 40 Prozent der Anfragen von mir beantwortet hat oder mindestens 40 Prozent aller Anfragen an ihn beantwortet hat. **Aktivieren** **Entfernen**

Beantworte die Anfrage, wenn der Teilnehmer mindestens 75 Prozent der Anfragen von mir beantwortet hat oder mindestens 85 Prozent aller Anfragen an ihn beantwortet hat. **AKTIV**

**Alpen**

**Abb. 6.2.** Seite für die Formulierung der Strategien.

Kennzahlen für den Erfolg der Spieler sind das Guthaben, die Anzahl empfangener und bearbeiteter Anfragen sowie die Anzahl gesendeter und erfolgreicher Anfragen. Auf eine Erhebung der Nutzungsdaten, d. h. wann und wie häufig die Experimentseite aufgerufen wurde, wurde verzichtet.

Zur Auswertung der erhobenen Daten werden eine Reihe von statistischen Verfahren angewendet. Zunächst werden die Daten anhand von deskriptiven Statistiken (Mittelwerte und Standardabweichungen) beschrieben. Die Hypothesen werden mithilfe von t-Tests überprüft. Der Zusammenhang zwischen mehreren Kennzahlen wird anhand einer bivariaten Korrelation nach Pearson untersucht.

Nach dem Ende des Experiments wurden die Teilnehmer gebeten, einen Fragebogen auszufüllen. Die Antworten sollten die erhobenen Daten ergänzen und Erklärungen für die Strategien der Spieler liefern. Der Fragebogen bestand aus folgenden Abschnitten: Eigenschaften des Spiels, Punktestand, Zufriedenheit mit dem Punktestand, Verhalten der Spieler, Formulierung von Strategien, verwendete Strategien, Gegenseitigkeit, Kooperativität, Qualität der Informationen, Durchführung des Experiments und Sonstiges. Die Antworten wurden auf einer 5-Punkte Likert-Skala erhoben, wobei 1 einer ablehnenden und 5 einer zustimmenden Antwort entspricht. Der genaue Wortlaut des Fragebogens ist in Anhang A zu finden.

### 6.3 Ergebnisse

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der Studie präsentiert. Zunächst werden die Auswirkungen der Anbieterwahl auf den Effizienzgrad des Systems untersucht. Anschließend werden die Strategien klassifiziert und auf ihren Erfolg im Spiel untersucht.

#### 6.3.1 Strategische Anbieterwahl

Zunächst werden die beiden Experimentgruppen anhand von deskriptiven Statistiken verglichen. Tabelle 6.2 fasst die wichtigsten Kennzahlen zusammen. Die *mittlere Auszahlung* ist die Differenz zwischen dem finalen und dem initialen Guthaben, gemittelt über alle Teilnehmer. Die *Kooperationsrate* ist der Anteil bearbeiteter Anfragen, gemittelt über alle Teilnehmer. Die *Interaktionsrate* ist der Quotient aus der Anzahl tatsächlich gesendeter Anfragen und der Gesamtzahl möglicher Anfragen, wenn jeder Spieler pro Runde eine Anfrage gestellt hätte.

**Tabelle 6.2.** Deskriptiven Statistiken zu den Experimentgruppen.

Gruppe	<i>Kontroll</i>	<i>Experimental</i>
Anzahl Teilnehmer	29	23
Anzahl Metarunden	15	15
Mittlere Auszahlung	1017	814
Kooperationsrate	42,0%	47,6%
Interaktionsrate	100%	78,8%

Die mittlere Auszahlung pro Spieler war in der Kontrollgruppe höher, weil dort mehr Interaktionen stattgefunden haben. Während die Interaktionsrate in der Experimentalgruppe nur 78,8% betrug, haben in der Kontrollgruppe die Spieler jede Runde eine Anfrage gesendet (100% Interaktionsrate). Der normalisierte Gewinn (der Quotient aus der mittleren Auszahlung und der Interaktionsrate) ist in beiden Gruppen vergleichbar: 1017 Punkte in der Kontrollgruppe und 1033 Punkte in der Experimentalgruppe. Die Kooperationsrate war in der Experimentalgruppe geringfügig höher als in der Kontrollgruppe. Ein t-Test zeigt, dass der Unterschied zwischen der Kooperationsrate der beiden Gruppen nicht signifikant ist ( $t = 1,12$ ,  $p > 0,1$ ). Beide Gruppen waren also vergleichbar profitabel und ähnlich kooperativ, der einzige Unterschied war die Interaktionsrate.

Die zeitliche Entwicklung der Guthaben in der Experimentalgruppe ist in Abbildung 6.3 dargestellt. Die Guthaben der Kontrollgruppe zeigen ein lineares Wachstum, weshalb auf die entsprechende Abbildung verzichtet wurde. In der Experimentalgruppe haben fünf Spieler ihr komplettes Startguthaben verspielt. Diese Spieler wurden automatisch gesperrt, da sie sich das Senden und Bearbeiten von Anfragen nicht mehr leisten konnten. Zum Zeitpunkt der Sperrung gehörten die Spieler jeweils zu den drei kooperativsten Spielern und erhielten ungefähr fünf Anfragen pro Runde. In der Kontrollgruppe wurden die Spieler zufällig gepaart, weshalb die Last gleichmäßig zwischen den Spielern verteilt wurde.

Die Kooperationsrate beider Gruppen ist in Abbildung 6.4 dargestellt. Die Abbildung zeigt die gleitenden Mittelwerte mit einem Fenster von 20 Runden. Die Kooperationsrate weist

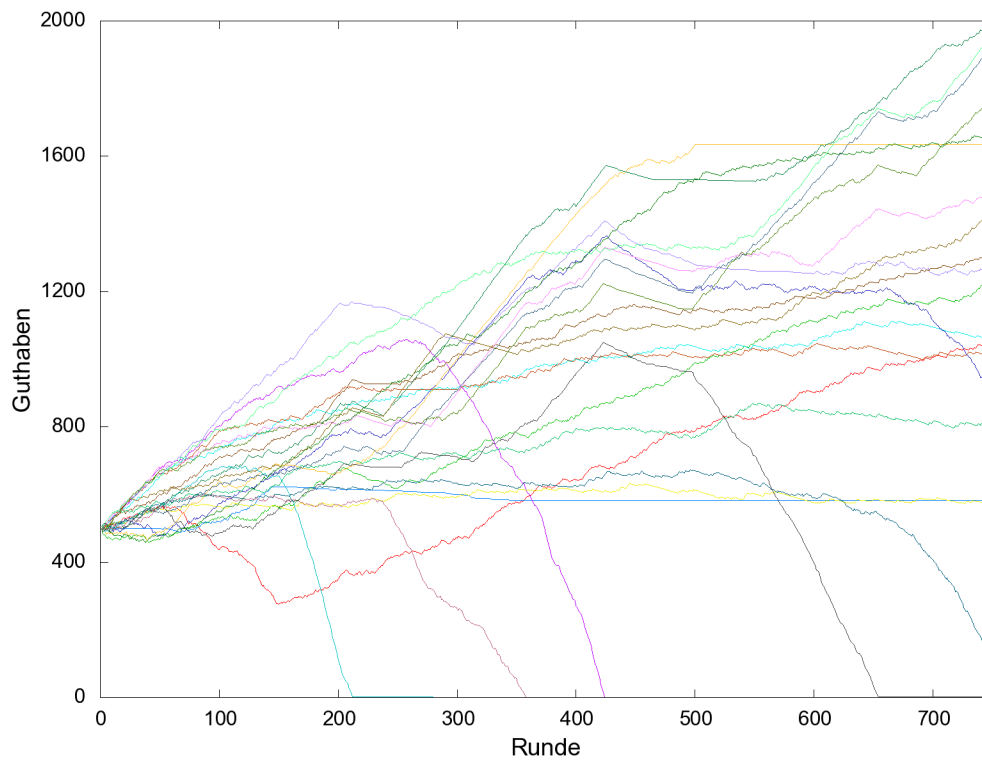


Abb. 6.3. Zeitliche Entwicklung der Guthaben in der Experimentalgruppe.

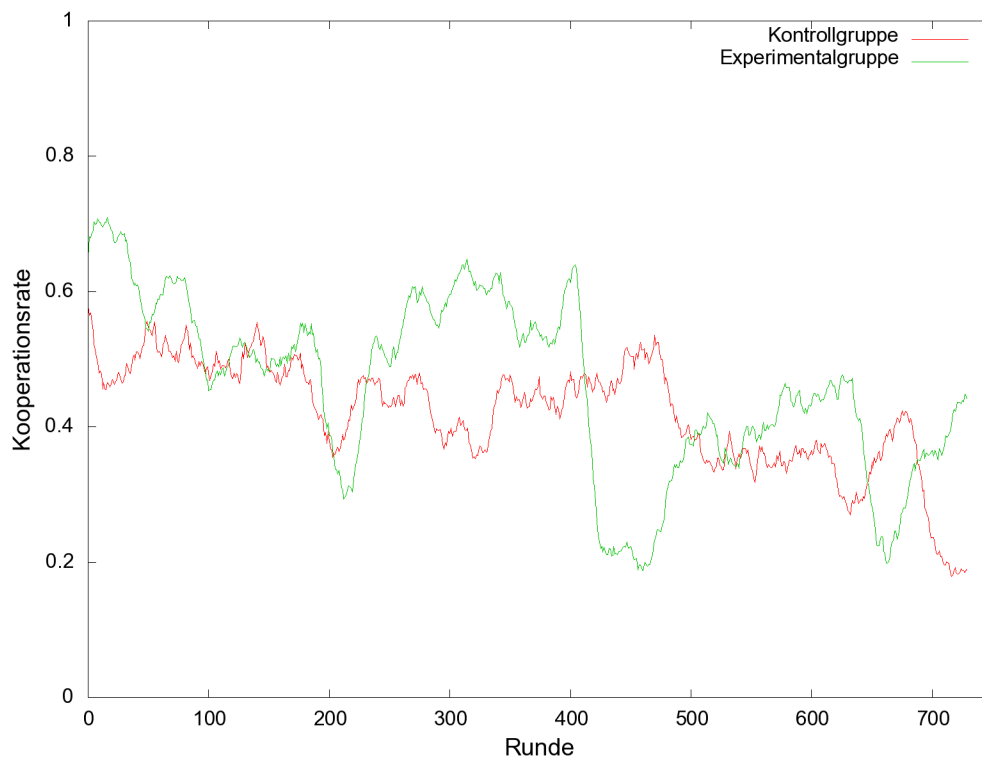


Abb. 6.4. Zeitliche Entwicklung der Kooperationsrate.

einen negativen Trend auf und nimmt von 0,60 (EG) bzw. 0,54 (KG) auf 0,33 (EG) bzw. 0,30 (KG) ab. Offenbar haben die Spieler zu Beginn des Spiels durch Kooperation eine gute Reputation aufgebaut, die sie sich im späteren Verlauf des Spiels auszahlen ließen. Weiterhin reduzieren die gesperrten Spieler die Kooperationsrate der Experimentalgruppe.

Beide Gruppen wurden auf eine Korrelation zwischen der Kooperationsrate und dem Guthaben getestet (siehe Abbildung 6.5). Während in der Kontrollgruppe eine starke, positive Korrelation ( $r = 0,67$ ,  $p < 0,01$ ) zu beobachten war, trat in der Experimentalgruppe nur eine mittlere, positive Korrelation ( $r = 0,34$ ,  $p < 0,10$ ) auf. Daher wird Hypothese  $H_1$ , wonach eine positive Korrelation zwischen der Kooperationsrate und dem Guthaben besteht, nur durch die Kontrollgruppe unterstützt, nicht jedoch durch die Experimentalgruppe. In der Experimentalgruppe hing der Erfolg der Spieler also nicht unmittelbar von der Kooperationsrate ab. Da die Anbieterwahl der einzige Unterschied zwischen den Gruppen ist, muss dies der Grund für die abnehmende Bedeutung der Kooperationsrate sein.

In der Experimentalgruppe wurde zusätzlich auf Korrelationen zwischen Guthaben, Kooperationsrate, und Anzahl empfangener Anfragen getestet. Während zwischen dem Guthaben und der Anzahl empfangener Anfragen keine Korrelation zu beobachten war ( $r = 0,06$ ,  $p < 0,05$ ), trat zwischen der Kooperationsrate und der Anzahl empfangener Anfragen eine starke, positive Korrelation auf ( $r = 0,68$ ,  $p < 0,01$ ). Hypothese  $H_2$ , wonach kooperative Spieler mehr Anfragen erhalten, wird also unterstützt. Diese Beobachtung zeigt, dass die Anbieterwahl die Spieler in ein Dilemma versetzt: Bearbeitet ein Spieler zu viele Anfragen, schmälert das seinen Gewinn; lehnt er zu viele Anfragen ab, leidet seine Reputation.

**Beobachtung 5** *Die strategische Anbieterwahl zwingt die Spieler, zwischen Gewinn und Reputation abzuwägen.*

### 6.3.2 Klassifikation der Strategien

Für die Klassifikation der Strategien wurde zunächst untersucht, wie häufig die Teilnehmer in ihren Strategien welche Informationen verwendet haben. Den Teilnehmern standen Informationen über das Verhalten und das Guthaben der Spieler in jeder Runde des Spiels zur Verfügung. Die Strategien lassen sich also entsprechend der verwendeten Informationen in vier verschiedene Kategorien einordnen:

- Weder Verhalten noch Guthaben
- Nur Verhalten
- Nur Guthaben
- Sowohl Verhalten als auch Guthaben

Tabelle 6.3 zeigt die Anzahl der formulierten Strategien aus den einzelnen Kategorien. Während die Kontrollgruppe nur Annahmestrategien formulieren konnte, muss in der Experimentalgruppe zwischen Annahme- und Vergabestrategien unterschieden werden.

Die Mehrzahl der Strategien verwenden Informationen über das Verhalten der Spieler. Informationen über das Guthaben der Spieler wurden hingegen nur sehr selten verwendet. Der Anteil von Strategien, die das Verhalten der Spieler berücksichtigen, ist für Vergabestrategien deutlich höher als für Annahmestrategien. Einige Strategien nutzen keine



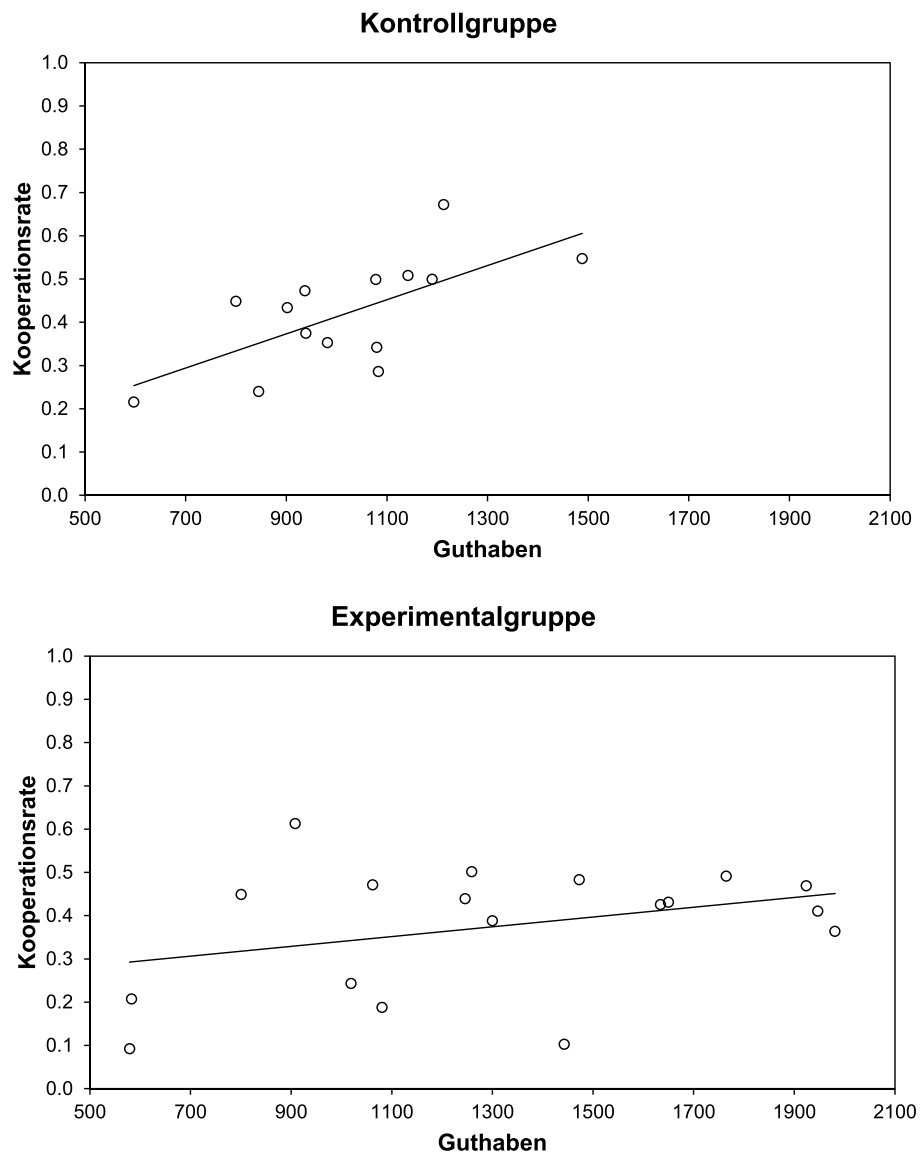


Abb. 6.5. Korrelation zwischen Kooperationsrate und Guthaben.

**Tabelle 6.3.** Klassifikation der Strategien anhand der verwendeten Informationen.

<b>Kontrollgruppe</b>			
<i>Annahmestrategien</i>	Ohne Verhalten	Mit Verhalten	<i>Summe</i>
Ohne Guthaben	12	55	67
Mit Guthaben	2	0	2
<i>Summe</i>	14	55	69

<b>Experimentalgruppe</b>			
<i>Annahmestrategien</i>	Ohne Verhalten	Mit Verhalten	<i>Summe</i>
Ohne Guthaben	38	59	97
Mit Guthaben	2	0	2
<i>Summe</i>	40	59	99

<i>Vergabestrategien</i>	Ohne Verhalten	Mit Verhalten	<i>Summe</i>
Ohne Guthaben	13	89	102
Mit Guthaben	0	0	0
<i>Summe</i>	13	89	102

der beiden Informationsquellen, sind also nicht-diskriminierend. Die meisten dieser nicht-diskriminierende Strategien basieren auf Wahrscheinlichkeiten, z. B. „Ich bearbeite nur 50% der eingehenden Anfragen“. Der Anteil von nicht-diskriminierenden Strategien ist für Annahmestrategien deutlich höher als für Vergabestrategien.

**Beobachtung 6** *Den Spielern ist es wichtiger, wen sie fragen, als wessen Anfragen sie bearbeiten.*

### 6.3.3 Struktur der Strategien

Als Nächstes wurde die Struktur der formulierten Strategien untersucht. Die Strategien können als eine logische Verknüpfung von einer oder mehreren Bedingungen interpretiert werden. Eine *Bedingung* ist eine minimale, abgeschlossene Aussage, die eine Menge von Spielern spezifiziert. Jede Bedingung hat null oder mehr *Parameter*, die die Berechnung dieser Menge definieren. Obwohl die Teilnehmer beliebige Strategien formulieren konnten, lassen sich die von den Teilnehmern verwendeten Bedingungen in sechs Kategorien einteilen. Diese Kategorien treffen sowohl auf Annahme- als auch auf Vergabestrategien zu:

1. Vertraue allen (*All*): „Sende Anfragen an bzw. bearbeite Anfragen von allen Spielern.“
2. Vertraue niemandem (*None*): „Sende bzw. bearbeite überhaupt keine Anfragen.“
3. Wahrscheinlichkeit (*Prob*): „Sende Anfragen an bzw. bearbeite Anfragen von beliebigen Spielern mit der Wahrscheinlichkeit  $r$ .“
4. Kooperationsrate (*Coop*): „Sende Anfragen an bzw. bearbeite Anfragen von Spielern, deren Kooperationsrate den Schwellenwert  $c$  übersteigt.“
5. Anzahl von Anfragen (*Req*): „Sende Anfragen an bzw. bearbeite Anfragen von Spielern, die mindestens  $n$  Anfragen bearbeitet haben.“

6. Guthaben (*Scr*): „Sende Anfragen an bzw. bearbeite Anfragen von Spielern, deren Guthaben den Schwellenwert  $s$  übersteigt.“

Im Durchschnitt bestand jede Strategie aus 1,65 (KG) bzw. 1,26 (EG) Bedingungen. Nur die Bedingungen *Kooperationsrate*, *Anzahl von Anfragen* und *Guthaben* verwenden Informationen über das Verhalten der Spieler, sind also diskriminierend. Diese Kategorien könnten zusätzlich verfeinert werden, indem die Perspektive der Informationen (d. h. eigene und fremde Beobachtungen) berücksichtigt wird. Diese Unterscheidung wurde nicht vorgenommen, da die Perspektive im Mittel über alle Spieler keinen Unterschied macht. Da das Guthaben nur sehr selten verwendet wurde, wird diese Kategorie in der weiteren Analyse nicht berücksichtigt.

Tabelle 6.4 zeigt, wie häufig die einzelnen Bedingungen in den Strategien verwendet wurden. Die Bedingungen *Vertraue allen* und *Vertraue niemandem* wurden in beiden Gruppen relativ selten verwendet. Während *Vertraue allen* bei den Vergabestrategien häufiger war, trat *Vertraue niemandem* häufiger bei den Annahmestrategien auf. Weiterhin gab es beträchtliche Unterschiede in der Häufigkeit der Bedingung *Wahrscheinlichkeit*. Während diese Bedingung in der Kontrollgruppe relativ selten auftrat, verwendeten in der Experimentalgruppe ungefähr ein Drittel aller Annahmestrategien diese Bedingung. *Kooperationsrate* war die häufigste Bedingung in den Annahmestrategien der Kontrollgruppe und den Vergabestrategien der Experimentalgruppe. In den Annahmestrategien der Experimentalgruppe war diese Bedingung wiederum weniger häufig als die Bedingung *Wahrscheinlichkeit*. Dies bestätigt die obige Beobachtung, wonach die Teilnehmer mehr Wert darauf legen, wen sie fragen, als wessen Anfragen sie bearbeiten. Die Bedingung *Anzahl von Anfragen* tritt in beiden Gruppen und für beide Arten von Strategien ungefähr gleich häufig auf.

**Tabelle 6.4.** Häufigkeit der einzelnen Bedingungen.

Gruppe Bedingung	<i>Kontroll</i>	<i>Experimental</i>	
	Annahme	Annahme	Vergabe
Vertraue allen	4,5%	1,6%	7,1%
Vertraue niemandem	6,7%	6,3%	0,8%
Wahrscheinlichkeit	12,2%	34,9%	8,7%
Kooperationsrate	43,3%	27,8%	54,3%
Anzahl von Anfragen	33,3%	29,4%	29,1%

Die Parameterwerte der Bedingung *Kooperationsrate* wurden genauer untersucht, da diese Bedingung am Häufigsten auftrat. Interessant ist der Zusammenhang zwischen dem durchschnittlichen Schwellenwert der Strategien und der tatsächlichen Kooperationsrate der Spieler. Obwohl es für Vergabestrategien eine starke, positive Korrelation ( $r = 0,60$ ,  $p < 0,01$ ) zwischen dem Schwellenwert und der Kooperationsrate gab, war für Annahmestrategien keine signifikante Korrelation ( $r = 0,15$ ,  $p > 0,10$ ) zu beobachten. Die Teilnehmer haben die Schwellenwerte ihrer Vergabestrategien also an die durchschnittliche Kooperationsrate ihrer Mitspieler angepasst. Der Schwellenwert der Annahmestrategien hingegen war unabhängig von der tatsächlichen Kooperationsrate.

**Beobachtung 7** *Die Spieler verwenden für das Senden von Anfragen häufiger diskriminierende Strategien als für das Bearbeiten.*

### 6.3.4 Erfolg der Strategien

Abschließend wurde untersucht, welche Strategien besonders erfolgreich waren, d. h. einen hohen Gewinn erzielten. Diese Analyse ist schwierig, da der Erfolg der Spieler nicht nur von ihren eigenen Strategien abhängt, sondern auch von den Strategien der anderen Spieler. Daher wird im Folgenden der mittlere Gewinn berichtet, den die Strategien gegen beliebige andere Strategien erzielt haben. Des Weiteren benutzt die Experimentalgruppe zwei Strategien – eine Annahme- und eine Vergabestrategie. Welcher davon sollte der Gewinn gutgeschrieben werden? Als Konsequenz werden in der Experimentalgruppe die Annahme- und Vergabestrategien in Kombination betrachtet.

**Tabelle 6.5.** Mittlerer Gewinn der einzelnen Bedingungen.

<b>Kontrollgruppe</b>		Annahmestrategien					∅
		<i>All</i>	<i>None</i>	<i>Prob</i>	<i>Coop</i>	<i>Req</i>	
Gewinn		47,1	58,6	63,0	61,7	72,6	62,0

<b>Experimentalgruppe</b>		Annahmestrategien					∅
		<i>None</i>	<i>Prob</i>	<i>Coop</i>	<i>Req</i>		
Vergabe- strategien	Vertraue allen ( <i>All</i> )	29,0	8,1	68,0			20,0
	Wahrscheinlichkeit ( <i>Prob</i> )	5,5	2,6	34,2	-75,6		-8,9
	Kooperationsrate ( <i>Coop</i> )	21,6	38,6	41,7	34,3		37,3
	Anzahl von Anfragen ( <i>Req</i> )		-7,8	-51,9	33,6		12,1
	∅ Gewinn	20,7	24,7	33,6	23,2		26,4

Tabelle 6.5 zeigt den mittleren Gewinn pro Metarunde in der Kontroll- und Experimentalgruppe. In der Kontrollgruppe ist der mittlere Gewinn pro Bedingung höher, da dort mehr Interaktionen stattgefunden haben. Nicht alle Kombinationen von Bedingungen traten im Experiment auf. Die Bedingung *Vertraue allen* wurde sehr selten als Annahmestrategie verwendet und *Vertraue niemandem* sehr selten als Vergabestrategie. Daher sind diese Bedingungen in der Tabelle nicht aufgeführt.

Die Bedingungen *Vertraue allen* und *Vertraue niemandem* waren als Annahme- bzw. Vergabestrategie unterdurchschnittlich erfolgreich. Während die Bedingung *Wahrscheinlichkeit* als Annahmestrategie durchschnittlich erfolgreich war, schnitt sie als Vergabestrategie am Schlechtesten ab. Die Bedingung *Kooperationsrate* war in der Kontrollgruppe zwar nur durchschnittlich erfolgreich, hat in der Experimentalgruppe jedoch als Annahme- und Vergabestrategie am Besten abgeschnitten. Obwohl die Bedingung *Anzahl von Anfragen* als Annahmestrategie relativ erfolgreich war, schnitt sie als Vergabestrategie nur unterdurchschnittlich ab.

Im Mittel haben die diskriminierenden Bedingungen *Kooperationsrate* und *Anzahl von Anfragen* besser abgeschnitten als die nicht-diskriminierenden Bedingungen *Vertraue allen*, *Vertraue niemandem* und *Wahrscheinlichkeit*. Daher wird Hypothese  $H_3$  unterstützt, wonach diskriminierende Strategien erfolgreicher sind als nicht-diskriminierende Strategien.

**Beobachtung 8** Die diskriminierenden Bedingungen *Kooperationsrate* und *Anzahl von Anfragen* waren am Erfolgreichsten.

### 6.3.5 Ergebnisse des Fragebogens

In diesem Abschnitt werden schließlich die Ergebnisse des Fragebogens präsentiert. Alle Teilnehmer haben die Fragen zum Verständnis des Spiels richtig beantwortet, keiner der Teilnehmer musste von der Auswertung ausgeschlossen werden.

Zunächst wurden den Teilnehmern Fragen zu ihrem Verhalten gestellt. 70% der Teilnehmer stimmten der Aussage zu, dass es sich für sie ausgezahlt hat, mit anderen Teilnehmern zu kooperieren (Frage 12). Nur 10% der Teilnehmer lehnten die Aussage ab. Weiterhin stimmten nur 10% der Teilnehmer der Aussage zu, dass sie die Punktzahl anderer Teilnehmer niedrig gehalten haben, indem sie ihre Anfragen nicht bearbeitet haben (Frage 15). 50% der Teilnehmer lehnten die Aussage ab. Dies bestätigt die obige Beobachtung, dass sich die Teilnehmer insgesamt kooperativ verhalten haben.

Als Nächstes wurden Fragen zu den Strategien gestellt. 65% der Teilnehmer stimmten der Aussage zu, dass die meisten Teilnehmer Anfragen anderer Teilnehmer bearbeitet haben, wenn ihre eigenen Anfragen bearbeitet wurden (Frage 23). Nur 5% der Teilnehmer lehnten die Aussage ab. Weiterhin gaben 55% der Teilnehmer an, das Bearbeiten von Anfragen beruhte auf Gegenseitigkeit (Frage 24). Nur 20% der Teilnehmer lehnten die Aussage ab. 55% der Teilnehmer lehnten die Aussage ab, dass die meisten Teilnehmer versucht haben, anderen zu helfen (Frage 26). Nur 5% der Teilnehmer stimmten zu. Weiterhin wurden die Teilnehmer befragt, ob sich die anderen Teilnehmer kooperativ verhalten haben, wenn sie sich kooperativ verhalten haben (Frage 28). 50% der Teilnehmer stimmten der Aussage zu, nur 20% lehnten sie ab. Offensichtlich herrschte im Experiment eine Norm der Reziprozität, altruistisches Handeln spielte keine Rolle.

Mit der Qualität der angezeigten Informationen waren die Teilnehmer offenbar zufrieden. 60% der Teilnehmer stimmten der Aussage zu, die Beschreibung des Spiels auf der Website sei ausreichend gewesen, um das Spiel zu verstehen (Frage 29). Nur 20% der Teilnehmer lehnten sie ab. Weiterhin gaben 60% der Teilnehmer an, dass die Informationen auf der Ergebnisseite hilfreich waren (Frage 31). Nur 10% der Teilnehmer lehnten sie ab. 50% der Teilnehmer stimmten der Aussage zu, dass sie die Entwicklung ihres Punktestands nachvollziehen konnten (Frage 32). 30% der Teilnehmer lehnten sie ab.

Schließlich wurden die einzelnen Fragen auf Korrelationen getestet. Frage 12, ob sich Kooperation auszahlt, war positiv mit Frage 14 korreliert, ob sich die anderen Spieler kooperativ verhalten haben ( $r = 0,55$ ,  $p < 0,05$ ). Weiterhin war Frage 12 positiv mit Frage 28 korreliert, ob Kooperation auf Gegenseitigkeit beruht ( $r = 0,57$ ,  $p < 0,01$ ). Eine negative Korrelation war zwischen Frage 13, ob sich die Teilnehmer kooperativ verhalten haben, und Frage 16, ob sie Anfragen anderer Teilnehmer abgelehnt haben, zu beobachten ( $r = -0,62$ ,  $p < 0,01$ ). Des Weiteren war Frage 13 positiv mit Frage 28 korreliert ( $r = 0,49$ ,  $p < 0,05$ ). Die Fragen 26 und 27, ob sich die meisten Spieler kooperativ verhalten haben, sind synonym und wurden daher zu einer Variable zusammengefasst. Die neue Variable war positiv mit Frage 28 korreliert ( $r = 0,73$ ,  $p < 0,01$ ). Es kann festgehalten werden, dass die Kooperation im Experiment auf Reziprozität beruhte.

**Beobachtung 9** *Im Experiment herrschte eine Norm der Reziprozität, altruistisches Handeln spielte keine Rolle.*

## 6.4 Diskussion

In diesem Kapitel wurde untersucht, welche Strategien menschliche Spieler in Systemen mit Anbieterwahl verfolgen. Zu Beginn des Kapitels wurden eine Reihe von Hypothesen aufgestellt, die anhand eines Experiments mit dem Service Game überprüft wurden. Hypothese  $H_1$ , wonach sich kooperatives Verhalten auszahlt, wurde nur durch die Kontrollgruppe unterstützt, nicht jedoch durch die Experimentalgruppe. Ist die Anbieterwahl erlaubt, hängt der Erfolg der Spieler nicht mehr unmittelbar von ihrer Kooperationsrate ab. Hypothese  $H_2$ , wonach kooperative Spieler mehr Anfragen erhalten als unkooperative, wurde unterstützt. Diese Beobachtung zeigt, dass die Anbieterwahl die Spieler in ein Dilemma versetzt: Bearbeitet ein Spieler zu viele Anfragen, schmälert das seinen Gewinn; lehnt er zu viele Anfragen ab, schmälert er seine Reputation. Ebenso wurde Hypothese  $H_3$  unterstützt, wonach diskriminierende Strategien erfolgreicher sind als nicht-diskriminierende. Die diskriminierenden Bedingungen *Kooperationsrate* und *Anzahl von Anfragen* waren am Erfolgreichsten.

Durch das Experiment wurden weitere Erkenntnisse gewonnen, die nun diskutiert werden. Im Experiment konnten die Teilnehmer ihre Strategien in natürlicher Sprache formulieren. Der Versuchsleiter überführte die Strategien manuell in eine formale Repräsentation. Dieser Experimentaufbau erlaubte den Teilnehmern, beliebige Strategien zu erstellen. In realen Anwendungen ist solch eine manuelle Übersetzung jedoch nicht praktikabel.

Eine Möglichkeit, die automatische Entscheidungsfindung in der Praxis einzusetzen, ist die Entwicklung eines Assistenten zur Erstellung von Strategien. Dieser Assistent leitet die Nutzer schrittweise durch die Erstellung von Strategien. Die Ergebnisse dieser Studie geben Empfehlungen zum Entwurf solch eines Assistenten. So besteht eine Strategie aus mehreren Bedingungen (Wahrscheinlichkeit, Kooperationsrate, usw.). Diese Bedingungen werden durch logische Operatoren (Konjunktion und Disjunktion) verknüpft. Jede Bedingung hat eine Menge von Parametern (z. B. Schwellenwerte), die die Berechnung der Ergebnismenge definieren. Durch die Verwendung eines Assistenten wird der Strategieraum eingeschränkt, da die Teilnehmer keine beliebigen Strategien mehr formulieren können. Die Ergebnisse dieser Studie zeigen jedoch, dass ein einfacher Assistent bereits ausreicht, um alle Strategien zu erzeugen, die die Teilnehmer formuliert haben.

## Reputationsmetriken für Soziale Netzwerke

In diesem Kapitel wird die Effizienz und Robustheit von Reputationsmetriken für soziale Netzwerke untersucht. Hierfür werden zunächst bestehende Reputationsmetriken klassifiziert, bevor zentralitätsbasierte Reputationsmetriken vorgestellt werden. Abschließend werden eine Reihe von Simulationen durchgeführt, um die Effizienz und Robustheit der Metriken zu evaluieren.

### 7.1 Klassifikation

Reputationssysteme schaffen einen Anreiz für kooperatives Verhalten, indem sie Informationen über das Verhalten der Spieler öffentlich machen (Resnick et al. 2000). Eine *Reputationsmetrik*  $M : I \mapsto \mathbb{R}$  ist eine Funktion, die jedem Spieler eine numerische Bewertung zuordnet, den *Reputationswert*. Diese Funktion definiert eine lineare Ordnung  $\leq^M$  auf der Menge der Spieler, d. h. sie reiht die Spieler in eine Rangfolge ein. Reputationsmetriken können anhand der Menge an Informationen klassifiziert werden, die sie betrachten. Die Historie des aktuellen Interaktionspartners wird Information *erster Ordnung* genannt, die Historie der Interaktionspartner des Partners Information *zweiter Ordnung*, und so weiter. Das folgende Beispiel veranschaulicht den Unterschied:

*Beispiel 7.1.* Alice sendet eine Anfrage an Bob (siehe Abbildung 7.1). Um über die Bearbeitung der Anfrage zu entscheiden, betrachtet Bob die Interaktionshistorie von Alice („1. Ordnung“). Alice hat die Anfragen von Carol und Dave bearbeitet, jedoch die Anfrage von Eve abgelehnt. Um herauszufinden, ob diese Defektion berechtigt war, betrachtet Bob die Interaktionshistorie von Eve („2. Ordnung“). Da Eve alle Anfragen abgelehnt hat, die an sie gesendet wurden, war die Ablehnung von Eves Anfrage durch Alice wohl berechtigt. Daher entscheidet Bob, Alices Anfrage zu bearbeiten.  $\square$

*Simple* Reputationsmetriken wie beispielsweise Image Scoring betrachten nur Informationen erster Ordnung. Dies hat den Nachteil, dass simple Metriken nicht zwischen berechtigter und unberechtigter Defektion unterscheiden können. Daher tragen diskriminierende Spieler die Kosten für die Bestrafung von unkooperativen Spielern. Wegen dieser „kostspieligen Bestrafung“ machen simple Reputationsmetriken das System anfällig für eine Invasion durch unkooperative und nicht-diskriminierende Spieler (Nowak und Sigmund 2005).

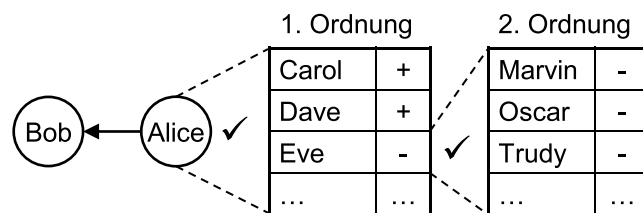


Abb. 7.1. Informationen erster und zweiter Ordnung.

*Komplexe* Reputationsmetriken wie beispielsweise Standing betrachten auch Informationen höherer Ordnung<sup>1</sup>. Diese Metriken erlauben die Unterscheidung zwischen berechtigter und unberechtigter Defektion und vermeiden damit die kostspielige Bestrafung von unkooperativen Spielern. Evolutionäre Studien haben gezeigt, dass komplexe Reputationsmetriken eine Invasion durch nicht-diskriminierende Spieler verhindern können und dass solche Metriken für gewöhnlich einen höheren Effizienzgrad aufweisen als einfache Metriken (Leimar und Hammerstein 2001; Ohtsuki und Iwasa 2004). Im Folgenden wird eine Metrik als *effizient* bezeichnet, wenn sie zu einem Spiel führt, bei dem die Gesamtauszahlung aller Spieler maximal ist. Dieses soziale Optimum tritt dann ein, wenn alle Spieler kooperieren.

Standing ist jedoch anfällig für Fehler in der Wahrnehmung (Takahashi und Mashima 2006). Der Grund ist, dass diese Metrik ein stark limitiertes Gedächtnis hat und nur die letzte Interaktion eines jeden Spielers betrachtet. Wird diese Interaktion falsch wahrgenommen, verliert der Spieler seine gute Reputation, obwohl er tatsächlich kooperiert hat. Im Folgenden wird eine Reputationsmetrik entwickelt, die denselben Effizienzgrad aufweist wie Standing, jedoch robust gegenüber Fehlern in der Wahrnehmung ist.

## 7.2 Zentralität als Reputationsmetrik

Ein Erfolg versprechender Ansatz ist die Verwendung von Zentralitätsmaßen als Reputationsmetrik (Sabater und Sierra 2002; Kamvar et al. 2003; Xiong und Liu 2004). Die Idee ist, dass die Zentralität eines Spielers als „sozialer Status“ interpretiert wird. Bei Nachbarschaftsmaßen kann der Eingangsgrad eines Knotens als Maß für das Vertrauen interpretiert werden, das der entsprechende Spieler genießt. Durch Distanzmaße können Knoten identifiziert werden, die die Vertrauensbildung im Netzwerk kontrollieren. Feedbackmaße bestimmen die Reputation eines Knotens anhand der Reputation seiner Nachbarn.

Am Ende einer jeden Runde des Service Games gibt der Anfrager Feedback über den Anbieter. Das Feedback bildet einen Graphen  $G = (V, E, w)$ , wobei die Spieler als Knoten  $V$  und das Feedback als Kanten  $E$  repräsentiert werden. Eine Bewertung von Spieler  $j$  durch Spieler  $i$  in Runde  $t$  des Spiels bildet die Kante  $(i, j)$  mit Gewicht  $w^t(i, j) \in [-1, 1]$ . Negatives Feedback hat das Gewicht  $-1$ , neutrales Feedback das Gewicht  $0$  und positives Feedback das Gewicht  $1$ . Anhand eines Zentralitätsmaßes wird für jeden Knoten  $v$  des Feedbackgraphen der Zentralitätsindex  $c(v)$  berechnet. Während Nachbarschaftsmaße lediglich den Durchschnitt über das Feedback der Spieler bilden, gewichten Feedbackmaße

<sup>1</sup> Für die Berechnung von Standing reichen Informationen zweiter Ordnung in der Regel nicht aus.



das Feedback anhand der Reputation der beteiligten Spieler. Distanzmaße wiederum berechnen für jeden Spieler die kürzesten Wege zu allen anderen Spielern. Diese Wege können als transitive Vertrauensketten zwischen den Spielern interpretiert werden.

Neueres Feedback ist möglicherweise relevanter für das Reputationssystem, da die Spieler ihr Verhalten während des Spiels ändern können. Im Folgenden wird der Ansatz von Jøsang und Ismail (2002) verwendet, um altes Feedback schrittweise zu „vergessen“ und so neueres Feedback stärker zu gewichten. Nach einer jeden Runde  $t$  des Spiels wird das Feedback gealtert. Die *Vergesslichkeitsrate*  $\lambda \leq 1$  reguliert die Gedächtnislänge. Typische Parameterwerte bewegen sich zwischen 0,5 und 0,9.

$$w^t(i, j) = \lambda \cdot w^{t-1}(i, j) \quad (7.1)$$

Der Feedbackgraph kann Mehrfachkanten zwischen zwei Knoten enthalten, da dieselben Spieler wiederholt interagieren können. Da Feedbackmaße auf einfachen Graphen (und nicht auf Multigraphen) definiert sind, muss der Feedbackgraph transformiert werden. Entsprechend dem Ansatz von Jøsang und Ismail (2002) werden Mehrfachkanten  $(i, j) \in E$  zwischen zwei Knoten  $i, j \in V$  mit den Gewichten  $w^t(i, j) \in [-1, 1]$  in eine einzelne Kante  $e_{ij}^t$  mit dem Gewicht  $w_{ij}^t \in [0, 1]$  transformiert:

$$w_{ij}^t = \frac{\sum_{(i,j) \in E} \max(w^t(i, j), 0)}{\sum_{(i,j) \in E} |w^t(i, j)|} \quad (7.2)$$

Haben alle Kanten  $(i, j)$  zwischen den Knoten  $i$  und  $j$  das Gewicht 0, dann bekommt die transformierte Kante  $e_{ij}^t$  das neutrale Gewicht 0,5. Distanzmaße schließlich sind auf einfachen, ungewichteten Graphen definiert. Kanten  $e_{ij}^t$  mit Gewicht  $w_{ij}^t < 0,5$  werden eliminiert und die Gewichte von den verbleibenden Kanten entfernt.

### 7.3 Hypothesen

In dieser Studie werden die Effizienz und Robustheit von Strategien untersucht, die auf Zentralitätsmaßen basieren. Hierfür werden folgende Hypothesen aufgestellt:

$H_1$  Diskriminierende Strategien basierend auf Zentralitätsmaßen sind evolutionär stabil.

$H_2$  Zentralitätsmaße weisen denselben Effizienzgrad auf wie Standing.

$H_3$  Zentralitätsmaße sind robuster gegenüber Fehlern in der Wahrnehmung als Standing.

Hypothese  $H_1$  postuliert, dass die Strategie, nur „zentralen“ Spielern zu helfen, evolutionär stabil sind. Diese Strategie wird im Folgenden *Zentralitätsstrategie* genannt. Die evolutionäre Stabilität ist wichtig, damit das System nicht von unkooperativen Spielern unterlaufen werden kann.

Zentralitätsmaße können als komplexe Reputationsmetriken angesehen werden, da sie berechnete Defektion verzeihen. Negatives Feedback für das Ablehnen der Anfrage eines „schlechten“ Spielers fällt nicht ins Gewicht, falls dieser Spieler eine niedrige Reputation hat. Hypothese  $H_2$  postuliert, dass Zentralitätsmaße daher denselben Effizienzgrad aufweisen wie Standing.

Zentralitätsmaße können gelegentliche Fehler in der Wahrnehmung verzeihen, da sie nicht nur die letzte Interaktion betrachten, sondern die komplette Interaktionshistorie. Es müssen also mehrere negative Bewertungen zusammenkommen, bis ein Spieler seine gute Reputation verliert. Hypothese  $H_3$  postuliert, dass Zentralitätsmaße robuster gegenüber Fehlern in der Wahrnehmung sind als Standing. Eine Reputationsmetrik wird als *robust* bezeichnet, wenn sie auch in der Gegenwart von Fehlern effizient ist. Folglich ist eine Reputationsmetrik X robuster als eine Metrik Y, wenn X unter den gleichen Voraussetzungen eine höhere Gesamtauszahlung erwirkt als Y.

Um die Hypothesen zu überprüfen, werden in diesem Kapitel eine Reihe von Simulationen durchgeführt. In diesen Simulationen werden die Effizienz und Robustheit der Zentralitätsstrategie untersucht. Es werden unterschiedliche Zentralitätsmaße verglichen und geeignete Parameterwerte des Spiels identifiziert. Um die Verwendung von Reputationsinformationen in einem realistischen Kontext zu untersuchen, wird in Kapitel 8 außerdem ein verhaltensökonomisches Experiment durchgeführt. Im Experiment werden das Zentralitätsmaß sowie diejenigen Parameterwerte verwendet, die in der Simulation am besten abschneiden.

## 7.4 Simulationsaufbau

In diesem Abschnitt wird eine Reihe von Simulationen beschrieben, in denen verschiedene Zentralitätsmaße mit Standing verglichen werden. Weiterhin wird untersucht, welche Parameterwerte den Effizienzgrad des Systems erhöhen.

### 7.4.1 Strategien

In der vorliegenden Arbeit wird die folgende Strategie basierend auf Zentralitätsindizes vorgeschlagen: „Hilf nur Spielern, deren Zentralitätsindex zu den besten  $k$  Prozent gehört.“ Diese Strategie wird, jeweils mit individuellen Parametern, sowohl für die Anbieterwahl als auch für die Kooperationsentscheidung verwendet. Zentralitätsindizes sind als Rangordnung definiert, d. h. die absoluten Werte haben keine Bedeutung. Daher sind Schwellenwertstrategien wie beispielsweise „Reputation  $\geq x$ “ nicht auf Zentralitätsmaße anwendbar. Natürlich sind viele andere Strategien denkbar, aber verwandte Arbeiten haben gezeigt, dass menschliche Spieler auf solch einfache Strategien zurückgreifen (Milinski et al. 2001).

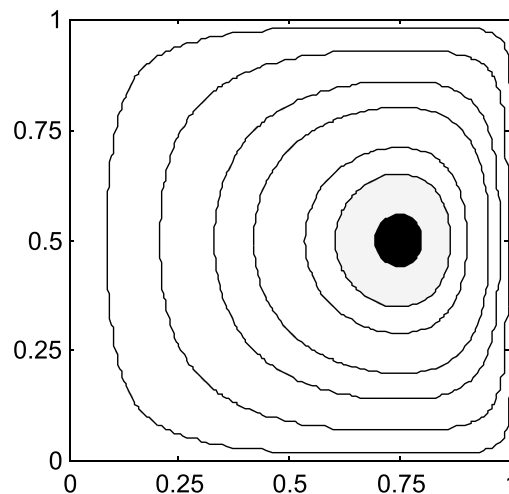
Im Folgenden wird die Zentralitätsstrategie mit der Standing-Strategie verglichen. Um dieselbe Top- $k$  Strategie wie für die Zentralitätsmaße nutzen zu können, wird in den Simulationen eine dezimale Standing-Metrik (Brandt et al. 2007) verwendet. Bei dieser Metrik bewegt sich der Reputationswert zwischen -5 und +5, Werte  $\geq 0$  repräsentieren ein gutes Standing. Hilft ein Spieler einem anderen Spieler, erhöht sich sein Reputationswert. Lehnt er die Anfrage eines Spielers mit gutem Standing ab, reduziert sich der Wert. Durch das Ablehnen eines Spielers mit schlechtem Standing bleibt der Reputationswert unverändert.

### 7.4.2 Evolution der Strategien

Wie in Kapitel 5 werden die Strategien einem evolutionären Prozess unterworfen, der durch einen genetischen Algorithmus simuliert wird. Strategien breiten sich in der Population

aus, wenn sie erfolgreich sind, d. h. eine hohe Auszahlung erzielen. Neue Generationen von Strategien entstehen durch die genetischen Operatoren Selektion, Rekombination und Mutation. Der Parameter  $k$  der Zentralitätsstrategie wird als Binärstring kodiert. Da jeder Spieler zwei Strategien verfolgt – eine für das Stellen von Anfragen und eine für das Bearbeiten – kodiert der Binärstring tatsächlich zwei Parameter: den Schwellenwert  $k_r \leq 1$  für die Anbieterwahl und den Schwellenwert  $k_p \leq 1$  für die Kooperationsentscheidung. Die Parameterwerte werden in eine Gray-codierte Binärzahl konvertiert und zu einem Binärstring konkateniert.

Die initialen Strategiepopulationen wurden entsprechend einer Betaverteilung erstellt. Die Betaverteilung ist über dem Intervall  $[0, 1]$  definiert durch die Parameter  $\alpha$  und  $\beta$  mit  $\alpha, \beta > 0$ . Angelehnt an den Ansatz von Jøsang und Ismail (2002) werden für die Anbieterwahl die Parameterwerte  $\alpha_r = x \cdot n + 1$  und  $\beta_r = (1 - x) \cdot n + 1$  verwendet mit  $0 \leq x \leq 1$ , wobei  $n$  die Populationsgröße bezeichnet. Für die Kooperationsentscheidungen werden  $\alpha_p = y \cdot n + 1$  und  $\beta_p = (1 - y) \cdot n + 1$  verwendet mit  $0 \leq y \leq 1$ . Für große  $n$  bilden  $x$  und  $y$  die Erwartungswerte  $\mu_r$  und  $\mu_p$  der Betaverteilung. Die Strategien bilden also einen zweidimensionalen Strategieraum mit den Koordinaten  $(x, y)$ . In Abbildung 7.2 sind die Höhenlinien der Wahrscheinlichkeitsdichte für die Parameterwerte  $(0.75, 0.5)$  dargestellt.



**Abb. 7.2.** Höhenlinien der Wahrscheinlichkeitsdichte für die Parameterwerte  $(0.75, 0.5)$ .

### 7.4.3 Evaluationsmetriken

In diesem Abschnitt werden zwei Metriken vorgestellt, um den Effizienzgrad des Systems zu messen. Als absolutes Maß wird die *Gesamtauszahlung*  $H_i^t$  der Auszahlungen von Spieler  $i$  in Runde  $t$  des Spiels verwendet (siehe Gleichung 4.14). Als relatives Maß wird die *mittlere Kooperationsrate*  $R_i^t$  genutzt (siehe Gleichung 4.7). Zur Berechnung der Kooperationsrate wurde der Glättungsfaktor  $\alpha = 0,5$  verwendet.

Die Kooperationsrate erlaubt den direkten Vergleich zweier Systeme, da sie auf das Intervall  $[0, 1]$  normalisiert ist. Das Maß betrachtet jedoch nicht die absolute Anzahl von gesendeten

Anfragen. Ist beispielsweise die (relative) Kooperationsrate in einem System A höher als in einem System B, kann die (absolute) Auszahlung in A trotzdem niedriger sein, da weniger Anfragen gesendet werden als in B. Eine hohe Kooperationsrate ist also eine notwendige, aber keine hinreichende Bedingung für eine hohe Auszahlung. Im Folgenden werden daher, falls nötig, beide Maße berichtet.

#### 7.4.4 Simulationsmethodik

Das Feedback der Spieler ist möglicherweise subjektiv oder inkorrekt, da die Spieler die tatsächlichen Ergebnisse der Interaktionen fehlerhaft wahrnehmen oder sich strategisch verhalten können. In den Simulationen wird verfälschtes Feedback modelliert, indem ein bestimmter Anteil der Spieler negatives Feedback für erfolgreiche Interaktionen bzw. positives Feedback für erfolglose Interaktionen gibt. Die *Fehlerrate*  $\epsilon$  bezeichnet dabei den Anteil von verfälschtem Feedback.

In Kapitel 5 wurde gezeigt, dass zwischen den Parametern des Service Games nur triviale Abhängigkeiten bestehen. Daher werden die Parameter in dieser Studie einzeln untersucht, d. h. in jeder Simulation wird jeweils nur ein Parameter variiert. In Simulation *S1* werden unterschiedliche Zahlenverhältnisse von Gebühr  $f$ , Kosten  $c$  und Nutzen  $b$  untersucht. In Simulation *S2* wird der Diskontierungsfaktor  $\delta$  variiert, in Simulation *S3* die Vergesslichkeitsrate  $\lambda$  und in Simulation *S4* die Fehlerrate  $\epsilon$ . Tabelle 7.1 fasst die Parameterwerte der Simulationen zusammen.

**Tabelle 7.1.** Parameterwerte der Simulationen.

Simulationen		Parameterwerte					
		$f$	$c$	$b$	$\delta$	$\lambda$	$\epsilon$
<i>S1</i>	Keine Gebühr	<b>0</b>	1	10	0,95	0,7	0
	Geringer Nutzen	1	2	<b>10</b>	0,95	0,7	0
	Hoher Nutzen	1	2	<b>30</b>	0,95	0,7	0
<i>S2</i>	Niedriger Diskontierungsfaktor	1	2	30	<b>0,05</b>	0,7	0
	Mittlerer Diskontierungsfaktor	1	2	30	<b>0,50</b>	0,7	0
	Hoher Diskontierungsfaktor	1	2	30	<b>0,95</b>	0,7	0
<i>S3</i>	Kurzes Gedächtnis	1	2	30	0,95	<b>0,5</b>	0
	Mittleres Gedächtnis	1	2	30	0,95	<b>0,7</b>	0
	Langes Gedächtnis	1	2	30	0,95	<b>0,9</b>	0
<i>S4</i>	Geringer Fehler	1	2	30	0,95	0,7	<b>0,005</b>
	Mittlerer Fehler	1	2	30	0,95	0,7	<b>0,05</b>
	Hoher Fehler	1	2	30	0,95	0,7	<b>0,5</b>

In jeder der Simulationen wurden unterschiedliche Zentralitätsmaße mit Standing verglichen. Es wurden exemplarisch drei Zentralitätsmaße ausgewählt, die die drei Kategorien aus Brandes und Erlebach (2005) repräsentieren: Das Beta Reputationsystem (Jøsang und Ismail 2002) als nachbarschaftsbasiertes Maß, PageRank (Page et al. 1999) als feedback-basiertes Maß und Proximity (Lin 1976) als distanzbasiertes Maß. Im Folgenden werden Standing und Beta als *lokale* Reputationsmetriken bezeichnet, da sie nur die unmittel-

bare Nachbarschaft der Knoten betrachten. PageRank und Proximity werden als *globale* Metriken bezeichnet, da sie den kompletten Feedbackgraphen berücksichtigen.

Die Simulationen bestanden aus einer Population von 100 Spielern, die jeweils 100 Runden des Service Games spielten. Es wurden 100 Wiederholungen von jeder Simulation durchgeführt, um Zufallseffekte zu vermeiden. Für die Auswertung wurde eine uniforme Stichprobe des Strategieraums von 20 x 20 Punkten gewählt.

## 7.5 Ergebnisse

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der Simulationen vorgestellt. Nach der Untersuchung der evolutionären Stabilität der Zentralitätsstrategie werden die lokalen Metriken mit den globalen Metriken bezüglich ihrem Effizienzgrad verglichen. Anschließend werden die Parameter des Spiels analysiert, bevor die Robustheit der Metriken gegenüber verfälschtem Feedback untersucht wird.

### 7.5.1 Evolutionäre Stabilität

Zunächst wird die evolutionäre Stabilität der Zentralitätsstrategie untersucht. Für diese Analyse wurden die Parameterwerte  $b = 30$ ,  $c = 2$ ,  $f = 1$ ,  $\delta = 0,95$ ,  $\lambda = 0,7$ ,  $\epsilon = 0$  verwendet. Die Abbildungen 7.3 und 7.4 zeigen die resultierenden Strategieräume für die lokalen Reputationsmetriken Standing und Beta sowie für die globalen Metriken PageRank und Proximity. Jeder Punkt in den Diagrammen repräsentiert eine Strategiepopulation. Die Koordinaten  $(x, y)$  spezifizieren die initiale Zusammensetzung der Population. Die Farben der Punkte stellen die mittlere Kooperationsrate der Populationen dar. Die verwendete Farbskala reicht wieder von Schwarz (Kooperationsrate 0) über Rot (0,375) und Gelb (0,75) bis hin zu Weiß (1).

Während des evolutionären Prozesses ändert sich die Zusammensetzung der Population, da weniger erfolgreiche Strategien aussterben und durch erfolgreichere Strategien ersetzt werden. Die Pfeile stellen die Veränderung der Population dar, d. h. sie zeigen von der initialen auf die finale Zusammensetzung der Population. Die Konvergenz des genetischen Algorithmus wurde durch die Berechnung der Varianz der Populationen überprüft. In Fixpunkten ändert sich die Zusammensetzung der Populationen nicht, d. h. diese Punkte haben keine Pfeile. Sind die Fixpunkte zudem stabil und attraktiv, weisen die entsprechenden Populationen Charakteristika evolutionär stabiler Zustände auf.

Wie aus Abbildung 7.3 ersichtlich hat das System mit der Standing-Strategie zwei Fixpunkte,  $(-0.25, 1.25)$  und  $(1.5, 2.0)$ . Die Dynamik des Systems lässt vermuten, dass die Fixpunkte instabil sind. Vielmehr oszilliert das System zwischen beiden Fixpunkten. Der erste Fixpunkt ist effizient, während der zweite ineffizient ist. Das System mit der Reputationsmetrik Beta hat ebenfalls zwei Fixpunkte,  $(0.35, 0.35)$  und  $(0.35, 0.65)$ . Diese beiden Fixpunkte sind stabil und attraktiv, weshalb die entsprechenden Zustände als evolutionär stabil bezeichnet werden können. Populationen mit dem initialen Schwellenwert  $k_p \leq 0,5$  konvergieren zum ersten Fixpunkt, während die restlichen Populationen zum zweiten Fixpunkte konvergieren. Die Farben der Fixpunkte zeigen zudem an, dass beide Gleichgewichte effizient sind.

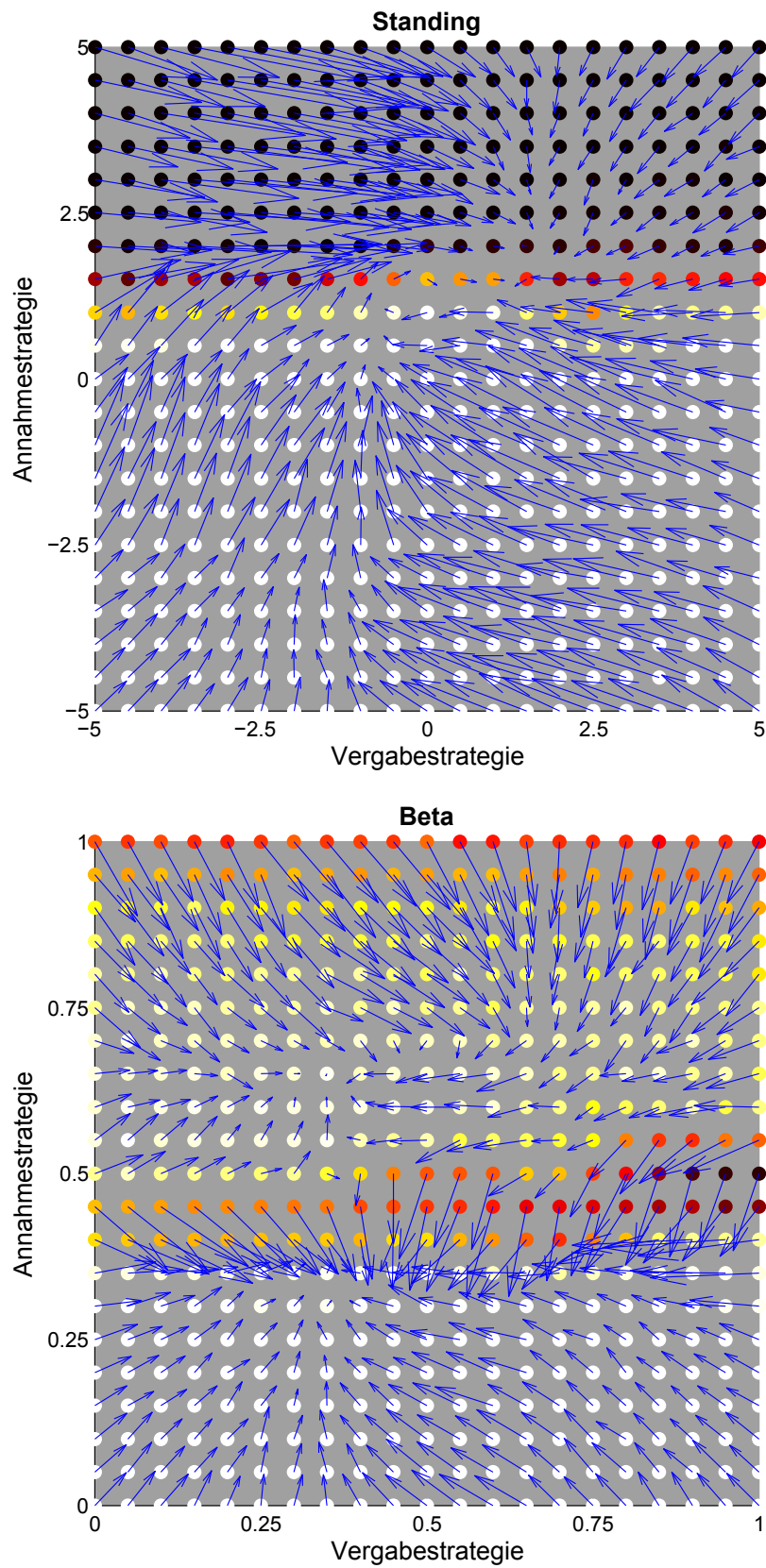


Abb. 7.3. Standing und Beta ( $f = 1$ ,  $c = 2$ ,  $b = 30$ ,  $\delta = 0,95$ ,  $\lambda = 0,7$ ,  $\epsilon = 0$ )

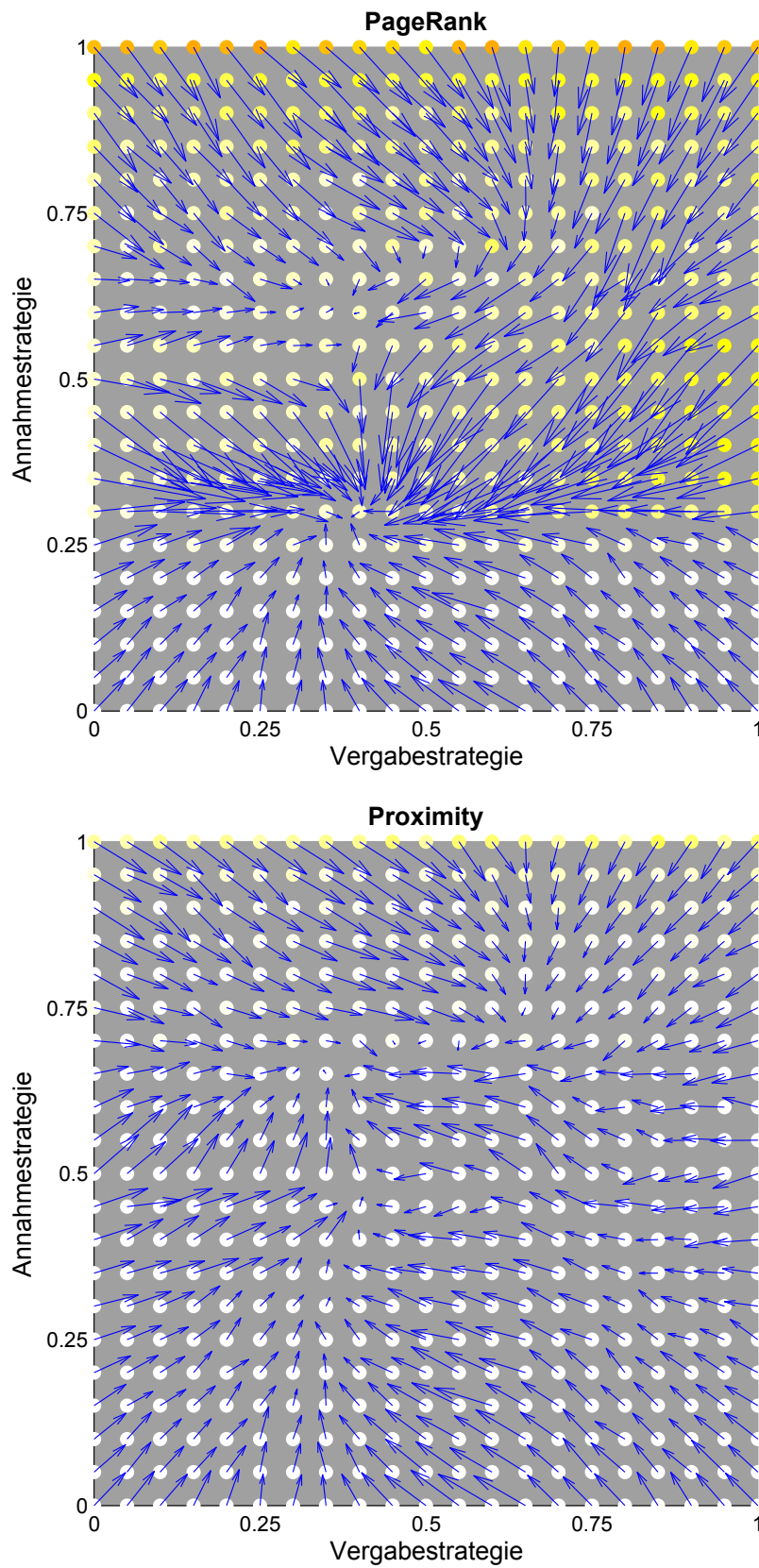


Abb. 7.4. PageRank und Proximity ( $f = 1$ ,  $c = 2$ ,  $b = 30$ ,  $\delta = 0,95$ ,  $\lambda = 0,7$ ,  $\epsilon = 0$ )

Abbildung 7.4 zeigt, dass das System mit der Reputationsmetrik PageRank die Fixpunkte  $(0.375, 0.3)$  und  $(0.375, 0.625)$  hat. Beide Fixpunkte sind effizient, wobei nur der zweite Fixpunkt stabil und attraktiv ist. Daher kann zumindest der zweite Fixpunkt als evolutionär stabil bezeichnet werden. Das System mit der Reputationsmetrik Proximity hat schließlich die Fixpunkte  $(0.35, 0.65)$  und  $(0.45, 0.7)$ . Beide Fixpunkte sind effizient, jedoch ist keiner der Fixpunkte stabil. Wie bei der Standing-Strategie oszilliert das System zwischen beiden Fixpunkten. Durch die Existenz von asymptotisch stabilen Fixpunkten wird Hypothese  $H_1$  bestätigt, wonach Zentralitätsstrategien evolutionär stabil sind.

**Beobachtung 10** *Bei den Reputationsmetriken Beta und PageRank weisen die Fixpunkte Charakteristika evolutionär stabiler Zustände auf.*

### 7.5.2 Effizienz der Metriken

Als Nächstes werden die lokalen Metriken mit den globalen Metriken bezüglich ihrem Effizienzgrad verglichen. Die Abbildungen 7.3 und 7.4 lassen vermuten, dass das Verhältnis von weißen (effizienten) zu schwarzen (ineffizienten) Punkten beträchtlich zwischen den Reputationsmetriken variiert. Die mittlere Auszahlung beträgt 336 ( $\pm 250$ ) für Standing, 514 ( $\pm 40,5$ ) für Beta, 530 ( $\pm 16,3$ ) für PageRank und 534 ( $\pm 5,17$ ) für Proximity. Die mittlere Kooperationsrate beträgt 0,63 ( $\pm 0,46$ ) für Standing, 0,83 ( $\pm 0,21$ ) für Beta, 0,90 ( $\pm 0,09$ ) für PageRank und 0,99 ( $\pm 0,03$ ) für Proximity. Eine Varianzanalyse (ANOVA) bestätigt, dass diese Unterschiede signifikant sind ( $F(3, 440) = 1,50$ ,  $p < 0,01$  für die Auszahlung bzw.  $F(3, 440) = 1,89$ ,  $p < 0,01$  für die Kooperationsrate). Daher wird Hypothese  $H_2$  unterstützt, wonach Zentralität denselben Effizienzgrad aufweist wie Standing.

**Beobachtung 11** *Die globalen Metriken PageRank und Proximity weisen einen höheren Effizienzgrad auf als die lokalen Metriken Standing und Beta.*

### 7.5.3 Parameter der Spiels

Anschließend werden die Parameter des Spiels analysiert. Wo nicht anders angegeben, werden die Ergebnisse für Proximity berichtet. Die Ergebnisse der anderen Zentralitätsmaße sind in Anhang B abgebildet.

In Simulation  $S1$  wird zunächst die Kostenstruktur  $f, c, b$  untersucht. Entsprechend vorheriger Studien zu Reziprozität (Wedekind und Milinski 2000; Bolton et al. 2005; Seinen und Schram 2006) ist zu erwarten, dass das Kosten-Nutzen-Verhältnis  $c/b$  einen entscheidenden Einfluss auf den Effizienzgrad des Systems hat. Die Ergebnisse bestätigen diese Erwartung. Die mittlere Auszahlung beträgt 178 ( $\pm 1,66$ ) für das System ohne Gebühr, 138 ( $\pm 1,55$ ) für den geringen Nutzen und 534 ( $\pm 5,17$ ) für den hohen Nutzen. Die mittlere Kooperationsrate beträgt 0,99 ( $\pm 0,03$ ) für alle drei Kostenstrukturen.

Solange der Nutzen größer ist als die Kosten, kann sich also Kooperation einstellen. Die Kostenstruktur beeinflusst dann ausschließlich die absoluten Auszahlungen, nicht jedoch die relative Kooperationsrate. Die Gebühr  $f$  für das Senden einer Anfrage hat keinen entscheidenden Einfluss auf das System und kann mit den Kosten  $c$  verrechnet werden.

**Beobachtung 12** *Das System ist effizient, wenn der Nutzen größer ist als die Kosten.*



In Simulation  $S2$  wird die Diskontierung untersucht. Ein hoher Diskontierungsfaktor  $\delta$  bedeutet eine niedrige Inflationsrate und somit höhere Auszahlungen. Wie erwartet hat die Diskontierung große Auswirkungen auf die absoluten Auszahlungen der Spieler. Die mittlere Auszahlung beträgt 28,0 ( $\pm 0,88$ ) für den niedrigen Diskontierungsfaktor, 53,5 ( $\pm 1,09$ ) für den mittleren Diskontierungsfaktor und 534 ( $\pm 5,17$ ) für den hohen Diskontierungsfaktor. Der Diskontierungsfaktor hat jedoch nur einen geringen Einfluss auf die Kooperationsrate der Spieler. Die mittlere Kooperationsrate beträgt 0,98 ( $\pm 0,03$ ) für den niedrigen Diskontierungsfaktor und 0,99 ( $\pm 0,03$ ) für den mittleren und hohen Diskontierungsfaktor.

**Beobachtung 13** *Die Diskontierung beeinflusst zwar die absoluten Auszahlungen, nicht jedoch die relative Kooperationsrate.*

In Simulation  $S3$  wird die Gedächtnislänge untersucht. Eine niedrige Vergesslichkeitsrate  $\lambda$  ist gleichbedeutend mit einem langen Gedächtnis. Die Ergebnisse zeigen, dass die Gedächtnislänge nur einen geringen Einfluss auf den Effizienzgrad der Metriken Standing, Beta und PageRank hat. Ein langes Gedächtnis verschlechtert jedoch den Effizienzgrad von Proximity. Die mittlere Auszahlung beträgt 535 ( $\pm 3,71$ ) für das kurze Gedächtnis, 534 ( $\pm 5,17$ ) für das mittlere Gedächtnis und 467 ( $\pm 73,0$ ) für das lange Gedächtnis. Die mittlere Kooperationsrate beträgt 0,99 ( $\pm 0,01$ ) für das kurze Gedächtnis, 0,99 ( $\pm 0,03$ ) für das mittlere Gedächtnis und 0,84 ( $\pm 0,17$ ) für das lange Gedächtnis.

Der Grund für das schlechtere Abschneiden von Proximity ist die zusätzliche Transformation auf ungewichtete Graphen, wodurch Kanten mit Gewicht  $\leq 0,5$  eliminiert werden. Bei einem langen Gedächtnis ist der Feedbackgraph meist voll vernetzt, es kann also nicht mehr zwischen guten und schlechten Spielern unterschieden werden. Während ein kürzeres Gedächtnis eine schnellere Anpassung an Verhaltensänderungen der Spieler erlaubt, wird das System anfällig für Whitewashing-Attacken. Durch ein längeres Gedächtnis lassen sich solche Attacken zwar verhindern, die Reputationsmetrik wird jedoch träge und kann sich an Verhaltensänderungen nur langsam anpassen.

**Beobachtung 14** *Die Wahl der Gedächtnislänge stellt einen Kompromiss dar zwischen Reaktionszeit und Robustheit der Reputationsmetrik.*

#### 7.5.4 Robustheit der Metriken

Abschließend wird die Robustheit der Metriken gegenüber verfälschtem Feedback untersucht. Eine hohe Fehlerrate  $\epsilon$  bewirkt, dass mehr Feedback verfälscht wird. Die Ergebnisse von Simulation  $S4$  sind in Tabelle 7.2 zusammengefasst.

Wie erwartet verringert eine hohe Fehlerrate den Effizienzgrad des Systems. Es gibt jedoch beträchtliche Unterschiede zwischen den einzelnen Reputationsmetriken. Während bei den Zentralitätsmaßen die Kooperationsrate mit steigender Fehlerrate deutlich einbricht, bleibt die Kooperationsrate von Standing für den geringen und mittleren Fehler auf einem relativ hohen Niveau. Eine ANOVA bestätigt, dass sich die mittlere Kooperationsrate von Standing signifikant von den anderen Metriken unterscheidet ( $F(3, 440) = 1,40$ ,  $p < 0,01$  bzw.  $F(3, 440) = 1,46$ ,  $p < 0,01$ ). Für den hohen Fehler zeigt eine ANOVA jedoch, dass sich die mittlere Kooperationsrate nicht mehr signifikant zwischen den Reputationsmetriken unterscheidet ( $F(3, 440) = 1,01$ ,  $p = 0,45$ ). Bei einer hohen Fehlerrate bricht die Kooperationsrate auch bei Standing zusammen.

**Tabelle 7.2.** Ergebnisse von Simulation  $S_4$ .

<b>Auszahlung</b>	<i>Standing</i>	<i>Beta</i>	<i>PageRank</i>	<i>Proximity</i>
Geringer Fehler	337 ( $\pm 249$ )	504 ( $\pm 60,4$ )	521 ( $\pm 48,0$ )	510 ( $\pm 52,5$ )
Mittlerer Fehler	342 ( $\pm 246$ )	521 ( $\pm 41,4$ )	523 ( $\pm 40,5$ )	506 ( $\pm 63,0$ )
Hoher Fehler	312 ( $\pm 173$ )	463 ( $\pm 88,2$ )	462 ( $\pm 89,6$ )	461 ( $\pm 91,7$ )

<b>Kooperationsrate</b>	<i>Standing</i>	<i>Beta</i>	<i>PageRank</i>	<i>Proximity</i>
Geringer Fehler	0,63 ( $\pm 0,46$ )	0,35 ( $\pm 0,20$ )	0,35 ( $\pm 0,20$ )	0,86 ( $\pm 0,25$ )
Mittlerer Fehler	0,64 ( $\pm 0,45$ )	0,35 ( $\pm 0,20$ )	0,35 ( $\pm 0,20$ )	0,49 ( $\pm 0,25$ )
Hoher Fehler	0,54 ( $\pm 0,29$ )	0,23 ( $\pm 0,16$ )	0,23 ( $\pm 0,16$ )	0,26 ( $\pm 0,17$ )

In Gegensatz zu *Standing* bleiben jedoch bei den Zentralitätsmaßen die mittleren Auszahlungen relativ stabil. Insgesamt bewegen sich die mittleren Auszahlungen der Zentralitätsmaße auf einem deutlich höheren Niveau als bei *Standing*. Bei *Standing* deutet zudem die große Varianz in der Kooperationsrate und der Auszahlung auf eine hohe Fehleranfälligkeit hin. Hypothese  $H_3$ , wonach Zentralitätsmaße robuster sind als *Standing*, kann daher als bestätigt angesehen werden.

## 7.6 Diskussion

In diesem Kapitel wurde die Effizienz und Robustheit von Reputationsmetriken in sozialen Netzwerken untersucht. Hierfür wurden Hypothesen aufgestellt, die anhand von evolutionären Simulationen überprüft wurden. Durch die Existenz von asymptotisch stabilen Fixpunkten wurde Hypothese  $H_1$  bestätigt, wonach Zentralitätsstrategien evolutionär stabil sind. Die globalen Metriken *PageRank* und *Proximity* weisen einen höheren Effizienzgrad auf als die lokalen Metriken *Standing* und *Beta*. Hypothese  $H_2$ , wonach Zentralitätsmaße denselben Effizienzgrad aufweisen wie *Standing*, wurde also bestätigt. Weiterhin sind Zentralitätsmaße robuster gegenüber Fehlern in der Wahrnehmung als *Standing*. Hypothese  $H_3$ , wonach Zentralitätsmaße robuster sind als *Standing*, wird daher als bestätigt angesehen.

Die Ergebnisse der Simulationen bilden die Grundlage für das verhaltensökonomische Experiment in Kapitel 8. *Proximity* weist den höchsten Effizienzgrad auf und ist am robustesten gegenüber Wahrnehmungsfehlern. Daher wird *Proximity* im Experiment als Reputationsmetrik verwendet. Neben der Reputationsmetrik haben auch die Parameterwerte des Modells einen entscheidenden Einfluss auf den Effizienzgrad des Systems. Um die Kooperation der Teilnehmer zu ermöglichen, wird im Experiment ein hoher Nutzen gewählt:  $c = 1, f = 2, b = 30$ . Der Diskontierungsfaktor  $\delta$  wird im Experiment implizit durch die Anzahl der gespielten Runden gesteuert. Für die Vergesslichkeitsrate wird im Experiment ein mittlerer Wert  $\lambda = 0,7$  verwendet, der sich als guter Kompromiss zwischen Reaktionszeit und Robustheit erwiesen hat. Die Fehlerrate wird im Experiment nicht kontrolliert, sondern durch den Vergleich der objektiven Interaktionsergebnisse mit dem subjektiven Feedback der Nutzer gemessen.

Abschließend können Empfehlungen für den Entwurf sozialer Netzwerke ausgesprochen werden. Die Verwendung der Reputationsmetriken *Beta* und *PageRank* kann zu Gleichge-

---

wichtszuständen führen. Damit solch ein System effizient ist, muss die Kostenstruktur so ausgestaltet sein, dass der Nutzen größer ist als die Kosten. Der Einfluss der Diskontierung ist vernachlässigbar, da sie zwar die absoluten Auszahlungen beeinflusst, nicht jedoch die relative Kooperationsrate. Die Gedächtnislänge der Reputationsmetrik ist ein Kompromiss zwischen Reaktionszeit und Robustheit.



## Verwendung von Reputationsinformationen

In diesem Kapitel wird untersucht, welche Reputationsinformationen menschliche Spieler verwenden. Hierfür werden zunächst eine Reihe von Hypothesen aufgestellt, die anhand eines verhaltensökonomischen Experiments überprüft werden. Abschließend werden weitere Erkenntnisse diskutiert, die während des Experiments gewonnen wurden.

### 8.1 Hypothesen

Die Stabilität von Kooperation durch Reziprozität wird durch nicht-diskriminierende Spieler bedroht, die lediglich auf ihre eigene Reputation bedacht sind (Nowak und Sigmund 1998). Erreicht der Anteil dieser Spieler eine kritische Masse, kann das System von unkooperativen Spielern unterlaufen werden. Hypothese  $H_1$  postuliert, dass menschliche Spieler diskriminierende Strategien verfolgen, die auf Reputationswerten basieren. Die Verwendung diskriminierender Strategien stellt sicher, dass das System nicht von unkooperativen Spielern unterlaufen werden kann.

Im Experiment wird ein Reputationssystem verwendet, um einen Anreiz zur Kooperation zu schaffen. Die Spieler werden jedoch nur dann eine gute Reputation erwerben, wenn diese durch andere Spieler honoriert wird. Weiterhin werden vor allem solche Spieler erfolgreich sein, die in der Lage sind, zuverlässige Anbieter zu identifizieren. Hypothese  $H_2$  postuliert, dass Spieler mit hoher Reputation erfolgreicher sind als Spieler mit niedriger Reputation.

Das verwendete Reputationssystem aggregiert Feedback zu Reputationswerten, was prinzipbedingt mit einem Informationsverlust verbunden ist. Im Experiment wird neben den aggregierten Reputationswerten die komplette Interaktionshistorie eines jeden Spielers angeboten. Falls die Teilnehmer den Informationsverlust nicht in Kauf nehmen wollen, können sie auf die komplette Interaktionshistorie zurückgreifen. Vorherige Studien haben jedoch gezeigt, dass die Spieler mit der Interaktionshistorie überfordert sind (Bolton et al. 2005). Hypothese  $H_3$  postuliert, dass die Spieler aggregierte Reputationswerte bevorzugen.

Menschliche Spieler zeigen auch ohne explizite Anreize ein hohes Maß an Kooperativität (Bolton et al. 2005; Engelmann und Fischbacher 2009). Um die Motivation der Teilnehmer zu untersuchen, wird eine Endspielphase eingeführt, in der das Experiment jederzeit zu Ende sein kann. In der Endspielphase gibt es keinen Anreiz mehr, eine gute Reputation zu erwerben, da sich diese nicht mehr auszahlen kann. Ein rationaler Spieler sollte also in

der Endspielphase nicht mehr kooperieren. Hypothese  $H_4$  postuliert, dass sich menschliche Spieler im Service Game nur bedingt rational verhalten und auch ohne explizite Anreize kooperieren.

In realen Systemen können sich die Teilnehmer strategisch verhalten und unehrliches Feedback geben, um ihre eigene Reputation zu erhöhen oder die Reputation anderer Teilnehmer zu verringern (Dellarocas 2000). Im Service Game haben die Spieler jedoch keinen Anreiz, unehrliches Feedback zu geben. Die Auszahlung erfolgt entsprechend dem individuellen Erfolg der Spieler und nicht anhand einer Rangordnung, d. h. es besteht keine Konkurrenz zwischen den Spielern. Hypothese  $H_5$  postuliert, dass die Spieler ehrliches Feedback geben, wenn es keinen Anreiz für unehrliches Feedback gibt.

Die folgende Liste fasst die Hypothesen noch einmal zusammen:

- $H_1$  Menschliche Spieler verfolgen diskriminierende Strategien, die auf Reputationswerten basieren.
- $H_2$  Spieler mit hoher Reputation sind erfolgreicher als Spieler mit niedriger Reputation.
- $H_3$  Menschliche Spieler bevorzugen aggregierte Reputationswerte.
- $H_4$  Menschliche Spieler verhalten sich im Service Game nur bedingt rational.
- $H_5$  Menschliche Spieler geben ehrliches Feedback, wenn es keinen Anreiz für unehrliches Feedback gibt.

Zur Überprüfung der Hypothesen wurde ein verhaltensökonomisches Experiment durchgeführt, das in den folgenden Abschnitten beschrieben wird. Für Hypothese  $H_1$  wurde beobachtet, ob die Teilnehmer die zur Verfügung gestellten Reputationswerte als Entscheidungsgrundlage für die Anbieterwahl und ihre Kooperationsentscheidungen verwendet haben. Weiterhin wurden in einem Fragebogen die Strategien der Spieler erfragt.

Die Überprüfung von Hypothese  $H_2$  erfolgt sowohl aus individueller als auch aus kollektiver Sicht. Aus individueller Sicht wird untersucht, ob sich eine hohe Reputation für den Spieler auszahlt, d. h. seine Fragen von anderen Spielern häufiger beantwortet werden. Trifft die Hypothese zu, ist eine positive Korrelation zwischen der Reputation eines Spielers und seiner Erfolgsquote beim Senden von Fragen zu erwarten. Aus kollektiver Sicht wird das Guthaben der Spieler mit ihrer Reputation verglichen. Die Hypothese lässt eine positive Korrelation zwischen Reputation und Guthaben erwarten.

Um Hypothese  $H_3$  zu überprüfen, wurden den Teilnehmern unterschiedliche Informationsquellen in Form von Spielernamen, Reputationswerten und Interaktionshistorien zur Verfügung gestellt. Es wird beobachtet, wie häufig die Teilnehmer welche Informationsquelle verwenden. Im Fragebogen wird zusätzlich erhoben, welche Informationsquellen die Teilnehmer als am besten geeignet erachten.

Zur Überprüfung von Hypothese  $H_4$  wird der zeitliche Verlauf der durchschnittlichen Kooperationsrate beobachtet. Verhalten sich die Spieler rational, sollte die Kooperationsrate in der Endspielphase deutlich einbrechen. Zusätzlich wird im Fragebogen erhoben, ob die Teilnehmer auch ohne monetären Anreiz kooperiert haben.

Um Hypothese  $H_5$  zu überprüfen, können die Spieler im Experiment subjektives Feedback geben. Für jede Interaktion wird das objektive Ergebnis protokolliert und mit dem sub-

jektiven Feedback der Teilnehmer verglichen. Trifft die Hypothese zu, sollte das subjektive Feedback mit den objektiven Ergebnissen übereinstimmen.

## 8.2 Experimentelles Design

Für das Experiment wurde das Service Game als Quiz implementiert. Als Anfrager kann der Spieler Fragen an andere Spieler senden. Als Anbieter kann er eingehende Fragen beantworten, weiterleiten oder ablehnen. Der Spieler zieht einen Nutzen aus dem Erhalt einer korrekten Antwort, während das Beantworten einer Frage Kosten verursacht. Ziel des Spiels ist es, die Auszahlung zu maximieren.

Die Fragen wurden der Fernsehsendung „Wer wird Millionär?“ entnommen. Dies hat den Vorteil, dass für jede Frage die korrekte Antwort bekannt ist und so automatisch entschieden werden kann, ob der Spieler die korrekte Antwort ausgewählt hat. Weiterhin ist die Schwierigkeit der Fragen durch ihren Preis in der Sendung gegeben. Für das Experiment wurden Fragen mit mittlerer Schwierigkeit (€1000) verwendet. Teilnehmer mit durchschnittlichem Allgemeinwissen sollten also in der Lage sein, die Fragen zu beantworten.

### 8.2.1 Beschreibung der Benutzeroberfläche

Abbildung 8.1 zeigt eine Übersicht der Benutzeroberfläche des Experiments. Im oberen Drittel der Oberfläche können die Spieler Informationen zu ihrem Spielerfolg einsehen, d. h. ihren Kontostand, ihren Reputationswert und die Anzahl gesendeter und erhaltener Fragen. Ein Liniendiagramm zeigt den zeitlichen Verlauf von Kontostand und Reputationswert. Die Verteilung der Reputationswerte wurde durch ein Kreisdiagramm dargestellt, damit die Spieler ihren eigenen Rang mit den Rängen ihrer Mitspieler vergleichen können.

Erhaltene Fragen wurden im Posteingang auf der linken Seite der Oberfläche gezeigt und gesendete Fragen im Postausgang auf der rechten Seite. Die Fragen im Posteingang kann der Spieler beantworten, an einen anderen Spieler weiterleiten oder ablehnen. Zum Beantworten einer Frage wählt der Spieler eine der vier Antwortmöglichkeiten aus. Im Postausgang erhält der Spieler Informationen über seine gesendeten Fragen. Zum Senden einer neuen Frage sucht der Spieler eine Frage aus einer Liste von vordefinierten Fragen aus und wählt einen Spieler, an den die Frage gesendet werden soll (siehe Abbildung 8.2). Das System verwaltet die Fragen und stellt sicher, dass jede Frage im Spiel nur ein Mal gestellt wird.

Die Spieler können die Interaktionshistorie, die Pseudonyme und die Reputationswerte ihrer Mitspieler einsehen (siehe Abbildung 8.3). Die Interaktionshistorie zeigt rekursive Informationen über die vorherigen Interaktionen des jeweiligen Spielers an. Um zu erfassen, welche Reputationsinformationen die Spieler verwenden, sind initial alle Informationen verborgen. Die Spieler müssen explizit auf die Buttons klicken, um die entsprechenden Informationen aufzudecken. Nach dem Abschluss einer Interaktion (z. B. dem Beantworten einer Frage) wurden die Reputationsinformationen wieder verdeckt. Somit kann gemessen werden, welche Informationen die Teilnehmer in welcher Situation aufdecken.

Hat der Spieler eine Anfrage gesendet, kann er Feedback über den Anbieter geben (siehe Abbildung 8.4). Das Feedback kann positiv, neutral oder negativ sein. Die Spieler müssen

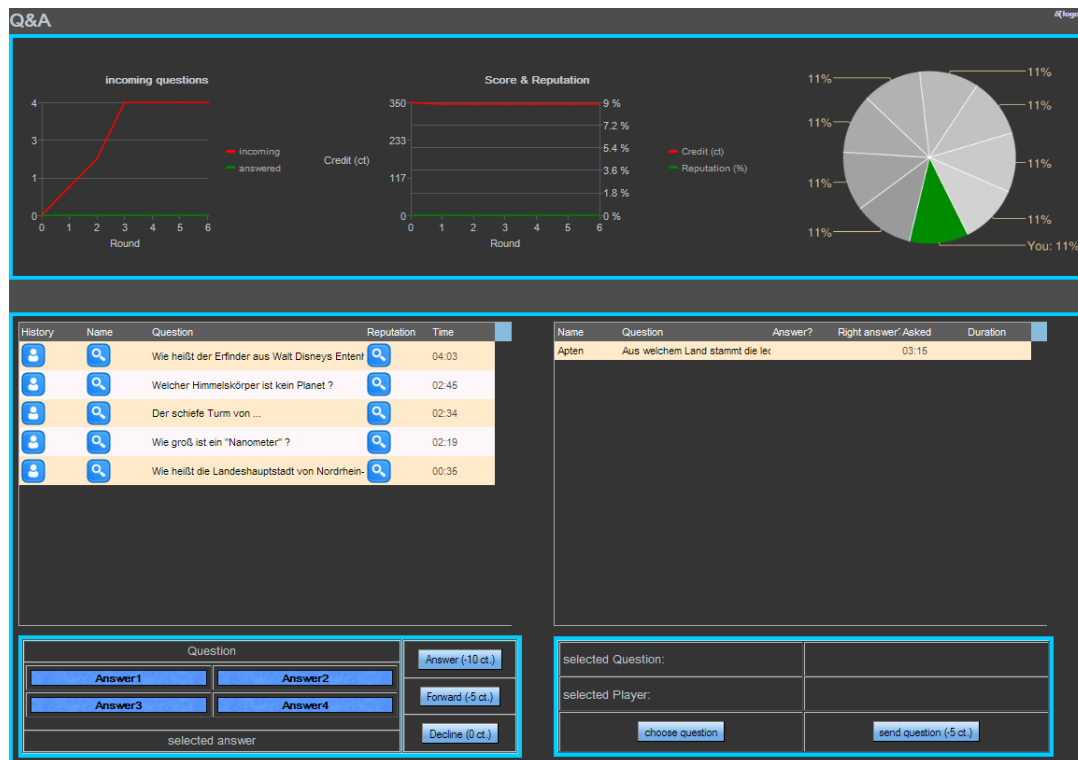


Abb. 8.1. Übersicht der Benutzeroberfläche für das Experiment.

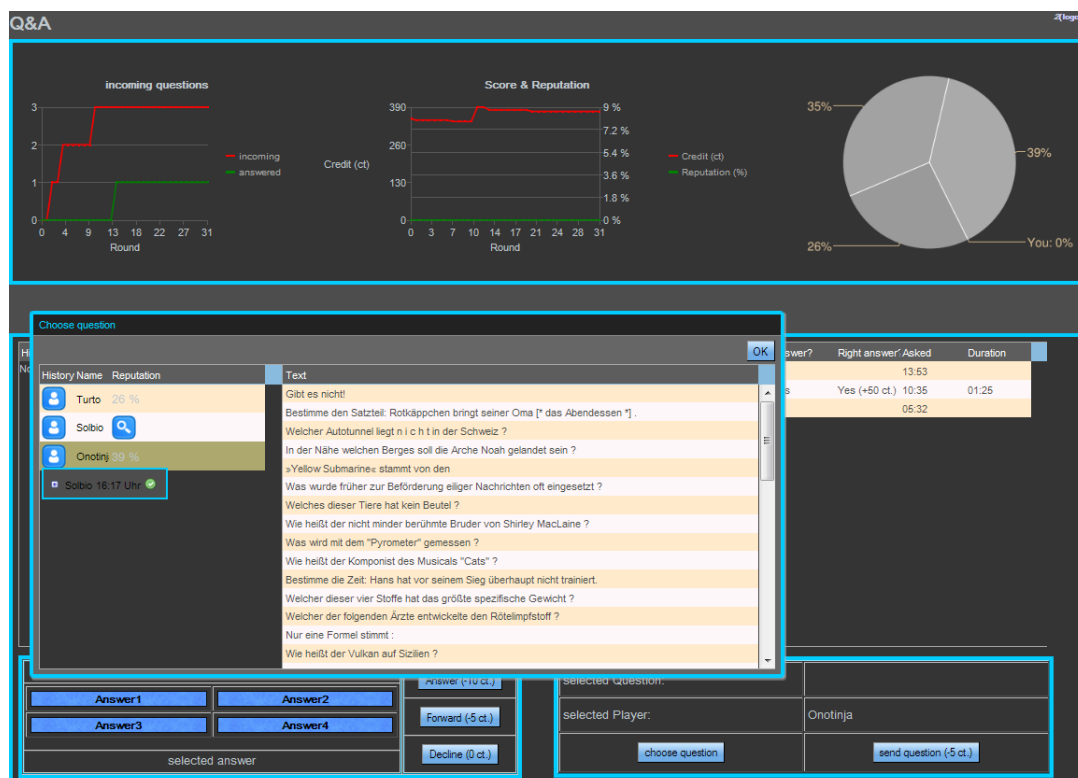


Abb. 8.2. Zum Senden einer Frage wählt der Spieler eine Frage und einen Empfänger aus.



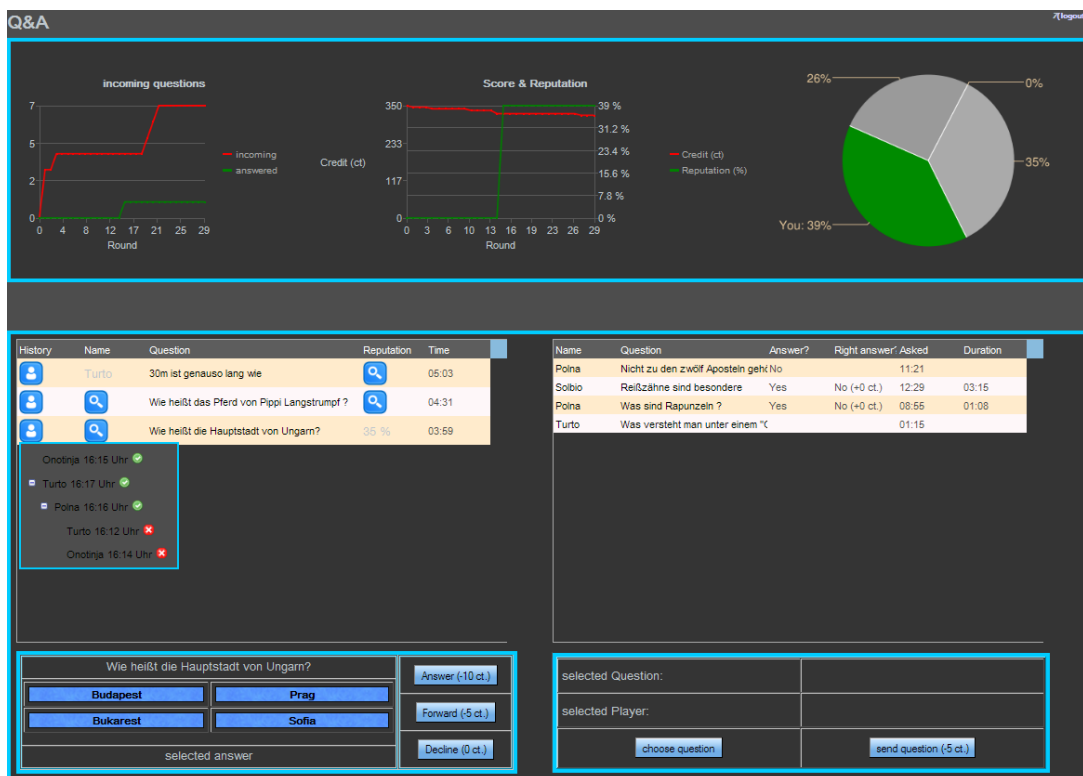


Abb. 8.3. Die Spieler müssen die Reputationsinformationen explizit aufdecken.

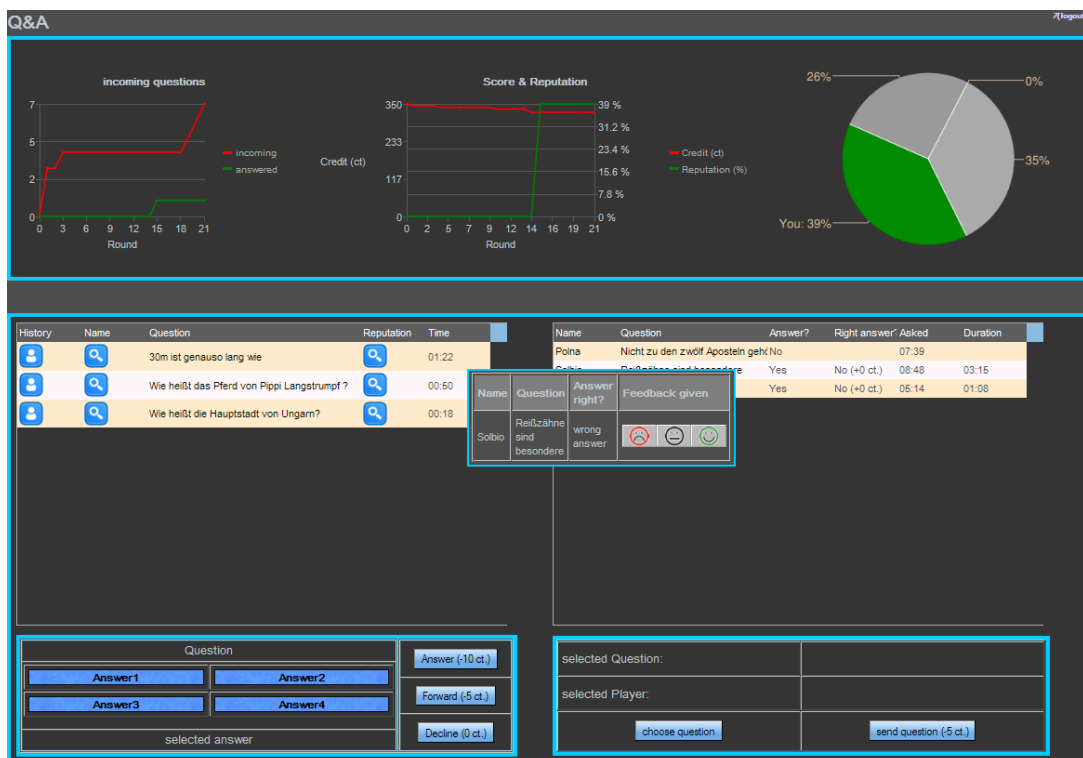


Abb. 8.4. Die Spieler können für jede gesendete Frage Feedback geben.

selbst entscheiden, welche Kriterien sie für das Feedback verwenden. Der Fragesteller kann jederzeit Feedback geben, also auch bevor die Frage beantwortet oder abgelehnt wurde. Damit soll gemessen werden, wie viel Zeit die Fragesteller den Anbietern zur Beantwortung einer Frage einräumen.

### 8.2.2 Experimentaufbau

Da die Reputationsinformationen explizit angefordert werden mussten, bestand das experimentelle Design aus nur einer Bedingung. Das Experiment bestand aus drei Sitzungen mit jeweils neun Teilnehmern. Die Teilnehmer waren Studenten des Karlsruher Instituts für Technologie. Sie wurden über die Experimentplattform<sup>1</sup> des Lehrstuhls für Systeme der Informationsverwaltung rekrutiert. Für das Experiment wurde eine wissenschaftliche Hilfskraft engagiert, um sich als Konfident unter die normalen Teilnehmer zu mischen. Der Konfident wurde instruiert, selbst regelmäßig Fragen zu senden, jedoch alle eingehenden Fragen abzulehnen. Damit sollte überprüft werden, ob unkooperative Spieler vom Reputationssystem identifiziert und durch diskriminierende Spieler bestraft werden.

Den Teilnehmern wurde zufällig ein Platz im Computerraum des Lehrstuhls zugewiesen. Zu Beginn des Experiments wurde den Teilnehmern die Benutzeroberfläche erläutert. Um die Anonymität der Teilnehmer zu gewährleisten, wurde jedem Teilnehmer zufällig ein Pseudonym zugewiesen. Die Spieler konnten zwar die Pseudonyme ihrer Mitspieler einsehen, nicht jedoch ihr eigenes. Den Teilnehmern wurde nicht erlaubt, sich während des Experiments zu unterhalten. Es wurde bekannt gegeben, dass das Spiel mindestens 20 Minuten dauern würde. Anschließend würde das Spiel mit einer Wahrscheinlichkeit von 80% um jeweils eine Minute fortgesetzt. Die erwartete Dauer des Experiments betrug also 25 Minuten. Um den Mitspielern genügend Zeit zur Beantwortung der Fragen einzuräumen, konnten die Spieler nur jede 30 Sekunden eine Frage schicken. Die Teilnehmer konnten also maximal 50 Runden des Service Games spielen.

Die Kostenstruktur des Spiels wurde an vorherige Studien zu Reziprozität (Wedekind und Milinski 2000; Seinen und Schram 2006) angelehnt. Die Gebühr  $f$  für das Senden und Weiterleiten betrug 5 Cent und die Kosten  $c$  für das Beantworten 10 Cent. Der Nutzen  $b$  für den Erhalt einer korrekten Antwort betrug 50 Cent, eine falsch beantwortete Frage erbrachte keinen Nutzen. Das Startguthaben betrug 350 Cent. Den Teilnehmer wurde ihr Gewinn in Bar ausbezahlt, was der einzige Anreiz für die Teilnahme am Experiment war. Die durchschnittliche Auszahlung betrug €8,13 mit einem Minimum von €0,50 und einem Maximum von €13,30.

### 8.2.3 Evaluationsmetriken

Während des Experiments wurden Daten über die Aktionen und den Erfolg der Spieler erhoben. Das System protokollierte, welcher Spieler welche Frage an welchen Empfänger gesendet hat, ob der Empfänger die Frage abgelehnt, weitergeleitet oder beantwortet hat und welche Antwort er gegebenenfalls gewählt hat. Weiterhin wurde protokolliert, welcher

<sup>1</sup> <http://experiments.ipd.kit.edu/>

Spieler in welcher Situation welche Reputationsinformationen aufgedeckt hat. Als Kennzahlen für den Erfolg der Spieler wurde das Guthaben, die Kooperationsrate (der Quotient aus bearbeiteten und empfangenen Anfragen) sowie die Erfolgsquote (der Quotient aus erfolgreichen und gesendeten Anfragen) erfasst.

Neben dem subjektiven Feedback wurde auch das tatsächliche Ergebnis einer jeden Interaktion aufgezeichnet. Das Ergebnis ist positiv, falls die Frage korrekt beantwortet wurde. Wurde die Frage weitergeleitet oder falsch beantwortet, ist das Ergebnis neutral. Um ein neutrales Ergebnis zu erzielen, haben die Spieler also Kosten auf sich genommen und versucht, ihren Mitspielern zu helfen. Erst das Ablehnen der Frage führt zu einem negativen Ergebnis. Die Reputationswerte wurden mit dem Zentralitätsmaß Proximity berechnet. Für die Berechnung wurde nicht das Feedback verwendet, sondern die Interaktionsergebnisse, um Kaltstartprobleme durch fehlendes Feedback zu vermeiden. Die Versuchspersonen wurden jedoch in den Glauben versetzt, dass die Reputationswerte auf dem Feedbackgraphen berechnet werden.

Zur Auswertung der erhobenen Daten werden eine Reihe von statistischen Verfahren angewendet. Zum Vergleich der Sitzungen wird zunächst eine univariate Varianzanalyse (ANOVA) durchgeführt. Anschließend werden die Daten anhand von deskriptiven Statistiken (Mittelwerte und Standardabweichungen) beschrieben. Der Zusammenhang zwischen mehreren Kennzahlen wird anhand einer bivariaten Korrelation nach Pearson untersucht.

Nach dem Ende des Spiels wurden die Teilnehmer gebeten, einen Fragebogen auszufüllen. Der Fragebogen bestand aus sechs Teilen: Verständnis des Spiels, Gewinnmaximierung, Strategien der Teilnehmer, Reziprozität und Kooperation, Reputationsinformationen, Durchführung des Experiments. Die Antworten wurden auf einer 5-Punkte Likert-Skala erhoben, wobei 1 einer ablehnenden und 5 einer zustimmenden Antwort entspricht. Der genaue Wortlaut des Fragebogens ist in Anhang C zu finden.

### 8.3 Ergebnisse

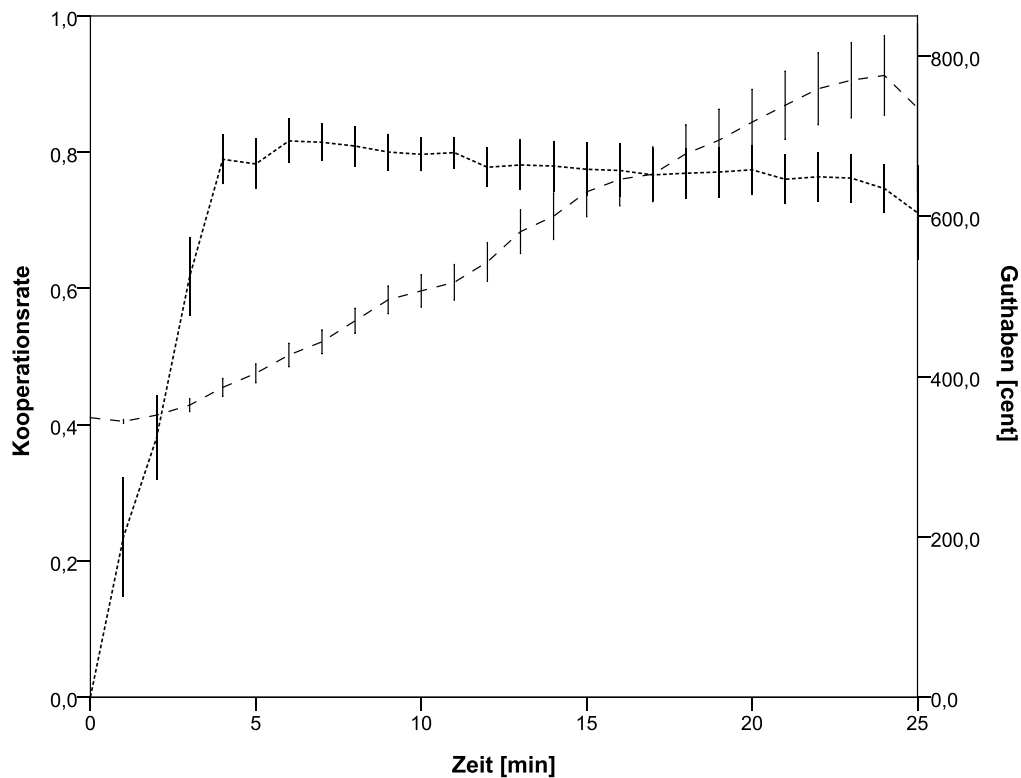
Zunächst wurde untersucht, ob es Unterschiede zwischen den drei Sitzungen gab. Eine ANOVA zeigt, dass sich das Guthaben ( $F = 1,35$ ) sowie die Anzahl gesendeter ( $F = 3,29$ ), empfangener ( $F = 0,19$ ) und beantworteter ( $F = 0,26$ ) Fragen pro Teilnehmer nicht signifikant zwischen den Sitzungen unterscheiden ( $p > 0,1$ ). Die Varianz innerhalb der Sitzungen ist also größer als die Varianz zwischen den Sitzungen. Daher werden im Folgenden die Daten der drei Sitzungen zusammengefasst und das Experiment gesamthaft betrachtet. Der Konfident wurde von den Analysen ausgeschlossen. Die statistische Einheit ist also der Spieler mit  $n = 24$  unabhängigen Stichproben.

Insgesamt haben die Spieler 766 Fragen gestellt, von denen 620 beantwortet wurden. Dies entspricht einer Kooperationsrate von 81%. Von den 146 unbeantworteten Fragen wurden 41 (5,3%) abgelehnt und 105 (13,7%) weitergeleitet, jedoch bis zum Ende des Spiels nicht beantwortet. Unbeantwortete Fragen wurden in der Kooperationsrate als abgelehnte Fragen gewertet. Von den beantworteten Fragen wurden 489 richtig beantwortet, was einer Erfolgsrate von 79% entspricht. Falsche Antworten wurden in der Kooperationsrate trotzdem als beantwortete Fragen gewertet, da der Anbieter die Kosten für das Beantworten

der Frage auf sich genommen hat. Die Anzahl von gesendeten und beantworteten Fragen pro Spieler war normalverteilt mit einem Mittelwert von 26,5 ( $\pm 6,07$ ) bzw. 23,8 ( $\pm 13,0$ ).

### 8.3.1 Entwicklung der Kooperationsrate

Die zeitliche Entwicklung der Kooperationsrate ist in Abbildung 8.5 (gepunktete Linie) dargestellt. Während der ersten vier Minuten des Spiels nahm die Kooperationsrate kontinuierlich zu, bis sie ein Niveau von 80% erreicht hat. Insgesamt war das Spiel also recht kooperativ, wobei es deutliche Unterschiede zwischen den Spielern gab. Die Kooperationsrate variierte zwischen 0% und 90%, wobei die minimale Kooperationsrate von 0% der Kon-



**Abb. 8.5.** Zeitliche Entwicklung von Kooperationsrate (gepunktet) und Guthaben (gestrichelt).

Die Daten zeigen, dass die Kooperation in der Endspielphase (ab Minute 20) nicht eingebrochen ist. Der leicht negative Trend der Kooperationsrate ist nicht signifikant, da der Rückgang geringer ausfällt als die Varianz. Vielmehr war das Spiel auch in der Endspielphase sehr kooperativ, es herrschte eine soziale Norm der Kooperation. Dies bestätigt Hypothese  $H_4$ , wonach sich menschliche Spieler nur bedingt rational verhalten.

### 8.3.2 Erfolg der Spieler

Als Nächstes wurde untersucht, welche Faktoren den Erfolg der Spieler beeinflussen. Hierfür wurde auf Korrelationen zwischen dem Kontostand, der Reputation sowie der Anzahl gesendeter und empfangener Fragen getestet. Die Daten zeigen eine mittlere negative Korrelation zwischen dem Kontostand und der Reputation der Spieler ( $r = -0,39$ ,  $p < 0,05$ ). Weiterhin waren die Reputation und die Anzahl empfangener Fragen stark positiv korreliert ( $r = 0,65$ ,  $p < 0,01$ ). Abbildung 8.6 zeigt die zugehörigen Streudiagramme.

Eine hohe Reputation war also nicht hinreichend für den Erfolg der Spieler. Vielmehr erzeugt ein hoher Reputationswert eine hohe Arbeitsbelastung, da Anfrager reputable Anbieter bevorzugen. Hypothese  $H_2$ , wonach Spieler mit hoher Reputation erfolgreicher sind als Spieler mit niedriger Reputation, muss also verworfen werden. Die Spieler sollten einerseits hohe Reputationswerte vermeiden, um nicht zu viele Fragen zu erhalten. Andererseits müssen sie aber eine gewisse Reputation erwerben, damit andere Spieler ihre Fragen beantworten.

**Beobachtung 15** *Die Spieler müssen zwischen Reputation und Auszahlung abwägen und sollten extreme Reputationswerte vermeiden.*

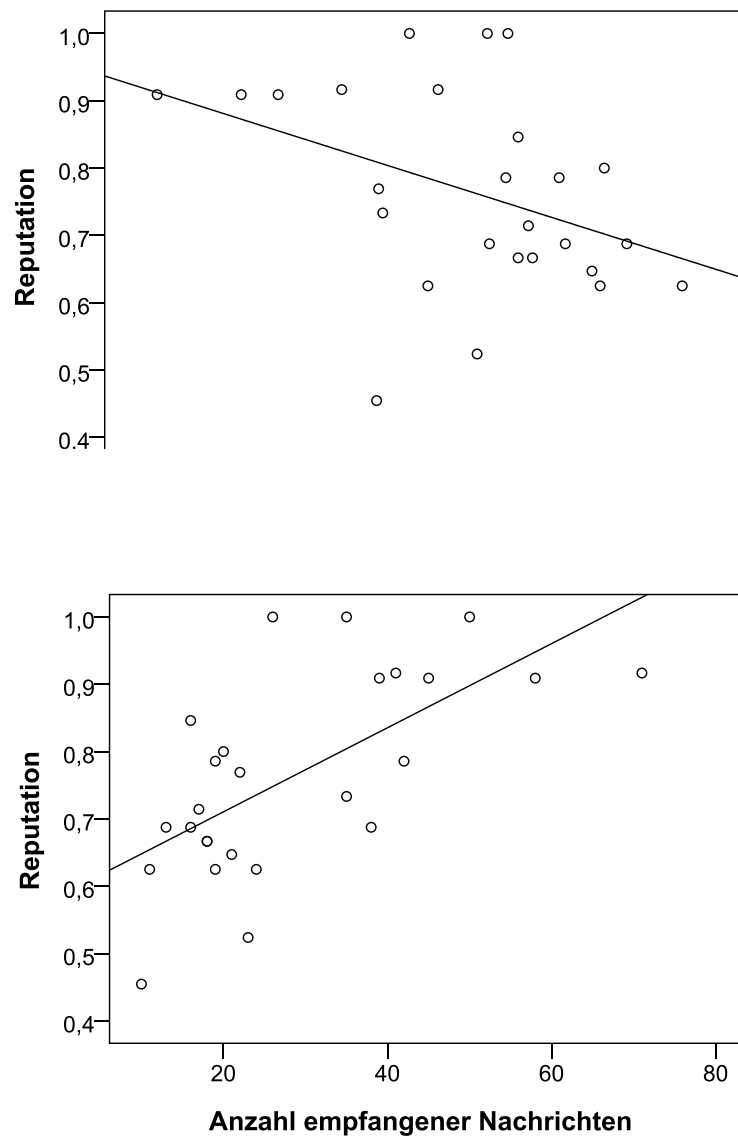
Die restlichen Korrelationen sind wie erwartet. Es gibt eine starke negative Korrelation zwischen dem Kontostand und der Anzahl empfangener Fragen ( $r = -0,64$ ,  $p < 0,05$ ) sowie zwischen dem Kontostand und der Anzahl beantworteter Fragen ( $r = -0,66$ ,  $p < 0,05$ ). Außerdem sind der Kontostand und die Anzahl gesendeter Fragen stark positiv korreliert ( $r = 0,72$ ,  $p < 0,01$ ). Das Senden möglichst vieler Fragen war aufgrund der hohen Kooperationsrate eine gute Strategie.

### 8.3.3 Feedback für gesendete Fragen

Die Teilnehmer konnten für jede gesendete Frage Feedback über den Anbieter geben. Um auf Wahrnehmungsfehler oder strategisches Feedback zu testen, wurde das subjektive Feedback mit den objektiven Interaktionsergebnissen verglichen.

Obwohl nur 5,3% der Fragen abgelehnt wurden, haben die Teilnehmer in 27,6% der Fälle negatives Feedback gegeben. Sie gaben oft negatives Feedback für Fragen, die vom Empfänger weitergeleitet wurden. Hier wurde die Möglichkeit genutzt, Feedback zu geben, bevor die Frage überhaupt beantwortet oder abgelehnt wurde. Offensichtlich dauerte den Fragestellern die Beantwortung der Fragen zu lange. Während 39,4% der Interaktionen ein neutrales Ergebnis hatten (d. h. falsch beantwortet oder weitergeleitet wurden), gaben die Teilnehmer in nur 9,7% der Fälle neutrales Feedback. Offenbar machte es für die Teilnehmer keinen Unterschied, ob die Fragen falsch oder überhaupt nicht beantwortet wurden. Hypothese  $H_5$ , wonach die Spieler ehrliches Feedback geben, muss also verworfen werden. Die Teilnehmer haben in 55,2% der Fälle positives Feedback gegeben, wobei das tatsächliche Ergebnis in 62,7% der Fälle positiv war. Das positive Feedback weicht also nicht nennenswert von den Interaktionsergebnissen ab.

**Beobachtung 16** *Die Spieler bewerten die Leistung ihrer Mitspieler extremer, als aufgrund der Interaktionsergebnisse angemessen wäre.*



**Abb. 8.6.** Korrelation zwischen Reputation und Guthaben sowie zwischen Reputation und der Anzahl empfangener Fragen.

### 8.3.4 Strategien der Spieler

Zur Untersuchung der Strategien der Teilnehmer wurde gemessen, welche Reputationsinformationen die Teilnehmer genutzt haben. Die Interaktionshistorie wurde 408 mal aufgedeckt, die Pseudonyme der Teilnehmer 107 mal und die Reputationswerte 1681 mal. Die Reputationswerte wurden also deutlich häufiger genutzt als die Interaktionshistorie. Dies bestätigt Hypothese  $H_3$ , wonach die Teilnehmer aggregierte Reputationsinformationen bevorzugen. Da die Pseudonyme der Spieler nur selten aufgedeckt wurden, spielt direkte Reziprozität zwischen den Spielern nur eine untergeordnete Rolle.

Während die Interaktionshistorie und die Pseudonyme zu ungefähr gleichen Teilen für das Senden und Bearbeiten von Fragen genutzt wurden, gab es bei den Reputationswerten deutliche Unterschiede. Für das Senden von Fragen wurden die Reputationswerte 1574 mal aufgedeckt, für das Beantworten von Fragen jedoch nur 107 mal. Die Teilnehmer haben die Reputationswerte also hauptsächlich für das Senden von Fragen genutzt und nur selten für das Beantworten.

Interessanterweise haben die Teilnehmer nur 71% der Fragen beantwortet, für die sie die Reputationswerte aufgedeckt haben. Bei einer Kooperationsrate von 81% wurden diese Fragen also deutlich seltener beantwortet als im Durchschnitt. Eine mögliche Erklärung ist, dass die Reputationswerte vorrangig von diskriminierenden Spielern benutzt wurden, die einen Grund für die Ablehnung einer Anfrage gesucht haben. Nicht-diskriminierende Spieler haben keinen Grund, die Reputationsinformationen aufzudecken. Diese Spieler haben beispielsweise eine fixe Kooperationsrate von 80% verfolgt.

Abschließend wurde untersucht, ob die aufgedeckten Reputationswerte von den Teilnehmern für die Anbieterwahl und ihre Kooperationsentscheidungen verwendet wurden. Für das Senden von Fragen zeigen die Daten eine mittlere positive Korrelation zwischen den aufgedeckten Reputationswerten und der Anzahl gesendeter Fragen ( $r = 0,49$ ,  $p < 0,05$ ). Die Teilnehmer bevorzugten also Anbieter mit hoher Reputation. Weiterhin sind die aufgedeckten Reputationswerte positiv mit der Anzahl von beantworteten Fragen korreliert ( $r = 0,53$ ,  $p < 0,05$ ). Die Strategie, Fragen bevorzugt an reputable Anbieter zu senden, war also erfolgreich.

Für das Beantworten von Fragen war jedoch keine signifikante Korrelation zwischen den aufgedeckten Reputationswerten und der Anzahl gesendeter oder empfangener Fragen zu beobachten. Die Teilnehmer verwenden die Reputationswerte also nicht als Entscheidungsgrundlage für das Beantworten von Fragen. Hypothese  $H_1$ , wonach menschliche Spieler Reputationsstrategien verfolgen, muss also verworfen werden. Vielmehr lassen die Ergebnisse des Experiments folgenden Schluss zu:

**Beobachtung 17** *Menschliche Spieler verfolgen Reputationsstrategien für das Senden von Fragen, jedoch nicht für das Bearbeiten.*

### 8.3.5 Fragebogen

In diesem Abschnitt werden schließlich die Ergebnisse des Fragebogens präsentiert. Alle Teilnehmer haben die Fragen zum Verständnis des Spiels (Fragen 1–6) richtig beantwortet, keiner der Teilnehmer musste von der Auswertung ausgeschlossen werden.

Zunächst wurden die Fragen zur Verwendung der Reputationsinformationen ausgewertet. Die Teilnehmer wurden gefragt, ob sie die Reputation beim Senden von Fragen berücksichtigt haben (Frage 12). 61% der Teilnehmer stimmten dieser Aussage völlig oder teilweise zu, 20% lehnten sie ab. Nur 38% der Teilnehmer gaben an, die Reputationswerte beim Beantworten von Fragen berücksichtigt zu haben (Frage 15). 54% der Teilnehmer lehnten die Aussage ab. Dies bestätigt die obige Beobachtung, dass die Spieler die Reputation hauptsächlich für das Senden von Fragen verwenden. Weiterhin wurden die Teilnehmer gefragt, ob sie die Interaktionshistorie beim Senden von Fragen berücksichtigt haben (Frage 13). Nur 35% der Teilnehmer stimmten dieser Aussage völlig oder teilweise zu, 38% lehnten sie ab. Weiterhin gaben nur 19% der Teilnehmer an, die Interaktionshistorie beim Beantworten verwendet zu haben (Frage 16). 77% der Teilnehmer lehnten die Aussage ab. Die Interaktionshistorie spielte also nur eine untergeordnete Rolle.

Die Teilnehmer wurden auch befragt, für wie hilfreich sie die Reputation (Frage 35) bzw. die Interaktionshistorie (Frage 36) halten. 57% der Teilnehmer stimmten der Aussage zur Reputation völlig oder teilweise zu, jedoch nur 22% der Aussage zur Interaktionshistorie. Die Teilnehmer bevorzugten also klar die Reputation gegenüber der Interaktionshistorie. Dies bestätigt Hypothese  $H_3$ , wonach die Teilnehmer aggregierte Reputationsinformationen bevorzugen.

Eine grundlegende Annahme der traditionellen Spieltheorie ist, dass die Spieler ihren persönlichen Nutzen maximieren. Die Teilnehmer wurden gefragt, ob sie versucht haben, ihr Guthaben zu maximieren (Frage 8). Dieser Aussage stimmten auch 80% der Teilnehmer völlig oder teilweise zu. Paradoxe Weise gaben aber 69% der Teilnehmer an, anderen Spielern auch ohne Gegenleistung geholfen zu haben (Frage 24). Generell waren die Teilnehmer wohl geneigt, die empfangenen Fragen auch zu beantworten. Diese Daten bestätigen die obige Beobachtung, dass ein größerer Anteil von Teilnehmern nicht-diskriminierende Strategien für das Beantworten von Fragen verfolgt hat.

**Beobachtung 18** *Menschliche Spieler verfolgen für das Beantworten von Fragen nicht-diskriminierende Strategien.*

Die Verwendung nicht-diskriminierender Strategien für das Bearbeiten erhöht jedoch die Gefahr, dass das System von unkooperativen Spielern unterlaufen wird. Tatsächlich lag die Auszahlung des Konfidenten im Mittelfeld der Teilnehmer. Obwohl der Konfident durchgehend die Reputation 0 hatte, wurde er für sein unkooperatives Verhalten nicht bestraft. Die Spieler haben dem Konfidenten zwar weniger Fragen gesendet als kooperativen Spielern, seine Fragen haben sie aber dennoch beantwortet. Die Reputationswerte haben unkooperative Spieler also korrekt identifiziert.

## 8.4 Diskussion

In diesem Kapitel wurde untersucht, welche Reputationsinformationen menschliche Spieler in ihren Strategien verwenden. Zu Beginn des Kapitels wurden eine Reihe von Hypothesen aufgestellt, die anhand eines verhaltensökonomischen Experiments überprüft wurden. Hypothese  $H_1$ , wonach menschliche Spieler Reputationsstrategien verfolgen, musste verworfen werden. Die Spieler haben diskriminierende Strategien nur für das Senden von



Fragen verfolgt, nicht jedoch für das Bearbeiten. Ebenso musste Hypothese  $H_2$  verworfen werden, wonach Spieler mit hoher Reputation erfolgreicher sind. Ein hoher Reputationswert erzeugt eine hohe Arbeitsbelastung, was das Kooperieren für reputable Anbieter teuer macht. Hypothese  $H_3$ , wonach die Teilnehmer aggregierte Reputationsinformationen bevorzugen, wurde bestätigt. Der Aufwand für die Interpretation der Interaktionshistorie war den Teilnehmern zu hoch. Weiterhin wurde Hypothese  $H_4$  bestätigt, wonach sich menschliche Spieler im Service Game nur bedingt rational verhalten. In der Endspielphase war ein hohes Maß an Kooperativität zu beobachten, auch wenn dafür kein Anreiz bestand. Hypothese  $H_5$ , wonach menschliche Spieler ehrliches Feedback geben, musste verworfen werden. Die Spieler haben ihre Mitspieler extremer bewertet, als aufgrund der Interaktionsergebnisse angemessen gewesen wäre.

Abschließend lässt sich festhalten, dass das Spiel mit einer durchschnittlichen Kooperationsrate von 81% sehr kooperativ war. Der Konfident wurde vom Reputationssystem zuverlässig identifiziert und hatte durchgehend den Reputationswert 0. Da die Spieler die Reputation nur für das Senden von Fragen nutzten, nicht jedoch für das Beantworten, wurde das unkooperative Verhalten des Konfidenten nicht geahndet. Vielmehr zeigten die Spieler Züge von altruistischem Verhalten. Neben dem rationalen Spieler gibt es noch einen weiteren Spielertyp, den *folgsamen Spieler* (auf Englisch „obedient player“). Dieser Spieler hält sich unabhängig von seiner Auszahlung an das vorgeschlagene Protokoll. Im Experiment haben sich die Spieler folgsam verhalten und sich der sozialen Norm der Kooperation angeschlossen. Der kognitive Aufwand, sich eine diskriminierende Strategie für das Beantworten von Fragen auszudenken, hat sich aufgrund der hohen Kooperationsrate nicht ausgezahlt. Es ist jedoch anzunehmen, dass die Spieler nur so lange nicht-diskriminierende Strategien verwenden, wie das Spiel kooperativ ist. Nimmt die Kooperationsrate deutlich ab, werden die Spieler voraussichtlich zu diskriminierenden Strategien wechseln, da sich der kognitive Aufwand dann auszahlt.



## Zusammenfassung und Ausblick

In sozialen Netzwerken interagieren Nutzer durch den gegenseitigen Austausch von Diensten. Während der anfragende Nutzer von der Erbringung eines Dienstes profitiert, entstehen für den angefragten Nutzer Kosten. Ein soziales Netzwerk ist effizient, wenn alle Teilnehmer kooperieren. In Szenarien ohne explizite Zahlungen zwischen den Nutzern schafft das Prinzip der Reziprozität einen Anreiz zur Kooperation. Hilft ein Nutzer einem anderen, wird ihm Hilfe erwidert; verweigert er seine Hilfe, wird auch ihm Hilfe vorenthalten. Bei einmaligen Interaktionen kann Kooperation durch Reziprozität nur entstehen, wenn ein Reputationssystem zur Verfügung steht. Reputationssysteme aggregieren Bewertungen vorheriger Interaktionen zu Reputationswerten der Nutzer.

Bestehende Modelle für Reziprozität erklären zwar die Kooperation zwischen Nutzern, betrachten jedoch drei wichtige Aspekte sozialer Netzwerke nicht. Während in bestehenden Modellen die Nutzer zufällig gepaart werden, haben sie in realen Systemen die Wahl, mit wem sie interagieren. Diese Wahl wird als *strategische Anbieterwahl* bezeichnet. Bestehende Modelle verlangen zudem, dass die Nutzer ihre Kooperationsentscheidung für jede Interaktion einzeln treffen, was in realen Systemen nicht praktikabel ist. Des Weiteren wurden in verwandten Arbeiten Reputationsmetriken verwendet, die entweder nicht effizient oder anfällig für subjektive Wahrnehmungsfehler sind.

### 9.1 Ergebnisse der Arbeit

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit der Entstehung von Kooperation in sozialen Netzwerken durch das Prinzip der Reziprozität. Hierfür wurde mit dem Service Game ein spieltheoretisches Modell entwickelt, das die strategische Anbieterwahl erlaubt. Im Gegensatz zu bestehenden Modellen betrachtet das Service Game sowohl direkte als auch indirekte Reziprozität. Zunächst wurde analytisch die evolutionäre Stabilität des Service Games untersucht. Die Analyse zeigt, dass die einzige evolutionär stabile Strategie ist, keine Anfragen zu senden und eingehende Anfrage abzulehnen. Erst durch einen Reputationsmechanismus kann aus dem unkooperativen Spiel ein kooperatives Spiel werden.

Anschließend wurden die Entstehung von Kooperation und die Evolution der Strategien im Service Game untersucht. Um die Konzepte der beschränkten Rationalität und des sozialen Lernens zu simulieren, wurde ein evolutionärer Prozess entwickelt. Eine Sensitivitätsanalyse bestätigt, dass die Parameter des Modells unmittelbar den Effizienzgrad des Spiels

beeinflussen. Die Ergebnisse der Simulationen zeigen, dass Diskriminatoren und Defektoren eine bistabile Population bilden. Die Kombination aus einer Schwellenwertstrategie für die Anbieterwahl und Tit for Tat für die Kooperationsentscheidung weist Charakteristika evolutionär stabiler Zustände auf. Die Untersuchung der Effizienz des Spiels zeigt jedoch, dass Kooperation durch die strategische Anbieterwahl deutlich teurer wird.

In einer zweiten Studie wurde empirisch untersucht, welche Strategien menschliche Nutzer im Service Game verfolgen. Um die Strategien der Teilnehmer direkt analysieren zu können, wurde ein Experiment mit der Strategiemethode durchgeführt. Die Ergebnisse des Experiments zeigen, dass sich Kooperation auch bei Anbieterwahl auszahlt. Der Erfolg eines Spielers hängt jedoch nicht mehr unmittelbar von seiner Kooperationsrate ab, da kooperative Anbieter deutlich mehr Anfragen erhalten als unkooperative Anbieter. Die Anbieterwahl versetzt die Spieler in ein Dilemma: Bearbeitet ein Spieler zu viele Anfragen, schmälert das seinen Gewinn; lehnt er zu viele Anfragen ab, nimmt seine Reputation ab. Weiterhin sind diskriminierende Strategien erfolgreicher als nicht-diskriminierende Strategien.

In einer dritten Studie wurden die Effizienz und Robustheit von Reputationsmetriken für soziale Netzwerke untersucht. Hierfür wurde eine Strategie vorgeschlagen, die auf der Zentralität der Teilnehmer basiert. Zentralitätsmaße gewichten die Bewertungen anhand der Reputation des bewertenden Teilnehmers. Um unterschiedliche Zentralitätsmaße zu vergleichen, wurden eine Reihe von Simulationen durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen, dass Zentralitätsmaße Erfolg versprechende Reputationsmetriken für soziale Netzwerke sind. Die Zentralitätsstrategie weist einen höheren Effizienzgrad auf und ist robuster gegenüber Wahrnehmungsfehlern als Image Scoring und Standing. In den Simulationen zeigte das distanzbasierte Zentralitätsmaß Proximity die besten Ergebnisse. Das nachbarschaftsbasierte Maß Beta und das feedback-basierte Maß PageRank können zu Gleichgewichten führen, die Charakteristika evolutionär stabiler Zustände aufweisen.

Abschließend wurde anhand eines verhaltensökonomischen Experiments untersucht, welche Reputationsinformationen menschliche Spieler verwenden. Die Ergebnisse des Experiments zeigen, dass die Spieler aggregierte Reputationsinformationen gegenüber der Interaktionshistorie bevorzugen. Menschliche Spieler verwenden Reputationsinformationen nur für das Senden von Anfragen, nicht jedoch für das Bearbeiten. Die Spieler verfolgen diskriminierende Strategien für die Anbieterwahl, nicht jedoch für ihre Kooperationsentscheidungen. Weiterhin haben die Spieler die Leistung ihrer Interaktionspartner extremer bewertet, als aufgrund der Interaktionsergebnisse angemessen gewesen wäre.

## 9.2 Diskussion

Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigen, dass die strategische Anbieterwahl das Spiel grundlegend verändert. Durch die Anbieterwahl können sowohl direkte als auch indirekte Reziprozität auftreten. Die Benutzerstudien haben gezeigt, dass die Kooperationsrate ein wichtiges Kriterium für die Anbieterwahl ist. Da kooperative Spieler deutlich mehr Anfragen erhalten als unkooperative, müssen die Spieler zwischen Reputation und Auszahlung abwägen. Spiele mit Anbieterwahl sind weniger kooperativ als Spiele mit Zufallspaarung, da Kooperation durch die Anbieterwahl teurer wird. Bestehende Modelle ohne Anbieterwahl überschät-

zen folglich den Effizienzgrad realer Systeme. Überspitzt formuliert schafft die strategische Anbieterwahl einen Anreiz für unkooperatives Verhalten.

Aus den evolutionären Simulationen konnten Empfehlungen für den Entwurf sozialer Netzwerke gewonnen werden. Der Effizienzgrad solch eines Systems ist höher, je größer das Verhältnis von Nutzen zu Kosten ausfällt. Die Kostenstruktur muss so ausgestaltet sein, dass der Nutzen aus einer erfolgreichen Anfrage höher ist als die Kosten für das Bearbeiten der Anfrage. Anderenfalls kann das System in einen unkooperativen Zustand abdriften. Eine Gebühr für das Senden von Anfragen hat keinen signifikanten Einfluss auf das System und kann mit den Kosten für die Bearbeitung verrechnet werden. Der Effizienzgrad des Systems kann sowohl durch einen hohen Diskontierungsfaktor (d. h. eine niedrige Inflation) als auch durch einen niedrigen Glättungsfaktor (d. h. ein langes Gedächtnis) gesteigert werden. Die Diskontierung hängt häufig von externen Faktoren ab und kann daher nicht direkt manipuliert werden. Zudem beeinflusst die Diskontierung lediglich die absoluten Auszahlungen, nicht jedoch die relative Kooperationsrate. Der Glättungsfaktor hingegen kann meist frei gewählt werden. Um den Effizienzgrad des Systems zu erhöhen, sollte das verwendete Reputationssystem die komplette Interaktionshistorie betrachten.

Durch das Experiment mit der Strategiemethode wurden weitere Erkenntnisse gewonnen. Offensichtlich ist den Spielern wichtiger, wen sie fragen, als wessen Anfragen sie bearbeiten. Ein möglicher Grund hierfür ist die Asymmetrie der Nutzenfunktion: Die Spieler ziehen nur aus dem Senden von Anfragen einen Nutzen, das Bearbeiten verursacht lediglich Kosten. Als Konsequenz verfolgen die Spieler für das Senden von Anfragen häufiger diskriminierende Strategien als für das Bearbeiten. Die Spieler haben versucht, ihre Anfragen an kooperative Spieler zu senden. Gleichzeitig haben sie für das Bearbeiten eine feste Kooperationsrate verfolgt, um eine ausreichende Reputation zu erwerben, damit andere Spieler ihre Anfragen bearbeiten. Das Fehlen von diskriminierenden Strategien für die Kooperationsentscheidungen machte das System jedoch anfällig für eine Invasion durch unkooperative Spieler.

Auch im verhaltensökonomischen Experiment haben die Spieler nur für die Anbieterwahl diskriminierende Strategien verfolgt, nicht jedoch für die Kooperationsentscheidungen. Beim Bearbeiten von Anfragen blieben die Reputationswerte unbeachtet, das unkooperative Verhalten des Konfidenten wurde nicht geahndet. Vielmehr haben sich die Spieler folgsam verhalten und sich der sozialen Norm der Kooperation angeschlossen. Der kognitive Aufwand, sich eine diskriminierende Strategie zu erarbeiten, hat sich für die Spieler aufgrund der hohen Kooperationsrate nicht ausgezahlt. Es ist jedoch anzunehmen, dass die Spieler nur so lange nicht-diskriminierende Strategien verfolgen, wie das Spiel kooperativ ist. Nimmt die Kooperationsrate deutlich ab, werden die Spieler voraussichtlich auf diskriminierende Strategien umschwenken, da sich der kognitive Aufwand dann auszahlt.

Im Experiment mit der Strategiemethode haben die Teilnehmer angegeben, dass im Spiel eine Norm der Reziprozität herrschte. Altruistisches Handeln spielte keine oder nur eine untergeordnete Rolle. Im verhaltensökonomischen Experiment hingegen war in der Endspielphase ein hohes Maß an Kooperativität zu beobachten, auch wenn dafür kein Anreiz bestand. Die Spieler haben sich nur bedingt rational verhalten und zeigten Züge von altruistischem Verhalten. Während die Kooperationsrate im Experiment mit der Strategiemethode nur 48% betrug, war das verhaltensökonomische Experiment mit einer Rate von 81% sehr kooperativ. Im zweiten Experiment herrschte also eine soziale Norm der Koopera-

tion vor, die im ersten Experiment nicht zu beobachten war. Diese Norm der Kooperation ist offenbar die Voraussetzung für altruistisches Verhalten.

### 9.3 Ausblick

Um kooperative Anbieter nicht zu benachteiligen, muss die Last zwischen den Anbietern balanciert werden. Bestehende Reputationssysteme schaffen nur einen Anreiz zur Kooperation, nicht jedoch zur Balancierung der Last zwischen den Anbietern. Die Nutzer werden die Last der Anbieter jedoch nur berücksichtigen, wenn es einen entsprechenden Anreiz gibt. In zukünftigen Arbeiten sollte daher die Anreizkompatibilität der Lastbalancierung untersucht werden. Mehrere Mechanismen zur Lastbalancierung sind denkbar, z. B. die Berechnung eines Lastindex oder die Diskontierung des Nutzens in Abhängigkeit von der Last. Weitere Studien sind nötig, um die Akzeptanz solcher Mechanismen durch die Nutzer zu untersuchen.

Eine verwandte Forschungsfrage ist, wie die Kosten der Kooperation für kooperative Anbieter reduziert werden können. Eine Möglichkeit, die das betrachtete Szenario jedoch grundlegend verändert, ist die Einführung von Seitenzahlungen zwischen den Nutzern. Der Anbieter verlangt eine Gebühr für die Erbringung des Dienstes, um seine Kosten zu decken. Die Höhe der Seitenzahlungen kann anhand eines Auktionsmechanismus wie beispielsweise Vickrey-Clarke-Groves (VCG) berechnet werden. Dieser Auktionsmechanismus zwingt die Anfragesteller, Gebote in Höhe ihrer wahren Wertschätzung abzugeben. Dadurch wird sichergestellt, dass kooperative Anbieter höhere Gebühren verlangen können als unkooperative Anbieter. Indem das Anfragen von kooperativen Anbietern teurer wird, schaffen die Seitenzahlungen einen Anreiz, die Last zwischen den Anbietern zu balancieren.

Eine grundlegende Annahme des Service Games ist, dass die Kosten und Nutzen für alle Anfragen dieselben sind. In realen Systemen unterscheiden sich jedoch die Kosten und Nutzen der einzelnen Anfragen. Beispielsweise verursachen „schwierige“ Anfragen höhere Kosten, während „wertvolle“ Anfragen einen höheren Nutzen erbringen. In zukünftigen Arbeiten sollte das Modell daher um eine variable Kostenstruktur erweitert werden, um Kosten und Nutzen an die jeweilige Anfrage anzupassen. Auch das Reputationssystem sollte die variable Kostenstruktur berücksichtigen und die Bewertung einer schwierigen Anfrage stärker gewichten als die Bewertung einer einfachen Anfrage.

Das Gebiet der Netzwerkbildung wurde in der vorliegenden Arbeit nicht betrachtet. In sozialen Netzwerken müssen die Kontakte zwar meist bestätigt werden, für das Halten von Kontakten entstehen jedoch keine Kosten. Dies hat den Effekt, dass soziale Netzwerke nahezu monoton wachsen. Weiterhin können durch private Nachrichten auch entfernte Nutzer direkt angesprochen werden, ein Weiterleiten von Nachrichten ist nicht nötig. Außerhalb des Internets haben soziale Netzwerke jedoch einen dezentralen Charakter und basieren auf Mundpropaganda. Interaktionen finden häufig zwischen Personen statt, die sich räumlich nahestehen. In solchen Netzwerken spielt die Netzwerkstruktur eine entscheidende Rolle. In zukünftigen Arbeiten sollte daher der Einfluss der Netzwerkstruktur auf die Kooperativität des sozialen Netzwerks untersucht werden.

Ein weiterer Aspekt, der in zukünftigen Arbeiten untersucht werden sollte, ist strategisches Feedback. Die Nutzer können sich beim Geben von Feedback strategisch verhalten, d. h. sie

verfälschen ihr Feedback, falls sie einen persönlichen Nutzen daraus ziehen. Im Service Game könnte das Geben von Feedback als zusätzliche Strategiedimension modelliert werden. In der verhaltensökonomischen Studie hatten die Teilnehmer bereits die Möglichkeit, ihr Feedback zu verfälschen. Die Teilnehmer hatten jedoch keinen Anreiz, unehrliches Feedback zu geben, da keine Konkurrenz zwischen den Teilnehmern bestand. In zukünftigen Arbeiten sollte das strategische Geben von Feedback untersucht werden, indem Konkurrenz zwischen den Teilnehmern geschaffen wird. Die Auszahlung der Teilnehmer könnte beispielsweise nicht mehr ausschließlich von ihrem individuellen Erfolg abhängen, sondern anhand einer Rangordnung ermittelt werden. Diese Rangordnung kann als Begrenzung des Budgets für die Auszahlung der Spieler interpretiert werden.

Das Service Game ist keineswegs auf den Anwendungsfall der sozialen Suche beschränkt. Vielmehr wurde in der vorliegenden Arbeit ein abstraktes Modell entwickelt, das für diverse Anwendungsfälle eingesetzt werden kann. Beispielsweise kann das Service Game die Kooperation von autonomen Nutzern in Peer-to-Peer Systemen erklären, die Anbieterwahl in serviceorientierten Architekturen modellieren und für die automatische Entscheidungsfindung in Cloud Computing eingesetzt werden. Damit leistet die vorliegende Arbeit einen Beitrag, um menschliches Verhalten in verteilten Informationssystemen besser zu verstehen.





**Teil III**

---

**Anhang**



A

---

## Fragebogen zur Strategiemethode

Der nachfolgende Fragebogen wurde den Teilnehmern des Experiments mit der Strategiemethode ausgehändigt, das in Kapitel 6 beschrieben wurde.

## Service Game

Wir sind an deiner ehrlichen Meinung interessiert, es gibt keine korrekten oder falschen Antworten. Deine Antworten im Fragebogen beeinflussen natürlich nicht deine Belohnung. Das Experiment mit dem Service Game ist abgeschlossen und wir interessieren uns für deine Erfahrungen mit dem Spiel. Daher haben wir einen Fragebogen erstellt, mit dem du uns Feedback zum Service Game geben kannst.

Diese Umfrage enthält 41 Fragen.

### EIGENSCHAFTEN DES SPIELS

Stimmst du mit den folgenden Aussagen zu den EIGENSCHAFTEN DES SPIELS überein?

**1 Ich persönlich hatte einen Vorteil, wenn andere Spieler meine Anfragen bearbeitet haben. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja  
 Nein

**2 Das Bearbeiten von Anfragen anderer Spieler hat für mich Kosten verursacht. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja  
 Nein

**3 Das Senden von Anfragen hat Kosten verursacht. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja  
 Nein

**4 Ich bin mir bewusst, dass das Ergebnis einer jeden Interaktion (ob du eine Anfrage bearbeitet oder abgelehnt hast) geloggt und den anderen Spielern zugänglich gemacht wurde. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja  
 Nein

**5 Ich war in der Lage, die Spieler auszuwählen, an die meine Anfragen geschickt wurden. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja  
 Nein

## PUNKTESTAND

Stimmst du mit den folgenden Aussagen zu deinem persönlichen PUNKTESTAND überein?

**6 Die finanzielle Belohnung war der Hauptgrund, warum ich an dem Experiment teilgenommen habe. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja  
 Nein

**7 Ich habe versucht, meine Punktzahl zu maximieren. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja  
 Nein

**8 Wenn ja, wie bist du vorgegangen, um deine Punktzahl zu maximieren?**

[Bitte beantworte diese Frage nur, falls Deine Antwort 'Ja' war bei der Frage '7' ]

Bitte schreibe Deine Antwort hier:

## ZUFRIEDENHEIT MIT DEINEM PUNKTESTAND

Bewerte von 1 (stimme gar nicht zu) bis 5 (stimmt völlig zu) die folgenden Aussagen zu deiner ZUFRIEDENHEIT MIT DEINEM PUNKTESTAND.

### 9 Ich persönlich bin zufrieden mit meinem Punktestand. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### 10 Mein Punktestand hat meine Erwartungen übertroffen. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### 11 Ich glaube, dass mein Punktestand über dem durchschnittlichen Punktestand der anderen Spieler liegt. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

## VERHALTEN

Bewerte von 1 (stimme gar nicht zu) bis 5 (stimme völlig zu) die folgenden Aussagen zu deinem VERHALTEN im Spiel.

### **12 Ich denke, es hat sich für mich ausgezahlt, mit anderen Spielern zu kooperieren. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### **13 Ich habe mich beim Bearbeiten von Anfragen anderer Spieler kooperativ verhalten. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### **14 Ich glaube, dass die anderen Spieler sich bei der Bearbeitung meiner Anfragen kooperativ verhalten haben. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

**15 Ich habe versucht, die Punktzahl anderer Spieler niedrig zu halten, indem ich ihre Anfragen nicht bearbeitet habe. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

**16 Ich habe versucht, meine Punktzahl zu erhöhen, indem ich die Anfragen anderer Spieler nicht bearbeitet habe. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

**17 Ich glaube, dass andere Spieler mein vorheriges Verhalten berücksichtigt haben, wenn sie über die Bearbeitung meiner Anfragen entschieden haben. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu



## FORMULIERUNG VON STRATEGIEN

Stimmst du mit den folgenden Aussagen zur FORMULIERUNG VON STRATEGIEN im Spiel überein?

### 18 Ich konnte effektive Strategien definieren. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja  
 Nein

### 19 Mir standen genügend Informationen für die Formulierung von Strategien zur Verfügung. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja  
 Nein

### 20 Welche Informationen hast du für die Formulierung von Strategien vermisst?

[Bitte beantworte diese Frage nur, falls Deine Antwort 'Nein' war bei der Frage '19']

Bitte schreibe Deine Antwort hier:

## STRATEGIEN

Bewerte von 1 (stimme gar nicht zu) bis 5 (stimme völlig zu) die folgenden Aussagen zu deinen STRATEGIEN im Spiel.

**21 Ich glaube, dass meine Strategien restriktiv waren (restriktive Strategien vertrauen nur wenigen Spielern). \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

**22 Ich glaube, dass die Strategien der anderen Spieler restriktiver waren als meine eigenen Strategien. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

## GEGENSEITIGKEIT

Bewerte von 1 (stimme gar nicht zu) bis 5 (stimme völlig zu) die folgenden Aussagen über die GEGENSEITIGKEIT im Spiel.

### **23 Die meisten Spieler haben Anfragen anderer Spieler bearbeitet, wenn ihre eigenen Anfragen auch bearbeitet wurden. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### **24 Das Bearbeiten von Anfragen beruhte auf Gegenseitigkeit. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### **25 Wenn ein Spieler meine Anfragen bearbeitet hat, habe ich auch seine Anfragen bearbeitet. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

## KOOPERATIVITÄT

Bewerte von 1 (stimme gar nicht zu) bis 5 (stimme völlig zu) die folgenden Aussagen über die KOOPERATIVITÄT im Spiel.

### **26 Ich glaube, dass die meisten Spieler versucht haben, anderen zu helfen. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### **27 Ich glaube, dass sich die meisten Spieler kooperativ verhalten haben. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### **28 Ich glaube, dass wenn ich mich kooperativ verhalten habe, sich auch die anderen Spieler kooperativ verhalten haben. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

## QUALITÄT DER INFORMATION

Bewerte von 1 (stimme gar nicht zu) bis 5 (stimme völlig zu) die folgenden Aussagen zur QUALITÄT DER INFORMATION auf der Website des Spiels.

### 29 Die Beschreibung des Spiels auf der Website war ausreichend, um das Spiel zu verstehen. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### 30 Welche zusätzlichen Informationen wären deiner Meinung nach hilfreich gewesen?

Bitte schreibe Deine Antwort hier:

### 31 Die Informationen auf der Ergebnisseite waren hilfreich. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### 32 Ich konnte die Entwicklung meines Punktestands nachvollziehen. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung

- Stimme zu
- Stimme völlig zu

## DURCHFÜHRUNG DES EXPERIMENTS

Stimmst du mit den folgenden Aussagen zur DURCHFÜHRUNG DES EXPERIMENTS überein?

### 33 Im Allgemeinen bin ich zufrieden mit dem Verlauf des Experiments. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Stimme gar nicht zu
- Stimme nicht zu
- Weder Zustimmung noch Ablehnung
- Stimme zu
- Stimme völlig zu

### 34 Was hat den Ablauf des Experiments gestört?

Bitte schreibe Deine Antwort hier:

### 35 Ich habe meine Strategien in jeder Runde verändert. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja
- Nein

### 36 Beim Ändern der Strategien habe ich meine Punktzahl im vorherigen Block des Spiels in Betracht gezogen. \*

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja
- Nein

### 37 In welchen Situationen hast du deine Strategien verändert?

Bitte schreibe Deine Antwort hier:

**38 Ich habe im letzten Block unterschiedliche Strategien verwendet als im restlichen Spiel. \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Ja
- Nein



## SONSTIGE FRAGEN

Abschließend noch einige allgemeine Fragen zum Spiel.

### **39 Wenn du das Spiel noch einmal spielen könntest, was würdest du anders machen?**

Bitte schreibe Deine Antwort hier:

### **40 Wie viel Zeit hast du pro Tag mit dem Experiment verbracht (für das Lesen der E-Mails, Erstellen von Strategien, usw.)? \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Weniger als 15 Minuten
- Zwischen 15 und 30 Minuten
- Mehr als 30 Minuten

### **41 Wie viel Zeit hast du mit dem Experiment insgesamt verbracht (inklusive der Einführungsveranstaltung)? \***

Bitte wähle nur eine der folgenden Antworten aus:

- Weniger als 4 Stunden
- Zwischen 4 und 6 Stunden
- Zwischen 6 und 8 Stunden
- Mehr als 8 Stunden

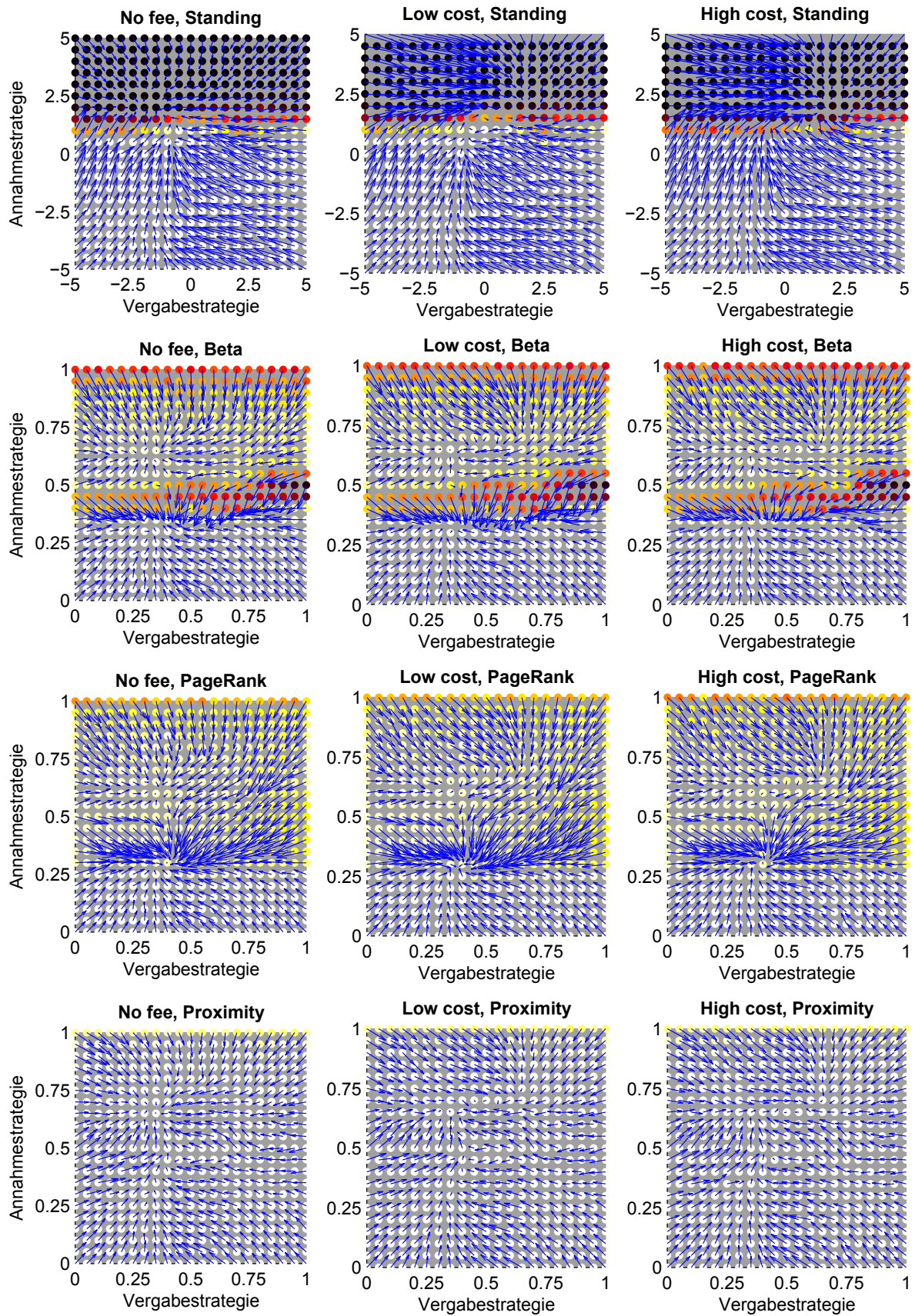


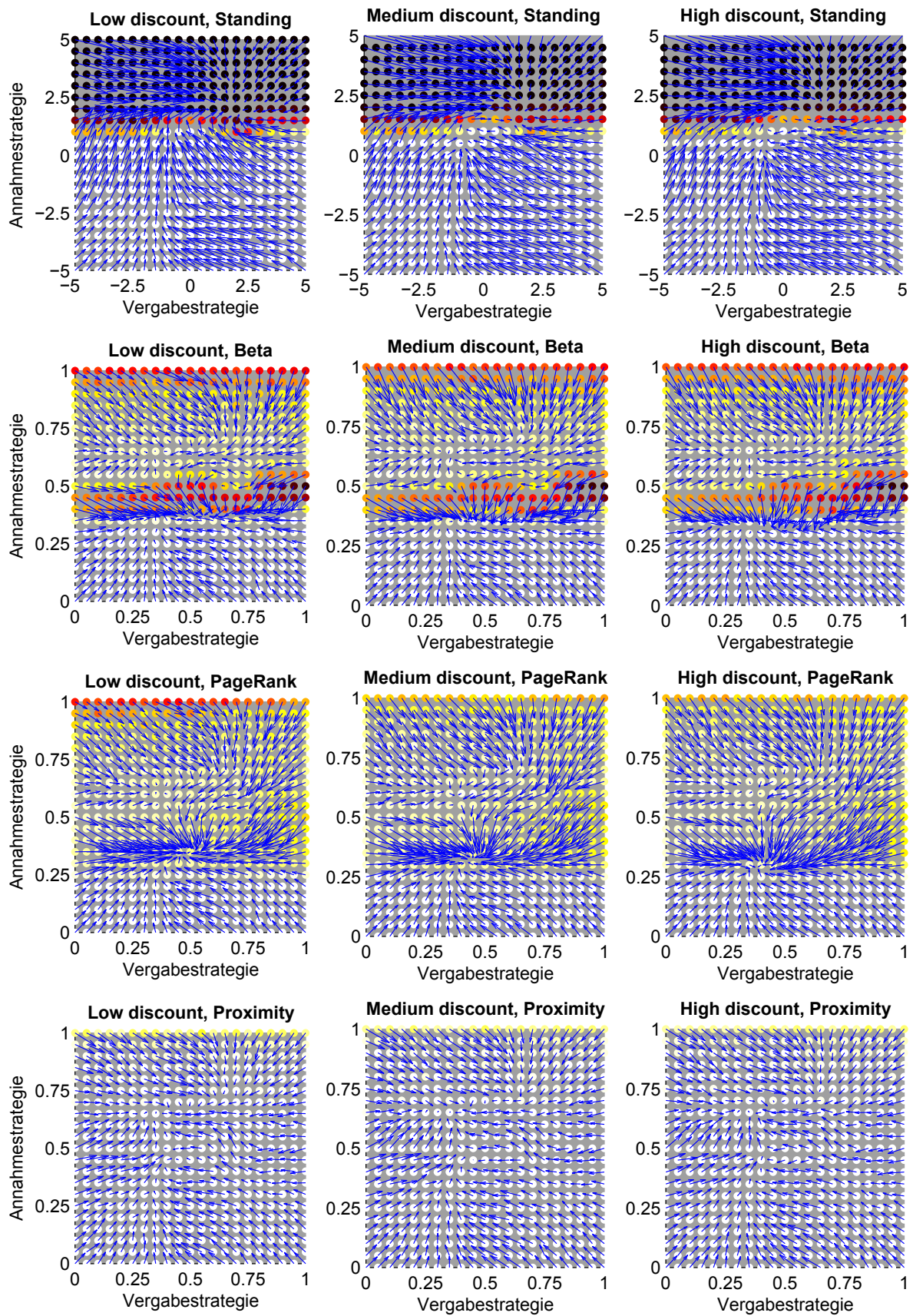
## B

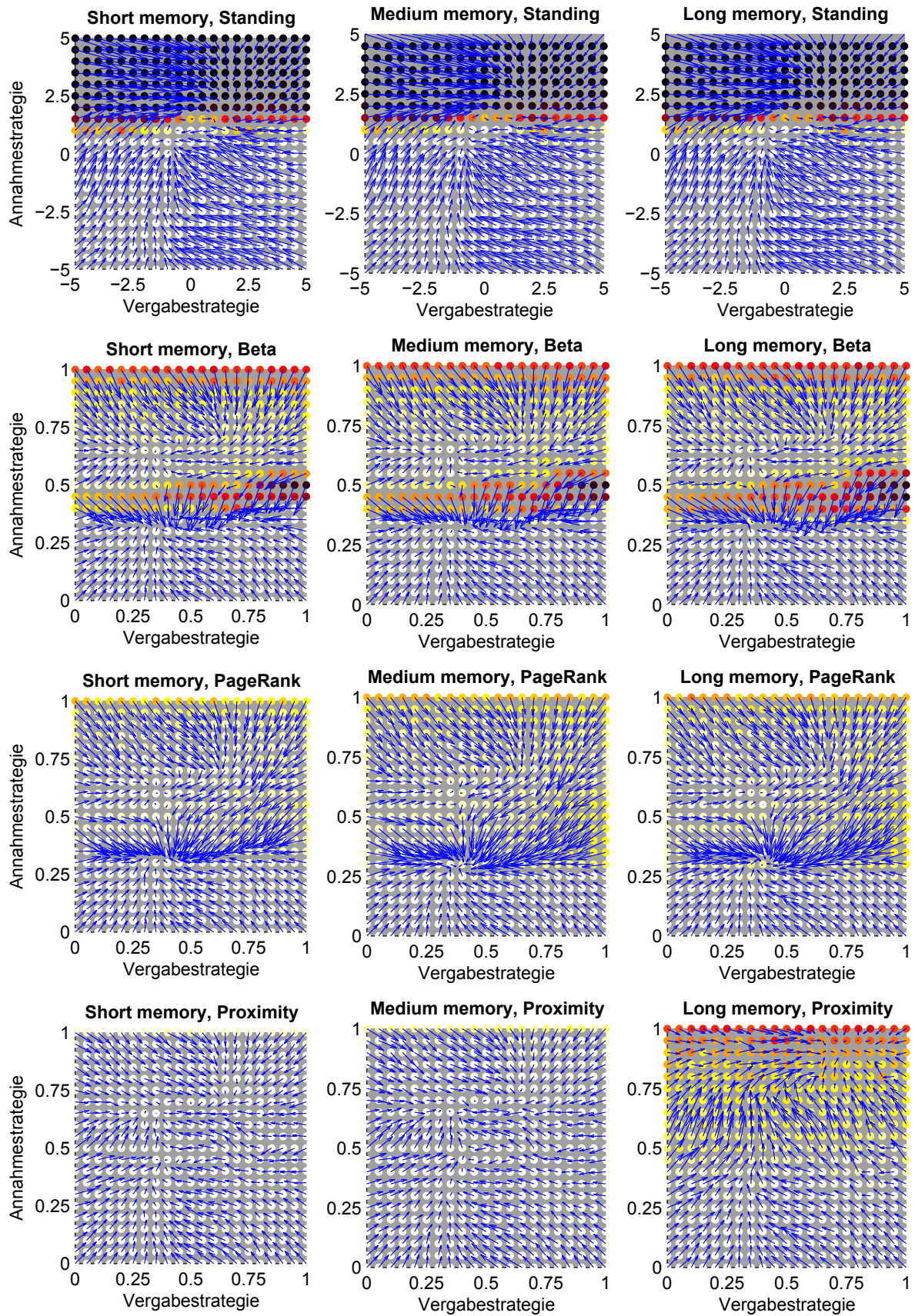
---

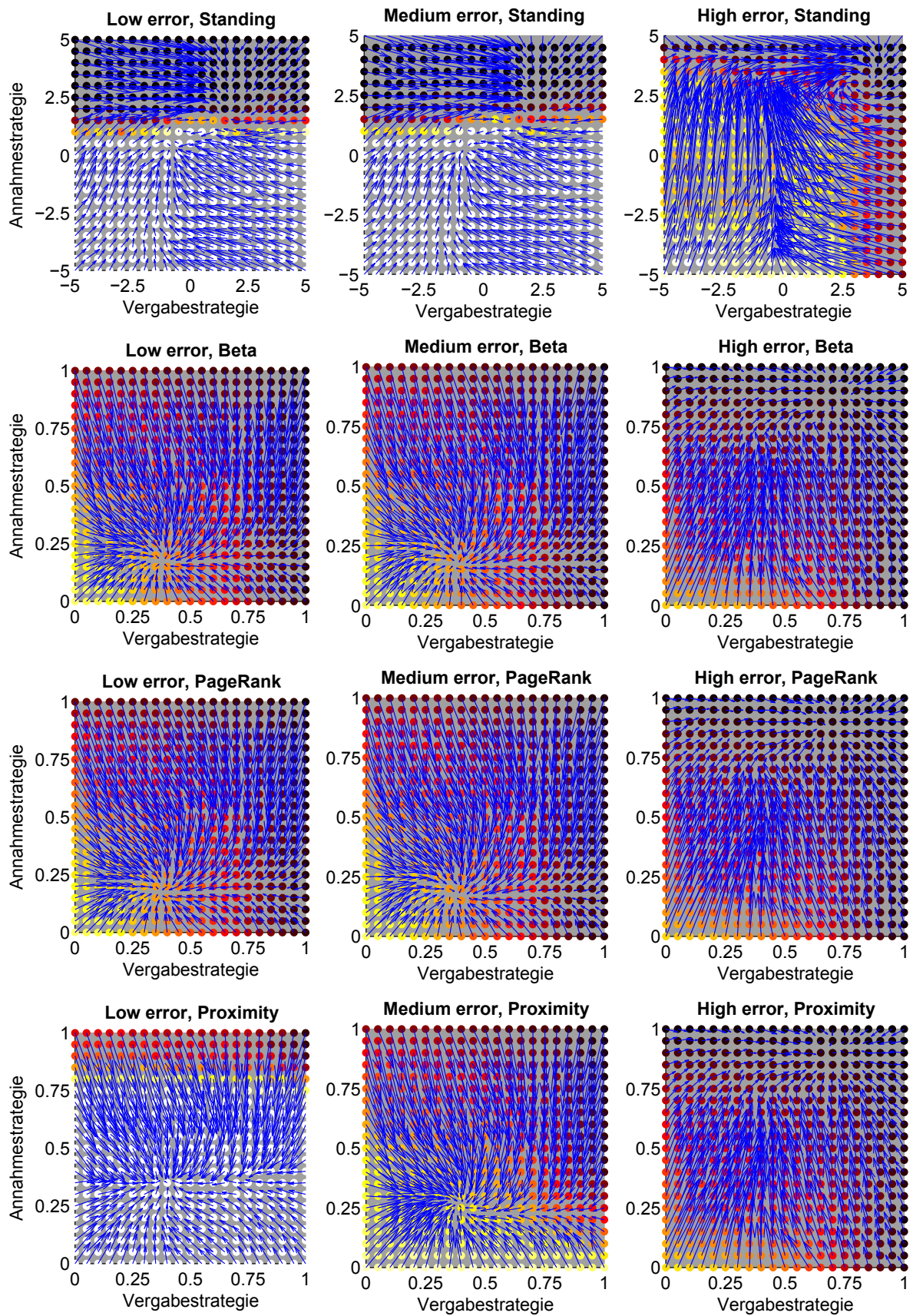
### Abbildungen der Reputationsmetriken

Die nachfolgenden Abbildungen stellen die Ergebnisse der Simulationen dar, die in Kapitel 7 beschrieben wurden.













## C

---

### Fragebogen zur Verhaltensökonomie

Der nachfolgende Fragebogen wurde den Teilnehmern des verhaltensökonomischen Experiments ausgehändigt, das in Kapitel 8 beschrieben wurde.

UserID: \_\_\_\_\_

## Experiment zu Frage-Antwort-Portalen

### EIGENSCHAFTEN DES SPIELS

- 1) **Ich persönlich hatte einen Vorteil, wenn andere Spieler meine Frage beantwortet haben.**

ja	nein
----	------

- 2) **Das Beantworten von Fragen anderer Spieler hat für mich Kosten verursacht.**

ja	nein
----	------

- 3) **Das Senden und Weiterleiten von Fragen hat Kosten verursacht.**

Ja	nein
----	------

- 4) **Ich bin mir bewusst, dass andere Spieler Feedback über das Ergebnis einer jeden Interaktion (ob du eine Frage bearbeitet oder abgelehnt hast) geben konnten.**

ja	nein
----	------

- 5) **Ich war in der Lage, die Spieler auszuwählen, an die meine Fragen geschickt wurden.**

ja	nein
----	------

- 6) **Ich konnte jederzeit meine Reputation im Vergleich zu den anderen Spielern einsehen.**

ja	nein
----	------

## GUTHABEN

- 7) **Die finanzielle Belohnung war der Hauptgrund, warum ich an dem Experiment teilgenommen habe.**

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

- 8) **Ich habe versucht, mein Guthaben zu maximieren.**

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

- 9) **Falls zutreffend (Skala 4 oder 5): Wie bist du vorgegangen, um dein Guthaben zu maximieren?**

--

- 10) **Ich persönlich bin zufrieden mit meinem Endguthaben.**

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

## STRATEGIEN

- 11) Gib bitte an, unter welchen Bedingungen Du an wen eine Frage gesendet hast:

--

- 12) Bei meinen Strategien zum Stellen von Fragen habe ich die Reputation der Spieler berücksichtigt.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

- 13) Bei meinen Strategien zum Stellen von Fragen habe ich die Interaktionshistorie der Spieler berücksichtigt.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

- 14) Gib bitte an, unter welchen Bedingungen Du eine Frage für jemanden beantwortet hast:

--

- 15) Bei meinen Strategien zum Beantworten von Fragen habe ich die Reputation der Spieler berücksichtigt.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

- 16) Bei meinen Strategien zum Beantworten von Fragen habe ich die Interaktionshistorie der Spieler berücksichtigt.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

- 17) Ich glaube, dass meine Strategie restriktiv war (d.h. nur wenigen Spielern wurde vertraut).

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

- 18) Ich glaube, dass die Strategien der anderen Spieler restriktiver waren als meine eigene Strategie.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

- 19) Ich habe meine Strategie häufig verändert.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

20) **Beim Ändern der Strategie habe ich die Entwicklung meines Kontostands beachtet.**

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

21) **In welchen Situationen hast du deine Strategien verändert?**

--

22) **Ich habe am Ende des Spiels unterschiedliche Strategien verwendet als im restlichen Spiel.**

ja	nein
----	------

## GEGENSEITIGKEIT & KOOPERATION

23) Ich habe mich beim Bearbeiten von Fragen anderer Spieler kooperativ verhalten.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

24) Ich habe anderen Spielern ohne Gegenleistung geholfen.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

25) Es hat sich für mich ausgezahlt, mit anderen Spielern zu kooperieren.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

26) Ich glaube, dass die anderen Spieler sich bei der Bearbeitung meiner Fragen kooperativ verhalten haben.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

27) Ich habe versucht, das Guthaben anderer Spieler niedrig zu halten, indem ich ihre Fragen nicht beantwortet habe.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

28) Ich habe versucht, mein Guthaben zu erhalten, indem ich die Fragen anderer Spieler nicht beantwortet habe.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

29) Wenn ein Spieler meine Fragen beantwortet hat, habe ich auch seine Fragen beantwortet.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

30) Die meisten Spieler haben Fragen anderer Spieler beantwortet, wenn ihre eigenen Fragen beantwortet wurden.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

31) Die meisten Spieler haben anderen ohne Gegenleistung geholfen.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

32) Ich glaube, dass andere Spieler bei der Beantwortung meiner Fragen mein vorheriges Verhalten berücksichtigt haben.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

## QUALITÄT DER INFORMATION

**33) Die Beschreibung des Spiels war ausreichend, um das Spiel zu verstehen.**

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

**34) Welche zusätzlichen Informationen wären deiner Meinung nach hilfreich gewesen?**

--

**35) Die Reputation der Spieler war eine hilfreiche Information.**

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

**36) Die Interaktionshistorie der Spieler war eine hilfreiche Information.**

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

**37) Die Entwicklung meines Guthabens war eine hilfreiche Information.**

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

**38) Die Entwicklung meiner Reputation war eine hilfreiche Information.**

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

**DURCHFÜHRUNG DES EXPERIMENTS**

39) Ich bin zufrieden mit dem Verlauf des Experiments.

stimme gar nicht zu	1	2	3	4	5	stimme völlig zu
---------------------	---	---	---	---	---	------------------

40) Falls zutreffend (Skala 1 oder 2): Was hat den Ablauf des Experiments gestört?

41) Wenn du das Spiel noch einmal spielen könntest, was würdest du anders machen?

**Vielen Dank für die Beantwortung des Fragebogens!**



---

## Literaturverzeichnis

ADAR, Eytan; HUBERMAN, Bernardo A.: Free Riding on Gnutella. In: *First Monday* Jg. 5, Nr. 10 (2000).

ALEXANDER, Richard D.: *The biology of moral systems*. Hawthorne: A. de Gruyter, 1987.

ANDREONI, James; MILLER, John H.: Rational Cooperation in the Finitely Repeated Prisoner's Dilemma: Experimental Evidence. In: *The Economic Journal* Jg. 103, Nr. 418 (1993), S. 570–585.

ARIFOVIC, Jasmina: Genetic algorithm learning and the cobweb model. In: *Journal of Economic Dynamics and Control* Jg. 18, Nr. 1 (1994), S. 3–28.

AXELROD, Robert: *The Evolution of Cooperation*. New York: Basic Books, 1984.

AXELROD, Robert: The Evolution of Strategies in the Iterated Prisoner's Dilemma. In: DAVIS, Lawrence (Hrsg.): *Genetic Algorithms and Simulated Annealing*. London: Pitman, 1987, S. 32–41.

AXELROD, Robert; HAMILTON, William D.: The Evolution of Cooperation. In: *Science* Jg. 211, Nr. 4489 (1981), S. 1390–1396.

BAKER, James E.: Reducing Bias and Inefficiency in the Selection Algorithm. In: *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms on Genetic Algorithms and their Application*, 1987, S. 14–21.

BERNINGHAUS, Siegfried K.; EHRHART, Karl-Martin; GÜTH, Werner: *Strategische Spiele*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2005.

BLOUNT, Sally; BAZERMAN, Max H.: The Inconsistent Evaluation of Absolute Versus Comparative Payoffs in Labor Supply and Bargaining. In: *Journal of Economic Behavior & Organization* Jg. 30, Nr. 2 (1996), S. 227–240.

BOLTON, Gary E.; KATOK, Elena; OCKENFELS, Axel: Cooperation among strangers with limited information about reputation. In: *Journal of Public Economics* Jg. 89, Nr. 8 (2005), S. 1457–1468.

BRANDES, Ulrik; ERLEBACH, Thomas: *Lecture Notes in Computer Science*. Bd. 3418: *Network Analysis: Methodological Foundations*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2005.

BRANDT, Hannelore; OHTSUKI, Hisashi; IWASA, Yoh; SIGMUND, Karl: A Survey of Indirect Reciprocity. In: TAKEUCHI, Yasuhiro (Hrsg.); IWASA, Yoh (Hrsg.); SATO, Kazunori (Hrsg.): *Mathematics for Ecology and Environmental Sciences*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007 (Biological and Medical Physics, Biomedical Engineering), S. 21–49.

BRANDT, Hannelore; SIGMUND, Karl: The logic of reprobation: assessment and action rules for indirect reciprocation. In: *Journal of Theoretical Biology* Jg. 231, Nr. 4 (2004), S. 475–486.

BRANDT, Hannelore; SIGMUND, Karl: The good, the bad and the discriminator—errors in direct and indirect reciprocity. In: *Journal of theoretical biology* Jg. 239, Nr. 2 (2006), S. 183–194.

BROSIG, Jeannette; WEIMANN, Joachim; YANG, Chun-Lei: The Hot Versus Cold Effect in a Simple Bargaining Experiment. In: *Experimental Economics* Jg. 6, Nr. 1 (2003), S. 75–90.

CASTELFRANCHI, Cristiano; CONTE, Rosaria; PAOLUCCI, Mario: Normative Reputation and the Costs of Compliance. In: *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* Jg. 1, Nr. 3 (1998).

CHOW, Ka-Po; KWOK, Yu-Kwong: On Load Balancing for Distributed Multiagent Computing. In: *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems* Jg. 13 (2002), S. 787–801.

COOPER, Russell; DEJONG, Douglas V.; FORSYTHE, Robert; ROSS, Thomas W.: Cooperation without Reputation: Experimental Evidence from Prisoner's Dilemma Games. In: *Games and Economic Behavior* Jg. 12, Nr. 2 (1996), S. 187–218.

DELLAROCAS, Chrysanthos: Immunizing Online Reputation Reporting Systems Against Unfair Ratings and Discriminatory Behavior. In: *Proceedings of the 2nd ACM Conference on Electronic Commerce*, 2000 (EC '00), S. 150–157.

ELLIS, Timothy; YAO, Xin: Evolving cooperation in the non-iterated prisoner's dilemma: A social network inspired approach. In: *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2007 (CEC '07), S. 736–743.

ENGELMANN, Dirk; FISCHBACHER, Urs: Indirect reciprocity and strategic reputation building in an experimental helping game. In: *Games and Economic Behavior* Jg. 67, Nr. 2 (2009), S. 399–407.

FEHR, Ernst; FISCHBACHER, Urs: The nature of human altruism. In: *Nature* Jg. 425, Nr. 6960 (2003), S. 785–791.

FEHR, Ernst; GÄCHTER, Simon: Altruistic punishment in humans. In: *Nature* Jg. 415, Nr. 6868 (2002), S. 137–140.

FEHR, Ernst; GÄCHTER, Simon: Cooperation and Punishment in Public Goods Experiments. In: *The American Economic Review* Jg. 90, Nr. 4 (2000), S. 980–994.

FELDMAN, Michal; LAI, Kevin; STOICA, Ion; CHUANG, John: Robust incentive techniques for peer-to-peer networks. In: *Proceedings of the 5th ACM conference on Electronic commerce*, 2004 (EC '04), S. 102–111.

FELDMAN, Michal; PAPADIMITRIOU, Christos; CHUANG, John; STOICA, Ion: Free-riding and whitewashing in peer-to-peer systems. In: *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* Jg. 24, Nr. 5 (2006), S. 1010–1019.

FISHMAN, Michael A.: Indirect reciprocity among imperfect individuals. In: *Journal of Theoretical Biology* Jg. 225, Nr. 3 (2003), S. 285–292.

FORSYTHE, Robert; HOROWITZ, Joel L.; SAVIN, N. E.; SEFTON, Martin: Fairness in Simple Bargaining Experiments. In: *Games and Economic Behavior* Jg. 6, Nr. 3 (1994), S. 347–369.

FREEMAN, Linton C.: Centrality in social networks conceptual clarification. In: *Social Networks* Jg. 1, Nr. 3 (1979), S. 215–239.

FULLAM, Karen K.; BARBER, K. S.: Learning trust strategies in reputation exchange networks. In: *Proceedings of the 5th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, 2006 (AAMAS '06), S. 1241–1248.

FULLAM, Karen K.; VOSS, Marco; KLOS, Tomas B.; MULLER, Guillaume; SABATER, Jordi; SCHLOSSER, Andreas; TOPOL, Zvi; BARBER, K. S.; ROSENSCHEIN, Jeffrey S.; VERCOUTER, Laurent: A specification of the Agent Reputation and Trust (ART) testbed. In: *Proceedings of the fourth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, 2005 (AAMAS '05), S. 512–518.

GAL, Ya'akov; PFEFFER, Avi: Modeling reciprocal behavior in human bilateral negotiation. In: *Proceedings of the 22nd national conference on Artificial intelligence*, 2007 (AAAI '07), S. 815–820.

GOLDBERG, David E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Boston: Addison-Wesley Longman, 1989.

GÜTH, Werner; SCHMITTBERGER, Rolf; SCHWARZE, Bernd: An experimental analysis of ultimatum bargaining. In: *Journal of Economic Behavior & Organization* Jg. 3, Nr. 4 (1982), S. 367–388.

- HARDIN, Garrett: The Tragedy of the Commons. In: *Science* Jg. 162, Nr. 3859 (1968), S. 1243–1248.
- HOFBAUER, Josef; SIGMUND, Karl: *Evolutionary Games and Population Dynamics*. Cambridge: Cambridge University Press, 1998.
- HOFFMAN, Elizabeth; MCCABE, Kevin; SMITH, Vernon L.: Social Distance and Other-Regarding Behavior in Dictator Games. In: *The American Economic Review* Jg. 86, Nr. 3 (1996), S. 653–660.
- HOLLAND, John H.: *Adaptation in natural and artificial systems*. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- HÜTTER, Christian; BÖHM, Klemens: Cooperation through Reciprocity in Multiagent Systems: An Evolutionary Analysis. In: *Proceedings of the Tenth International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, 2011 (AAMAS '11), S. 241–248.
- HÜTTER, Christian; LORCH, Raphael; BÖHM, Klemens: Evolving Cooperation through Reciprocity Using a Centrality-Based Reputation System. In: *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, 2011 (WI-IAT '11), S. 264–271.
- HÜTTER, Christian; YUE, Jing Z.; VON DER WETH, Christian; BÖHM, Klemens: Strategic Provider Selection in a Policy-Based Helping Scenario. In: *Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Commerce and Enterprise Computing*, 2010 (CEC '10), S. 104–111.
- ISAAC, R. M.; WALKER, James M.; WILLIAMS, Arlington W.: Group size and the voluntary provision of public goods: Experimental evidence utilizing large groups. In: *Journal of Public Economics* Jg. 54, Nr. 1 (1994), S. 1–36.
- JØSANG, Audun; ISMAIL, Roslan: The beta reputation system. In: *Proceedings of the 15th Bled Electronic Commerce Conference*, 2002 (Bled EC '02), S. 324–337.
- JØSANG, Audun; ISMAIL, Roslan; BOYD, Colin: A survey of trust and reputation systems for online service provision. In: *Decision Support Systems* Jg. 43, Nr. 2 (2007), S. 618–644.
- JURCA, Radu; FALTINGS, Boi: An Incentive Compatible Reputation Mechanism. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on E-Commerce Technology*, 2003 (CEC '03), S. 285–292.
- KAMVAR, Sepandar D.; SCHLOSSER, Mario T.; GARCIA-MOLINA, Hector: The Eigentrust algorithm for reputation management in P2P networks. In: *Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web*, 2003 (WWW '03), S. 640–651.
- KATZ, Leo: A new status index derived from sociometric analysis. In: *Psychometrika* Jg. 18, Nr. 1 (1953), S. 39–43.

- KLEINBERG, Jon M.: Authoritative Sources in a Hyperlinked Environment. In: *Journal of the ACM* Jg. 46, Nr. 5 (1999), S. 604–632.
- LEIMAR, Olof; HAMMERSTEIN, Peter: Evolution of cooperation through indirect reciprocity. In: *Proceedings of the Royal Society of London* Jg. 268, Nr. 1468 (2001), S. 745–753.
- LIN, Nan: *Foundations of Social Research*. New York: McGraw-Hill, 1976.
- MARTI, Sergio; GARCIA-MOLINA, Hector: Limited reputation sharing in P2P systems. In: *Proceedings of the 5th ACM conference on Electronic commerce, 2004 (EC '04)*, S. 91–101.
- MAYNARD SMITH, John: *Evolution and the Theory of Games*. Cambridge: Cambridge University Press, 1982.
- MAYNARD SMITH, John; PRICE, George R.: The Logic of Animal Conflict. In: *Nature* Jg. 246, Nr. 5427 (1973), S. 15–18.
- MILINSKI, Manfred; SEMMANN, Dirk; BAKKER, Theo C.; KRAMBECK, Hans-Jürgen: Cooperation through indirect reciprocity: image scoring or standing strategy? In: *Proceedings of the Royal Society* Jg. 268, Nr. 1484 (2001), S. 2495–2501.
- MILINSKI, Manfred; SEMMANN, Dirk; KRAMBECK, Hans-Jürgen: Reputation helps solve the 'tragedy of the commons'. In: *Nature* Jg. 415, Nr. 6870 (2002), S. 424–426.
- MILLER, Nolan; RESNICK, Paul; ZECKHAUSER, Richard: Eliciting Informative Feedback: The Peer-Prediction Method. In: *Management Science* Jg. 51, Nr. 9 (2005), S. 1359–1373.
- MOHTASHEMI, Mojdeh; MUI, Lik: Evolution of indirect reciprocity by social information: the role of trust and reputation in evolution of altruism. In: *Journal of Theoretical Biology* Jg. 223, Nr. 4 (2003), S. 523–531.
- MUI, Lik; HALBERSTADT, Ari; MOHTASHEMI, Mojdeh: Notions of Reputation in Multi-Agents Systems: A Review. In: *Proceedings of the first international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems, 2002 (AAMAS '02)*, S. 280–287.
- NOWAK, Martin A.; PAGE, Karen M.; SIGMUND, Karl: Fairness Versus Reason in the Ultimatum Game. In: *Science* Jg. 289, Nr. 5485 (2000), S. 1773–1775.
- NOWAK, Martin A.; SIGMUND, Karl: The evolution of stochastic strategies in the Prisoner's Dilemma. In: *Acta Applicandae Mathematicae* Jg. 20, Nr. 3 (1990), S. 247–265.
- NOWAK, Martin A.; SIGMUND, Karl: Evolution of Indirect Reciprocity by Image Scoring. In: *Nature* Jg. 393 (1998), S. 573–577.
- NOWAK, Martin A.; SIGMUND, Karl: Evolution of indirect reciprocity. In: *Nature* Jg. 437, Nr. 7063 (2005), S. 1291–1298.

- OHTSUKI, Hisashi; IWASA, Yoh: How should we define goodness? Reputation dynamics in indirect reciprocity. In: *Journal of Theoretical Biology* Jg. 231, Nr. 1 (2004), S. 107–120.
- OHTSUKI, Hisashi; IWASA, Yoh: The leading eight: Social norms that can maintain cooperation by indirect reciprocity. In: *Journal of Theoretical Biology* Jg. 239, Nr. 4 (2006), S. 435–444.
- PAGE, Lawrence; BRIN, Sergey; MOTWANI, Rajeev; WINOGRAD, Terry: The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web / Stanford InfoLab. 1999 (1999-66). – Forschungsbericht. – SIDL-WP-1999-012.
- PAPAIOANNOU, Thanasis G.; STAMOULIS, George D.: Effective Use of Reputation in Peer-to-Peer Environments. In: *Proceedings of the IEEE International Symposium on Cluster Computing and the Grid*, 2004 (CCGrid '04), S. 259–268.
- RESNICK, Paul; KUWABARA, Ko; ZECKHAUSER, Richard; FRIEDMAN, Eric: Reputation systems. In: *Communications of the ACM* Jg. 43 (2000), S. 45–48.
- RIECHMANN, Thomas: Genetic algorithm learning and evolutionary games. In: *Journal of Economic Dynamics and Control* Jg. 25, Nr. 6-7 (2001), S. 1019–1037.
- ROBERTS, Gilbert: Evolution of direct and indirect reciprocity. In: *Proceedings of the Royal Society: Biological Sciences* Jg. 275, Nr. 1631 (2008), S. 173–179.
- SABATER, Jordi; SIERRA, Carles: Reputation and social network analysis in multi-agent systems. In: *Proceedings of the first international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, 2002 (AAMAS '02), S. 475–482.
- SABIDUSSI, Gert: The centrality index of a graph. In: *Psychometrika* Jg. 31 (1966), S. 581–603.
- SCHAERF, Andrea; SHOHAM, Yoav; TENNENHOLTZ, Moshe: Adaptive load balancing: a study in multi-agent learning. In: *Journal of Artificial Intelligence Research* Jg. 2 (1995), S. 475–500.
- SEINEN, Ingrid; SCHRAM, Arthur: Social Status and Group Norms: Indirect Reciprocity in a Repeated Helping Experiment. In: *European Economic Review* Jg. 50, Nr. 3 (2006), S. 581–602.
- SELTEN, Reinhard: Die Strategiemethode zur Erforschung des eingeschränkt rationalen Verhaltens im Rahmen eines Oligopolexperimentes. In: SAUERMAN, H. (Hrsg.): *Beiträge zur experimentellen Wirtschaftsforschung*. Tübingen: J.C.B. Mohr, 1967, S. 136–168.
- SELTEN, Reinhard: A note on evolutionarily stable strategies in asymmetric animal conflicts. In: *Journal of Theoretical Biology* Jg. 84, Nr. 1 (1980), S. 93–101.

- SEN, Sandip; BISWAS, Anish; DEBNATH, Sandip: Believing others: Pros and cons. In: *Proceedings of the Fourth International Conference on MultiAgent Systems*, 2000 (ICMAS '00), S. 279–285.
- SIGMUND, Karl; HAUERT, Christoph; NOWAK, Martin A.: Reward and punishment. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences* Jg. 98, Nr. 19 (2001), S. 10757–10762.
- SUGDEN, Robert: *The economics of rights, co-operation, and welfare*. Oxford: Blackwell Publishing, 1986.
- TAKAHASHI, Nobuyuki; MASHIMA, Rie: The importance of subjectivity in perceptual errors on the emergence of indirect reciprocity. In: *Journal of Theoretical Biology* Jg. 243, Nr. 3 (2006), S. 418–436.
- TAYLOR, Peter D.; JONKER, Leo B.: Evolutionary stable strategies and game dynamics. In: *Mathematical Biosciences* Jg. 40, Nr. 1-2 (1978), S. 145–156.
- TRIVERS, Robert L.: The Evolution of Reciprocal Altruism. In: *The Quarterly Review of Biology* Jg. 46, Nr. 1 (1971), S. 35–57.
- VALENTE, Thomas W.; FOREMAN, Robert K.: Integration and radiality: Measuring the extent of an individual's connectedness and reachability in a network. In: *Social Networks* Jg. 20, Nr. 1 (1998), S. 89–105.
- VON DER WETH, Christian; BÖHM, Klemens; BURGHARDT, Thorben; HÜTTER, Christian; YUE, Jing Z.: Indirect Reciprocity in Policy-Based Helping Experiments. In: *Proceedings of the Seventh IEEE European Conference on Web Services*, 2009 (ECOWS '09), S. 171–180.
- WANG, Yao; VASSILEVA, Julita: Bayesian network-based trust model. In: *Proceedings of the IEEE/WIC International Conference on Web Intelligence*, 2003 (WI '03), S. 372–378.
- WASSERMAN, Stanley; FAUST, Katherine: *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge: Cambridge University Press, 1995.
- WEDEKIND, Claus; MILINSKI, Manfred: Human cooperation in the simultaneous and the alternating Prisoner's Dilemma: Pavlov versus Generous Tit-for-Tat. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences* Jg. 93, Nr. 7 (1996), S. 2686–2689.
- WEDEKIND, Claus; MILINSKI, Manfred: Cooperation Through Image Scoring in Humans. In: *Science* Jg. 288, Nr. 5467 (2000), S. 850–852.
- WHITBY, Andrew; JØSANG, Audun; INDULSKA, Jadwiga: Filtering Out Unfair Ratings in Bayesian Reputation Systems. In: *Proceedings of the Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, 2004 (AAMAS '04), S. 106–117.

XIONG, Li; LIU, Ling: PeerTrust: Supporting Reputation-Based Trust for Peer-to-Peer Electronic Communities. In: *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* Jg. 16, Nr. 7 (2004), S. 843–857.

YAMAMOTO, Atsushi; ASAHARA, Daisuke; ITAO, Tomoko; TANAKA, Satoshi; SUDA, Tatsuya: Distributed Pagerank: A Distributed Reputation Model for Open Peer-to-Peer Networks. In: *Proceedings of the 2004 International Symposium on Applications and the Internet*, 2004 (SAINT-W '04), S. 389–392.

YU, Bin; SINGH, Munindar: A Social Mechanism of Reputation Management in Electronic Communities. In: KLUSCH, Matthias (Hrsg.); KERSCHBERG, Larry (Hrsg.): *Cooperative Information Agents IV – The Future of Information Agents in Cyberspace* Bd. 1860. Berlin, Heidelberg: Springer, 2000, S. 355–393.

YU, Bin; SINGH, Munindar P.: An evidential model of distributed reputation management. In: *Proceedings of the first international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, 2002 (AAMAS '02), S. 294–301.

YU, Bin; SINGH, Munindar P.: Detecting deception in reputation management. In: *Proceedings of the second international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, 2003 (AAMAS '03), S. 73–80.