

Modellierung menschlichen Fahrverhaltens für die simulative Absicherung hoch-automatisierter Fahrzeuge

Zur Erlangung des akademischen Grades eines
DOKTORS DER INGENIEURWISSENSCHAFTEN (Dr.-Ing.)
von der KIT-Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik
des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)
angenommene

DISSERTATION

von
Markus Lemmer, M.Sc.
geb. in Heilbronn

Tag der mündlichen Prüfung: 07.10.2025

Hauptreferent: Prof. Dr.-Ing. Sören Hohmann

Korreferent: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Prof. h.c. Dr. h.c.
Torsten Bertram

Danksagung

Diese Dissertation entstand während meiner Zeit als Wissenschaftlicher Mitarbeiter am FZI Forschungszentrum Informatik in Karlsruhe.

An erster Stelle, möchte ich mich bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Sören Hohmann, für die Bereitstellung der wissenschaftlichen Arbeitsumgebung und die Betreuung der Arbeit, bedanken. Vielen Dank für ihre Geduld und Unterstützung im Verlauf der Arbeit.

Weiterhin gilt mein Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. Prof. h.c. Dr. h.c. Torsten Bertram für die Übernahme des Korreferats.

Ein herzlicher Dank gilt allen Kollegen und Kolleginnen am FZI und am Institut für Regelungs- und Steuerungssysteme (IRS) des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) für die freundliche Arbeitsatmosphäre und den stets konstruktiven wissenschaftlichen Austausch.

Mein besonderer Dank gilt Stefan, der mich über viele Jahre begleitet und mich auch in schwierigeren Abschnitten motiviert hat. Ich konnte mit ihm stets meine aktuellen Ergebnisse diskutieren.

Herzlichen Dank auch an Lukas, Nina und Stefan, für das Korrektur lesen meiner Arbeit und das konstruktive Feedback. Ein Dankeschön gilt auch allen Bachelor und Master-Arbeitern, die meine Forschung durch ihre Arbeiten unterstützt haben.

Während meiner Zeit am FZI hatte ich die Möglichkeit am Forschungsprojekt SET Level, welches durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWE) gefördert wurde, mitzuwirken. Die Ergebnisse dieser Arbeit entstanden dabei in Teilen, im Rahmen dieses Projektes.

Abschließend möchte ich mich bei meiner Familie bedanken, die mich in dieser Zeit immer unterstützt und in schweren Zeiten, die bei einer solchen Arbeit nicht ausbleiben, ermutigt hat.

Karlsruhe, im Oktober 2025

*Im Prinzip sind alle Modelle falsch,
aber manche sind nützlich.*

George Box

Kurzfassung

Für die Einführung des hoch-automatisierten Fahrens sind Simulations-Werkzeuge von zentraler Bedeutung. Um das Verhalten des Straßenverkehrs in der Simulation abbilden zu können, werden Modelle benötigt, die in der Lage sind, das Verhalten von Verkehrsteilnehmern zu beschreiben.

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung eines Verhaltensmodells, dass das Verhalten von Fahrern in einem Kreuzungsszenario abbildet. Ein besonderer Augenmerk liegt dabei auf der Modellierung der Interaktion zwischen den einzelnen Fahrern, wozu Methoden aus dem Bereich der Spieltheorie eingesetzt werden. Dieser White-Box Ansatz, erlaubt die gezielte Generierung von Szenarien durch Variation des Fahrverhaltens, was sich durch gezielte Parametrierung des Modells erreichen lässt.

Simulationsstudien zeigen, dass das entwickelte Modell in der Lage ist, realistisches Entscheidungsverhalten menschlicher Fahrer nachzubilden. Gleichzeitig ermöglicht der gewählte Ansatz eine Interpretation der Ergebnisse, wodurch gezielt unterschiedliche Verhaltensweisen erzeugt werden können.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Stand der Technik	5
2.1	Modell-Anforderungen aus Sicht der Simulationsaufgaben	5
2.2	Modellklassen	10
2.2.1	Verkehrsflussmodelle	11
2.2.2	Datengetriebene Modelle	12
2.2.3	Effektbasierte Modelle	13
2.3	Modell-Eignung	15
2.4	Forschungslücke	17
3	Mathematische Grundlagen	19
3.1	Dynamische Optimierung	19
3.2	Spieltheorie	21
3.2.1	Definition des Spiels	21
3.2.2	Nicht-kooperative dynamische Spiele	22
3.2.3	Nash-Gleichgewicht	24
3.2.4	Iterated-Best-Response Algorithmus	25
4	Hybrides dynamisches Spiel	29
4.1	Motivation	29
4.2	Modell-Definition	30
4.3	Lösungsalgorithmus	34
4.3.1	Beste-Antwort-Strategie	34
4.3.2	Boltzmann Verteilung	35
5	Interaktives Verhaltens-Modell für Kreuzungen	39
5.1	Bewegungsmodell	39
5.2	Manövermodell	42
5.3	Gütemaß	47
5.3.1	Auswahl relevanter Spieler	48
5.3.2	Modellierte Effekte	53
5.4	Implementierter Lösungsalgorithmus	59
6	Simulationsergebnisse	63
6.1	Interaktives Verhalten	63
6.1.1	Zwei-Spieler Szenario	64

6.1.2	Drei-Spieler Szenario	65
6.1.3	Drei-Spieler Szenario mit Fahrzeugfolgen	67
6.1.4	Drei-Spieler Szenario mit Fahrzeugfolgen und Abbiegen	69
6.1.5	Zusammenfassung Interaktives Verhalten	71
6.2	Parametrierbarkeit	72
6.2.1	Methodik	72
6.2.2	Zweiseitige Variation	75
6.2.3	Einseitige Variation	81
6.2.4	Drei-Spieler Beispiele	87
6.2.5	Zusammenfassung Parametrierbarkeit	94
6.3	Übertragbarkeit	95
6.4	Zusammenfassung Simulationsergebnisse	99
7	Zusammenfassung	101
A	Simulations-Parameter	XV
B	Übertragbarkeit: Basis-Szenarien und Ergebnisse	XVII
B.1	Basis-Szenarien	XVII
B.2	Parametrierbarkeit nach Basis-Szenarien	XVIII
B.3	Szenario-Variationen: Verteilung abweichender Szenarien	XXII
Literatur		XXVII

Abbildungsverzeichnis

1.1	Gesamtmodell Verkehrsteilnehmer im Straßenverkehr	2
1.2	Simulator-Architektur	3
2.1	Verkehrsteilnehmer-Modell	10
2.2	Übersicht Modellklassen	11
4.1	Hybride Repräsentation des Drei-Schichten Modells	30
4.2	Kontrollstruktur Hybrides Dynamisches System	32
5.1	Koordinatensysteme	40
5.2	Koordinaten - Kreuzungspunkt und Abstände	42
5.3	Manöver-Automat	43
5.4	Spuren T-Kreuzung	49
5.5	Abstandsberechnung entlang der Spieler-Pfade	51
5.6	Beispiel-Szenario - Relevante Spieler	52
5.7	Distanz-Beispiel - Spieler-Pfade	57
5.8	Distanz-Beispiel - Vergleich Distanzmaße	57
5.9	Spieler Relevanz IRB - Beispiel-Szenario	59
6.1	Beispiel 1 - Pfade und Positionen	64
6.2	Beispiel 1 - Spieler Geschwindigkeiten	65
6.3	Beispiel 2 - Pfade und Positionen	66
6.4	Beispiel 2 - Spieler Geschwindigkeiten	67
6.5	Beispiel 3 - Pfade und Positionen	68
6.6	Beispiel 3 - Spieler Geschwindigkeiten	68
6.7	Beispiel 4 - Pfade und Positionen	70
6.8	Beispiel 4 - Spieler Geschwindigkeiten	70
6.9	Zweiseitige Variation - Beispiel 1	77
6.10	Zweiseitige Variation - Beispiel 2	77
6.11	Zweiseitige Variation - Beispiel 3	78
6.12	Zweiseitige Variation - Beispiel 4	79
6.13	Zweiseitige Variation - Beispiel 5	80
6.14	Zweiseitige Variation - Beispiel 6	81
6.15	Einseitige Variation - Spieler 1 - Beispiel 1	83
6.16	Einseitige Variation - Spieler 1 - Beispiel 2	83
6.17	Einseitige Variation - Spieler 1 - Beispiel 3	85
6.18	Einseitige Variation - Spieler 1 - Beispiel 4	85
6.19	Einseitige Variation - Spieler 0 - Beispiel 1	86

6.20	Einseitige Variation - Spieler 0 - Beispiel 2	86
6.21	Einseitige Variation - Spieler 0 - Beispiel 3	87
6.22	Drei Spieler Variation - Beispiel 1	89
6.23	Drei Spieler Variation - Beispiel 2	90
6.24	Drei Spieler Variation - Beispiel 3	91
6.25	Drei Spieler Variation - Beispiel 4	92
6.26	Drei Spieler Variation - Beispiel 5	93
6.27	Basis-Szenarien: Geschwindigkeitsverläufe	95
6.28	Basis-Szenarien: Positionen	97
B.1	Übersicht Basis-Szenarien	XVIII
B.2	Übertragbarkeit: Zweiseitige Variation - Beispiel 1	XIX
B.3	Übertragbarkeit: Zweiseitige Variation - Beispiel 2	XIX
B.4	Übertragbarkeit: Zweiseitige Variation - Beispiel 3	XIX
B.5	Übertragbarkeit: Zweiseitige Variation - Beispiel 4	XIX
B.6	Übertragbarkeit: Zweiseitige Variation - Beispiel 5	XX
B.7	Übertragbarkeit: Zweiseitige Variation - Beispiel 6	XX
B.8	Übertragbarkeit: Einseitige Variation- Spieler 1 - Beispiel 1	XX
B.9	Übertragbarkeit: Einseitige Variation- Spieler 1 - Beispiel 2	XX
B.10	Übertragbarkeit: Einseitige Variation- Spieler 1 - Beispiel 3	XXI
B.11	Übertragbarkeit: Einseitige Variation- Spieler 1 - Beispiel 4	XXI
B.12	Übertragbarkeit: Einseitige Variation- Spieler 0 - Beispiel 1	XXI
B.13	Übertragbarkeit: Einseitige Variation- Spieler 0 - Beispiel 2	XXI
B.14	Übertragbarkeit: Einseitige Variation- Spieler 0 - Beispiel 3	XXII

Tabellenverzeichnis

2.1	Anforderungen je Simulationsaufgabe	10
2.2	Bewertung Modellklassen	15
2.3	Modell-Verwendbarkeit	17
6.1	Initiale Abstände zum Kreuzungspunkt	96
6.2	Szenarien-Vergleich Variationen	98
A.1	Parametrierung der Simulationsumgebung und des Modells.	XV
B.1	Verteilung ungleicher Szenarien.	XXII

Abkürzungen und Symbole

Verwendete Abkürzungen

Abkürzung	Bedeutung
DDM	Datengetriebene Modelle
HAF	Hoch-Automatisierte Fahrfunktion
IBR	Iterated-Best-Response Algorithmus
IDM	Intelligent Driver Model
MPC	Modellbasierter Prädiktiv-Regler
MiVFM	Mikroskopische Verkehrsflussmodelle
SBT	Szenario-Basiertes Testen

Lateinische Buchstaben

Symbol	Bedeutung
a	Beschleunigung
a_{ref}	Zielbeschleunigung
a_{max}	Maximale Beschleunigung
$b^{(il)}$	Vorfahrt-Funktion
c	Pfad
c_s	IDM - Referenzgeschwindigkeitserhöhung
$d^{(il)}$	IDM - Abstand vorausfahrendes Fahrzeug
$d^{(il)*}$	IDM - Zielabstand zum vorausfahrenden Fahrzeug
d_{safe}	IDM - Sicherer Abstand
d_L	Abstand zum Ende der Spur
d_I	Pfad basierter Abstand
f	Systemgleichung
g	Gütemaß - Zustandsübergangskosten
$g^{(i)}$	nicht-interaktive Kosten
$g^{(ij)}$	interaktive Kosten

h	Endkosten
k	Diskreter Zeit-Index
n	Dimension des Zustandsvektors
p	Dimension des Eingangsvektors
q	Zustand des Automaten
s	Bogenlänge Pfad
s_{max}	Maximaler Abstand relevanter Spieler
$s_I^{(ij)}$	Position Schnittpunkt mit dem Pfad eines kreuzenden Spielers
$t^{(ij)}$	Abstand zum Schnittpunkt
\mathbf{u}	Eingangsvektor - Dynamisches System
$Br\mathbf{u}$	Beste-Antwort Strategie
$Na\mathbf{u}$	Strategie im Nash-Gleichgewicht
v	Geschwindigkeit
v_{ref}	Referenzgeschwindigkeit
\mathbf{x}	Zustandsvektor - Dynamisches System
\mathbf{x}_0	Anfangszustand
x	x-Position
y	y-Position
\mathbf{A}	Systemmatrix
J	Gütemaß
K	Anzahl Spielzüge
K_p	Prädiktionshorizont
P	Wahrscheinlichkeitsverteilung
P_{RF}	Relevanter Spieler auf dem gleichen Pfad
T_s	Abtastzeit
T_{safe}	IDM - Sichere Zeitlücke
V	Überführungskosten

Griechische Buchstaben

Symbol	Bedeutung
α	IDM - Beschleunigungsanteil
β	IDM - Kollisionsanteil
δ	Zustandsübergangsfunktion
λ	Kopplungsfunktion
κ	Abstand Entscheidungsstellen
σ	Eingangs-Symbol Automat
Λ	Kopplungsfunktion-Menge

Φ	Basis-Funktion
Σ	Eingangs-Symbol Menge
θ	Gütemaß-Gewichte
ψ	Gütemaß-Skalierung

Kalligraphische Symbole

Symbol	Bedeutung
\mathcal{A}	Automat
\mathcal{G}	Spiel
\mathcal{S}	Dynamisches System
\mathcal{Q}	Automaten-Zustandsmenge
$\mathcal{S}_{\mathcal{H}}$	Hybrides System
\mathcal{X}	Zustandsraum

Lichte Symbole

Symbol	Bedeutung
\mathbb{A}	Automaten-Menge
\mathbb{E}	Erwartungswert
\mathbb{J}	Gütemaß-Menge
\mathbb{K}	Menge an Spielzügen
\mathbb{L}	Menge an Spuren
\mathbb{L}^+	Menge einmündender Spuren
\mathbb{L}^-	Menge abgehender Spuren
\mathbb{L}^I	Menge an Spuren auf der Kreuzung
\mathbb{N}	Menge der natürlichen Zahlen
\mathbb{P}	Spieler-Menge
\mathbb{P}_R	Menge relevanter Spieler
\mathbb{P}_I	Menge kreuzender Spieler
\mathbb{P}_{RI}	Menge relevanter kreuzender Spieler
\mathbb{P}_F	Menge an Spielern auf dem gleichen Pfad
\mathbb{P}_{IBR}	Menge im IBR berücksichtigter Spieler
\mathbb{R}	Menge der reellen Zahlen
\mathbb{S}	Strategie-Menge

1 Einleitung

Die stetige Zunahme des Individualverkehrs [BMD23] führt zu einer Vielzahl von gesellschaftlichen Herausforderungen. Neben der Überlastung der Verkehrsinfrastruktur und negativer Auswirkungen auf die Umwelt, sind hier insbesondere die Zunahme von Unfällen zu nennen. Unfallstatistiken zeigen dabei, dass der größte Anteil an Verkehrsunfällen auf menschliche Faktoren zurückzuführen ist [Nat15]. Ein zentraler Trend, der zur Lösung dieser Herausforderungen beitragen kann, ist die Entwicklung hoch- und voll-automatisierter Fahrzeuge (HAF) [Zuk24], die nur einer geringen bzw. gar keiner Überwachung durch einen menschlichen Fahrer bedürfen [SAE21].

Damit das Ziel, die Anzahl an Verkehrsunfällen durch Einführung von hoch-automatisierter Fahrzeugen zu reduzieren und die Sicherheit im Straßenverkehr zu erhöhen, tatsächlich erreicht werden kann, müssen hohe Anforderungen an die eingesetzten Fahrfunktionen gestellt werden.

Zum einen müssen diese in der Lage sein, im gleichen Verkehrsraum wie die übrigen Verkehrsteilnehmer zu agieren [CEHM10], ohne das dabei zusätzliche Unfallrisiken im Straßenverkehr entstehen. Neben nicht-automatisierten Fahrzeugen mit menschlichen Fahrern, zählen hierzu auch weitere Klassen von Verkehrsteilnehmern, wie z.B. Fahrradfahrer und Fußgänger. Zum anderen müssen diese Systeme durch die übrigen Verkehrsteilnehmer bzw. durch die Gesellschaft akzeptiert werden.

Um diese Voraussetzungen sicherstellen zu können, wird im Rahmen des Entwicklungsprozesses zwingend ein geeigneter Absicherungsprozess zur Verifikation und Validierung benötigt, welche belastbare und überzeugende Nachweise für die Sicherheit der entwickelten Systeme liefert.

Absicherung hoch-automatisierter Fahrzeuge

Eine gängige Methode zur Absicherung der elektronischen und mechanischen Komponenten konventioneller Fahrzeuge ist der Einsatz von Testfahrten [Käp15]. Für die Absicherung von HAF ist dieses Vorgehen aufgrund der Komplexität der Absicherungsaufgabe nicht länger möglich. Insbesondere die Notwendigkeit die zusätzlichen Komponenten abzusichern, die für die Bewältigung der Fahraufgabe benötigt werden, trägt dabei maßgeblich zur Steigerung der Komplexität der Absicherungsaufgabe bei.

Gemäß dem weit verbreiteten Sense-Plan-Act Paradigma [SK16, Kapitel 12], fallen unter die zusätzliche Komponenten neben Sensoren zur Erfassung von Umwelt und anderen Verkehrsteilnehmern auch Aktoren zur Steuerung des Fahrzeugs, sowie Entscheidungsalgorithmen, welche das Verhalten des Fahrzeugs im Straßenverkehr bestimmen.

Insbesondere die Entscheidungs- und Planungsalgorithmik steht dabei (über die Umwelt) in wechselseitiger Beziehung zu den anderen Verkehrsteilnehmern (vergleiche Abbildung 1.1), was bedeutet, dass die Interaktion mit anderen Verkehrsteilnehmern bei der Absicherung berücksichtigt werden muss. Statistische Analysen in [Wac16] und [KP16], kommen zu dem Ergebnis, dass für die Freigabe von HAF mittels Testfahrten eine gefahrene Strecke von mehr als 120 Millionen Kilometer benötigt wird¹. Berücksichtigt man weiterhin, dass diese Tests für jede Produkt-Iteration erneut durchgeführt werden müssen, wird klar, dass ein solches Vorgehen nicht realisierbar ist und mit durchschnittlichen Kosten von über 2,65 €/km [Wac16, Anhang B] auch nicht wirtschaftlich wäre.

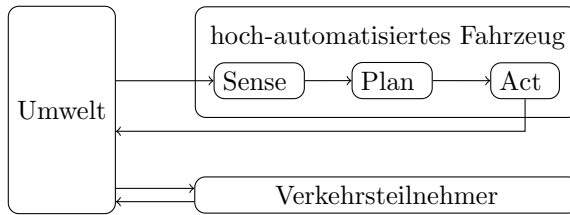


Abbildung 1.1: Gesamtmodell des Straßenverkehrs bestehend aus einem hoch-automatisierten Fahrzeug (HAF), Umwelt und anderen Verkehrsteilnehmern.

Ein wesentliches Ziel aktueller Forschungsaktivitäten ist daher die Entwicklung alternativer Methoden zur Absicherung hoch-automatisierter Fahrzeuge. Neben formalen Verifikationsmethoden (siehe z.B. [AD14]), ist das Szenario-Basierte Testen [NWH⁺20], ein vielversprechender Ansatz die Herausforderungen bei der Absicherung zu adressieren. Die dem Szenario-Basierten Testen zugrunde liegende Idee, ist die Reduktion des Testaufwandes auf eine handhabbare Zahl an Testfällen. Eine wichtige Voraussetzung für die Effektivität dieses Ansatzes ist die Fähigkeit die für die Absicherung relevanten Testfälle möglichst vollständig identifizieren zu können.

Ein wesentlicher Vorteil des Szenario-Basierten Testens gegenüber anderen Verfahren ist die Möglichkeit der Unterstützung durch Simulationswerkzeuge. Das Spektrum der eingesetzten Simulationsumgebungen reicht dabei von klassischen X-in-the-Loop Umgebungen (siehe [SH09] für eine Übersicht verschiedener Methoden) bis hin zum *passiven hoch-automatisierten Fahren*, bei welchem eine Simulationsumgebung in ein Fahrzeug verbaut wird, um während der Fahrt Informationen über für die Absicherung relevanten Verkehrs-Situationen zu sammeln [WW15], [KGHL17].

Voraussetzung für diese simulative Unterstützung sind Simulatoren, die die Interaktion zwischen den Verkehrsteilnehmern abbilden. Dies kann durch den Einsatz von Modellen, die diese Interaktion explizit modellieren, erreicht werden. Eine daraus resultierende Simulator-Architektur ist in Abbildung 1.2 dargestellt. Das reine wiedergeben aufgezeichneter Szenarien ist im Allgemeinen nicht ausreichend und eignet sich nur in einzelnen Sonderfällen (siehe beispielsweise [BBH⁺15]).

¹ Gemäß [KP16] entspricht dies bei einer Flotte von 100 Fahrzeugen einem Testzeitraum von 12.5 Jahren.

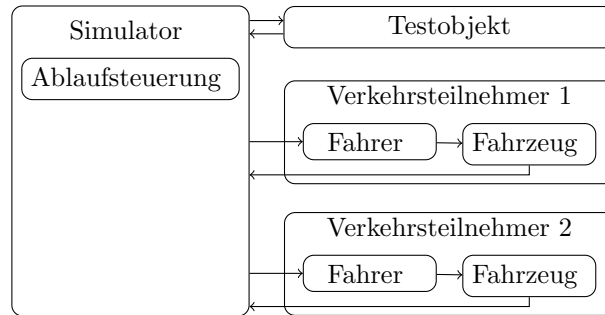


Abbildung 1.2: Vereinfachte Darstellung einer Simulator-Architektur für eine Closed-Loop-Simulation mit einem Testobjekt und zwei Verkehrsteilnehmern.

Für die geforderte explizite Modellierung der Interaktion sind White-Box Modelle von besonderem Interesse. Im Vergleich zu rein datengetriebenen Modellen, erlauben diese eine explizite Modellierung von relevanten Aspekten, bei gleichzeitiger Erklärbarkeit der Simulationsergebnisse.

Das Ziel der Arbeit ist daher die Entwicklung eines White-Box Modells, das die Interaktion zwischen verschiedenen Verkehrsteilnehmern explizit modelliert. Der Schwerpunkt liegt dabei auf Szenarien im Kreuzungsbereich, welche ein hohes Maß an Interaktion zwischen den Verkehrsteilnehmern erfordern, um ein sicheres passieren der Kreuzung für alle Beteiligten zu ermöglichen.

Aufbau der Arbeit

In Kapitel 2 wird der Stand der Technik zur Modellierung von menschlichem Fahrverhalten näher beleuchtet. Dabei werden zunächst Anforderungen an die in der simulativen Absicherung einzusetzenden Modelle formuliert. Im zweiten Schritt erfolgt eine Einteilung des Stands der Technik in Modellklassen. Abschließend werden die jeweiligen Modellklassen hinsichtlich der Anwendbarkeit in der simulativen Absicherung bewertet.

In Kapitel 3 werden die im Rahmen der Arbeit verwendeten mathematischen Grundlagen eingeführt. Ausgehend von einer kurzen Wiederholung zur Optimalregelung, wird ein Überblick über die relevanten spieltheoretischen Definitionen gegeben. Abschließend werden die Grundlagen des Iterated-Best-Response-Algorithmus eingeführt.

Auf dieser Basis wird in Kapitel 4 das hybride dynamische Spiel eingeführt, welches die Grundlage für das in dieser Arbeit entwickelte Modell bildet. Des Weiteren wird das Konzept der Best-Response-Strategie für das hybride dynamische Spiel eingeführt und eine Erweiterung für nicht-rationale Strategien vorgestellt.

In Kapitel 5 werden diese Grundlagen verwendet, um ein Modell für das menschliche Fahrverhalten in Kreuzungs-Situationen zu entwickeln. Ausgehend von einer Beschreibung der verwendeten Koordinatensysteme und des Bewegungsmodells, wird im Detail

auf die Modellierung der Manöver eingegangen. Abschließend wird das entwickelte Gütemaß, bestehend aus einem Verfahren zur Auswahl relevanter Spieler und den modellierten Effekten, vorgestellt.

Auf die Bewertung des entwickelten Modells auf der Basis von Simulations-Ergebnissen, wird in Kapitel 6 eingegangen. Im ersten Schritt wird dabei anhand repräsentativer Szenarien, die allgemeine Eignung des Modells zur Simulation von Kreuzungs-Szenarien analysiert. Darauf aufbauend erfolgt eine Analyse des Modells hinsichtlich Parametrierbarkeit und Übertragbarkeit.

Abschließend werden die Ergebnisse der Arbeit in Kapitel 7 noch einmal zusammengefasst.

2 Stand der Technik

Im Laufe der Jahre wurde eine Vielzahl von Modellen für das menschliche Fahrverhalten für unterschiedliche Anwendungen entwickelt, auf welche im Folgenden eingegangen werden soll. Gleichzeitig erfolgt eine Einteilung der Modelle in verschiedene Modellklassen, welche hinsichtlich ihrer Eignung für den Einsatz im Rahmen der simulativen Absicherung bewertet werden.

Da der Schwerpunkt dieser Arbeit auf der Entwicklung eines Fahrermodells liegt, wird auf eine detaillierte Betrachtung von Modellen für Fußgänger an dieser Stelle verzichtet. Für eine Übersicht verschiedener Klassen von Fußgänger-Modellen wird stattdessen auf [BN20, Abschnitt 4] verwiesen. Die im weiteren Verlauf des Kapitels vorgestellten Ausführungen basieren dabei im Wesentlichen auf [LSH23a].

Um eine Bewertung der Modelle vornehmen zu können, werden in einem ersten Schritt in Abschnitt 2.1 die relevanten Simulationsaufgaben erläutert und darauf aufbauend Anforderungen an die einzusetzenden Modelle formuliert. Im zweiten Schritt werden in Abschnitt 2.2 die wesentlichen Modellklassen vorgestellt und hinsichtlich der abgeleiteten Anforderungen bewertet. Da verschiedene Simulationsaufgaben unterschiedliche Schwerpunkte und Anforderung haben, wird in Abschnitt 2.3 die Eignung der Modellklassen für die jeweiligen Simulationsaufgaben beurteilt.

2.1 Modell-Anforderungen aus Sicht der Simulationsaufgaben

Im folgenden Abschnitt, werden für die simulative Absicherung Anforderungen an die eingesetzten Simulationsmodelle abgeleitet, wozu zunächst der Begriff des Szenario definiert wird. Zusätzlich werden die beiden relevanten Simulationsaufgaben vorgestellt, welche maßgeblich für die Formulierung von Anforderungen an die Modelle sind.

Definition Szenario

Ein zentrales Ziel des Szenario-Basierten Testens ist die Reduzierung der Gesamtkomplexität durch Reduktion der Test-Aufgabe auf einzelne Szenarien. Eine Voraussetzung für diesen Ansatz ist daher ein gemeinsames Verständnis des Szenario-Begriffs, weshalb im Folgenden der Begriff des Szenarios für diese Arbeit definiert wird. Die verwendete Definition, basiert dabei im Wesentlichen auf [UMR⁺15].

Grundlage für die Definition des Szenarios bildet in dieser Arbeit der Begriff des Basis-Szenarios, welcher als Spezialfall des *logischen Szenarios* aus [MBM18] angesehen werden kann. Das Basis-Szenario ist dabei durch die folgende Definition gegeben:

Definition 2.1 Basis-Szenario

Ein Basis-Szenario ist vollständig gegeben durch:

- Szenerie (statische Umgebung inklusive Fahrspuren, vgl. [UMR⁺15])
- Verkehrsteilnehmer
- Initiale Zustände (Position und Geschwindigkeit) für alle Verkehrsteilnehmer
- Route für alle Verkehrsteilnehmer

Aus dieser Definition lässt sich erkennen, dass das Basis-Szenario neben der statischen Umgebung nur statische Informationen über die Verkehrsteilnehmer enthält. Informationen über die konkreten Verhaltensweisen der einzelnen Verkehrsteilnehmer sind jedoch nicht Bestandteil eines Basis-Szenarios.

Ausgehend von der Definition des Basis-Szenarios ergibt sich das eigentliche Szenario durch Erweiterung um die Verhaltensweisen der einzelnen Verkehrsteilnehmer, wodurch sich das Szenario wie folgt definieren lässt:

Definition 2.2 Szenario

Ein Szenario wird beschrieben durch

- ein Basis-Szenario gemäß Definition 2.1 und
- Verhaltensbeschreibungen der Verkehrsteilnehmer.

Im Gegensatz zum Basis-Szenario enthält das eigentliche Szenario somit auch Informationen über die tatsächlichen Trajektorien der einzelnen Verkehrsteilnehmer. Diese können dem Szenario in der Praxis entweder über die direkte Vorgabe von Trajektorien oder durch Modell-Parametrierungen, aus denen sich die Trajektorien berechnen lassen, hinzugefügt werden.

Im Sinne von [MBM18] handelt es sich bei dem so definierten Szenario um ein *konkretes Szenario*.

Die Menge aller unterschiedlichen Szenarien, die durch Parametrierung des Verhaltens aller Verkehrsteilnehmer aus einem einzelnen Basis-Szenario abgeleitet werden können, wird im Folgenden als *Szenario-Raum* bezeichnet.

Simulationsaufgaben

Die dem Szenario-Basierten Testen zugrundeliegende Idee ist die Reduktion der Absicherungsaufgabe auf eine begrenzte Zahl an relevanten Szenarien. Der dazu eingesetzte Prozess, der in [NWH⁺20] und [ZTZ⁺] ausführlich beschrieben wird, gliedert sich im Wesentlichen in drei Schritte:

- Identifikation relevanter Szenarien
- Testfall-Erzeugung
- Testfall-Ausführung

Das Ziel der Identifikation relevanter Szenarien, ist das Finden derjenigen Szenarien, die für die Absicherung von besonderem Interesse sind und daher näher betrachtet werden müssen. Im zweiten Schritt werden die identifizierten Szenarien dazu verwendet, geeignete Testfälle abzuleiten, welche abschließend angewendet werden, um das zu verifizierende System zu testen.

Insbesondere die Identifikation der relevanten Szenarien, sowie die Testfall-Ausführung können dabei durch den Einsatz von Simulationswerkzeugen unterstützt werden und sind daher für diese Arbeit von besonderem Interesse. Die Erzeugung der Testfälle stellt im Gegensatz dazu eine klassische Entwicklungsaufgabe dar, welche nicht durch Simulationen unterstützt wird. Daher wird dieser Schritt im weiteren Verlauf nicht näher betrachtet.

Das Ziel bei der Identifikation relevanter Szenarien (die Identifikation von kritischen Szenarien die im Rahmen der Absicherung näher betrachtet werden müssen), kann in der Praxis entweder durch die Analyse von aufgezeichneten Daten als auch durch den Einsatz von Simulationen erfolgen.

Der Einsatz von Simulationen bietet sich dabei insbesondere für das Finden solcher kritischen Szenarien an, die in der Realität nur selten vorkommen und daher in aufgezeichneten Daten potentiell nicht enthalten sind oder nur mit hohem Aufwand aufgezeichnet werden können.

Ein möglicher Ansatz zur simulativen Ermittlung dieser Szenarien ist die Verwendung von Langzeitsimulationen mit zufällig generierten Verkehrsteilnehmern oder die Simulation großer Mengen von Szenarien mit unterschiedlichen Anfangswerten und Parametrierungen für dasselbe Basisszenario [HWKK15].

Während Simulationen den Aufwand gegenüber der Aufzeichnung realer Daten reduzieren, besteht eine erhöhte Gefahr einer unvollständigen Abdeckung des Verkehrsgeschehens. Diesem Problem kann durch eine Kombination aus realen Daten und Simulation (wie z.B. in [WTK21] vorgestellt) entgegengewirkt werden.

Im Rahmen der Testfall-Ausführung können Simulationen sowohl für Komponententests, als auch für Gesamtsystemtests verwendet werden. Analog zur Identifikation relevanter Szenarien, liegt ein Schwerpunkt für den Einsatz von Simulationen auf Szenarien, die in der Realität nicht oder nur schwer getestet werden können².

² Als Beispiel wären hier z.B. Szenarien zu nennen, die auf einem Testgelände aufgrund von Gefahren für andere Verkehrsteilnehmer nur mit erheblichem Aufwand nachgestellt werden können.

Aus Sicht dieser Arbeit sind dabei insbesondere solche (Gesamtsystem-) Tests von Interesse, die das Verhalten des Systems im Straßenverkehr absichern. Für diesen Zweck werden Modelle benötigt, die das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer realistisch nachbilden. Für Tests die lediglich auf einzelne Komponenten abzielen, spielen Modelle für Verkehrsteilnehmer nur eine untergeordnete Rolle.

Modell-Anforderungen

Für alle Anwendungen, die modellbasierte Techniken verwenden, muss bei der Modellierung eine geeignete Abstraktionsebene gewählt werden. Beim Testen hoch-automatisierter Fahrfunktionen liegt der Schwerpunkt auf der Absicherung hinsichtlich der Verhaltensweisen anderer Verkehrsteilnehmer. Daher müssen die verwendeten Verkehrsteilnehmermodelle in der Lage sein, das Verhalten eines einzelnen Verkehrsteilnehmers zu beschreiben. Modelle die nicht in der Lage sind, das Verhalten einzelner Verkehrsteilnehmer zu simulieren, wie beispielsweise Modelle die lediglich Verkehrsdichten beschreiben, finden daher im Kontext der Absicherung hoch-automatisierter Fahrfunktionen keine Anwendung.

Für Simulations-Dauerläufe, die der Identifikation relevanter Szenarien dienen, ist eine hohe Ausführungsgeschwindigkeit erforderlich. Dies lässt sich daran verdeutlichen, dass in diesem Fall, die in [Wac16] ermittelte Distanz von $d = 120 \cdot 10^6$ km, statt auf der Straße in der Simulation abgefahren werden muss. Dies ist erforderlich um eine ausreichende Abdeckung gewährleisten zu können.

Wird die Simulation für diese Distanz in Echtzeit durchgeführt ergibt sich eine Gesamtsimulationsdauer von $T = 2,4 \cdot 10^6$ h, wenn man eine Durchschnittsgeschwindigkeit von $v = 50$ km/h annimmt. Dies entspricht einer Gesamtdauer von ungefähr 275 Jahren.

Auch wenn man die parallele Ausführung von Simulationen für unterschiedliche Szenarien betrachtet, zeigt sich, dass Modelle mit möglichst hoher Ausführungsgeschwindigkeit erforderlich sind. Im gleichen Beispiel wie zuvor würde die Verwendung eines Modells, das in zehnfacher Echtzeit berechnet werden kann, sowie die Verwendung 100 paralleler Simulationen, die Simulationszeit deutlich auf $T = 2400h$ verkürzen, was etwa 14 Wochen entspricht. Obwohl es sich bei diesen Zahlen um überschlägige Schätzungen handelt, unterstreichen sie deutlich die Notwendigkeit hoher Ausführungsgeschwindigkeiten trotz einer potenziell großen Anzahl an Simulator-Instanzen.

Im Gegensatz dazu werden Testfälle nur für die als relevant identifizierten Szenarien generiert, weshalb die Ausführungsdauer der notwendigen Simulationen im Vergleich zu Simulations-Dauerläufen deutlich reduziert ist. Die Ausführungsgeschwindigkeit der Modelle spielt daher in diesem Fall nur eine untergeordnete Rolle. Um die Simulationsergebnisse für die Validierung nutzen zu können, ist es entscheidend, dass das simulierte Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer dem realen Verhalten entspricht.

Eine weitere Anforderung, die für beide Simulationsaufgaben relevant ist, ergibt sich aus dem zentralen Ziel des Szenario-Basierten Testens, solche Szenarien zu finden und abzusichern, die kritisch sind, in der Realität aber nur selten vorkommen. Um dieses Ziel zu erreichen muss die Simulation in der Lage sein, derartige Szenarien aus einem

gegebenen Basis-Szenario abzuleiten.

Dazu werden Modelle benötigt, die in der Lage sind, durch einfache Änderungen von Modellparametern unterschiedliches Verhalten im Straßenverkehr zu erzeugen. Insbesondere müssen die Modelle durch Parametrierung auch solche Verhaltensweisen generieren können, die zu diesen kritischen aber seltenen Szenarien führen.

Zusammenfassend ergeben sich daraus folgende Anforderungen an die in der Simulation verwendeten Verkehrsteilnehmermodelle:

- Abstraktionsgrad: Modelle müssen in der Lage sein, das Verhalten eines einzelnen Verkehrsteilnehmers auf der Verhaltens- bzw. Trajektorien-Ebene zu beschreiben.
- Ausführungsgeschwindigkeit: Fähigkeit zur Berechnung in Echtzeit bzw. schneller als Echtzeit.
- Genauigkeit: Hinreichend korrekte Darstellung des realen menschlichen Fahrverhaltens in Bezug auf die Modell-Abgrenzung und die Simulationsaufgabe.
- Parametrierbarkeit: Fähigkeit, durch Variation der Modell-Parameter verschiedene Verhaltensweisen zu generieren, um aus einem Basis-Szenario durch Variation der Modell-Parameter unterschiedliche Szenarien zu generieren und den realen Szenario-Raum abzudecken.
- Übertragbarkeit: Fähigkeit durch Übertragung von Parametern in verschiedene Basis-Szenarien gleiches Verhalten in den erzeugten Szenarien zu generieren.

Darüber hinaus zeigt sich, dass aufgrund der unterschiedlichen Ziele der betrachteten Simulationsaufgaben die Bedeutung der Anforderungen zwischen den einzelnen Aufgaben unterschiedlich ist. Während bei der Identifizierung relevanter Szenarien ein hoher Schwerpunkt auf der Ausführungsgeschwindigkeit sowie der Parametrierbarkeit liegt, ist die Genauigkeit des simulierten Verhaltens von geringerer Bedeutung. Andererseits werden für die Durchführung von Testfällen genaue Modelle benötigt, die sich einfach parametrisieren lassen.

Die unterschiedlichen Anforderungen führen auch dazu, dass sich bezüglich der Genauigkeit kein allgemeingültiges Kriterium definieren lässt. Dies liegt darin begründet, dass die Anforderungen an die Genauigkeit von der Modell-Abgrenzung (Beschreibung auf Trajektorien- oder Verhaltensebene) und dem konkreten Anwendungsfall abhängen. Für die Identifikation der relevanten Szenarien ist eine Modellierung auf der Verhaltensweise im Regelfall ausreichend, während bei der Testfallausführung zumeist zusätzliche Anforderungen an die Genauigkeit der tatsächlichen Trajektorien gestellt werden.

Eine Übersicht über die Relevanz der Anforderungen für die einzelnen Aufgaben wird in Tabelle 2.1 dargestellt.

Während die Übertragbarkeit von Modellen keinen direkten Einfluss auf die Verwendbarkeit eines Modells für einen konkreten Anwendungsfall hat, ist diese hilfreich für den praktischen Einsatz eines Modells, da die Wahl einer geeigneten Parametrierung für eine vorgegebene Simulationsaufgabe dadurch vereinfacht wird.

Tabelle 2.1: Relevanz von Anforderungen nach Simulations-Aufgabe, wobei +/- jeweils eine hohe/niedrige Relevanz anzeigen.

	Identifikation relevanter Szenarien	Testfallsimulation
Abstraktionsgrad	+	+
Rechenzeit	+	-
Realitätsnähe	-	+
Parametrierbarkeit	+	+

2.2 Modellklassen

Basierend auf den im letzten Abschnitt formulierten Anforderungen, werden im nächsten Schritt die verschiedenen Modellklassen zur Modellierung des menschlichen Fahrverhaltens diskutiert und hinsichtlich ihrer Eignung für die simulative Validierung analysiert.

Wie in Abbildung 2.1 dargestellt, besteht ein Modell eines Verkehrsteilnehmers aus einem Modell für den Fahrer und einem Modell für die Fahrzeugdynamik. Nach [Don99] lässt sich das menschliche Fahrverhalten in die drei Ebenen „Navigation“, „Führung“ und „Stabilisierung“ einteilen. Die Navigationsebene, die die Suche nach einer geeigneten Route modelliert, wird in simulativen Testanwendungen nicht berücksichtigt, sofern davon ausgegangen wird, dass die zu befahrende Route durch eine externe Spezifikation (z.B. Szenario- oder Testfallbeschreibung) vorgegeben ist. Im Gegensatz dazu spiegeln die Ebenen „Führung“ und „Stabilisierung“ die taktischen Entscheidungen und Stellgrößen des Fahrers wider.

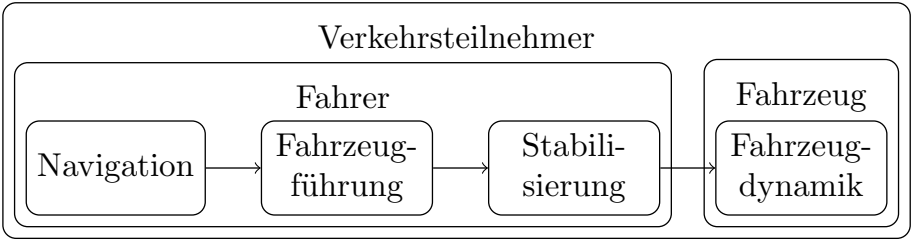


Abbildung 2.1: Gesamt-Modell eines Verkehrsteilnehmers bestehend aus Fahrzeug und Fahrer, wobei für den Fahrer das 3-Schichten Modell aus [Don99] verwendet wird.

An dieser Stelle sei angemerkt, dass der Begriff „Fahrermodell“ in der Literatur mehrdeutig verwendet wird. Als Fahrermodelle werden einerseits Modelle für das Gesamtverhalten von Verkehrsteilnehmern bezeichnet. Diese Modelle berechnen direkt Fahrzeugzustände (wie Position, Ausrichtung und die jeweiligen Geschwindigkeiten) in Bezug auf das Welt-Koordinatensystem der Simulation. Andererseits gibt es Modelle, die ausschließlich den menschlichen Fahrer beschreiben. Typische Ausgangsgrößen dieser Modelle sind gewünschte Geschwindigkeit und gewünschte Orientierung bei der Modellierung des Führungsniveaus bzw. Pedalposition bei Modellierung der Stabilisierungsebene

(vergleiche [CH08]).

Im Rahmen des simulationsbasierten Testens werden Modelle benötigt, die das Gesamtverhalten eines Verkehrsteilnehmers beschreiben. Dies schließt Modelle, die nur den menschlichen Fahrer betrachten, nicht grundsätzlich aus, da sie durch die Kombination mit geeigneten Fahrzeugdynamikmodellen im Allgemeinen auf Verkehrsteilnehmermodelle erweitert werden können.

Im weiteren Verlauf dieses Abschnitts werden die verschiedenen Modellklassen für Verkehrsteilnehmermodelle vorgestellt. Eine Übersicht über die Modellklassen, in die sich die Modelle aus dem Stand der Technik einteilen lassen, findet sich in Abbildung 2.2.

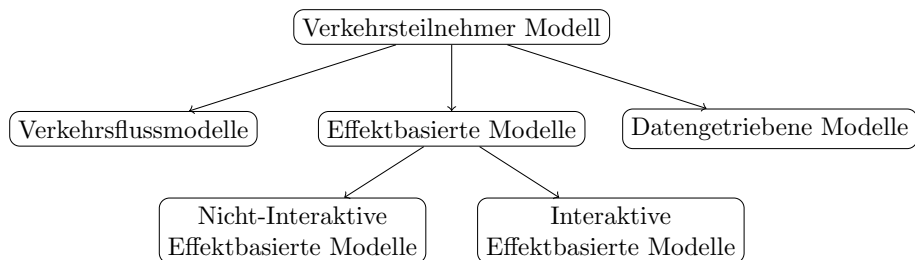


Abbildung 2.2: Übersicht über die relevanten Klassen von Fahrermodellen.

2.2.1 Verkehrsflussmodelle

Simulationsmodelle für Verkehrsteilnehmer lassen sich grundsätzlich in zwei Kategorien einteilen. Die erste Kategorie von Modellen sind Verkehrsflussmodelle, die ursprünglich entwickelt wurden, um die Gestaltung der Verkehrsinfrastruktur zu unterstützen [Hel97]. Nach [Kra98] können diese weiter in mikroskopische und makroskopische Modelle unterteilt werden. Eine Übersicht über verschiedene Modelle beider Typen findet sich in [Kra98].

Im Allgemeinen decken makroskopische Modelle statistische Eigenschaften des Verkehrsflusses ab, indem sie partielle Differentialgleichungen verwenden, um Fahrzeugdichten, Verkehrsaufkommen und Durchschnittsgeschwindigkeit abhängig von Position und Zeit zu bestimmen. Aufgrund ihrer Beschaffenheit geben diese Modelle keinen Einblick in das Verhalten eines einzelnen Verkehrsteilnehmers und sind daher für die Identifizierung relevanter Szenarien sowie die Simulation von Testfällen ungeeignet.

Im Gegensatz dazu, bilden mikroskopische Verkehrsflussmodelle (MiVFM) den Verkehrsfluss ab, indem sie das Verhalten einzelner Verkehrsteilnehmer explizit modellieren. Typische Vertreter dieser Art sind Modelle basierend auf zellulären Automaten, welche sowohl für Autobahnverkehr (inklusive Spurwechsel-Szenarien) [NS92], [NWWS98], [MR09] als auch Kreuzungsverkehr [RW02], [SBN94], [SRR20] existieren, sowie beschleunigungs-basierte Fahrzeug-Folgemodelle [THH00] und Optimalgeschwindigkeitsmodelle [XZZZ11].

Während das ursprüngliche Ziel bei der Entwicklung von Verkehrsflussmodellen die statistische Analyse des Verkehrsflusses war, generieren mikroskopische Modelle zusätzlich Trajektorien, die das Verhalten einzelner Verkehrsteilnehmer abbilden. Dennoch ist ihre Fähigkeit, eine realistische Darstellung des realen menschlichen Verhaltens zu erstellen, begrenzt. Dies liegt darin begründet, dass bei der Modell-Entwicklung das tatsächliche Fahrverhalten nicht im Vordergrund steht. Stattdessen werden die Trajektorien auf eine Weise modelliert, die eine realistische Abbildung der untersuchten statistischen Größen erlauben.

Daher ist die Verwendbarkeit in Anwendungen mit hohen Anforderungen an die Realitätsnähe simulierter Trajektorien einschränkt. Aufgrund der Einfachheit dieser Modelle sind jedoch der Rechenaufwand und die Rechenzeiten im Vergleich zu anderen Modelltypen deutlich reduziert.

2.2.2 Datengetriebene Modelle

Ein häufig verwendeter Modellierungsansatz ist die Verwendung rein datengetriebener Modelle (DDM), die auf Techniken des maschinellen Lernens basieren. Die Modellvielfalt reicht dabei von Fuzzy-Systemen [EO01][KP92], neuronalen Netzen [KS91] (bzw. Neuro-Fuzzy-Ansätzen [ANV⁺18]) und Reinforcement Learning basierten Ansätzen [JDWZ18][ACHM12][KD99] bis hin zu Hidden Markov Modellen [IFDH15]. Eine weitere Möglichkeit ist die Verwendung von autoregressiven Systemen [WXC14][SIS⁺07]. Bezüglich des Drei-Schichten-Modells in Abbildung 2.1 können die meisten datengetriebenen Modelle der Stabilisierungsschicht und Führungsschicht zugeordnet werden.

Diese Modelle erlauben auf einfache Weise die Repräsentation aufgezeichneter Daten, ohne das auf Systemkenntnisse zurückgegriffen werden muss. Ein wesentlicher Vorteil der datengetriebenen Modellierung im Vergleich zu alternativen Ansätzen ist die einfache Verfügbarkeit effizienter Methoden zur Identifizierung der Modellparameter. Daher werden diese Art von Modellen häufig zur (Online-)Identifizierung des aktuellen Verhaltens eines Fahrers verwendet [WXC14].

Obwohl datengetriebene Modelle im Allgemeinen in der Lage sind, menschliches Fahrverhalten korrekt abzubilden, sind sie für die Simulation von Testfällen nur bedingt geeignet, da rein datengetriebene Modelle nur begrenzt in der Lage sind, Verhaltensweisen zu beschreiben, die in den Trainingsdaten nur selten auftreten oder überhaupt nicht vorkommen. Um eine ausreichende Menge an Trainingsdaten zu erhalten, müsste auch hier, analog zur Absicherung mittels Testfahrten, eine nicht-praktikable Datenmenge aufgezeichnet werden. Gleichzeitig ist die Fähigkeit dieser Modelle, durch Parametrisierung unterschiedliche Variationen von Verhalten/Szenarien zu erzeugen, begrenzt, da entweder keine Parameter zur Parametrisierung des Verhaltens vorhanden sind oder keine ausreichenden Daten für alle relevanten Verhaltensweisen zur Verfügung stehen.

2.2.3 Effektbasierte Modelle

Um Modelle mit besserer Parametrierbarkeit zu generieren, können Modelle basierend auf der (regelungstechnischen) Beschreibung von Effekten [Mac03] verwendet werden. Im Gegensatz zu rein datengetriebenen Modellen, die lediglich das Ein-/Ausgabeverhalten abbilden können, beschreiben diese Modelle gezielt einzelne Effekte, die das menschliche Fahrverhalten beeinflussen. Basierend auf der Betrachtung anderer Verkehrsteilnehmer können zwei grundsätzlich verschiedene Arten von effektbasierten Modellen unterschieden werden:

- nicht-interaktive effektbasierte Modelle: Es wird lediglich das Verhalten des Verkehrsteilnehmers selbst modelliert. Die Interaktion mit anderen Verkehrsteilnehmern wird vernachlässigt.
- interaktive effektbasierte Modelle: Die Interaktion zwischen verschiedenen Verkehrsteilnehmern wird bei der Modellierung explizit berücksichtigt.

Historisch weit verbreitete Ansätze bei der nicht-interaktiven effektbasierten Modellierung ist die explizite Modellierung der menschlichen Vorschau sowie die Reaktionszeit. Typische Ansätze für Modelle auf der Basis von Reglern finden sich in [GG93] und [HM89]. Ein Modell, dass diese beiden Effekte durch eine Kombination aus a-kausalen Totzeiten und neuronalen Netzen abbildet wird in [CLGZ13] vorgestellt. Eine neuere Methode zur Modellierung der Vorschaufähigkeit ist die Verwendung modellprädiktiver Regler, wie sie beispielsweise in [GJQC13] vorgestellt werden. Modelle dieser Art sind typischerweise auf der Stabilisierungsebene anzusiedeln.

Ein völlig anderer Ansatz zur Modellierung der Grenzen menschlicher Wahrnehmung, Entscheidungsfindung und Ausführung wird in [KMK99] vorgestellt. Dabei werden die menschliche Wahrnehmung und ihre Grenzen mithilfe der Warteschlangentheorie modelliert, während ein Automat zur Modellierung menschlicher Entscheidungsfindung verwendet wird. Schließlich wird ein Längs- und Querregler verwendet, um die Beschleunigungsleistungen basierend auf den über die Automaten ausgewählten Geschwindigkeiten zu berechnen. Im Gegensatz zu den im vorherigen Absatz vorgestellten Modellen berücksichtigt dieses Modell nicht nur die Stabilisierung, sondern auch die Führungsschicht.

Ein Beispiel für ein Modell, dass sich nicht mit sensorischen sondern motorischen Effekten befasst, wird in [HM90] vorgestellt. Das vorgeschlagene Modell modelliert menschliches Lenkverhalten als ein Zusammenspiel verschiedener Frequenzanteile. Während niedrigere Frequenzen das motorische Lernen darstellen, werden höhere Frequenzanteile dem Neuromuskulären System des Menschen zugeordnet.

Ein Effekt, der bei der Modellierung von Verhalten im Kreuzungsbereich Anwendung findet, ist die sogenannte Zeit-Lücken-Akzeptanz. Die grundlegende Fragestellung bei diesen Modellen ist, wie groß die Zeitlücke zwischen zwei aufeinanderfolgenden Verkehrsteilnehmern auf einer kreuzenden Straße sein muss, damit der Fahrer in die Kreuzung einfährt. Ein Beispiel für ein solches Modell, bei dem die Zeitlücke auf Basis einer Risikobewertung erfolgt, findet sich in [PPL02].

Durch Parametrisierung/Gewichtung der einzelnen Effekte können bei diesen Modellen gezielt unterschiedliche Verhaltensweisen und verschiedene Szenarien generiert werden. Die Anzahl der Szenarien, die mit diesen Modellen generiert werden können, hängt dabei stark von den modellierten Effekten ab.

Ein wesentlicher Nachteil nicht-interaktiver effektbasierter Modellierungsansätze besteht darin, dass keine explizite Modellierung der Interaktion zwischen verschiedenen Verkehrsteilnehmern erfolgt. In vielen Szenarien, wie etwa bei Spurwechseln auf mehrspurigen Straßen oder an Kreuzungen, spielt die Interaktion zwischen Verkehrsteilnehmern jedoch eine zentrale Rolle und hat entscheidenden Einfluss auf das menschliche Fahrverhalten.

Eine weit verbreitete Methode zur expliziten Modellierung von Interaktion, die in verschiedenen Anwendungsbereichen eingesetzt wird, ist das mathematische Gebiet der Spieltheorie. Im Zusammenhang mit der Modellierung von Verkehrsteilnehmern wurde die Spieltheorie für eine Vielzahl von Modellierungs-Aufgaben eingesetzt. Eine Übersicht findet sich in [Elv14]. Die Anwendungen reichen dabei von einfachen Modellen zur Geschwindigkeitsauswahl [Rye12] über Verhaltensmodelle für interaktive Szenarien wie Einfädelverhalten [Kit99] und Kreuzungen bis hin zu verkehrsflussbezogenen Fragen wie der Wahl der Abfahrtszeit zur Vermeidung von Verkehrsstaus [Lev05].

Unter den einfachsten spieltheoretischen Modellformen sind Matrixspiele, die eine Interaktion mit einem einzigen Entscheidungsschritt modellieren. Ein wesentlicher Nachteil von Matrixspielen besteht darin, dass (mögliche) zukünftige Konsequenzen der Entscheidung bei der Entscheidungsfindung nicht berücksichtigt werden. Dennoch gibt es in der Literatur eine Vielzahl von Modellen, die auf Matrixspielen basieren. Typische Beispiele sind Modelle für Spurwechsel- und Einfädelvorgänge [Kit99], [TMH15], [KR17], [KR18] sowie Kreuzungsszenarien [MCA⁺08], [FCM⁺18]. Um die Einschränkungen der Matrixspiele zu überwinden, verwenden [KR18] und [MCA⁺08] wiederholte Spiele und konstruieren bei jedem Entscheidungsschritt ein neues Spiel.

Eine Erweiterung einfacher Spiele um mehrere Entscheidungsschritte sind die sogenannten dynamischen Spiele. In Analogie zur Optimalregelung führen die gekoppelten Optimierungsprobleme zu gekoppelten Differential-/Differenzengleichungen. Ein großer Nachteil dynamischer Spiele ist der hohe Rechenaufwand für die Lösung der gekoppelten Optimierungsprobleme. Eine Möglichkeit, den Rechenaufwand zu begrenzen, besteht darin, die Entscheidungsfindung auf einen endlichen Handlungsraum zu reduzieren. Im Rahmen der Fahrerentscheidung kann dies durch die Aufteilung der Bewegung der Verkehrsteilnehmer in sogenannte Manöver erfolgen. Der Einsatz von Manövern ist dabei nicht auf spieltheoretische Modelle beschränkt, sondern wird auch in effektbasierten [KMK99] sowie datengetriebenen [IFDH15] Modellierungsansätzen verwendet.

Beispiele für den Einsatz dynamischer Spiele für Verkehrsteilnehmer-Modelle finden sich in [LOZ⁺18][LKG⁺18][LYK⁺20][TLL⁺18] und [TLK⁺20]. Diese verwenden die *Level-K*-Spieltheorie, um die Beschleunigung und Gierrate des Verkehrsteilnehmers in einem Kreuzungsszenario aus einem vordefinierten Satz von Manövern auszuwählen. Die Manöver werden dabei anhand diskreter Werte modelliert, was den Grad der Realitätsnähe begrenzt.

In [LYK⁺20] werden Modelle auf Basis der *Level-K*-Spieltheorie mit einem spieltheoretischen Modell für die Interaktion mehrerer Fahrzeuge in einem Kreuzungsszenario verglichen. In beiden Fällen wird die Beschleunigung aus einer endlichen Menge diskreter Beschleunigungswerte ausgewählt. Zusätzlich wird davon ausgegangen, dass der Weg des Fahrzeugs durch die Fahrspurtopologie der Kreuzung vorgegeben ist. Der erhöhten Rechenlast wird durch die Verwendung einer paarweisen, von Stackelberg-Strategien inspirierten Lösungsstrategie entgegengewirkt. Für jedes Spieler-Paar wird der Anführer und der Nachfolger bestimmt, so dass ein Stackelberg-Spiel mit zwei Spielern entsteht. Schließlich werden die Ergebnisse aller Stackelberg-Spiele, an denen ein Spieler beteiligt ist, zusammengeführt, um die tatsächliche Strategie des Spielers zu bestimmen.

Ein weiteres Modell auf Basis der *Level-K*-Spieltheorie zur Modellierung eines Spurwechsel-Szenarios wird in [LKGY18] vorgestellt. Auch hier wird ein begrenzter Satz von Beschleunigungswerten als Manövermodell verwendet. Im Gegensatz zu den bisher vorgestellten spieltheoretischen Modellen verwendet das Modell in [LKGY18] einen Reinforcement-Learning Ansatz, um das spieltheoretische Entscheidungsproblem zu lösen.

Eine Zusammenfassung der Eigenschaften der verschiedenen in diesem Abschnitt vorgestellten Modellklassen findet sich in Tabelle 2.2. Darüber hinaus ist zu beachten, dass alle in der Tabelle 2.2 dargestellten Modellklassen in der Lage sind, das Verhalten eines einzelnen Verkehrsteilnehmers zu beschreiben und somit die Anforderungen an den Abstraktionsgrad erfüllen.

Tabelle 2.2: Bewertung der Modellklassen bezüglich den Anforderungen

	Verkehrsfluss	Datengetrieben	Effektbasiert
Rechenzeit	schneller-als-Echtzeit	Echtzeit	(teilweise) Echtzeit
Realitätsnähe	Realistisch bzgl. Statistik	Realistisch innerhalb Trainingsdaten	Realistisch für modellierte Effekte
Parametrierbarkeit	Modellabhängig	Keine Verhaltens-Parameter	Innerhalb modellierter Effekte

2.3 Modell-Eignung

Aufgrund der unterschiedlichen Bedeutung der einzelnen Anforderungen für die verschiedenen Simulationsaufgaben variiert auch die Eignung verschiedener Modelle. Basierend auf den im Abschnitt 2.1 genannten Anforderungen und den im Abschnitt 2.2 diskutierten Modelleigenschaften müssen daher die verschiedenen Modellklassen hinsichtlich ihrer Eignung für die einzelnen Simulationsaufgaben bewertet werden.

Anhand der Ergebnisse aus dem vorherigen Abschnitt kann die Verwendbarkeit der Modelle für die relevanten Anwendungsfälle anhand der Bedeutung der unterschiedlichen Anforderungen für die jeweiligen Anwendungsfälle beurteilt werden.

Wie im Abschnitt 2.1 beschrieben, nutzt die Identifizierung relevanter Szenarien langlaufende Simulationen. Die wichtigsten Anforderungen sind daher eine hohe Ausführungsgeschwindigkeit gepaart mit der Fähigkeit, vielfältige Szenarien zu erstellen. Die Realitätsnähe der generierten Simulationsergebnisse ist hingegen von geringerer Bedeutung.

Daher sind mikroskopische Verkehrsflussmodelle für die vorliegende Aufgabenstellung geeignet. Beispielsweise analysiert [WTK21] die Anwendbarkeit der Verkehrsflusssimulatoren SUMO [LWB⁺18] und PTV Vissim [PTV] für die Szenario-Generierung, einem Schlüsselschritt bei der Schaffung der großen Anzahl an Szenarien, die in diesem Schritt benötigt werden. Obwohl beide Simulatoren vielversprechende Ergebnisse zeigen, wurde festgestellt, dass ihre Fähigkeit, die in städtischen Szenarien beobachtete Trajektorienvarianz nachzubilden, begrenzt ist.

Effektbasierte Modelle eignen sich im Allgemeinen auch für diesen Simulationsanwendungsfall, da sie einfach parametrierbar sind und eine Vielzahl von Szenarien erstellen können. Es empfiehlt sich jedoch nur Modelle mit geringen Rechenzeiten zu verwenden.

Im Gegensatz dazu liegt der Schwerpunkt bei der simulationsbasierten Testdurchführung auf der detaillierten und realistischen Simulation einzelner Szenarien. Dafür werden Modelle mit hoher Parametrierbarkeit benötigt, um die Szenario-Setups basierend auf der Testfallbeschreibung zu vereinfachen. Daher sind effektbasierte Verkehrsteilnehmermodelle die beste Wahl für diese Simulationsaufgabe. Einfache Beispiele für die Verwendung spieltheoretischer Modelle zur Bewertung der Fahrfunktion bei einem Spurwechsel- und Kreuzungsaufbau werden in [LOZ⁺18] bzw. [LKG18] vorgestellt. Obwohl die vorgestellten Beispiele vielversprechende Ergebnisse zeigen, sind weitere Modellverbesserungen erforderlich. Insbesondere ist unklar, inwiefern die Modelle in der Lage sind durch Variation unterschiedliche Szenarien zu erzeugen.

Da ein Modell immer nur einen bestimmten Aspekt der Realität widerspiegelt muss die Eignung eines bestimmten Modells für einen bestimmten Testfall oder ein bestimmtes Szenario, basierend auf den modellierten Effekten und den aus der Testspezifikation abgeleiteten Anforderungen, individuell bewertet werden. Beispielsweise berücksichtigt das Modell in [LYK⁺20] nur entscheidungsrelevante Effekte in Kreuzungsszenarien. Daher könnte dieses Modell zur Evaluierung von Entscheidungsalgorithmen in Kreuzungsszenarien verwendet werden, ist jedoch für den Test eines Spurwechselsystems aufgrund der Abgrenzung ungeeignet.

Andererseits können für diese Anwendung teilweise auch rein datengetriebene Modelle verwendet werden. Nach wie vor ist es bei der Auswahl eines geeigneten Modells für die jeweilige Simulationsaufgabe wichtig, ein Modell auszuwählen, das in der Lage ist, die für das zu simulierende Szenario relevanten Verhaltensweisen zu beschreiben. Während die Modelle in der Lage sind, Szenarien zu erstellen, die für die Validierung hoch-automatisierter Fahrzeuge nützlich sind, führt ihre fehlende Parametrierbarkeit zu

Tabelle 2.3: Bewertung der Verwendbarkeit der Modellklassen nach Use-Case.

	Identifikation relevanter Szenarien	Testfall Simulation
Verkehrsfluss	+	-
Datengetrieben	-	o
Effektbasiert	o	+

einem erhöhten Aufwand, um die in einem bestimmten Testfall beschriebenen spezifischen Szenarien zu erstellen.

Darüber hinaus ist die Verwendbarkeit mikroskopischer Verkehrsflussmodelle auf Testfälle beschränkt, für die keine hohen Anforderungen an die realistische Darstellung des individuellen Fahrerverhaltens gestellt werden. Ein Beispiel ist das Testen von Fahrzeug-zu-Fahrzeug- oder Fahrzeug-zu-Infrastruktur-Komponenten [OH09], sowie das Framework in [Kob19], welches darauf abzielt einen realistischen Verkehrsfluss für die Ausführung von Testfällen zu generieren.

Abschließend ist zu beachten, dass für die Validierungsaufgabe nur deterministische Modelle geeignet sind, da nur diese bei identischen Anfangsbedingungen und Parametrisierungen von Modellen immer zu identischen Simulationsergebnissen führen. Ist diese Reproduzierbarkeit nicht gegeben, können keine für die Absicherung verwendbaren Ergebnisse erzeugt werden.

Zusammenfassend gibt Tabelle 2.3 einen Überblick über die Eignung der betrachteten Modellklassen für die relevanten Simulationsaufgaben. Generell lässt sich sagen, dass mikroskopische Verkehrsflussmodelle überwiegend zur Identifikation relevanter Szenarien eingesetzt werden können, für die Testdurchführung jedoch aufgrund ihrer vergleichsweise geringen Genauigkeit in einzelnen Szenarien ungeeignet sind. Andererseits eignen sich effektbasierte Modelle gut zur Simulation einzelner Szenarien. Obwohl sie theoretisch zur Identifizierung relevanter Szenarien eingesetzt werden können, stehen ihre hohen Ausführungszeiten dieser Simulationsaufgabe meist entgegen. Schließlich sind datengetriebene Modelle zwar in einigen Nischenanwendungsfällen einsetzbar, für simulationsbasierte Testumgebungen jedoch meist ungeeignet.

2.4 Forschungslücke

Das Ziel dieser Arbeit liegt auf der Modellierung von menschlichem Fahrverhalten in einem Kreuzungsszenario. Dieses ist aufgrund seiner Unfallohäufigkeit für die Absicherung von hoch-automatisierten Fahrzeugen von besonderer Relevanz. Von herausragendem Interesse sind dabei Szenarien, in denen PKW-Fahrer miteinander interagieren müssen, um eine Kollision an der Kreuzung zu vermeiden. Weiterführende Szenarien mit weiteren Arten von Verkehrsteilnehmern (wie z.B. Fahrradfahrern oder Fußgängern) oder

Szenarien, in denen der Verkehr durch Stopp-Schilder oder Ampeln geregelt wird, sind hingegen nicht Gegenstand der Betrachtung. Des weiteren, werden nur solche Kreuzungen betrachtet, an denen kein Spurwechseln nötig ist, um die Kreuzung zu überqueren.

Der Schwerpunkt liegt dabei auf der Modellierung des Entscheidungsverhaltens, welches sich aus der Interaktion zwischen den Verkehrsteilnehmern ergibt. Dabei werden ausschließlich Interaktionsformen betrachtet, bei der die Fahrer auf Handlungsebene miteinander kommunizieren, d.h. bei denen die Interaktion auf Trajektorien-Ebene stattfindet. Andere Formen der Interaktion, wie z.B. verbale Kommunikation oder die Kommunikation über Handzeichen, werden in dieser Arbeit nicht betrachtet.

Die realistische Modellierung von Trajektorien ist hingegen nicht das primäre Ziel der Arbeit.

Aus Tabelle 2.1 geht hervor, dass die Parametrierbarkeit von entscheidender Bedeutung für den Einsatz von Modellen beim Szenario-Basierten Testen ist, um eine hohe Abdeckung des Szenario-Raums zu erreichen. Ziel der vorliegenden Arbeit ist daher die Entwicklung eines Modells für menschliches Fahrverhalten, welches diese Eigenschaften erfüllt.

Die Analyse des Stands der Technik in den Abschnitten 2.2 und 2.3 zeigt, dass Modelle welche das menschliche Verhalten auf der Basis von Effekten modellieren, insbesondere geeignet sind, um die Anforderungen hinsichtlich Parametrierbarkeit, bei gleichzeitiger Erklärbarkeit der Ergebnisse, zu erfüllen.

Im Rahmen dieser Arbeit soll daher das menschliche Verhalten in einem Kreuzungsszenario durch die explizite Modellierung der Interaktion zwischen den Fahrern mittels Spieltheorie erfolgen. Da der Schwerpunkt auf der Modellierung des Entscheidungsverhaltens liegt, wird für die Modellierung der Fahrzeugdynamik auf eine vereinfachte Darstellung zurückgegriffen.

Insgesamt ergeben sich für die Arbeit damit die folgenden Forschungsfragen:

- (F1) Abstraktionsgrad: Wie kann die Interaktion zwischen Verkehrsteilnehmern in einem Kreuzungsszenario auf der Basis von Effekten modelliert werden?
- (F2) Parametrierbarkeit: Wie muss das Modell gestaltet sein, um durch Variation von Parametern unterschiedliche Verhaltensweisen erzeugen zu können?
- (F3) Übertragbarkeit: Inwiefern ist ein derartiges Modell geeignet, durch einsetzen eines gegebenen Parametersatzes in unterschiedliche Basis-Szenarien identisches Verhalten in den generierten Szenarien zu erzeugen.

3 Mathematische Grundlagen

Bevor in den folgenden Kapiteln näher auf das entwickelte Modell eingegangen wird, werden in diesem Kapitel die wesentlichen mathematischen Grundlagen, auf die in den folgenden Kapiteln zurückgegriffen wird, erläutert.

Dabei werden zunächst die wesentlichen Grundlagen der Optimierungstheorie eingeführt, die in einem zweiten Schritt verwendet werden, um eine kurze Einführung in das mathematische Teilgebiet der Spieltheorie zu geben. Diese kann als eine Erweiterung der klassischen Entscheidungstheorie auf Probleme mit mehreren Entscheidungsfindern angesehen werden [BW16].

Es sei angemerkt, dass an dieser Stelle nur auf die für die weitere Arbeit benötigten Aspekte eingegangen wird. Insbesondere wird ausschließlich der zeit-diskrete Fall betrachtet. Für eine umfassende Einführung wird auf die entsprechende Fachliteratur der Optimierungstheorie ([PLB15], [Kir12], [Nai03]) und der Spieltheorie ([BW16], [HI06], [Gre15]) verwiesen.

3.1 Dynamische Optimierung

Ziel der Dynamischen Optimierung ist das Finden einer Eingangsgrößen-Trajektorie \mathbf{u}_k für ein dynamisches System \mathcal{S} , so dass sich das System bezogen auf ein vorgegebenes Gütefunktional J optimal verhält. Eine formale Definition des resultierenden Optimierungsproblems findet sich in Definition 3.1.

Definition 3.1 Dynamisches Optimierungsproblem

Im Intervall $k \in \{0, 1, \dots, K\}$ mit $k \in \mathbb{N}$ und $K \in \mathbb{N} \setminus \{\infty\}$ sei ein System \mathcal{S} in Zustandsraumdarstellung durch die Differenzengleichung

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(k, \mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \quad (3.1)$$

und den Anfangszustand

$$\mathbf{x}_0$$

gegeben. Hierbei seien $\mathbf{x} \in \mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^n$ der Zustandsvektor, $\mathbf{u} \in \mathbb{U} \subseteq \mathbb{R}^p$ die Eingangsgrößen und $\mathbf{f} : \mathbb{N} \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}^n$ die nichtlineare Systemgleichung. Die Menge aller möglichen Zustände \mathcal{X} wird als Zustandsraum bezeichnet.

Gesucht ist die optimale Eingangstrajektorie

$$\mathbf{u}_k^* \in \mathbb{U}$$

welche das Gütefunktional

$$J = h(\mathbf{x}_K) + \sum_{k=0}^{K-1} g(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \quad (3.2)$$

minimiert.

Eine gängige Möglichkeit zur Lösung des resultierenden Optimierungsproblems ist der Einsatz der *dynamischen Programmierung* [Kir12], welche auf dem Optimalitätsprinzip von Bellmann, das erstmals in [Bel57] vorgestellt wurde, basiert.

Auf Basis der Gütefunktion (3.2), können die sogenannten *Überführungskosten* [PLB15]

$$V_k = h(\mathbf{x}_K) + \sum_{\tau=k}^{K-1} g(\mathbf{x}_\tau, \mathbf{u}_\tau) = g(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + V_{k+1}, \quad (3.3)$$

definiert werden. Diese beschreiben die Kosten, die entstehen, wenn das System vom Zustand \mathbf{x}_k in den Zustand \mathbf{x}_K überführt wird.

Die minimalen Überführungskosten $V_k^* = \min_{\mathbf{u}_k} V_k$ lassen sich mit Hilfe des Optimalitätsprinzips von Bellmann [Bel57] über die Gleichung

$$V_k^* = \min_{\mathbf{u}_k} \{g(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + V_{k+1}^*\} \quad (3.4)$$

bestimmen. Zusammen mit der Endbedingung

$$V_K^* = h(\mathbf{x}_K) \quad (3.5)$$

lässt sich die optimale Eingangstrajektorie aus der notwendigen Optimalitätsbedingung

$$\mathbf{u}_k^* = \arg \min_{\mathbf{u}_k} V_k \quad (3.6)$$

durch Rückwärtsiteration bestimmen. Für alternative Lösungsansätze, wie die *zeitdiskrete Variationsrechnung*, die auf dem Maximum-Prinzip [PBG86] basiert, sei an dieser Stelle auf die entsprechende Literatur [Nai03] verwiesen.

3.2 Spieltheorie

Bei der Spieltheorie handelt es sich um einen Teilbereich der Mathematik, welcher sich mit den Auswirkungen und Abhängigkeiten der Entscheidungen mehrerer beteiligter Handlungspartner befasst. Als solches kann die Spieltheorie auch als Erweiterung zur klassischen Entscheidungstheorie betrachtet werden [BW16]. Eine wesentliche Eigenschaft der in der Spieltheorie betrachteten Probleme ist, dass die Ergebnisse von den Entscheidungen mehrerer Spieler abhängen, weshalb ein einzelner Spieler den Ausgang des Spiels nicht unabhängig von seinen Mitspielern bestimmen kann. Insbesondere wird davon ausgegangen, dass sich die einzelnen Spieler dieser Abhängigkeiten bewusst sind und dies bei ihrer Entscheidungsfindung berücksichtigen [HI06].

Die Ursprünge der Spieltheorie lassen sich auf Johann von Neumann [Neu28] zurückführen, der sich in seiner Arbeit mit einer mathematischen Analyse von Gesellschaftsspielen befasst. Heute werden die Konzepte der Spieltheorie in den verschiedensten Bereichen der Wissenschaft, wie Wirtschaftstheorie [Doc06], Politikwissenschaft [MM07], Biologie [HS07], Informatik [Hal07], kooperative Fahrerassistenz [Fla16] sowie militärische Fragestellungen [BW16] angewendet.

Im Folgenden wird zunächst auf die Definition eines Spiels und seine wichtigsten Eigenschaften eingegangen, welche im zweiten Schritt auf den Fall nicht-kooperativer dynamischer Spiele erweitert wird.

3.2.1 Definition des Spiels

Grundlage der Spieltheorie bildet das sogenannte *Spiel*, welches in Definition 3.2 beschrieben wird. Die Notation der hier dargestellten Informationen beruhen im Wesentlichen auf [HI06] und [BW16].

Definition 3.2 Spiel

Ein Spiel $\mathcal{G} = \{\mathbb{S}, \mathbb{U}, \mathbb{J}\}$ ist beschrieben durch:

- Die Menge der Spieler $\mathbb{P} = \{1, \dots, N\}$
- Dem Strategieraum $\mathbb{S} = \mathbb{S}^{(1)} \times \dots \times \mathbb{S}^{(N)}$ bestehend aus den Strategiemengen $\mathbb{S}^{(i)}$ der einzelnen Spieler $i \in \mathbb{P}$.
- Den Gütemaßen der einzelnen Spieler $i \in \mathbb{P}$: $\mathbb{J} = \{J^{(1)}, \dots, J^{(N)}\}$, welche durch Funktionen der Form

$$J^{(i)} = \left(\mathbb{S}^{(1)} \times \dots \times \mathbb{S}^{(N)} \right) \rightarrow \mathbb{R}$$

gegeben sind.

Aus dieser Definition folgt, dass jedes Spiel \mathcal{G} durch die Anzahl der Spieler, festgelegt durch die Spielermenge \mathbb{P} , und deren Eigenschaften (Strategiemenge $\mathbb{S}^{(i)}$, Gütemaßmenge $\mathbb{J}^{(i)}$) eindeutig definiert ist. Der Begriff des Spielers ist hierbei abstrakt und modelliert einen einzelnen Entscheidungsfinder³.

Die Strategiemenge $\mathbb{S}^{(i)}$ eines Spielers i gibt die (endliche oder unendliche) Menge an wert-kontinuierlichen oder wert-diskreten Handlungsoptionen an, die dem Spieler i zur Verfügung stehen. Die zentrale Fragestellung der Spieltheorie ist nun, welche Strategie $u^{(i)} \in \mathbb{S}^{(i)}$ ein Spieler wählen sollte, um sein Gütemaß $J^{(i)}$ zu minimieren⁴.

Eine wichtige Eigenschaft von Spielen ist die zugrundeliegende Spiel- und Informationsstruktur. Während die Spielstruktur unterscheidet, ob die Spieler ihre Strategien gleichzeitig oder sequentiell anwenden, definiert die Informationsstruktur, welche Informationen dem Spieler über das Spiel und die anderen Spieler zur Verfügung stehen. Ausführliche Informationen zur Spiel- und Informationsstruktur finden sich in [HI06]).

3.2.2 Nicht-kooperative dynamische Spiele

Eine Erweiterung des allgemeinen Spiels stellen *nicht-kooperative dynamische Spiele* dar. Im Gegensatz zu den einfachen Spielen aus Abschnitt 3.2.1, werden dynamische Spiele dazu verwendet Entscheidungssituationen mit wiederholten Entscheidungen zu modellieren, wobei die vergangenen Entscheidungen einen Einfluss auf das aktuelle Geschehen haben. Die Bezeichnung *nicht-kooperativ* bezieht sich darauf, dass jeder Spieler seine eigenen Interessen verfolgt ohne dass eine Absprache mit den anderen Spielern stattfindet [BO99]. Im Gegensatz zu nicht-kooperativen dynamischen Spielen können Spieler in kooperativen dynamischen Spielen Absprachen treffen und berücksichtigen bei ihrer Entscheidungsfindung auch die Interessen der anderen Spieler.

Eine geeignete systemtheoretische Formulierung für dynamische Spiele erhält man durch die Verwendung eines Mehr-Spieler-Systems in Zustandsraumdarstellung, welches eine direkte Erweiterung der gewöhnlichen Zustandsraumdarstellung auf mehrere Eingangsvektoren darstellt. Da im weiteren Verlauf dieser Arbeit ausschließlich zeit-diskrete Probleme betrachtet werden, wird auf die Darstellung zeit-kontinuierlicher Spiele verzichtet. Der interessierte Leser sei an dieser Stelle auf die entsprechende Literatur (z.B. [Eng05], [Bre11], [LR71]) verwiesen.

Definition 3.3 Zeitdiskrete Mehrspieler-Zustandsraumdarstellung

Ein N -Spieler-System \mathcal{S} in Zustandsraumdarstellung im Intervall $k \in \{0, 1, \dots, N\}$ mit $k \in \mathbb{N}$ und $K \in \mathbb{N}$ ist allgemein durch die Differenzengleichung

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f} \left(k, \mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k^{(1)}, \dots, \mathbf{u}_k^{(N)} \right) \quad (3.7)$$

³ In der Praxis kann dies eine einzelne Person, ein technisches System oder auch eine Gruppe von Personen sein, solange diese aus Sicht des Spiels eine Entscheidung nur als Gesamtheit trifft.

⁴ In der Literatur findet sich auch die Formulierung als Maximierungsproblem. In dieser Arbeit werden allerdings ausschließlich Minimierungsprobleme behandelt.

und den Anfangszustand

$$\mathbf{x}_0 \tag{3.8}$$

gegeben. Hierbei seien $\mathbf{x} \in \mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^n$ der Zustandsvektor, $\mathbf{u}^{(i)} \in \mathbb{U}^{(i)} \subseteq \mathbb{R}^{p_i}$ die Eingangsgrößen und $\mathbf{f} : \mathbb{N} \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^{p_1} \times \dots \times \mathbb{R}^{p_N} \rightarrow \mathbb{R}^n$ die Systemgleichung. Die Menge aller annehmbaren Zustände \mathcal{X} wird als Zustandsraum bezeichnet.

Basierend auf Definition 3.3, lässt sich ein nicht-kooperatives dynamisches Spiel gemäß [BO99, Definition 5.1] wie folgt definieren:

Definition 3.4 Nicht-kooperatives dynamisches Spiel mit unendlichen Strategieräumen

Ein nicht-kooperatives dynamisches Spiel mit unendlichen Strategieräumen $\mathcal{G}_{\mathcal{D}}$ ist beschrieben durch:

- Spieler-Menge $\mathbb{P} = \{1, \dots, N\}$
- Die Menge an Spielzügen $\mathbb{K} = \{0, 1, \dots, K\}$
- Das N-Spieler-System \mathcal{S}
- Den Zustandsraum \mathcal{X}
- Den Strategieraum $\mathbb{S}_k = \mathbb{U}_k^{(1)} \times \dots \times \mathbb{U}_k^{(N)}$, bestehend aus den Eingangsgrößen-Mengen $\mathbb{U}_k^{(i)}$ der einzelnen Spieler.
- Gütefunktionale der einzelnen Spieler $\mathbb{J} = \{J^{(1)}, \dots, J^{(N)}\}$, welche durch

$$J : \left(\mathcal{X} \times \mathbb{S}_0^{(1)} \times \dots \times \mathbb{S}_0^{(N)} \right) \times \dots \times \left(\mathcal{X} \times \mathbb{S}_K^{(1)} \times \dots \times \mathbb{S}_K^{(N)} \right) \rightarrow \mathbb{R}$$

Analog zur dynamischen Optimierung sei angemerkt, dass sich bei den Gütemaßen der Spieler aus mathematischer Sicht nicht mehr um Funktionen sondern um Funktionale handelt.

Analog zu 3.2.1 muss zusätzlich die Informationsstruktur des Spiels berücksichtigt werden. Wählt man die vollständige Zustandsinformation als Informationsstruktur, ergeben sich gemäß [BO99, Definition 5.2] für die einzelnen Spieler Strategien der Form

$$\mathbf{u}_k^{(i)} = \boldsymbol{\mu}_k^{(i)}(\mathbf{x}_k), \quad \forall i \in \mathbb{S}, \tag{3.9}$$

wobei $\boldsymbol{\mu}^{(i)} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{p_i}$ eine vollständige Zustandsrückführung für Spieler i ist. Eine Übersicht über weitere mögliche Informationsstrukturen findet sich in [BO99, Definition 5.2].

3.2.3 Nash-Gleichgewicht

Ausgehend von den bisherigen Definitionen stellt sich die Frage, welche Strategien $u^{(i)}$ die einzelnen Spieler wählen sollten, um ihre eigenen Gütefunktionale $J^{(i)}$ zu minimieren. Im Gegensatz zur klassischen Optimierungstheorie handelt es sich um gekoppelte Optimierungsprobleme, da die Gütemaße der einzelnen Spieler nicht nur von den Entscheidungen des Spielers sondern auch von den Entscheidungen der anderen Spieler abhängen. Daher kann der Begriff der *Optimalität* zunächst nicht direkt aus der klassischen Optimierungstheorie übernommen werden. Ein möglicher Ansatz ist das Nash-Gleichgewicht, welches im Folgenden näher betrachtet wird. Auf weitere Lösungsstrategien, wie Stackelberg-Strategien bei denen die Spieler ihre Entscheidungen sequentiell treffen, oder Pareto-Strategien, welche Absprachen zwischen den Spielern erfordern, wird an dieser Stelle nicht näher eingegangen.

Das Nash-Gleichgewicht ist ein Lösungskonzept, welches ursprünglich in [Nas51] vorgeschlagen wurde. Das Nash-Gleichgewicht beschreibt einen Gleichgewichtszustand, in dem kein Spieler durch Abweichen von seiner Gleichgewichtsstrategie eine Verbesserung seines Gütemaßes erzielen kann, wenn die anderen Spieler ihre Strategie beibehalten. Formal lässt sich das Nash-Gleichgewicht folgendermaßen definieren [BO99]:

Definition 3.5 Nash-Gleichgewicht

Ein Spiel \mathcal{G} befindet sich im Nash-Gleichgewicht

$$Na_{\mathbf{u}} = \left[Na_{u^{(1)}}, \dots, Na_{u^{(N)}} \right], \quad (3.10)$$

falls $\forall i \in \mathbb{S}$ gilt:

$$J^{(i)} \left(Na_{u^{(i)}}, Na_{\mathbf{u}^{(-i)}} \right) \leq J^{(i)} \left(u^{(i)}, Na_{\mathbf{u}^{(-i)}} \right) \quad \forall u^{(i)} \in \mathbb{U}^{(i)} \quad (3.11)$$

mit

$$Na_{\mathbf{u}^{(-i)}} = \left[Na_{u^{(1)}}, \dots, Na_{u^{(i-1)}}, Na_{u^{(i+1)}}, \dots, Na_{u^{(N)}} \right] \quad (3.12)$$

Die tatsächliche Bestimmung des Nash-Gleichgewichtes erfordert die Lösung eines Optimierungsproblems der Form

$$Na_{u^{(i)}} = \arg \min_{u^{(i)}} J^{(i)} \left(u^{(i)}, Na_{\mathbf{u}^{(-i)}} \right) \quad (3.13a)$$

unter der Nebenbedingung

$$Na_{u^{(i)}} \in \mathbb{U}^{(i)} \quad (3.13b)$$

für jeden Spieler $i \in \mathbb{S}$. Es lässt sich erkennen, dass für eine direkte Berechnung der Nash-Strategie von Spieler i mittels (3.13), die Nash-Strategien aller anderen Spieler bekannt

sein müssen. Da dies für die Nash-Bedingungen aller Spieler $i \in \mathbb{P}$ gilt, ergibt sich ein Satz von gekoppelten Optimierungsproblemen die nicht unabhängig voneinander gelöst werden können.

Für das dynamische Spiel in Definition 3.4 ergeben sich in analoger Weise, gekoppelte dynamische Optimierungsprobleme der Form

$$Na \mathbf{u}_k^{(i)} = \arg \min_{\mathbf{u}_k^{(i)}} J^{(i)} \left(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k^{(i)}, Na \mathbf{u}_k^{(\neg i)} \right) \quad (3.14a)$$

unter der Nebenbedingung

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f} \left(k, \mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k^{(1)}, \dots, \mathbf{u}_k^{(N)} \right) \quad (3.14b)$$

$$Na \mathbf{u}^{(i)} \in \mathbb{U}^{(i)}, \quad (3.14c)$$

die wiederum nicht unabhängig voneinander gelöst werden können.

3.2.4 Iterated-Best-Response Algorithmus

Eine zentrale Herausforderung bei Verwendung der Spieltheorie in unterschiedlichen Anwendungen, ist die Lösung des gekoppelten Optimierungsproblems (3.13) bzw. (3.14). Eine Übersicht über verschiedene Algorithmen zur Lösung spieltheoretischer Fragestellungen findet sich in [KWW22]. Im folgenden Abschnitt soll näher auf den Iterated-Best-Response (IBR) Algorithmus eingegangen werden. Dieser bietet im Vergleich zu anderen Lösungsverfahren den Vorteil, dass das gekoppelte Optimierungsproblem (3.14) in mehrere gewöhnliche Optimierungsprobleme, der in Definition 3.1 beschriebenen Form, zerlegt wird. Somit können die resultierenden Optimierungsprobleme mit Methoden aus dem Bereich der klassischen Optimierungstheorie gelöst werden.

Zur Erläuterung des IBR Algorithmus, wird zunächst die Beste-Antwort-Strategie definiert (vergleiche [KWW22, Kapitel 24.2.1]):

Definition 3.6 Beste-Antwort-Strategie

Gegeben sei ein Spiel \mathcal{G} mit N Spielern und beliebigen aber festen Strategien

$$\mathbf{u}_k^{(\neg i)} = \left[u_k^{(1)}, \dots, u_k^{(i-1)}, u_k^{(i+1)}, \dots, u_k^{(N)} \right] \quad (3.15)$$

für alle Spieler außer i mit $\mathbf{u}_k^{(j)} \in \mathbb{U}_k^{(j)}$.

Dann ist

$$Br_{\mathbf{u}^{(i)}} \left(\mathbf{u}^{(\neg i)} \right) = \arg \min_{\mathbf{u}^{(i)}} J^{(i)} \left(\mathbf{u}^{(i)}, \mathbf{u}^{(\neg i)} \right) \quad (3.16)$$

die Beste-Antwort Strategie.

Aus Definition 3.6 ist ersichtlich, dass es sich bei der Besten-Antwort-Strategie um die optimale Strategie handelt, die Spieler i in Abhängigkeit der gegebenen Strategien der anderen Spieler wählen kann. Im Gegensatz zur Nash-Bedingung (3.14), handelt es sich bei Gleichung (3.16) um ein gewöhnliches Optimierungsproblem, welches mit Methoden der Optimierungstheorie gelöst werden kann. Im Falle von dynamischen Spielen, handelt es sich auch hier um ein dynamisches Optimierungsproblem der Form

$$Br \mathbf{u}_k^{(i)} = \arg \min_{\mathbf{u}_k^{(i)}} J^{(i)} \left(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k^{(i)}, \mathbf{u}_k^{(\neg i)} \right) \quad (3.17a)$$

unter der Nebenbedingung

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f} \left(k, \mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k^{(1)}, \dots, \mathbf{u}_k^{(N)} \right) \quad (3.17b)$$

$$Br \mathbf{u}^{(i)} \in \mathbb{U}^{(i)} \quad (3.17c)$$

Durch Vergleich der Besten-Antwort-Strategie (3.16) mit der Bedingung für das Nash-Gleichgewicht in Gleichung (3.13) ergibt sich der folgende Zusammenhang [KWW22, Kapitel 24.6]:

Satz 3.1 Beste-Antwort-Strategie

Gegeben sei ein dynamische Spiel \mathcal{G} mit N Spielern. Weiterhin seien

$$Na \mathbf{u}^{(\neg i)} = \left[Na \mathbf{u}^{(1)}, \dots, Na \mathbf{u}^{(i-1)}, Na \mathbf{u}^{(i+1)}, \dots, Na \mathbf{u}^{(N)} \right] \quad (3.18)$$

die Nash-Strategie aller Spieler außer i .

Dann gilt für die Nash-Strategie $Na \mathbf{u}^{(i)}$ von Spieler i der Zusammenhang

$$Na \mathbf{u}^{(i)} = Br \mathbf{u}^{(i)} \left(Na \mathbf{u}^{(\neg i)} \right). \quad (3.19)$$

Aus Definition 3.1 lässt sich erkennen, dass es sich bei der Nash-Strategie von Spieler i gerade um eine Beste-Antwort-Strategie auf die Nash-Strategien der anderen Spieler handelt. Wie zuvor, ergibt sich damit ein gekoppeltes dynamisches Optimierungsproblem für die Bestimmung des Nash-Gleichgewichts.

Die zentrale Idee des Iterated-Best-Response Algorithmus [KWW22, Kapitel 24.6] ist die wiederholte Berechnung von Besten-Antwort-Strategien. Ausgehend von initialen Strategien $^0 \mathbf{u}^{(i)}$ werden die Strategien aller Spieler durch Bestimmung der Beste-Antwort-Strategie iterativ angepasst, bis der Algorithmus konvergiert (d.h. sich die für die Spieler ermittelten Strategien zwischen zwei Iterationen nicht mehr verändern) oder eine festgelegte Anzahl an Iterationen erreicht ist. Die resultierende Funktion ist in Algorithmus 1 als Pseudo-Code dargestellt.

Während der Algorithmus für Potential-Spiele, einer speziellen Unterklasse von Spielen (siehe [LCS16] für Details), grundsätzlich gegen das Nash-Gleichgewicht konvergiert

[Nis07], kann im Allgemeinen keine Aussage über die Konvergenz des IBR-Algorithmus gemacht werden.

Algorithmus 1 Iterated-Best-Response Algorithmus

```

1: function ITERATED_BEST_RESPONSE( $\mathbb{S}, \mathbb{J}$ )
2:   set  $_0 u^{(i)} \quad \forall i \in \mathbb{P}$ 
3:    $it \leftarrow 1$ 
4:   for  $it < it_{max}$  do
5:     for  $l \in \mathbb{P}$  do
6:        $_{it} u^{(l)} = \arg \min_{u^{(l)}} \{J^{(l)}(u^{(l)},_{it-1} u^{(-l)})\}$ 
7:     end for
8:     if  $_{it} u^{(i)} ==_{it-1} u^{(i)} \quad \forall i \in \mathbb{P}$  then
9:       break
10:    end if
11:  end for
12: end function

```

Ausgehend von den Grundlagen der Optimalregelung wurden in diesem Kapitel, die für diese Arbeit relevanten Grundlagen der Spieltheorie vorgestellt. In den beiden folgenden Kapiteln werden diese Grundlagen verwendet, um ein Modell für menschliches Fahrverhalten in einem Kreuzungsszenario zu entwickeln. Dazu werden sowohl das dynamische Spiel als auch der Lösungsalgorithmus weiterentwickelt und an die Problemstellung angepasst. Wie in der Spieltheorie üblich, werden daher im weiteren Verlauf der Arbeit die Begriffe Spieler und Fahrer synonym für das Gesamtmodell eines Verkehrsteilnehmers verwendet.

4 Hybrides dynamisches Spiel

Unter Verwendung der mathematischen Grundlagen aus dem vorherigen Kapitel, wird im Folgenden ein hybrides dynamisches Spiel vorgestellt, welches im Rahmen der Arbeit entwickelt wurde um das Verhalten von menschlichen Fahrern auf der Basis von Manövern beschreiben zu können. Das hier vorgestellte Spiel, basiert im Wesentlichen auf Ideen die ursprünglich in [LSH20] und [LSSH21] vorgestellt wurden.

Ausgehend von einer kurzen Motivation des hybriden Ansatzes in Abschnitt 4.1, wird in Abschnitt 4.2 der eigentliche hybride Ansatz vorgestellt. Abschließend wird in Abschnitt 4.3 ein Lösungsalgorithmus auf Basis des Iterated-Best-Response Algorithmus vorgestellt.

4.1 Motivation

Das in dieser Arbeit entwickelte Modell konzentriert sich auf die Ebenen Fahrzeugführung, Stabilisierung und Fahrzeugdynamik des Drei-Schichten-Modells der Fahraufgabe (siehe Abschnitt 2.2) bzw. des daraus resultierenden Gesamtmodells eines Verkehrsteilnehmers aus Abbildung 2.1. Die Ebene der Navigation wird an dieser Stelle nicht betrachtet. Stattdessen wird angenommen, dass die Lösung der Navigationsaufgabe durch das Szenario bzw. den Simulator zur Verfügung gestellt werden.

Zur Modellierung der Fahrzeugführung wird ein auf Manövern basierender Ansatz verwendet, welcher das Problem der Fahrzeugführung auf die Auswahl eines Manövers aus einer endlichen Menge von Möglichkeiten reduziert und insofern ereignisdiskret ist. Zur Modellierung der Fahrzeugstabilisierung und der Fahrzeugdynamik wird ein kontinuierliches Modell verwendet. Insgesamt ergibt sich damit ein hybrides System, bestehend aus einem diskreten und einem kontinuierlichen Teil. Eine Übersicht über die resultierende System-Struktur findet sich in Abbildung 4.1.

Dieser modulare Aufbau bietet die Möglichkeit, die Fahrzeugführung und die Fahrzeugstabilisierung unabhängig voneinander zu modellieren. In der Praxis hat dies den Vorteil, dass die Modelle für die Fahrzeugstabilisierung auf den jeweiligen Anwendungsfall zugeschnitten werden können und bei Bedarf austauschbar sind ohne weitreichende Änderungen bei der Modellierung der Fahrzeugführung vornehmen zu müssen.

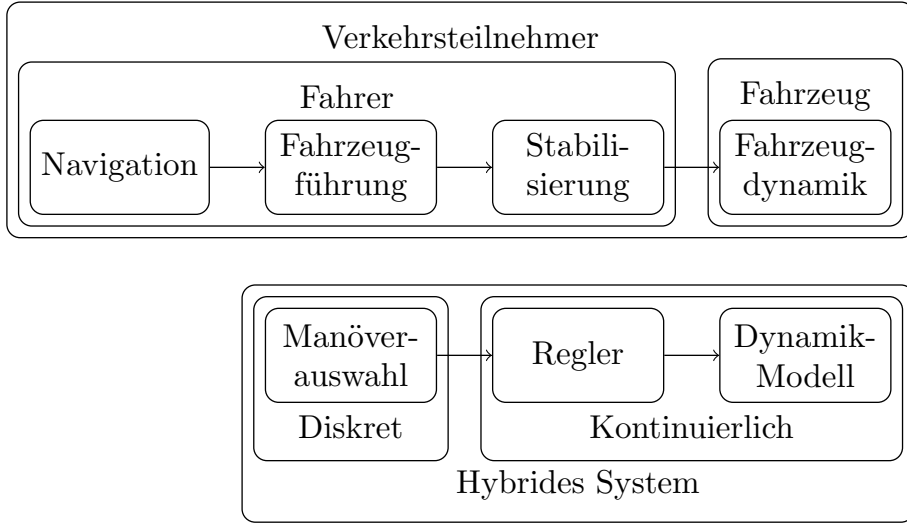


Abbildung 4.1: Hybrides System bestehend aus Manöver-Auswahl und Dynamikmodell zur Repräsentation der Fahrzeugführung und Stabilisierung bzw. Dynamik.

4.2 Modell-Definition

Zur Modellierung hybrider Systeme existieren in der Literatur unterschiedliche Ansätze. Im Folgenden werden ausschließlich hybride N-Spieler-Systeme, bestehend aus einem Automaten pro Spieler und einem Zustandsraumsystem betrachtet, welche sich formal wie folgt definieren lassen:

Definition 4.1 Hybrides Mehrspieler-System

Ein hybrides N-Spieler-System $\mathcal{S}_{\mathcal{H}}$ ist gegeben durch das 3-Tupel

$$\mathcal{S}_{\mathcal{H}} = \langle \mathbb{A}, \mathcal{S}, \Lambda \rangle,$$

wobei \mathcal{S} ein N-Spieler-Zustandsraumsystem gemäß Definition 3.3 und \mathbb{A} eine Menge

$$\mathbb{A} = \left\{ \mathcal{A}^{(1)}, \mathcal{A}^{(2)}, \dots, \mathcal{A}^{(N)} \right\}$$

von Automaten

$$\mathcal{A} = \langle \mathcal{Q}, \delta, \Sigma \rangle$$

darstellt, welche eindeutig beschrieben sind durch:

- Die endliche Menge an diskreten Automaten-Zuständen:

$$\mathcal{Q} = \{ {}^1q, {}^2q, \dots, {}^{N_q}q \}$$

- Die endliche Menge an Eingangssymbolen:

$$\Sigma = \{^1\sigma, ^2\sigma, \dots, ^{N_\sigma}\sigma\}$$

- Die deterministische Zustandsübergangsfunktion:

$$\delta : \mathcal{Q} \times \Sigma \rightarrow \mathcal{Q}$$

Zusätzlich sei $\Lambda = \{\lambda^{(1)}, \lambda^{(2)}, \dots, \lambda^{(N)}\}$ eine Menge von Funktionen $\lambda : \Sigma \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{U}$, welche einen Zusammenhang zwischen den Eingabe-Symbolen des Automaten und den Eingangsgrößen des Zustandsraummodells herstellt.

Analog zur Vorgehensweise bei dynamischen Spielen, lässt sich auf Basis des hybriden Systems aus Definition 4.1, ein hybrides Spiel definieren, welches erstmalig in [LSH20] vorgestellt wurde:

Definition 4.2 Hybrides dynamisches Spiel

Ein hybrides dynamisches Spiel $\mathcal{G}_{\mathcal{H}}$ ist gegeben durch:

- Die Menge an Spielern $\mathbb{P} = \{1, 2, \dots, N\}$
- Die Menge an Spielzügen $\mathbb{K} = \{0, 1, \dots, K\}$
- Ein hybrides Mehrspiel-System $\mathcal{S}_{\mathcal{H}}$
- Den Zustandsraum $\mathcal{X} \times \mathcal{Q}^{(1)} \times \mathcal{Q}^{(2)} \times \dots \times \mathcal{Q}^{(N)}$
- Die Strategiemenge $\mathbb{S} = \Sigma^{(1)} \times \Sigma^{(2)} \times \dots \times \Sigma^{(N)}$ bestehend aus den Eingabesymbolen $\Sigma^{(i)}$ der einzelnen Spieler
- Die Menge an Gütefunktionalen $\mathbb{J} = \{J^{(1)}, J^{(2)}, \dots, J^{(N)}\}$

Im Folgenden werden ausschließlich lineare, zeit-invariante Systeme $\mathcal{S}_{\mathcal{H}}$ betrachtet, welche geeignet sind, die Bewegung eines Fahrzeuges kinematisch zu beschreiben.

Diese Systeme haben die Form

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \sum_{i=1}^N \mathbf{B}^{(i)}\mathbf{u}^{(i)}, \quad (4.1)$$

mit der Systemmatrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ und den Eingangsmatrizen $\mathbf{B}^{(i)} \in \mathbb{R}^{n \times p^{(i)}}$, betrachtet. Durch Einsetzen des Zusammenhangs

$$\mathbf{u}_k^{(1)} = \lambda^{(i)}(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)}) \quad (4.2)$$

erhält man eine System-Gleichung der Form

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \sum_{i=1}^N \mathbf{B}^{(i)} \lambda^{(i)} \left(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)} \right), \quad (4.3)$$

welche als Eingangsgrößen lediglich die Eingabesymbole der Automaten enthält. Die resultierende Struktur lässt sich als vollständige Zustandsrückführung interpretieren, wobei, abhängig vom gewählten Eingangssymbol des Automaten, zwischen einer endlichen Menge an Regelgesetzen umgeschaltet wird. Eine Visualisierung des resultierenden Gesamtsystems findet sich in Abbildung 4.2.

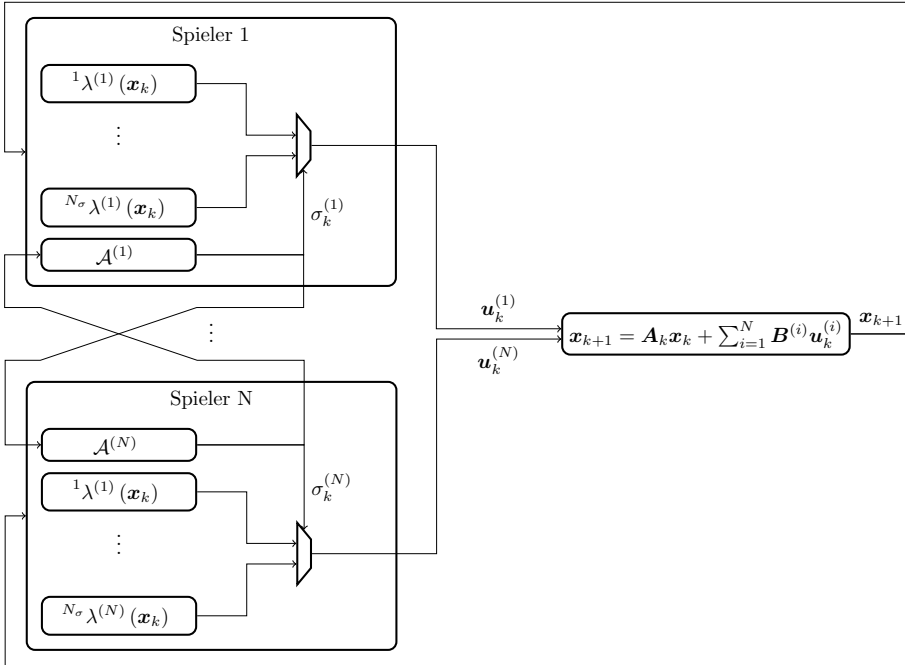


Abbildung 4.2: Hybrides Dynamisches System bestehend aus dem dynamischen System und N Spielern, die auf Basis des Automaten-Eingangssymbols zwischen verschiedenen Zustandsrückführungen umschalten.

Aus Gleichung (4.3) lässt sich erkennen, dass das System-Verhalten lediglich vom aktuellen Zustand \mathbf{x}_k und den Eingangssymbolen $\sigma_k^{(i)}$ der Spieler abhängt.

Analog zu Definition 3.5 lässt sich das Nash-Gleichgewicht wie folgt definieren (vgl. [LSH20]):

Definition 4.3 Hybrides Dynamisches Spiel – Nash Gleichgewicht

Sei $\mathcal{G}_{\mathcal{H}}$ ein hybrides dynamisches Spiel. Weiterhin seien

$$\boldsymbol{\sigma}^{(i)} = \left(\sigma_k^{(i)} \right)_{k \in \mathbb{K}} = \left(\sigma_k^{(i)}, \sigma_k^{(i)}, \dots, \sigma_K^{(i)} \right),$$

die zeitliche Sequenz von Eingangssymbolen und

$$\boldsymbol{\sigma}^{(\neg i)} = \left[\boldsymbol{\sigma}^{(1)}, \dots, \boldsymbol{\sigma}^{(i-1)}, \boldsymbol{\sigma}^{(i+1)}, \dots, \boldsymbol{\sigma}^{(N)} \right]$$

die Strategien aller Spieler außer i . Dann lässt sich die Nash-Bedingung für das

hybride System als

$${}^{Na}\boldsymbol{\sigma}^{(i)} = \arg \min_{\boldsymbol{\sigma}^{(i)}} \left\{ J^{(i)} \left(\boldsymbol{\sigma}^{(i)}, {}^{Na}\boldsymbol{\sigma}^{(\neg i)} \right) \right\}, \quad (4.4)$$

definieren, wobei ${}^{Na}\boldsymbol{\sigma}^{(i)}$ die Eingangssymbol Sequenz im Nash-Gleichgewicht beschreibt.

Während bisher keine Anforderungen an die Form des Gütemaßes gestellt wurden, werden im Folgenden ausschließlich zeit-invariante additive Gütemaße der Form

$$J^{(i)} = j_K^{(i)} + \sum_{k=0}^{K-1} j_k^{(i)} \quad (4.5)$$

mit

$$j_k^{(i)} = g^{(i)} \left(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)} \right) + \sum_{j \in \mathbb{P} \setminus \{i\}} g^{(ij)} \left(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)}, \sigma_k^{(j)} \right) \quad (4.6)$$

betrachtet. Dabei bildet die Funktion $g^{(i)}$ diejenigen Kosten ab, welche ausschließlich durch die Aktionen von Spieler i verursacht/beeinflusst werden, während die Kosten, welche durch die Interaktion zwischen Spieler i und Spieler j entstehen, durch die Funktion $g^{(ij)}$ beschrieben werden. An dieser Stelle sei angemerkt, dass die Funktion $g^{(ij)}$ die Kosten der Interaktion aus Sicht von Spieler i beschreibt und das im Allgemeinen $g^{(ij)} \neq g^{(ji)}$ gilt.

4.3 Lösungsalgorithmus

Zur Bestimmung des Nash-Gleichgewichtes für das Spiel aus Definition 4.2, wird ein Lösungsalgorithmus auf Basis des Iterated-Best-Response Algorithmus, welcher in Abschnitt 3.2.4 vorgestellt wurde, verwendet.

4.3.1 Beste-Antwort-Strategie

Unter Verwendung der Spieler-Überführungskosten

$$V_k^{(i)} = \sum_{\tau=k}^K j_{\tau}^{(i)}, \quad (4.7)$$

lässt sich das Gütemaß in (4.5) auch als

$$V_k^{(i)} = j_k^{(i)} + V_{k+1}^{(i)} \quad (4.8)$$

schreiben. Für die Beste-Antwort-Strategie ergibt sich, unter Anwendung des Optimalitätsprinzips von Bellmann die Bedingung

$${}^{Br}\sigma_k^{(i)} = \arg \min_{\sigma_k^{(i)}} \left\{ j_k^{(i)} + {}^{Br}V_{k+1}^{(i)} \right\} \quad (4.9)$$

$$= \arg \min_{\sigma_k^{(i)}} \left\{ g^{(i)}(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)}) + \sum_{j \in \mathbb{P} \setminus \{i\}} g^{(ij)}(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)}, \sigma_k^{(j)}) + {}^{Br}V_{k+1}^{(i)} \right\} \quad (4.10)$$

wobei

$${}^{Br}V_k^{(i)} = \min_{\sigma_k^{(i)}} \left\{ j_k^{(i)} + {}^{Br}V_{k+1}^{(i)} \right\} \quad (4.11)$$

die Überführungskosten der Beste-Antwort-Strategie repräsentiert. Das resultierende Optimierungsproblem zur Bestimmung der Schaltsequenz ${}^{Br}\boldsymbol{\sigma}^{(i)}$, lässt sich durch dynamische Programmierung lösen. Dies wird insbesondere dadurch vereinfacht, dass es sich um ein Optimierungsproblem mit diskretem Entscheidungsraum handelt. Die maximale Anzahl an Entscheidungsoptionen wird dabei durch die Zustandsübergangsfunktion $\delta^{(i)}$ vorgegeben, ist aber in keinem Fall größer als die Gesamtzahl der verfügbaren Automaten-Eingangssymbole $\sigma^{(i)} \in \Sigma^{(i)}$.

4.3.2 Boltzmann Verteilung

Die Verwendung des Nash-Gleichgewichtes zur Modellierung von menschlichem Verhalten setzt implizit rationales Entscheidungsverhalten des Menschen voraus. Dies bedeutet, dass angenommen wird, dass der Mensch grundsätzlich eine optimale Entscheidung trifft. In der Praxis ist diese Voraussetzung jedoch nicht zwingend erfüllt. Daher wird im Rahmen dieser Arbeit, wie in [BT14] und [FBS⁺] vorgeschlagen, eine Boltzmann-Strategie verwendet, um nicht-rationale Anteile des Entscheidungsverhaltens abzubilden, wodurch aus dem bisher deterministischen Spiel ein hybrides stochastisches Spiel wird. Diese nicht-rationalen Anteile des Entscheidungsverhaltens werden dabei durch die Wahrscheinlichkeitsverteilung

$$P\left(\sigma_k^{(i)} \middle| k, q_k^{(i)}\right) = \frac{\exp\left(\tilde{V}_k^{(i)}\left(\sigma^{(i)}\right)\right)}{\sum_{\tilde{\sigma} \in \Sigma^{(i)}\left(q_k^{(i)}\right)} \exp\left(\tilde{V}_k^{(i)}\left(\tilde{\sigma}\right)\right)} \quad (4.12)$$

modelliert, wobei $\Sigma^{(i)}\left(q_k^{(i)}\right)$ die Menge aller Automaten-Eingangssymbole darstellt, aus denen Spieler i im Zustand $q_k^{(i)}$ wählen kann. Da im Gegensatz zu [BT14] in dieser Arbeit ein Minimierungsproblem betrachtet wird, können die Überführungskosten $V_k^{(i)}$ nicht direkt verwendet werden, sondern werden mittels

$$\tilde{V}_k^{(i)}\left(\sigma^{(i)}\right) = 1 - \frac{V_k^{(i)}\left(\sigma_k^{(i)}\right) - V_{min}}{V_{max} - V_{min}} \quad (4.13)$$

normiert, wobei

$$V_{min} = \min \left\{ V_k^{(i)}(\sigma) \middle| \sigma \in \Sigma^{(i)}\left(q_k^{(i)}\right) \right\} \quad (4.14)$$

$$V_{max} = \max \left\{ V_k^{(i)}(\sigma) \middle| \sigma \in \Sigma^{(i)}\left(q_k^{(i)}\right) \right\} \quad (4.15)$$

die minimalen und maximalen Überführungskosten repräsentieren. Durch diese Vorgehensweise werden die Überführungskosten auf den Bereich $[0, 1]$ normiert, wobei die Ordnung umgekehrt wird. Dies ist erforderlich, um der Option mit den geringsten Überführungskosten die höchste Wahrscheinlichkeit zuzuordnen.

Nimmt man an, dass die anderen Spieler sich nicht rational verhalten und ihre Strategie gemäß einer Wahrscheinlichkeitsverteilung wählen, ergeben sich auch für die Kosten $j_k^{(i)}$ (insbesondere für die interaktiven Anteile $g_k^{(ij)}$) Wahrscheinlichkeitsverteilungen.

Die Berechnung der Beste-Antwort-Strategie $Br\sigma_k^{(i)}$ erfolgt daher über den Erwartungswert.

Für die Berechnung der Beste-Antwort-Strategie ergibt sich damit die Optimalitätsbedingung

$$Br\mathbb{E}\sigma_k^{(i)} = \arg \min_{\sigma_k^{(i)}} \left\{ \mathbb{E} \left\{ j_k^{(i)} \right\} + Br\mathbb{E}V_{k+1}^{(i)} \right\}, \quad (4.16)$$

für welche sich durch Einsetzen von (4.6) und Ausnutzen der Tatsache, dass es sich nur bei den interaktiven Kosten $g^{(ij)}$ um Zufallsgrößen handelt, die Bedingung

$$\begin{aligned} Br\mathbb{E}\sigma_k^{(i)} &= \arg \min_{\sigma_k^{(i)}} \left\{ \mathbb{E} \left\{ g^{(i)} \left(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)} \right) + \sum_{j \in \mathbb{P} \setminus \{i\}} g^{(ij)} \left(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)}, \sigma_k^{(j)} \right) \right\} + Br\mathbb{E}V_{k+1}^{(i)} \right\} \\ &= \arg \min_{\sigma_k^{(i)}} \left\{ g^{(i)} \left(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)} \right) + \sum_{j \in \mathbb{P} \setminus \{i\}} \mathbb{E} \left\{ g^{(ij)} \left(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)}, \sigma_k^{(j)} \right) \right\} + Br\mathbb{E}V_{k+1}^{(i)} \right\} \end{aligned}$$

ergibt. Durch Ausnutzung der Eigenschaft des Erwartungswertes und der Tatsache, dass nur die Strategien der anderen Spieler $j \in \mathbb{P} \setminus i$ dem Zufall unterliegen ergibt sich das Minimierungsproblem

$$\begin{aligned} Br\mathbb{E}\sigma_k^{(i)} &= \arg \min_{\sigma_k^{(i)}} \left\{ g^{(i)} \left(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)} \right) \right. \\ &\quad \left. + \sum_{j \in \mathbb{P} \setminus \{i\}} \left(\sum_{\sigma^{(j)} \in \Sigma^{(j)}} p(\sigma) g^{(ij)} \left(\mathbf{x}_k, \sigma_k^{(i)}, \sigma^{(j)} \right) \right) + Br\mathbb{E}V_{k+1}^{(i)} \right\}, \end{aligned} \quad (4.17)$$

welches mittels dynamischer Programmierung gelöst werden kann, wobei $p(\sigma)$ durch Gleichung (4.12) und $Br\mathbb{E}V_{k+1}^{(i)}$ durch (4.16) gegeben ist.

Entsprechend ergibt für den stochastischen Fall der modifizierte IBR Algorithmus, welcher in Algorithmus 2 abgebildet ist. Der wesentliche Unterschied zum deterministischen IBR Algorithmus aus Abschnitt 3.2.4, ist die Verwendung der stochastischen Beste-Antwort-Strategie aus Gleichung 4.16, welche die Best-Antwort im Erwartungswert berechnet, anstelle der deterministischen Besten-Antwort-Strategie.

Algorithmus 2 Iterated-Best-Response Algorithmus für stochastisches Spiel

```

1: function ITERATED_BEST_RESPONSE( $\mathbb{S}, \mathbb{J}$ )
2:   set  $_0 u^{(i)} \quad \forall i \in \mathbb{P}$ 
3:    $it \leftarrow 1$ 
4:   for  $it < it_{max}$  do
5:     for  $l \in \mathbb{P}$  do
6:        $_{it} u^{(l)} = Br \mathbb{E}_{\sigma_k^{(i)}}$ 
7:     end for
8:     if  $_{it} u^{(i)} ==_{it-1} u^{(i)} \quad \forall i \in \mathbb{P}$  then
9:       break
10:    end if
11:  end for
12: end function

```

Ausgehend von den Grundlagen aus Kapitel 3 wurde in diesem Kapitel ein hybrides dynamisches Spiel, bestehend aus einem Automaten für jeden Spieler und einem zeitdiskreten Zustandsraumsystem entwickelt, welches die Grundlage für die im nächsten Kapitel vorgenommene Modellbildung darstellt. Des Weiteren wurde eine entsprechende Formulierung des IBR Algorithmus angegeben, welcher ebenfalls in der Lage ist, nicht-rationales Entscheidungsverhalten durch Verwendung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen abzubilden.

5 Interaktives Verhaltens-Modell für Kreuzungen

Basierend auf dem im letzten Kapitel eingeführten hybriden dynamischen Spiel, wird im Folgenden ein Simulationsmodell für menschliches Fahrverhalten in Kreuzungs-Situationen entwickelt. Der Schwerpunkt der Modellierung, liegt dabei auf der expliziten Modellierung der Interaktion zwischen den kreuzenden Verkehrsteilnehmern.

Ausgehend von dem in Abbildung 4.1 vorgestellten Aufbau eines Verkehrsteilnehmer-Modells wird im weiteren Verlauf des Kapitels auf die entsprechenden Komponenten des Modells eingegangen. Dabei wird in Abschnitt 5.1 zunächst das Bewegungsmodell vorgestellt, welches den kontinuierlichen Anteil des Modells darstellt. Den diskreten Anteil des hybriden Modells bildet ein Manövermodell, das in Abschnitt 5.2 präsentiert wird. Abschließend werden in den Abschnitten 5.3 und 5.4 das Gütemaß und der implementierten Lösungsalgorithmus präsentiert.

Bei der konkreten Entwicklung des Modells wird angenommen, dass die Simulations-Architektur jeden Verkehrsteilnehmer durch eine eigene Modell-Instanz abbildet. Der Simulator tauscht dabei in jedem Simulationsschritt Informationen über den aktuellen Weltzustand und dessen Veränderung mit den einzelnen Modell-Instanzen aus. Eine direkte Kommunikation zwischen den einzelnen Modell-Instanzen findet hingegen nicht statt.

Die Inhalte dieses Kapitels stellen dabei im Wesentlichen eine Weiterentwicklung der in [LSH21] und [LSSH21] vorgestellten Konzepte dar.

5.1 Bewegungsmodell

Zur Modellierung der Bewegung eines Fahrzeugs, wird im Rahmen dieser Arbeit angenommen, dass sich alle Fahrzeuge auf bekannten und vordefinierten Pfaden der Form $c : s \rightarrow (x(s), y(s))$ mit $s \in \mathbb{R}$ und $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ bewegen. Dabei ist (x, y) die Position im globalen kartesischen Koordinatensystem und s die zurückgelegte Länge auf dem Pfad, wobei ohne Beschränkung der Allgemeinheit angenommen wird, dass sich alle Verkehrsteilnehmer auf ihrem jeweiligen Pfad ausschließlich in positive s -Richtung bewegen⁵. Eine Visualisierung der verwendeten Koordinatensysteme findet sich in Abbildung 5.1.

⁵ Diese Annahme dient lediglich der Vereinfachung der Notation im weiteren Verlauf und stellt in der Praxis keine wesentliche Einschränkung dar.

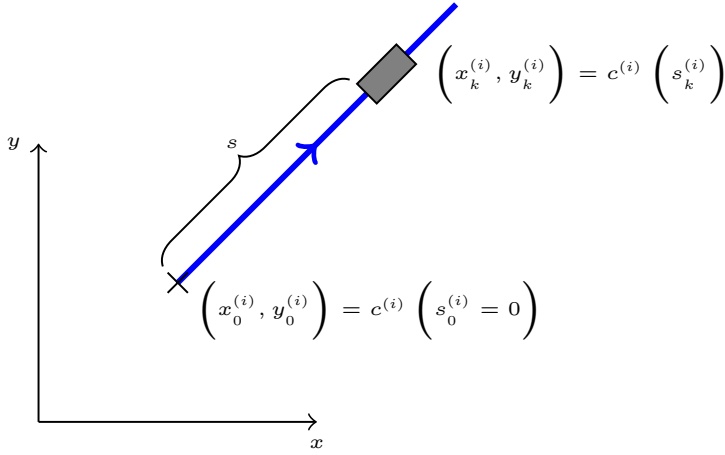


Abbildung 5.1: Die Bewegung der Fahrzeuge wird über einen Pfad c beschrieben, wobei sich der Spieler ausgehend von der Startposition $s = 0$ in positive s -Richtung bewegt.

Unter der Annahme, dass alle Spieler ihren jeweiligen Pfaden folgen, lässt sich die Bewegung der Fahrzeuge entlang des Pfades durch die Differentialgleichung

$$\ddot{s} = \dot{v} = u \quad (5.1)$$

beschreiben, wobei v die Geschwindigkeit entlang des Pfades und u die Beschleunigung (und gleichzeitig die Eingangsgröße des Bewegungsmodells) darstellt. Definiert man den Zustandsvektor eines Verkehrsteilnehmers als $\mathbf{x}^{(i)} = [s^{(i)}, v^{(i)}]^T$ ergibt sich das zeitkontinuierliche Zustandsraummodell

$$\dot{\mathbf{x}}^{(i)} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}^{(i)}} \mathbf{x}^{(i)} + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{B}^{(i)}} u^{(i)}, \quad (5.2)$$

welches sich durch Euler-Diskretisierung in das zeit-diskrete Modell

$$\mathbf{x}_{k+1}^{(i)} = \begin{bmatrix} 0 & T_s \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k^{(i)} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2} T_s^2 \\ T_s \end{bmatrix} u_k^{(i)} \quad (5.3)$$

mit der Abtastzeit T_s überführen lässt. Durch Zusammenfassen der Fahrzeug-Zustände zum Gesamtsystem-Zustand mittels

$$\mathbf{x}_k = \left[\mathbf{x}_k^{(1)T}, \mathbf{x}_k^{(2)T}, \dots, \mathbf{x}_k^{(N)T} \right]^T \quad (5.4)$$

ergibt sich das Systemmodell

$$\mathbf{x}_{k+1} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{A}^{(1)} & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{A}^{(N)} \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \mathbf{x}_k + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{B}^{(1)} & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{B}^{(N)} \end{bmatrix}}_{\mathbf{B}} \mathbf{u}_k \quad (5.5)$$

mit

$$\mathbf{u}_k = \left[\mathbf{u}_k^{(1)T}, \mathbf{u}_k^{(2)T}, \dots, \mathbf{u}_k^{(N)T} \right]^T. \quad (5.6)$$

An dieser Stelle sei angemerkt, dass das beschriebene Zustandsraummodell lediglich die longitudinale Bewegung des Fahrzeugs entlang ihres Pfades beschreibt. Dabei werden sowohl die Fahrzeugstabilisierung, welche das menschliche Verhalten bei der Auswahl von Lenkwinkeln und Pedal-Stellungen beschreibt, als auch die Dynamik des Fahrzeuges, die sich aus der Dynamik der mechanischen Fahrzeugkomponenten sowie der im Fahrzeug verbauten Regler zusammensetzt, abstrahiert. Dieser Abstraktionsgrad wird gewählt, da der Schwerpunkt der Arbeit auf der Modellierung des Entscheidungsverhaltens liegt.

Dies stellt aus Sicht des im weiteren Verlauf der Arbeit vorgestellten Entscheidungsmodells jedoch keine wesentliche Einschränkung dar, da das vereinfachte Modell bei Bedarf durch ein komplexeres Modell, welches beispielsweise die Querdynamik beinhaltet, ausgetauscht werden kann, ohne wesentliche Veränderungen an den vorgestellten Konzepten vornehmen zu müssen.

Des Weiteren wird auf eine explizite Betrachtung der Querverführung des Fahrzeuges verzichtet. Stattdessen wird angenommen, dass der Fahrer in der Lage ist dem vorgegebenen Pfad mit hinreichender Genauigkeit zu folgen. Diese Annahme ist im Allgemeinen gerechtfertigt, da menschliche Fahrer grundsätzlich in der Lage sind, einer vorgegebenen Fahrspur zu folgen. Wie zuvor, erlaubt der modulare Modellaufbau, den Austausch des Bewegungsmodells, falls höhere Anforderungen an die Modellierung der Querverführung gestellt werden.

Zusätzlich wird im Folgenden mit $s_I^{(ij)}$ die Position des Schnittpunktes der Pfade zwischen den Fahrzeugen i und j im Pfad Koordinatensystem von Fahrzeug i bezeichnet. Die Variable $t^{(ij)} = s_I^{(j)} - s_I^{(ij)}$ bezeichnet den Abstand von Fahrzeug j zum Schnittpunkt mit i entlang des eigenen Pfades. Daraus ergibt sich, dass $t^{(ij)} < 0$ solange sich

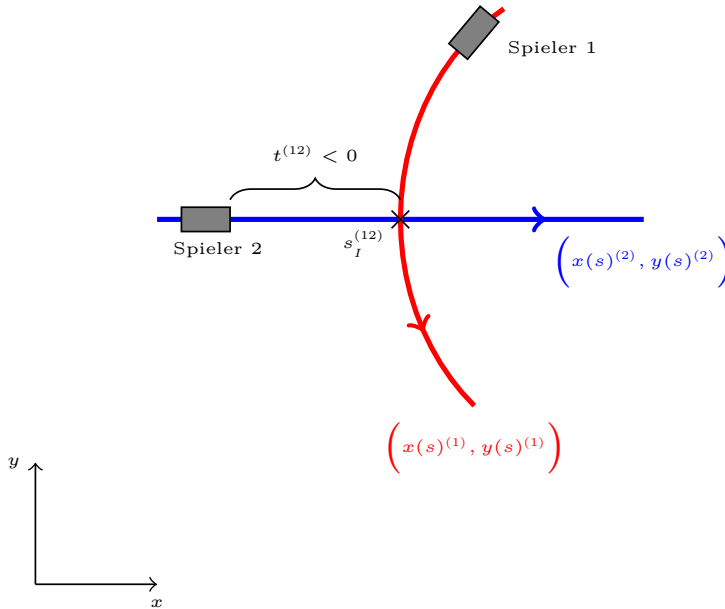


Abbildung 5.2: Pfad-basiertes Koordinatensystem für die Berechnung von Abständen in einem Kreuzungsszenario. Die Darstellung der Koordinaten erfolgt dabei aus Sicht von Fahrzeug 1.

das Fahrzeug auf den Schnittpunkt zu bewegt. Eine Visualisierung der entsprechenden Koordinaten für ein Beispiel mit zwei Fahrzeugen findet sich in Abbildung 5.2.

Für den Fall, dass sich Fahrzeug j auf der selben Spur/dem selben Pfad wie Fahrzeug i befindet, sei $s^{(ij)}$ die Position von Fahrzeug j auf dem Pfad von Fahrzeug i . Aufgrund der Konvention, dass sich alle Fahrzeuge immer in positive s Richtung bewegen, bedeutet dies, dass für alle Fahrzeuge j die sich vor Fahrzeuge i befinden, die Bedingung $s^{(ij)} > s^{(i)}$ erfüllt ist. Außerdem gilt in diesem Fall grundsätzlich $t^{(ij)} = 0$.

5.2 Manövermodell

Im folgenden Abschnitt wird auf das in der Arbeit entwickelte Manövermodell eingegangen. Hierbei ist das Ziel die Entwicklung von Manövern, die in der Lage sind, das Entscheidungsverhalten eines Fahrers im Kreuzungsbereich abzubilden. Eine realistische Nachbildung von realen Beschleunigungs- und Geschwindigkeitsprofilen ist hingegen nicht das Ziel der Modellierung.

Zur Modellierung der Beschleunigung wird ein Automat mit drei Automaten-Zuständen verwendet, welche die folgenden Manöver modellieren:

- *Freie Fahrt* (1q): Die Beschleunigung wird so gewählt, dass das Fahrzeug mit einer vorgegebenen Referenzgeschwindigkeit fährt. Dabei werden eventuell vorausfahrende Fahrzeuge berücksichtigt, um eine Kollision zu verhindern. Eine Berücksichtigung kreuzender Fahrzeuge findet nicht statt.
- *Beschleunigen* (2q): Es wird eine im Gegensatz zum Manöver *Freie Fahrt* erhöhte Referenzgeschwindigkeit gewählt. Eine Berücksichtigung weiterer Verkehrsteilnehmer findet nicht statt.
- *Bremsen* (3q): Die Beschleunigung wird so gewählt, dass das Fahrzeug am Eingang der Kreuzung anhält, wobei eine Kollision mit eventuell vorausfahrenden Fahrzeugen verhindert wird.

Die Übergangsfunktionen für die einzelnen Manöver werden so gewählt, dass vom Manöver *Freie Fahrt* jedes andere Manöver erreicht werden kann. In den beiden anderen Manövern ist jedoch lediglich ein Verbleiben im aktuellen Manöver oder ein Wechsel zum Manöver *Freie Fahrt* möglich. Ein direkter Wechsel zwischen den Manövern *Beschleunigen* und *Bremsen* ist hingegen nicht möglich.

Die Eingangssymbole $^1\sigma$, $^2\sigma$ und $^3\sigma$ werden so gewählt, dass das Symbol $^j\sigma$ immer in den Folgezustand jq führt, falls dieser vom aktuellen Zustand aus erreichbar ist.

Eine Visualisierung des resultierenden Manöver-Automaten findet sich in Abbildung 5.3.

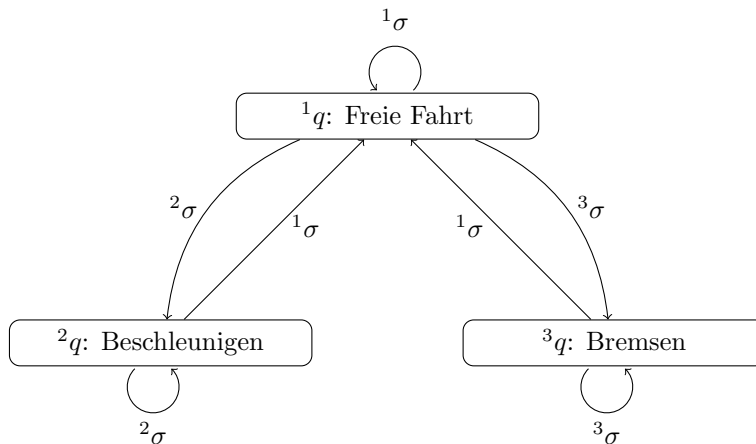


Abbildung 5.3: Manöver-Automat bestehend aus drei Zuständen.

Zur Modellierung des Beschleunigungsverhaltens der einzelnen Manöver wird auf das *Intelligent Driver Model* (IDM) zurückgegriffen, welches ursprünglich in [THH00] vorgestellt wurde. Das IDM, welches ursprünglich für die makroskopische Modellierung des Fahrzeug-Folgeverhaltens entwickelt wurde, beschreibt das Beschleunigungsverhalten eines Fahrers mit dem Ziel einer vorgegebenen Referenzgeschwindigkeit zu folgen

und gleichzeitig eine Kollision mit einem vorausfahrenden Fahrzeug zu vermeiden. Da das IDM ursprünglich als mikroskopisches Verkehrsflussmodell entwickelt wurde, kann durch diese Beschreibung keine exakte Nachbildung von menschlichen Beschleunigungs- und Geschwindigkeitsprofilen erfolgen. Da der Schwerpunkt der Arbeit auf der Modellierung der Entscheidungsebene liegt, stellen die Limitierungen des IDM für die folgenden Betrachtungen keine wesentliche Einschränkung dar.

Da das IDM das Beschleunigungsverhalten unter Berücksichtigung eines vorausfahrenden Fahrzeuges direkt modelliert, eignet es sich insbesondere für die Beschreibung des Manövers *Freie Fahrt*. Für die Modellierung der übrigen Manöver müssen entsprechende Anpassungen vorgenommen werden, auf welche im Folgenden, nach einer kurzen Vorstellung des ursprünglichen Modells, im Detail eingegangen wird.

Das Gesamtbeschleunigungsverhalten des IDM wird durch Gleichung

$$a^{(i)} = a_{max}^{(i)} \left[1 - \alpha^{(i)} - \beta^{(i)} \right] \quad (5.7)$$

beschrieben, wobei a_{max} die maximale Beschleunigung des Fahrzeuges in Längsrichtung darstellt. Während der Anteil α in (5.7) durch

$$\alpha^{(i)} = \left(\frac{v^{(i)}}{v_{ref}^{(i)}} \right)^4 \quad (5.8)$$

beschrieben ist und der Erreichung einer vorgegebenen Referenzgeschwindigkeit $v_{ref}^{(i)}$ dient, dient der Anteil

$$\beta = \left(\frac{d^{(il)*}}{d^{(il)}} \right)^2 \quad (5.9)$$

der Einregelung eines sicheren Abstandes zum vorausfahrenden Fahrzeug⁶. Dabei ist $d^{(il)} = s^{(il)} - s^{(i)}$ der Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug l und

$$d^{(il)*} = d_{safe} + \max \left\{ 0, v^{(i)} T_{safe} + \frac{v^{(i)} \Delta v^{(il)}}{2\sqrt{a_{max} a_{ref}}} \right\} \quad (5.10)$$

der Zielabstand, mit der Differenzgeschwindigkeit $\Delta v^{(il)} = v^{(l)} - v^{(i)}$, und der Zielbeschleunigung a_{ref} . Zusätzlich sind d_{safe} und T_{safe} der Sicherheitsabstand bzw. die sichere Zeitlücke. Das so beschriebene IDM folgt, soweit möglich, einer vorgegebenen Referenzgeschwindigkeit bei gleichzeitiger Einhaltung eines Sicherheitsabstandes zum vorausfahrenden Fahrzeug.

⁶ Der Begriff *vorausfahrendes Fahrzeug* beschreibt dabei dasjenige Fahrzeug, welches sich auf der selben Spur/dem selben Pfad befindet und den kleinsten positiven Längsabstand hat.

Freie Fahrt

Für das Manöver *Freie Fahrt* kann das IDM ohne weitere Anpassungen übernommen werden. In dem Fall, dass sich kein weiteres Fahrzeug auf der selben Spur befindet, reduziert sich das Beschleunigungs-Modell dabei zu $a^{(i)} = a_{max} (1 - \alpha^{(i)})$.

Beschleunigen

Im Gegensatz dazu, müssen für das Manöver *Beschleunigen* Anpassungen am Beschleunigungsmodell vorgenommen werden, um das Fahren mit erhöhter Geschwindigkeit bei gleichzeitiger Vernachlässigung anderer Fahrzeuge zu beschreiben.

Im Manöver *Beschleunigen* ist das Ziel des Fahrzeugs die Kreuzung zu überqueren, bevor diese von einem der anderen Fahrzeug erreicht wird. Dazu wird eine gegenüber dem Manöver *Freie Fahrt* erhöhte Referenzgeschwindigkeit gewählt. Der Abstand zu einem potenziell vorausfahrenden Fahrzeug wird dabei ignoriert. Das Beschleunigungsverhalten ergibt sich damit zu

$$a^{(i)} = a_{max}^{(i)} \left[1 - \left(\frac{v^{(i)}}{c_s^{(i)} v_{ref}^{(i)}} \right) \right], \quad (5.11)$$

mit $c_s \in \mathbb{R}$ und $c_s > 1$.

Bremsen

Im Manöver *Bremsen* müssen ebenfalls Anpassungen am Beschleunigungsmodell vorgenommen werden, um das Anhalten des Fahrzeuges an einem definierten Punkt zu erreichen. Dabei muss für das Anhalten zwischen den drei folgenden Fällen unterschieden werden:

- Das Fahrzeug befindet sich auf einer in die Kreuzung einmündenden Spur mit vorausfahrendem Fahrzeug.
- Das Fahrzeug befindet sich auf einer in die Kreuzung einmündenden Spur ohne vorausfahrendes Fahrzeug.
- Das Fahrzeug befindet sich auf der Kreuzung.

Falls sich ein Fahrzeug zwischen dem Fahrzeug und der Einmündung der Kreuzung befindet, kann das gewöhnliche Fahrzeug-Folgeverhalten verwendet werden. Das Beschleunigungsverhalten ist daher identisch zum Manöver *Freie Fahrt*.

Befindet sich kein Fahrzeug zwischen dem Fahrzeug und der Kreuzung soll dieses bremsen und, sofern erforderlich, an der Kreuzungs-Einmündung anhalten. Um dieses Verhalten zu erreichen wird bei der Berechnung des sicheren Abstandes $d_L^{(i)*}$ der Abstand

zur Kreuzungs-Einmündung $d_L^{(i)}$ verwendet. Das Beschleunigungsverhalten ergibt sich in diesem Fall zu

$$a^{(i)} = a_{max}^{(i)} \left[1 - \left(\frac{d_L^{(i)*}}{d_L^{(i)}} \right)^2 \right] \quad (5.12)$$

mit

$$d_L^{(i)*} = \max \left\{ 0, v^{(i)} T_{safe} + \frac{v^{(i)2}}{2\sqrt{a_{max} a_{ref}}} \right\} \quad (5.13)$$

wobei der sichere Abstand d_{safe} aus der ursprünglichen Gleichung nicht in die Berechnung mit eingeht. Dies ist erforderlich, um ein Anhalten an der Kreuzungs-Einmündung zu erreichen. Anderenfalls würde das Fahrzeug mit einem Abstand von d_{safe} zur Einmündung der Kreuzung zum Stehen kommen.

Befindet sich das Fahrzeug auf der Kreuzung und noch vor dem Kreuzungspunkt mit einem anderen Fahrzeug ($s^{(i)} < s_I^{(ij)}$), soll das Fahrzeug im Kreuzungsbereich vor dem Schnittpunkt $s_I^{(ij)}$ anhalten. Zu diesem Zweck wird als Abstand $d^{(ij)}$ der Abstand

$$d_I^{(il)} = s_I^{(il)} - s^{(i)} \quad (5.14)$$

zum Schnittpunkt der Pfade verwendet. Da die Lage des Schnittpunktes $s_I^{(ij)}$ lediglich von der Geometrie der Pfade, aber nicht von der Bewegung des Fahrzeugs j abhängt, ist die Differenzgeschwindigkeit mit der sich Fahrzeug i auf den Schnittpunkt zu bewegt, gerade die eigene Geschwindigkeit $v^{(i)}$. Insgesamt ergibt sich damit das Beschleunigungsverhalten

$$a^{(i)} = a_{max}^{(i)} \left[1 - \left(\frac{d_I^{(ij)*}}{d_I^{(ij)}} \right)^2 \right] \quad (5.15)$$

mit

$$d_I^{(ij)*} = d_{safe} + \max \left\{ 0, v^{(i)} T_{safe} + \frac{v^{(i)2}}{2\sqrt{a_{max} a_{ref}}} \right\}, \quad (5.16)$$

welches dazu führt, dass Fahrzeug i mit dem Abstand d_{safe} zum Kreuzungspunkt $s_I^{(ij)}$ zum Stehen kommt.

Beschleunigungs-Begrenzung

Während der gewählte Ansatz auf der Basis von diskreten Manövern die Lösung des formulierten Entscheidungsproblems erleichtert, erschwert diese Vorgehensweise die Modellierung der Beschleunigung an den Zeitpunkten an denen zwischen einzelnen Manövern umgeschaltet wird. Insbesondere kann es an diesen Stellen zu unstetigen Beschleunigungsverläufen bzw. zu einem hohen Ruck (Änderungsrate der Beschleunigung) $\dot{a}^{(i)}$ kommen.

In der Praxis ist der Ruck jedoch begrenzt. Neben technischen Grenzen ist dies auch auf das Verhalten des Fahrers selbst zurückzuführen. Studien zeigen, dass menschliche Fahrer im Allgemeinen versuchen den Ruck möglichst gering zu halten, da sich schnelle Änderungen negativ auf den Fahrkomfort auswirken [DWIHS23].

Um diesem Verhalten entgegenzuwirken, wird die Beschleunigung auf das Intervall

$$a_{k+1}^{(i)} = \left[a_k^{(i)} + T_s \dot{a}_{max}^{(i)}, a_k^{(i)} - T_s \dot{a}_{max}^{(i)} \right] \quad (5.17)$$

begrenzt, wobei $\dot{a}_{max}^{(i)}$ den maximal zulässig erlaubten Ruck repräsentiert.

5.3 Gütemaß

Ein zentraler Bestandteil des spieltheoretischen Modellansatzes nach Definition 4.2 sind die Gütemaße $J^{(i)}$ der einzelnen Fahrzeuge $i \in \mathbb{P}$, da diese im Wesentlichen das Verhalten des Fahrzeugs beeinflussen. Im folgenden Abschnitt wird daher näher auf die Formulierung des Gütemaßes eingegangen.

Im Gegensatz zu (4.6) werden in der Interaktion nicht alle Fahrzeuge \mathbb{P} , sondern nur eine Teilmenge von Fahrzeugen $\mathbb{P}_R^{(i)} \in \mathbb{P}$, welche im Folgenden als die Menge relevanter Fahrzeuge aus Sicht von Fahrzeug i bezeichnet wird, berücksichtigt.

Ein weiterer wesentlicher Unterschied ist die Formulierung der Gütemaße der Spieler auf Basis der modellprädiktiven Regelung (MPC), für welches die Lösung des gekoppelten Optimierungsproblems auf einem gleitenden Horizont erfolgt. Von entscheidender Bedeutung ist dabei die Länge des Horizontes, da dieser entscheidenden Einfluss, sowohl auf das Modellverhalten als auch auf den Berechnungsaufwand hat.

Um dem steigenden Aufwand bei Erhöhung der Horizontlänge entgegenzuwirken, wird das gekoppelte Optimierungsproblem nicht für jeden Zeitschritt auf dem gleitenden Horizont, sondern nur für eine äquidistant verteilte Teilmenge gelöst. Zwischen zwei Entscheidungspunkten wird die Lösung dabei als konstant angenommen. Diese Vorgehensweise erlaubt eine deutliche Verlängerung des effektiven Horizontes, mit einer vergleichsweise niedrigen Anzahl an Entscheidungspunkten. Dadurch wird der Berechnungsaufwand, gegenüber einer vollständigen Berechnung für alle Zeitschritte, deutlich reduziert.

Gegenüber (4.6) ergibt sich damit die modifizierte Kostenfunktion

$$J_k^{(i)} = \sum_{\tau=0}^{K_p} \underbrace{\left(g^{(i)} \left(\mathbf{x}_{k+\kappa\tau}, \sigma_{k+\kappa\tau}^{(i)} \right) + \sum_{j \in \mathbb{P}_{R,k}^{(i)}} g^{(ij)} \left(\mathbf{x}_{k+\kappa\tau}, \sigma_{k+\kappa\tau}^{(i)}, \sigma_{k+\kappa\tau}^{(j)} \right) \right)}_{j_\tau^{(i)}}, \quad (5.18)$$

wobei $K_p \in \mathbb{N}$ die Länge des Horizontes und $\kappa \in \mathbb{N}$ der Abstand zwischen zwei Entscheidungsstellen ist.

Zusätzlich wird angenommen, dass sich die Menge der relevanten Spieler $\mathbb{P}_R^{(i)}$, sowie die Relationen der Spieler zueinander, über die Länge des Horizontes nicht ändern. Dies ist möglich, da bei einer Kreuzung die am Kreuzungsverkehr beteiligten Fahrzeuge und die jeweils gewählten Pfade, die für die Bestimmung der Relationen zwischen den Spielern maßgeblich sind, im Allgemeinen vorab bzw. auf einem zeitlichen Horizont bekannt sind.

Abschließend sei angemerkt, dass das resultierende spieltheoretische Problem für den Fall $\mathbb{P}_R^{(i)} = \emptyset$ in ein gewöhnliches dynamisches Optimierungsproblem zerfällt, welches mittels dynamischer Programmierung gelöst werden kann.

5.3.1 Auswahl relevanter Spieler

Ein wesentlicher Nachteil spieltheoretischer Ansätze ist der hohe Berechnungsaufwand für die Lösung der gekoppelten Optimierungsprobleme, welche mit steigender Anzahl an Spielern immer weiter zunimmt. Um diesem Effekt entgegenzuwirken wird im Gütemaß (5.18) nur eine relevante Teilmenge an Spielern berücksichtigt.

Um diese Teilmenge der relevanten Spieler zu definieren, wird zunächst $\mathbb{P}_I^{(i)} \subset \mathbb{S}$ als die Menge aller Spieler, die den Pfad von Spieler i kreuzen, und die Menge der Fahrspuren $\mathbb{L} = \mathbb{L}^+ \cup \mathbb{L}^- \cup \mathbb{L}^I$ definiert. Hierbei sind \mathbb{L}^+ und \mathbb{L}^- die Menge der Fahrspuren, die zur Kreuzung hin bzw. von dieser weg führen. Zusätzlich sind \mathbb{L}^I die Fahrspuren auf der Kreuzung selbst. Aus Vereinfachungsgründen wird angenommen, dass jede Fahrspur an einer Kreuzung beginnt oder endet und eine definierte Fahrtrichtung besitzt.⁷

Beispiel 5.1:

Zur Erklärung dieser Definitionen, ist in Abbildung 5.4 eine einfache T-Kreuzung schematisch dargestellt. Bei den Armen der Kreuzung handelt es sich jeweils um eine Straße mit zwei Spuren, wobei eine Spur in die Kreuzung einmündet und die

⁷ Im Allgemeinen gilt $\mathbb{L}^I \cap \mathbb{L}^+ \cap \mathbb{L}^- = \emptyset$.

andere an der Kreuzung beginnt. Zusätzlich befinden sich auf der Kreuzung 6 weitere (gedachte) Spuren, welche jeweils eine einmündende und eine abgehende Spur miteinander verbinden.

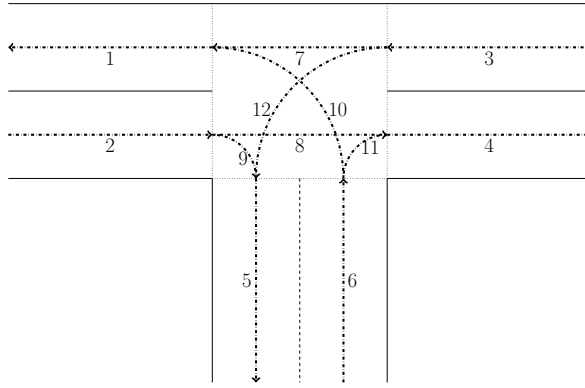


Abbildung 5.4: Einfache T-Kreuzung mit drei Straßen und je zwei Spuren.

Mit den obigen Definitionen ergeben sich für diese Beispiel-Kreuzung die folgenden Mengen:

$$\mathbb{L}^+ = \{2, 3, 6\} \quad (5.19)$$

$$\mathbb{L}^- = \{1, 4, 5\} \quad (5.20)$$

$$\mathbb{L}^I = \{7, 8, 9, 10, 11, 12\} \quad (5.21)$$

$$(5.22)$$

Für jede Fahrspur $l \in \mathbb{L}$ ist die Menge der Spieler auf dieser durch $\mathbb{P}(l)$ gegeben. Unter Nutzung dieser Notation lässt sich die Menge der kreuzenden relevanten Spieler als

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_{RI}^{(i)} = & \left(\bigcup_{l \in \mathbb{L}^+} \left(\arg \min_{t^{(ij)}} \left(\mathbb{P}(l) \cap \mathbb{P}_I^{(i)} \right) \right) \right) \\ & \cup \left(\bigcup_{l \in \mathbb{L}^I} \left(\mathbb{P}(l) \cap \mathbb{P}_I^{(i)} \right) \right), \end{aligned} \quad (5.23)$$

definieren, wobei der Operator $\arg \min_{t^{(ij)}}$ den Spieler j mit dem minimalen Abstand zum Schnittpunkt $s^{(ij)}$ ermittelt. Bei der Analyse von Gleichung (5.23) ist ersichtlich, dass Fahrspuren auf der Kreuzung und einmündende Fahrspuren unterschiedlich behandelt werden. Während für die Fahrspuren auf der Kreuzung alle Spieler in der Menge der relevanten Spieler enthalten sind, sind für die anderen Fahrspuren nur die Spieler relevant, die der Kreuzung am nächsten liegen.

Spieler auf Fahrspuren, die von der Kreuzung abgehen, sind hingegen grundsätzlich nicht Teil der Menge relevanter Spieler. Diese Vorgehensweise liegt darin begründet, dass von Spielern, die sich weder auf der Kreuzung befinden noch sich dieser annähern, keine Gefahr für eine Kollision ausgeht. Spieler die sich von der Kreuzung entfernen, sind grundsätzlich nur dann relevant, wenn sie sich auf der Zielspur des Spielers befinden. Dieser Fall wird jedoch durch die Behandlung von Spielern auf dem selben Pfad behandelt und kann daher an dieser Stelle vernachlässigt werden.

Während die in Gleichung (5.23) definierte Menge relevanter Spieler nur solche Spieler berücksichtigt, die den Pfad von Spieler i kreuzen, müssen zusätzlich solche Spieler berücksichtigt werden, die sich auf dem selben Pfad befinden. Aus der Menge der Spieler auf dem gleichen Pfad $\mathbb{P}_F^{(i)}$ wird dabei nur derjenige Spieler

$$P_{RF}^{(i)} = \arg \min_j \left\{ s^{(ij)} \right\} \quad \forall i \in \mathbb{P}_F^{(i)} \mid s^{(ij)} > s^{(i)} \quad (5.24)$$

berücksichtigt, der den kleinsten Abstand zu Spieler i hat und sich direkt vor diesem befindet.

Basierend auf der Spieler-Menge $\mathbb{P}_{RI}^{(i)}$ und dem Spieler $P_{RF}^{(i)}$ wird die Gesamtmenge der relevanten Spieler $\mathbb{P}_R^{(i)}$ über

$$\mathbb{P}_R^{(i)} = \begin{cases} \left\{ P_{RF}^{(i)} \right\} & i \in \mathbb{L}^- \\ \left\{ \mathbb{P}_{RI}^{(i)} \cup \left\{ P_{RF}^{(i)} \right\} \right\} & s^{(i)} < s_{RF} < s_{I,min} \\ \left\{ \mathbb{P}_{RI}^{(i)} \right\} & sonst \end{cases} \quad i \in \mathbb{L}^+ \cup \mathbb{L}^I \quad (5.25)$$

definiert, wobei s_{RF} und $s_{I,min}$ die Position des relevanten Spielers $P_{RF}^{(i)}$ und der am nächsten gelegene Kreuzungspunkt sind. Falls sich Spieler i der Kreuzung nähert, werden grundsätzlich alle kreuzenden relevanten Spieler berücksichtigt. Zusätzlich wird der relevante Spieler auf dem selben Pfad berücksichtigt, falls sich dieser zwischen dem Spieler und dem am nächsten gelegenen Kreuzungspunkt befindet. Im Gegensatz dazu, wird in dem Fall, dass sich Spieler i von der Kreuzung entfernt nur der auf dem Pfad direkt vorausfahrende Spieler berücksichtigt.

Zusätzlich zu den bisher genannten Bedingungen, werden nur solche Spieler berücksichtigt, die sich innerhalb eines definierten Sichtbereiches befinden. Die Abstandsbedingung wird dabei für kreuzende Fahrzeuge über

$$\sqrt{\left(s^{(i)} - s_I^{(ij)} \right)^2 + \left(t^{(ij)} \right)^2} < s_{max} \quad (5.26)$$

abgebildet⁸, während für Spieler auf dem gleichen Pfad die Bedingung

$$\sqrt{(s^{(i)} - s^{(ij)})^2} < s_{max} \quad (5.27)$$

verwendet wird. Als Distanzmaß wird in beiden Fällen der Abstand der Spieler entlang ihrer jeweiligen Pfade verwendet. Eine Visualisierung der relevanten Abstände für beide Fälle findet sich in Abbildung 5.5.

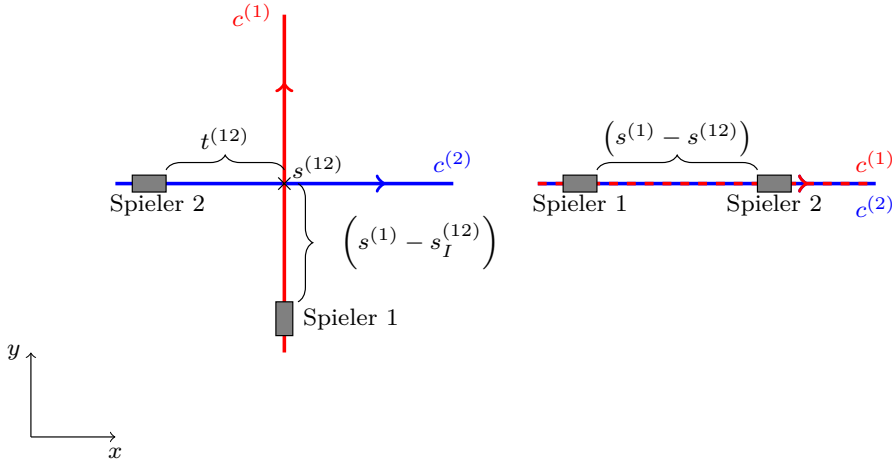


Abbildung 5.5: Visualisierung der bei der Abstandsberechnung verwendeten (Teil-) Strecken für den Fall kreuzender Spieler (linke Hälfte) und für Spieler auf dem gleichen Pfad. In beiden Fällen werden die Abstände der Spieler entlang der Spieler-Pfade bestimmt.

Beispiel 5.2:

Zur Erläuterung der Definition in Gleichung (5.25), werden beispielhaft die Situationen aus Abbildung 5.6 betrachtet. Es wird angenommen, dass alle Spieler die Kreuzung in Geradeaus-Richtung überqueren. Für diese Szenarien, ergeben sich die Mengen kreuzender Spieler $\mathbb{P}_I^{(i)}$ zu

$$\begin{aligned} {}_{1,2}\mathbb{P}_I^{(0)} &= \{2\} \\ {}_{1,2}\mathbb{P}_I^{(1)} &= \{2\} \\ {}_{1,2}\mathbb{P}_I^{(2)} &= \{0, 1\} \\ {}_{1,2}\mathbb{P}_I^{(3)} &= \{2\} \end{aligned}$$

⁸ Eine detaillierte Erläuterung und Motivation des Abstandsmaßes erfolgt im nächsten Abschnitt.

für beide Beispiel-Szenarien aus Abbildung 5.6. Im Rahmen dieses Beispiels wird die Notation ${}_j\mathbb{P}$ verwendet um die Zugehörigkeit zu Beispiel j anzuzeigen.

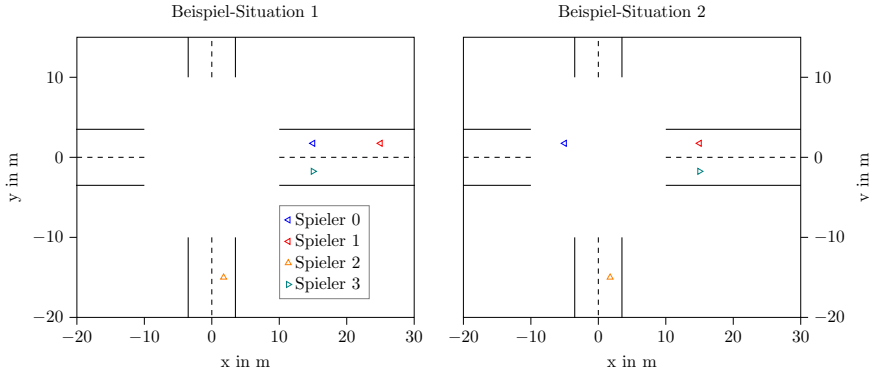


Abbildung 5.6: Beispiel-Szenarien zur Erläuterung der relevanten Spieler-Mengen. Alle Spieler überqueren die Kreuzung ohne abzubiegen.

Unter Verwendung von Gleichung (5.25) ergeben sich für Beispiel-Szenario 1 die folgenden relevanten Spieler-Mengen $\mathbb{P}_R^{(i)}$:

$$\begin{aligned} {}_1\mathbb{P}_R^{(0)} &= \{2\} \\ {}_1\mathbb{P}_R^{(1)} &= \{0, 2\} \\ {}_1\mathbb{P}_R^{(2)} &= \{0\} \\ {}_1\mathbb{P}_R^{(3)} &= \emptyset \end{aligned}$$

Es lässt sich erkennen, dass zur relevanten Spieler-Menge $\mathbb{P}_R^{(2)}$ von Spieler 2 nur Spieler 0 gehört, obwohl die Spieler 1 und 3 sich auf einem kreuzenden Pfad befinden. Dies liegt darin begründet, dass Spieler 0 und 1 sich auf der selben Spur befinden und aufgrund der Bedingung $\min_{t(i,j)} \left(\mathbb{P}(l) \cap \mathbb{P}_I^{(i)} \right)$ nur derjenige mit dem geringsten Abstand zu Kreuzung (in diesem Fall Spieler 0) berücksichtigt wird. Spieler 3 wiederum ist kein Teil der relevanten Spieler-Menge, da er die Kreuzung bereits überquert hat.

Die Menge relevanter Spieler von Spieler 1 enthält neben dem kreuzenden Spieler 2 zusätzlich Spieler 0, da sich dieser auf der selben Spur und noch vor der Kreuzung befindet.

Aus Sicht von Spieler 0 ist hingegen nur Spieler 2 relevant, da sich nur dieser auf einem kreuzenden Pfad befindet und sich der Kreuzung nähert. Spieler 3 auf der anderen Seite, hat die Kreuzung bereits überquert (und auch keinen weiteren Spieler auf seiner Spur), weshalb die Menge der relevanten Spieler leer ist.

Im Gegensatz dazu ergeben sich in der Beispiel-Situation 2 folgende veränderte Mengen relevanter Spieler, da sich Spieler 0 im Gegensatz zu Situation 1 auf der Kreuzung befindet:

$$\begin{aligned}
{}_2\mathbb{P}_R^{(0)} &= \{2\} \\
{}_2\mathbb{P}_R^{(1)} &= \{2\} \\
{}_2\mathbb{P}_R^{(2)} &= \{0, 1\} \\
{}_2\mathbb{P}_R^{(3)} &= \emptyset
\end{aligned}$$

Aus Sicht von Spieler 2 ist im Vergleich zu Situation 1 zusätzlich Spieler 1 relevant, da sich Spieler 1 auf der Kreuzung befindet und Spieler 1 somit der Spieler mit dem geringsten Abstand auf seiner Spur ist.

Gleichzeitig ändern sich ebenfalls die relevanten Spieler aus Sicht von Spieler 1. Hier ist nur noch Spieler 2 relevant, da Spieler 1 den Kreuzungspunkt mit Spieler 2 bereits überschritten hat.

Für die Spieler 0 und 3 bleiben die Mengen der relevanten Spieler hingegen unverändert.

5.3.2 Modellierte Effekte

Während im letzten Abschnitt auf die Auswahl der relevanten Spieler eingegangen wurde, wird im Folgenden der Aufbau der einzelnen Komponenten des Gütemaßes näher betrachtet. Sowohl für die von der Interaktion unabhängigen Kosten $g^{(i)}$ als auch für die Kosten der Interaktion $g^{(ij)}$ wird ein Basis-Funktionen-Ansatz der Form

$$g^{(i)} = \sum_{l=1}^{L^{(i)}} \theta_l^{(i)} \Phi_l^{(i)} \quad (5.28)$$

bzw.

$$g^{(ij)} = \sum_{l=1}^{L^{(ij)}} \theta_l^{(i)} \Phi_l^{(ij)} \quad (5.29)$$

mit $L^{(i)} \in \mathbb{N}$ bzw. $L^{(ij)} \in \mathbb{N}$ gewählt. Dabei sind die $\theta_l \in \mathbb{R}$ Gewichtungsfaktoren der korrespondierenden Basis-Funktionen $\Phi_l^{(i)} : \mathcal{X} \times \Sigma^{(i)} \rightarrow \mathbb{R}$ bzw. $\Phi^{(ij)} : \mathcal{X} \times \Sigma^{(i)} \times \Sigma^{(j)} \rightarrow \mathbb{R}$. Im Kontext der Modellierung von menschlichem Fahrverhalten, werden diese Basis-Funktionen verwendet, um verschiedene Effekte, die Einfluss auf das menschliche Entscheidungsverhalten haben, zu modellieren. Die Gewichtungsfaktoren des Gütemaßes können hingegen verwendet werden, um die Einflüsse der einzelnen Effekte auf das Gesamtverhalten gegeneinander zu gewichten und so unterschiedliche Verhaltensweisen zu beeinflussen.

Während für den nicht-interaktiven Anteil des Gütemaßes die zurückgelegte Distanz, das Folgen einer vorgegebenen Referenzgeschwindigkeit und der Fahrkomfort betrachtet werden, umfassen die interaktiven Anteile die Gefahr einer Kollision und das Einhalten von Vorfahrtsregeln. In dieser Arbeit wird für die Vorfahrt an einer Kreuzung eine Rechts-vor-Links Regelung angenommen. Vorfahrtsregelungen der Art „First Come, First Served“, werden an dieser Stelle nicht weiter betrachtet.

Im nächsten Schritt werden die einzelnen Effekte $\Phi^{(i)}$ bzw. $\Phi^{(ij)}$ näher betrachtet.

Distanz

Im Allgemeinen möchten menschliche Fahrer ihr Ziel so schnell wie möglich erreichen. Statt den Abstand zu einem vorgegebenen Zielpunkt zu bestrafen, wird für die Modellierung dieser Verhaltensweise die Formulierung

$$\Phi_{1,k}^{(i)} = -v_k^{(i)} \cdot T_s \quad (5.30)$$

verwendet, welche kurze zurückgelegte Wegstrecken pro Zeitschritt bestraft. Dabei ist T_s die Simulationsschrittweite. Diese Vorgehensweise erlaubt zum einen die Unabhängigkeit der zu simulierenden Szenarien von einem festen Ziel zum Endzeitpunkt des Szenarios. Zum anderen wird der konkrete Wert der Gütefunktion unabhängig von der initialen Entfernung zu einem vorgegebenen Ziel. Dadurch kann das Gütemaß parametrisiert werden, ohne eine Skalierung vornehmen zu müssen, wodurch sich die Übertragbarkeit der Modell-Parametrisierungen, auf Szenarien mit unterschiedlichen Kreuzungs-Geometrien, erhöht.

Referenz-Geschwindigkeit

Während die Fahrer ihr Ziel so schnell wie möglich erreichen möchten, fahren sie im Allgemeinen nicht mit der maximal möglichen Geschwindigkeit, sondern versuchen stattdessen, eine Referenzgeschwindigkeit $v_{ref}^{(i)}$ zu erreichen. Daher wird die Abweichung von $v_{ref}^{(i)}$ mit

$$\Phi_{2,k}^{(i)} = \left| v_k^{(i)} - v_{ref}^{(i)} \right|. \quad (5.31)$$

bestraft. Es sei angemerkt, dass die Referenzgeschwindigkeiten der Spieler $v_{ref}^{(i)}$ im Gütemaß mit denen im Beschleunigungsmodell übereinstimmen.

Komfort

Ein weiteres Ziel menschlicher Fahrer ist üblicherweise die Sicherstellung eines Fahr-Komforts. In der Praxis bedeutet dies, dass hohe Beschleunigungen und Verzögerungen vermieden werden, sofern es die aktuelle Verkehrssituation zulässt. Um dieses Verhalten zu modellieren, werden Änderungen der Beschleunigung im Gütemaß durch

$$\Phi_{3,k}^{(i)} = \frac{1}{T_s} \left| a_k^{(i)} - a_{k-1}^{(i)} \right| \quad (5.32)$$

bestraft.

Vorfahrt

Zur Modellierung der Vorfahrt wird der Term

$$\Phi_{4,k}^{(ij)} = \text{sign} \left(b^{(ij)} \right) \frac{v^{(j)} - v^{(i)}}{\sqrt{(v^{(i)} - v^{(j)})^2}} \quad (5.33)$$

verwendet, wobei die Funktion $b^{(ij)}$ den Wert 1/-1 annimmt, falls Spieler i/j vorfahrtsberechtigt ist. Während im Folgenden aus Gründen der vereinfachten Darstellung grundsätzlich von einer Rechts-vor-Links Regel zur Bestimmung der Vorfahrtberechtigung ausgegangen wird, wird dies in Gleichung (5.33) nicht explizit vorausgesetzt. Stattdessen lassen sich im Modell verschiedene Vorfahrtsregelungen durch geeignete Implementierung der Funktion $b^{(ij)}$ abbilden.

Kollision - Kreuzende Spieler

Aus Sicht eines menschlichen Fahrers ist die Vermeidung von Kollisionen ein wesentliches Ziel der Fahraufgabe. Eine übliche Vorgehensweise zur Modellierung der Kollisionsvermeidung ist die Berücksichtigung des Abstandes in den Nebenbedingungen um kollisionsfreie Trajektorien garantieren zu können. Im Gegensatz zur klassischen Trajektorien-Planung, ist die Beschränkung auf Verhaltensweisen, die in allen Szenarien kollisionsfrei sind, bei der Modellierung von menschlichem Fahrverhalten nicht zielführend.

Dies liegt darin begründet, dass reales menschliches Fahrverhalten zu Kollisionen zwischen Fahrzeugen führen kann. Aus Sicht der Absicherung sind diese Szenarien von besonderer Relevanz, da die Simulation von Szenarien mit menschlichen Verhaltensweisen, die zu einer Kollision führen (können), benötigt wird, um eine Fahrfunktion unter diesen Bedingungen testen zu können.

Daher soll das Modell auch in der Lage sein Trajektorien zu generieren, die zu Kollisionen zwischen den Spielern führen, um entsprechende Szenarien für die Absicherung generieren zu können.

Im Folgenden werden die Gütemaß-Terme für kreuzende Fahrzeuge und vorausfahrende Fahrzeuge vorgestellt, wobei zunächst auf kreuzende Spieler eingegangen wird.

Unter Verwendung des Abstandsmaßes

$$d_I^{(ij)} = \sqrt{\left(s^{(i)} - s_I^{(ij)}\right)^2 + \left(t^{(ij)}\right)^2} \quad (5.34)$$

wird der Kollisionsterm für kreuzende Fahrzeuge über

$$\Phi_{5,k}^{(ij)} = \frac{L^{(ij)}}{d_I^{(ij)} + \epsilon} \quad \forall j \in \mathbb{P}_{RI}^{(i)} \mid \mathbb{L}(i)/\mathbb{L}(j) \in \mathbb{L}^+ \cup \mathbb{L}^I \quad (5.35)$$

definiert. Dabei ist $L^{(ij)}$ die Summe der Längen der Fahrspuren auf denen die Spieler i und j die Kreuzung überqueren und $\epsilon > 0$ ist eine beliebig kleine, positive Konstante, welche eine Division durch null verhindert.

Aus Gleichung (5.35) wird ersichtlich, dass der Kollisionsterm $\Phi_{5,k}^{(ij)}$ nur dann Anwendung findet, wenn sich sowohl Spieler i als auch Spieler j entweder vor oder auf der Kreuzung befinden. Sobald Spieler i die Kreuzung überquert hat, wird der Abstand zu anderen Spielern mit kreuzenden Pfaden nicht weiter im Gütemaß beachtet. Des weiteren, werden aus Sicht von Spieler i alle Spieler, die die Kreuzung bereits passiert haben, ignoriert. Obwohl die Bedingungen an die Spuren der beiden Spieler ebenfalls bei der Bestimmung der relevanten Spieler angewendet werden, kann auf eine Prüfung an dieser Stelle nicht verzichtet werden, da sich die Zuordnung zu den Spuren über dem Horizont ändern kann.

Anstelle des (weit verbreiteten) euklidischen Abstandes, wird zur Berechnung des Abstandes zwischen den Verkehrsteilnehmern, die Summe der Abstände zum Schnittpunkt der Pfade verwendet. Sowohl diese Vorgehensweise, als auch die Gewichtung des Abstandes mit der summierten Länge der Kreuzungs-Spuren, dient dazu, die Parametrierung des Gütemaßes unabhängig gegenüber den Anfangs- und Endpunkten der jeweiligen Pfade und der Kreuzungs-Geometrie zu gestalten.

Die Vorteile dieser Vorgehensweise werden im folgenden Beispiel näher erläutert:

Beispiel 5.3:

Um die Abhängigkeiten zwischen dem gewählten Abstandsmaß und dem konkreten Pfad in einem Szenario näher zu beleuchten, werden zwei Referenz-Szenarien betrachtet, für die die Pfade der Spieler in Abbildung 5.7 dargestellt werden. In beiden Szenarien befindet sich Spieler 1 auf einer festen Position, während Spieler 0 im ersten Szenario gerade über die Kreuzung fährt und im zweiten Szenario links abbiegt.

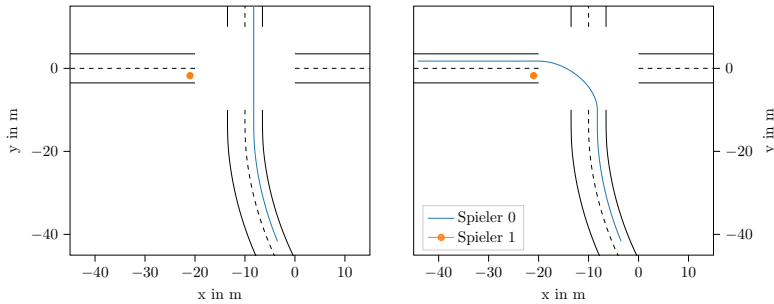


Abbildung 5.7: Spieler-Pfade in den verwendeten Referenzszenarien.

Für die beiden Szenarien werden in Abbildung 5.8 die Verläufe des euklidischen Abstandes $\|\cdot\|_2$ und des Abstandsmaßes $\Phi_{4,k}^{(ij)}$, in Abhängigkeit des Abstandes von Spieler 0 zum Kreuzungspunkt, miteinander verglichen. Es lässt sich erkennen, dass sich der euklidische Abstand der beiden Spieler in den beiden Szenarien stark unterscheidet. Insbesondere erreicht der Abstand für Szenario 1 erst nach überschreiten des Kreuzungspunktes (nach verlassen der Kreuzung) sein Minimum. Aus Sicht des Szenarios führt der deutlich geringere Abstand jedoch nicht zu einem erhöhten Kollisionsrisiko, da sich die Spieler zu diesem Zeitpunkt auf entgegengesetzten Spuren befinden. Im Gegensatz zeigt das Abstandsmaß $\Phi_4^{(ij)}$ einen ähnlichen Verlauf für beide Szenarien. Insbesondere nimmt der Abstand sein Minimum in beiden Fällen im Kreuzungspunkt der Pfade an.

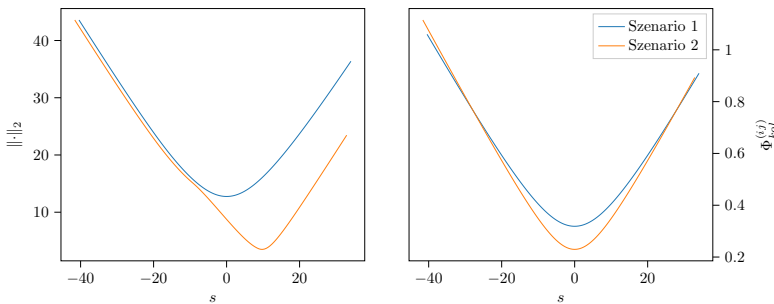


Abbildung 5.8: Vergleich zwischen Euklidischer Distanz und Pfad-basierter Distanz. Es lässt sich erkennen, dass sich der Verlauf der Euklidischen Distanz für die Szenarien stark unterscheidet, während die Verläufe für die Pfad-basierte Distanz ähnlich sind.

Kollision - Vorfahrende Spieler

Für die Modellierung der Kollisionsvermeidung mit einem direkt vorfahrenden Spieler, werden im Gütemaß über die Basisfunktionen

$$\Phi_{6,k}^{(ij)} = \sqrt{(v^{(i)} - v^{(j)})^2} \quad (5.36)$$

und

$$\Phi_{7,k}^{(ij)} = \begin{cases} \frac{10}{\sqrt{(s^{(i)} - s^{(ij)})^2}} & s^{(i)} < s^{(ij)} \\ \frac{100}{\sqrt{(s^{(i)} - s^{(ij)})^2}} & s^{(i)} > s^{(ij)} \end{cases} \quad (5.37)$$

sowohl die Differenzgeschwindigkeit als auch der Abstand zum vorfahrenden Spieler berücksichtigt. Die Fallunterscheidung in $\Phi_{7,k}^{(ij)}$ dient dazu, ein „überholen“ des vorfahrenden Spielers zusätzlich zu bestrafen.

Gesamt-Gütemaß

Insgesamt ergibt sich damit das Gesamt-Gütemaß

$$J^{(i)} = \sum_{\tau} \left\{ \underbrace{\theta_1^{(i)} \Phi_{1,\tau}^{(i)} + \theta_2^{(i)} \Phi_{2,\tau}^{(i)} + \theta_3^{(i)} \Phi_{3,\tau}^{(i)}}_{g_{\tau}^{(i)}} + \sum_{j \in \mathbb{P}_R^{(i)}} \left\{ \underbrace{\theta_4^{(i)} \Phi_{4,\tau}^{(ij)} + \theta_5^{(i)} \Phi_{5,\tau}^{(ij)} + \theta_2^{(i)} \Phi_{6,\tau}^{(ij)} + \theta_5^{(i)} \Phi_{7,\tau}^{(ij)}}_{g_{\tau}^{(ij)}} \right\} \right\}. \quad (5.38)$$

wobei für die Kollisions-Anteile der kreuzenden und vorfahrenden Spieler $\Phi_5^{(ij)}$ und $\Phi_7^{(ij)}$ der selbe Gewichtungsfaktor $\theta_5^{(i)}$ verwendet wird. In gleicher Weise wird für den Differenz-Geschwindigkeitsanteil $\Phi_6^{(i)}$ der Gewichtungsfaktor $\theta_2^{(i)}$ wie für den Referenz-Geschwindigkeitsterm $\Phi_2^{(i)}$ verwendet.

5.4 Implementierter Lösungsalgorithmus

Ausgehend von der Annahme, dass jede Instanz einen einzelnen Verkehrsteilnehmer simuliert, muss der IBR Algorithmus jeweils einmal pro Instanz angewendet werden. Da zwischen den einzelnen Instanzen keine Kommunikation stattfindet, muss in jeder Instanz ein Abbild des Szenarios und der anderen Spieler erstellt werden. Zur Vereinfachung wird angenommen, dass allen Spielern in der Simulation vollständige Informationen über die Pfade und Gütemaßparameter der anderen Spieler vorliegen. Im weiteren Verlauf dieses Abschnittes wird der implementierte Lösungs-Algorithmus stets aus der Sicht einer konkreten Instanz betrachtet und der Spieler i , welcher durch die Instanz simuliert wird, als Ego-Spieler bezeichnet.

Während im Gütemaß des Ego-Spielers i nur die relevanten Spieler $j \in \mathbb{P}_R^{(i)} \subset \mathbb{P}$ berücksichtigt werden, müssen im IBR Algorithmus weitere Spieler, die nicht Element von $\mathbb{P}_R^{(i)}$ sind, berücksichtigt werden. Dies liegt darin begründet, dass die Gütemaße der Spieler $j \in \mathbb{P}_R^{(i)}$, weitere Spieler berücksichtigen können, die nicht Bestandteil von $\mathbb{P}_R^{(i)}$ sind, wie das folgende Beispiel zeigt.

Beispiel 5.4:

Um die Notwendigkeit der Berücksichtigung weiterer Spieler zu zeigen, wird ein Szenario mit drei Verkehrsteilnehmern gemäß Abbildung 5.9 angenommen.

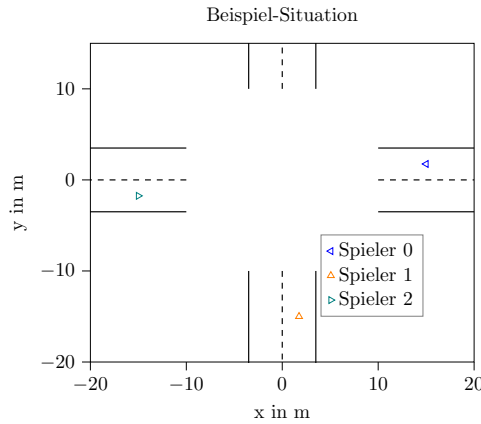


Abbildung 5.9: Einfaches Szenario mit drei Verkehrsteilnehmern, wobei alle Verkehrsteilnehmer die Kreuzung überqueren ohne abzubiegen.

Für das dargestellte Szenario ergeben sich die relevanten Spieler-Mengen zu

$$\mathbb{P}_R^{(0)} = \{1\} \quad (5.39)$$

$$\mathbb{P}_R^{(1)} = \{0, 2\} \quad (5.40)$$

$$\mathbb{P}_R^{(2)} = \{1\}, \quad (5.41)$$

wobei aus Sicht von Spieler 1 die beiden anderen Spieler relevant sind, während für die Spieler 0 und 2 jeweils nur Spieler 1 relevant ist.

Betrachtet man beispielsweise Spieler 0 als Ego-Spieler, muss im Optimierungsproblem Spieler 1 berücksichtigt werden. Gleichzeitig muss im Gütemaß von Spieler 1 zusätzlich zum Ego-Spieler 0 auch Spieler 2 berücksichtigt werden, welcher allerdings nicht Element von $\mathbb{P}_R^{(0)}$ ist. Anhand dieses Beispiels ist ersichtlich, dass es im Allgemeinen nicht ausreicht, bei der Implementierung des IBR Algorithmus in einer Instanz lediglich die relevanten Spieler des Ego-Spielers zu berücksichtigen.

Statt der relevanten Spieler-Menge des Ego-Spielers wird in der Implementierung des IBR Algorithmus die Spieler-Menge

$$\mathbb{P}_{IBR}^{(i)} = \mathbb{P}_R^{(i)} \cup \left\{ \bigcup_{j \in \mathbb{P}_R^{(i)}} \mathbb{P}_R^{(j)} \right\} \quad (5.42)$$

verwendet, welche die relevanten Spieler-Mengen des Ego-Spielers und aller relevanten Spieler vereinigt.

Im ersten Schritt des IBR, muss zunächst eine initiale Strategie ${}_0\sigma$ für alle Spieler festgelegt werden, da in der ersten Iteration bereits eine Annahme über die Strategien der anderen Spieler benötigt wird. Im Rahmen dieser Arbeit, erfolgt die Initialisierung der Strategien unter der Annahme, dass die Spieler für die Dauer des Horizontes ihre aktuelle Strategie beibehalten.

In jeder Iteration des IBR, werden in einem ersten Schritt, die Strategien aller relevanten Spieler $j \in \mathbb{P}_{IBR}^{(i)}$ aktualisiert, wobei aus Sicht von Spieler j rationale Strategien, für alle weiteren Spieler angenommen werden.

In einem zweiten Schritt, wird die Strategie des Ego-Spielers i aktualisiert, wobei abweichend von der Vorgehensweise für die anderen Spieler, eine Boltzmann-Verteilung für alle anderen Spieler $j \in \mathbb{P}_R^{(i)}$ angenommen wird. Die Boltzmann-Verteilungen werden dabei über Gleichung (4.12) berechnet. Für die Berechnung der dazu benötigten normalisierten Überführungskosten über (4.13), können die Überführungskosten $V_k^{(i)}$ verwendet werden, die im Rahmen der Aktualisierung der Spieler-Strategien berechnet werden.

Zusätzlich wird bei der Aktualisierung der Ego-Strategie nicht die Strategien aus der vorherigen Iteration $it - 1$ sondern die bereits aktualisierten Strategien verwendet.

Der resultierende Algorithmus zur Berechnung der Strategie des Ego-Spielers wird in Algorithmus 3 dargestellt.

Algorithmus 3 Strategie Bestimmung Ego-Spieler

```

1: function UPDATE_STRATEGY( $\mathbb{S}, \mathbb{J}$ )
2:   if  $\mathbb{P}_R^{(i)} = \emptyset$  then
3:      $_{it}\sigma^{(i)} = \arg \min_{\sigma^{(i)}} \{J^{(l)}(x, \sigma^{(i)})\}$ 
4:   else
5:     set  $_{0}\sigma^{(i)}, {}_0\sigma^{(\neg i)}$ 
6:      $it \leftarrow 1$ 
7:     for  $it < it_{max}$  do
8:       for  $l \in \mathbb{P}_{IBR}^{(i)}$  do
9:          $_{it}\sigma^{(l)} = \arg \min_{\sigma^{(l)}} \{J^{(l)}(x, \sigma^{(l)}, {}_{it-1}\sigma^{(\neg l)})\}$ 
10:      end for
11:      for  $l \in \mathbb{P}_{IBR}^{(i)}$  do
12:        for  $k \in \{1, 2, \dots, K_p\}$  do
13:           $\tilde{V}_k^{(i)}(\sigma^{(i)}) \leftarrow \text{CALC\_NORMALIZED\_V}$ 
14:           $P(\sigma_k^{(i)} | k, q_k^{(i)}) \leftarrow \text{CALC\_BOLTZMANN}$ 
15:        end for
16:      end for
17:       $_{it}\sigma^{(i)} = \arg \min_{\sigma^{(i)}} \{\mathbb{E} \{J^{(i)}(x, \sigma^{(i)}, {}_{it}\sigma^{(\neg i)})\}\}$ 
18:      if  $_{it}\sigma^{(i)} == {}_{it-1}\sigma^{(i)}$  then
19:        break
20:      end if
21:    end for
22:  end if
23: end function

```

Zusammenfassend wurde in diesem Kapitel ein Modell für das Verhalten eines Fahrers in einem Kreuzungsszenario vorgestellt, welches auf den theoretischen Grundlagen aus Kapitel 4 basiert. Dabei wird der Automat zur Modellierung von Fahrmanövern und der dynamische Systemanteil zur Beschreibung der eigentlichen Kinematik verwendet. Grundlage für die Formulierung der Manöver und der Kinematik bildet ein Pfad-basiertes Koordinatensystem, bei dem die Abstände der einzelnen Spieler entlang der jeweiligen Pfade gemessen werden.

Zentrale Grundlage für die eigentliche Manöver-Auswahl ist das Gütemaß der Spieler, welches sich aus nicht-interaktiven und interaktiven Effekten zusammensetzt. Bei der Bestimmung der interaktiven Anteile des Gütemaßes kommt zusätzlich ein Algorithmus zum Einsatz, der die für das Spiel in einem Zeitschritt relevanten Verkehrsteilnehmer bestimmt.

6 Simulationsergebnisse

Im folgenden Kapitel werden unterschiedliche Simulationsergebnisse für das entwickelte Fahrverhaltensmodell präsentiert. Im ersten Abschnitt 6.1 wird zunächst die grundsätzliche Fähigkeit des Modells interaktives Verhalten abzubilden analysiert. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der Nachbildung von normgerechtem Verhalten in interaktiven Szenarien mit kreuzenden und vorausfahrenden Verkehrsteilnehmern.

Davon ausgehend wird im Abschnitt 6.2 auf die Parametrierbarkeit des Modells eingegangen. Dazu werden durch Variation der Gütemaß-Parameter unterschiedliche Szenarien aus den im ersten Abschnitt vorgestellten Beispiel-Szenarien erzeugt. Abschließend wird in Abschnitt 6.3 die Übertragbarkeit dieser Ergebnisse zwischen verschiedenen Basis-Szenarien untersucht.

Da das Ziel der Modellierung die Abbildung von Entscheidungsverhalten in interaktiven Kreuzungsszenarien darstellt, erfolgt die Bewertung auf Basis des in den Szenarien beobachtbaren Entscheidungsverhaltens, welches durch die Manöver-Auswahl der Spieler repräsentiert wird. Die Untersuchung der konkreten Beschleunigungs- und Geschwindigkeits-Trajektorien spielt hingegen nur eine untergeordnete Rolle. Die Bewertung erfolgt dabei durch qualitativen Abgleich der Simulationsergebnisse mit empirischen Erfahrungswerten.

Wenn nicht anders angegeben, werden für die Parametrierung des Modells und der Simulationsumgebung im Folgenden die Werte aus Anhang A verwendet.

6.1 Interaktives Verhalten

Im Folgenden wird anhand exemplarischer Szenarien die Fähigkeit des Modells interaktive Kreuzungs-Situationen plausibel abzubilden analysiert. Dazu werden ausgewählte Szenarien, welche typische Situationen im Kreuzungsbereich abbilden, präsentiert. Das Ziel dieses Abschnitts ist dabei zu untersuchen, ob das Modell mit geeigneter Parametrierung in der Lage ist, die ausgewählten Szenarien kollisionsfrei und normgerecht, d.h. unter Einhaltung der Vorfahrtsregeln, aufzulösen. Die Untersuchung von weiteren Verhaltensweisen erfolgt stattdessen im Zuge der Betrachtungen zur Parametrierbarkeit in Abschnitt 6.2.

In den Abschnitten 6.1.1 und 6.1.2 werden zwei reine Kreuzungs-Situationen mit zwei bzw. drei Spielern betrachtet. In den Abschnitten 6.1.3 und 6.1.4 wird eine Erweiterung des Szenarios aus Abschnitt 6.1.1 vorgestellt, welche neben kreuzenden Spielern auch einen vorausfahrenden Spieler auf der gleichen Spur beinhaltet.

6.1.1 Zwei-Spieler Szenario

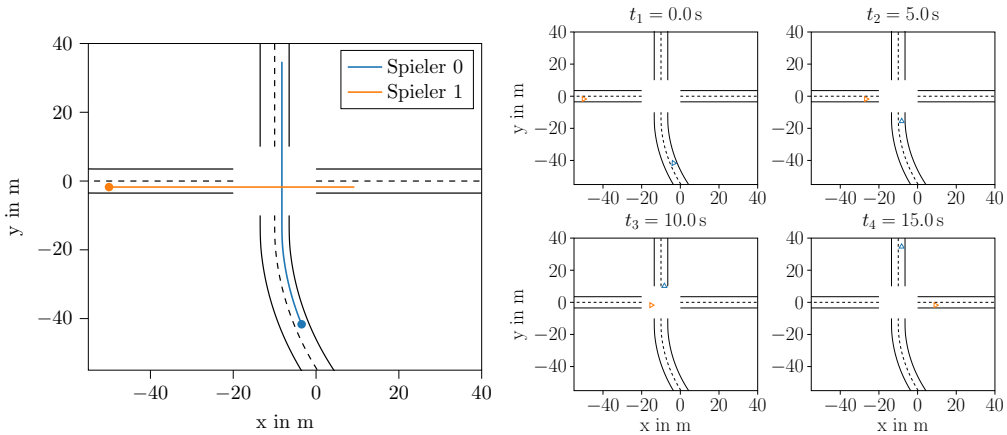
Ein einfaches Szenario mit zwei Spielern, die die Kreuzung jeweils ohne abzubiegen passieren, ist in Abbildung 6.1 dargestellt. Die initialen Zustände der beiden Spieler sind dabei derart gewählt, dass die Abstände zur Kreuzung für beide Spieler identisch sind. Des Weiteren werden identische Anfangsgeschwindigkeiten angenommen und die initialen Manöver zu *Freie Fahrt* gewählt. Daraus ergibt sich, dass die Spieler miteinander kollidieren, wenn beide ihr aktuelles Manöver beibehalten.

Für die Parametrierung der Gütemaße beider Spieler wird der Parametervektor⁹

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\theta} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\ &= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\ &= [1 \quad 85 \quad 10 \quad 6600 \quad 6700]^T\end{aligned}\tag{6.1}$$

verwendet, welcher mit Hilfe des in [LSH22a] vorgestellten Verfahrens, bestimmt wurde.

Die Pfade der Spieler sind dabei so gewählt, dass Spieler 1 den Pfad von Spieler 0 aus dessen Sicht von links kommend kreuzt. Daraus resultiert, dass Spieler 0 in diesem Szenario die Vorfahrt hat, während Spieler 1 verpflichtet ist, das Passieren von Spieler 0 zu ermöglichen.



(a) Spieler-Pfade mit Anfangspunkt. Beide Spieler starten mit gleichem Abstand zur Kreuzung und überqueren diese ohne abzubiegen. (b) Position der Spieler für unterschiedliche Zeitpunkte. Es lässt sich erkennen, dass Spieler 0 die Kreuzung als erstes überquert.

Abbildung 6.1: Pfade und Positionen der Spieler für ein einfaches Kreuzungsszenario mit 2 Spielern.

⁹ Zur besseren Verständlichkeit werden die Gütemaßparameter im weiteren Verlauf wie folgt abgekürzt: θ_{dist} : Zurückgelegte Distanz, θ_{vRef} : Abweichung zur Referenzgeschwindigkeit, θ_{kom} : Komfort, θ_{prio} : Einhaltung der Vorfahrtsregeln, θ_{kol} : Kollision

Aus Abbildung 6.1b ist ersichtlich, dass eine Kollision vermieden wird, wobei Spieler 0 die Kreuzung als erstes überquert. Für ein besseres Verständnis sind in Abbildung 6.2 die Geschwindigkeitsverläufe der beiden Spieler dargestellt.

Aus dem dargestellten Geschwindigkeitsverlauf lässt sich erkennen, dass Spieler 1 vor dem Erreichen der Kreuzung seine Geschwindigkeit reduziert, während Spieler 0 seine Geschwindigkeit beibehält. Dies zeigt, dass das Modell in der Lage ist ein Verhalten zu generieren, dass eine Kollision unter Einhaltung der Vorfahrtsregeln vermeidet.

Das in der Simulation beobachtete Verhalten entspricht somit dem erwarteten Verhalten eines menschlichen Fahrers. Entsprechend zeigt das Simulationsergebnis die Fähigkeit des Modells normgerechtes Fahrverhalten in einem Kreuzungsszenario abzubilden.

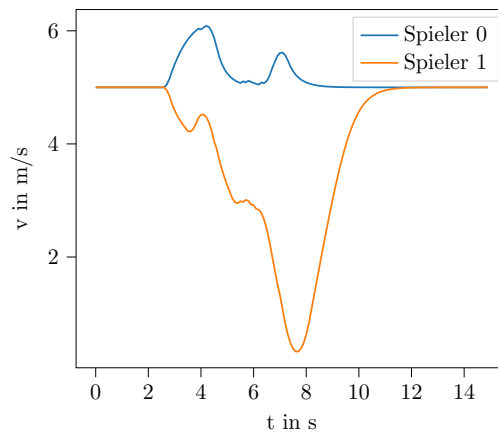


Abbildung 6.2: Geschwindigkeitsverläufe der Spieler für das Szenario aus Abbildung 6.1. Es lässt sich erkennen, dass Spieler 1 vor dem Erreichen der Kreuzung abbremst um Spieler 0 passieren zu lassen.

Bei genauerer Betrachtung der Geschwindigkeitsverläufe in 6.2 lässt sich erkennen, dass der Spieler mit Vorfahrt nicht durchgängig das Manöver *Freie Fahrt* wählt, sondern bei Anfahrt auf die Kreuzung kurzzeitig auf das Manöver *Beschleunigen* wechselt. Dies ist darauf zurückzuführen, dass für beide Spieler die gleiche Parametrierung des Gütemaßes θ verwendet wird. Um das Beschleunigen von Spieler 0 zu unterdrücken, muss im Gütemaß, die Bestrafung für die Abweichungen von der Referenzgeschwindigkeit erhöht werden. Dies führt jedoch gleichzeitig dazu, dass die Bereitschaft von Spieler 1 von seiner Referenzgeschwindigkeit abzuweichen, um eine Kollision zu vermeiden, reduziert wird. In der Praxis kann dieses Problem umgangen werden, indem für die beiden Spieler unterschiedliche Parametrierungen θ verwendet werden.

6.1.2 Drei-Spieler Szenario

Um das Modell weiter zu untersuchen, wird im nächsten Schritt eine Erweiterung des Szenarios auf drei Spieler vorgestellt, wobei für die Parametrierung der Gütemaße der Spieler der selbe Parametervektor wie im vorherigen Beispiel verwendet wird.

In diesem Szenario kreuzen die Spieler 0 und 2 beide den Pfad von Spieler 1, wobei sich Spieler 0 diesem von rechts und Spieler 2 von links nähert. Die Spieler 0 und 2 kommen dabei aus entgegengesetzten Richtungen, wodurch sich die Pfade nicht schneiden. Die entsprechenden Pfade der einzelnen Spieler sind in Abbildung 6.3a dargestellt.

Daraus ergibt sich, dass Spieler 1 Vorfahrt gegenüber Spieler 2 hat, während er gleichzeitig Spieler 0 passieren lassen muss. Insgesamt ergibt sich damit aus den Vorfahrtsregeln eine eindeutige Reihenfolge, in der die Spieler die Kreuzung überqueren. Als erstes überquert Spieler 0 die Kreuzung, während Spieler 1 anhalten muss, um diesen passieren zu lassen. Obwohl Spieler 2 in keiner direkten Interaktion mit Spieler 0 steht, muss auch dieser anhalten, um die Vorfahrt von Spieler 1 zu gewähren. Daher passiert Spieler 1 als zweites die Kreuzung, während Spieler 2 als letztes die Kreuzung passiert.

Der aus der Simulation resultierende Zeitverlauf der Positionen, ist in Abbildung 6.3b dargestellt. Aus diesem ist ersichtlich, dass es im Szenario zu keiner Kollision zwischen den Spielern kommt. Weiterhin lässt sich feststellen, dass sowohl Spieler 1 und 2 die Vorfahrt von Spieler 0 respektieren und diesen passieren lassen. Zusätzlich fährt Spieler 2 erst in die Kreuzung ein, nachdem Spieler 1 diese passiert hat. Insgesamt lässt sich festhalten, dass die Spieler in der Lage sind, das gegebene Szenario unter Einhaltung der Vorfahrtsregeln aufzulösen.

Analog zum Zwei-Spieler Szenario ist das Modell in der Lage das Norm-Verhalten eines menschlichen Fahrers abzubilden.

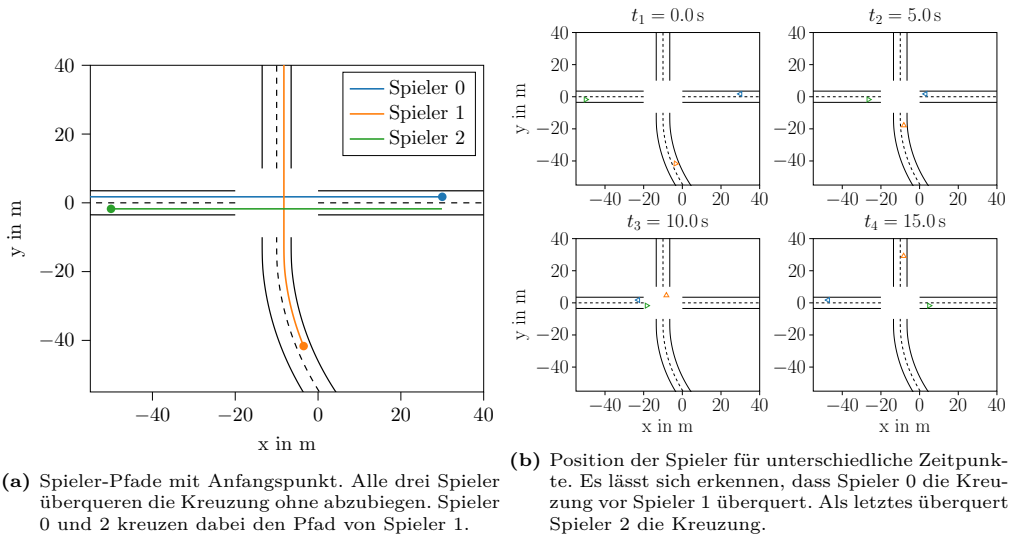


Abbildung 6.3: Pfade und Positionen der Spieler für ein Kreuzungs-Szenario mit drei Spielern.

Analog zum vorherigen Beispiel, lässt sich aus den korrespondierenden Geschwindigkeitsverläufen in Abbildung 6.4 erkennen, dass die Spieler 1 und 2 vor dem Erreichen der Kreuzung abbremsen, um Spieler 0 (im Falle von Spieler 1) bzw. Spieler 0 und 1 (im Falle von Spieler 2) passieren zu lassen. Insgesamt wählen die Spieler ihre Geschwindigkeitsverläufe so, dass die Situation, unter Einhaltung der Vorfahrtsregeln, ohne Kollision

aufgelöst wird.

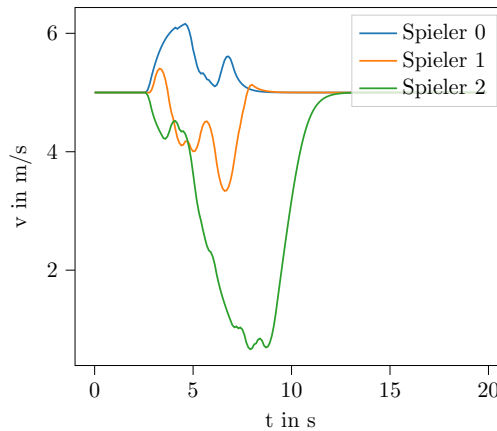


Abbildung 6.4: Geschwindigkeitsverlauf des Drei-Spieler Szenarios. Es lässt sich erkennen, dass die Spieler 1 und 2 vor dem Erreichen der Kreuzung abbremsen.

Auch hier wählt Spieler 0 nicht durchgängig das Manöver *Freie Fahrt*, sondern schaltet bei Beginn der Interaktion kurzzeitig zu Manöver *Beschleunigen*. Auch in diesem Fall, ist dies auf die Verwendung identischer Parametrierungen θ für alle drei Spieler zurückzuführen. Entsprechend gelten alle Aussagen aus dem vorherigen Abschnitt in analoger Weise.

6.1.3 Drei-Spieler Szenario mit Fahrzeugfolgen

Während in den beiden vorherigen Beispielen die Interaktion ausschließlich auf kreuzenden Pfaden beruhte, wird im Folgenden ein Szenario betrachtet, in welchem zusätzlich zu kreuzenden Spielern auch Spieler auf dem selben Pfad berücksichtigt werden müssen.

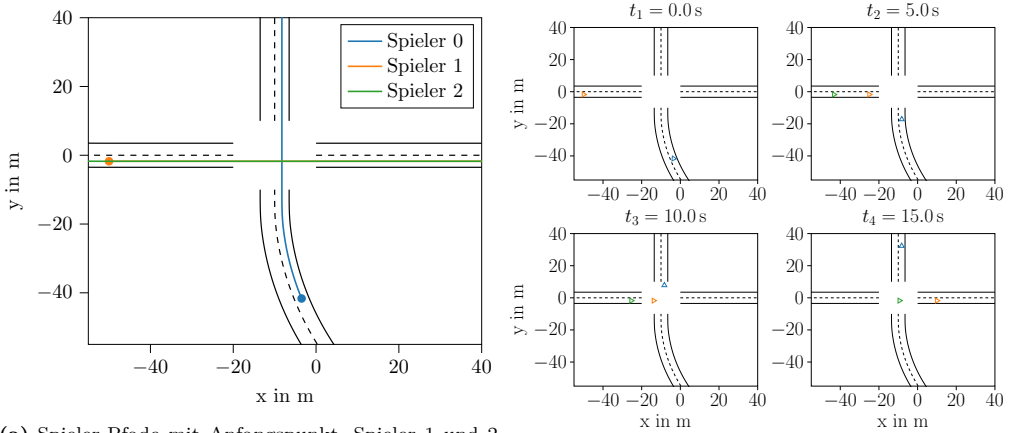
Dazu wird das Szenario aus Abschnitt 6.1.1 um einen Spieler erweitert, welcher dem selben Pfad wie Spieler 1 folgt. Die initialen Abstände und Geschwindigkeiten der Spieler 0 und 1 werden so gewählt, dass es bei gleichbleibender Geschwindigkeit zu einer Kollision kommt. Spieler 2 startet mit einem initialen Abstand von 20 m zum vorausfahrenden Spieler 1. Die initialen Geschwindigkeiten aller Spieler werden zu $v_0 = 5 \text{ m/s}$ gewählt.

Während für Spieler 0 und 1 eine Referenzgeschwindigkeit von ebenfalls $v_{ref}^{(0,1)} = 5 \text{ m/s}$ gilt, wird für Spieler 2 eine erhöhte Referenzgeschwindigkeit von $v_{ref}^{(2)} = 7,5 \text{ m/s}$ gewählt. Dadurch soll erreicht werden, dass es tatsächlich zu einer Interaktion kommt, bei der ein aktives eingreifen erforderlich ist, um einen Zusammenstoß mit dem vorausfahrenden Fahrzeug zu vermeiden.

Als Parametrierung des Gütemaßes, wird für alle Spieler der Parametervektor

$$\begin{aligned}
 \boldsymbol{\theta} &= [\theta_{dist} \ \theta_{vRef} \ \theta_{kom} \ \theta_{prio} \ \theta_{kol}]^T \\
 &= [1 \quad 300 \quad 4350 \quad 2850 \quad 2750]^T
 \end{aligned} \tag{6.2}$$

gewählt. Die daraus resultierenden Pfade und Positionen finden sich in Abbildung 6.5. Die Geschwindigkeiten sind in Abbildung 6.6 dargestellt.



(a) Spieler-Pfade mit Anfangspunkt. Spieler 1 und 2 kreuzen den Pfad von Spieler 0, wobei Spieler 2 dem selben Pfad wie Spieler 1 folgt. (b) Aus den Positionen der Spieler lässt sich erkennen, dass Spieler 0 die Kreuzung als erstes überquert.

Abbildung 6.5: Pfade und Positionen der Spieler für ein Drei-Spieler Szenario mit folgendem Verkehrsteilnehmer.

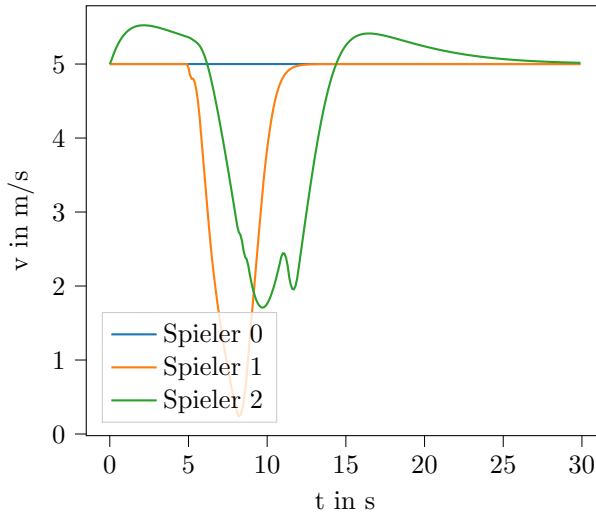


Abbildung 6.6: Während Spieler 0 die Kreuzung mit konstanter Geschwindigkeit überquert, bremsen Spieler 1 und 2 ab, um Vorfahrt zu gewähren.

Aus den dargestellten Positionen und Geschwindigkeiten lässt sich erkennen, dass die Vorfahrtsregeln im Szenario beachtet werden. Während Spieler 0 die Kreuzung mit konstanter Geschwindigkeit überquert, bremst Spieler 1 vor Erreichen der Kreuzung ab, um Vorfahrt zu gewähren.

Begründet in der höheren Referenzgeschwindigkeit beschleunigt Spieler 2 zunächst, um sich dieser anzunähern. Beim Annähern an die Kreuzung reduziert Spieler 2 seine Geschwindigkeit, sowohl um Vorfahrt zu gewähren, als auch um eine Kollision mit dem vorausfahrenden Spieler 1 zu vermeiden. Schließlich beschleunigt Spieler 2 wieder, wobei sich die Geschwindigkeit asymptotisch der Geschwindigkeit des vorausfahrenden Spielers von 5 m/s annähert.

6.1.4 Drei-Spieler Szenario mit Fahrzeugfolgen und Abbiegen

Die Pfade und Positionen für ein weiteres Beispiel werden in Abbildung 6.7 dargestellt. In dem dargestellten Szenario kreuzt Spieler 1 die Pfade der Spieler 0 und 2, welche die Vorfahrt haben. Während die Spieler 0 und 1, wie in den vorherigen Beispielen die Kreuzung in gerader Richtung überqueren, biegt Spieler 2 an der Kreuzung nach links ab. Spieler 0 und 1 werden, wie zuvor mit identischen Abständen zum Eingang der Kreuzung initialisiert, während Spieler 2 dem vorausfahrenden Spieler 0 mit einem initialen Abstand von 10 m folgt. Gleichzeitig ist für Spieler 2 eine Referenzgeschwindigkeit von $v_{ref}^{(2)} = 7,5$ m/s, während die beiden anderen Spieler die Referenzgeschwindigkeit $v_{ref}^{(0,1)} = 5$ m/s wählen, welche auch die initiale Geschwindigkeit aller Spieler darstellt.

Während für die Spieler 0 und 1 wiederum die Gütemaß-Parametrierung

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\theta} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\ &= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\ &= [1 \quad 85 \quad 10 \quad 6600 \quad 6700]^T\end{aligned}\tag{6.3}$$

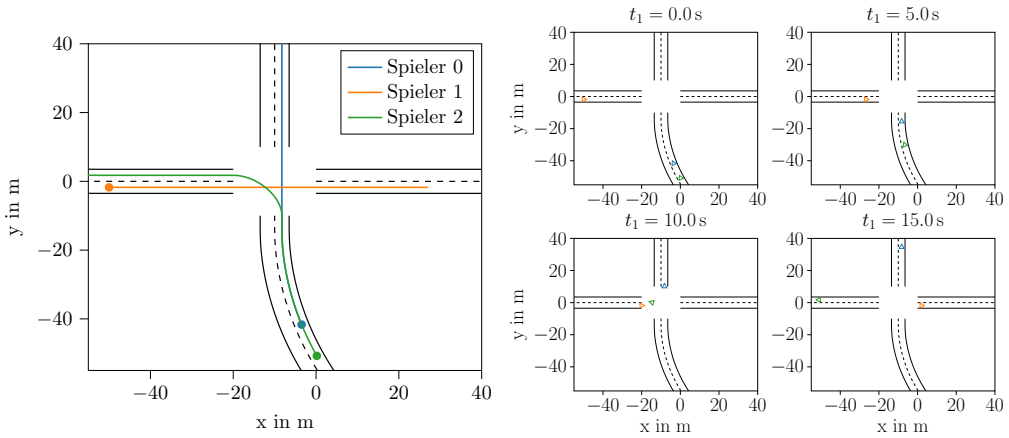
gewählt wird, wird für Spieler 2 der Parametersatz

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\theta} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\ &= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\ &= [0, 1 \quad 14 \quad 17 \quad 21 \quad 22]^T\end{aligned}\tag{6.4}$$

verwendet.

Aus den dargestellten Positionen der Spieler in Abbildung 6.7a, lässt sich erkennen, dass Spieler 1 die beiden anderen Spieler passieren lässt. Erst nachdem die beiden vorfahrtberechtigten Spieler die Kreuzung überquert haben, überquert Spieler 1 diese ebenfalls.

Wie in den vorherigen Beispielen, wird auch hier eine Kollision zwischen den Spielern unter gleichzeitiger Einhaltung der Vorfahrtsregeln verhindert.



(a) Spieler-Pfade mit Anfangspunkt. Spieler 0 und 2 kreuzen den Pfad von Spieler 1, wobei Spieler 2 dem selben Pfad wie Spieler 0 folgt. (b) Es lässt sich erkennen, dass Spieler 1 am Eingang der Kreuzung anhält, um die Spieler 0 und 2 passieren zu lassen.

Abbildung 6.7: Pfade und Positionen der Spieler für ein einfaches Kreuzungsszenario mit 2 Spielern.

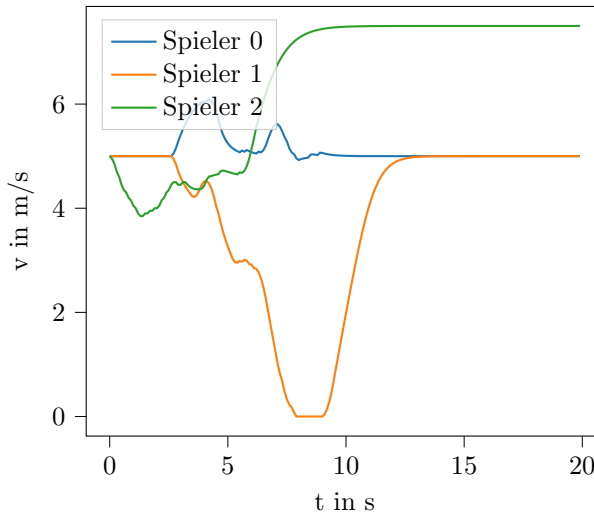


Abbildung 6.8: Spieler 1 bremst am Eingang der Kreuzung ab, um die Vorfahrt der beiden anderen Spieler zu gewähren. Spieler 2 bremst zunächst leicht ab und beschleunigt nach Überqueren der Kreuzung auf seine Referenzgeschwindigkeit.

Betrachtet man die Geschwindigkeitsverläufe für dieses Beispiel in Abbildung 6.8, lässt sich zunächst feststellen, dass das Einhalten der Vorfahrt auch in diesem Fall auf ein

abbremsen von Spieler 1 zurückzuführen ist, während Spieler 0 die Kreuzung ohne abzubremsen überquert.

Spieler 2 bremst zu Beginn des Szenarios leicht ab, um den Abstand zum vorausfahrenden Spieler 1 zu vergrößern, und um den Sicherheitsabstand von $d_{safe} = 10$ m nicht zu unterschreiten. Die Tatsache, dass Spieler 0 in diesem Beispiel die Kreuzung in gerader Richtung überquert, während Spieler 2 nach links abbiegt, führt dazu, dass Spieler 2 auf seine Referenzgeschwindigkeit beschleunigen und diese bis zum Ende des Szenarios beibehalten kann.

Aus dem Verlauf der Geschwindigkeiten von Spieler 2 ist ersichtlich, dass dieser bereits auf der Kreuzung beschleunigt und die Kurve mit einer entsprechend erhöhten Geschwindigkeit überquert. Hierbei handelt es sich um eine Limitierung der verwendeten Manöver-Beschreibung. In realen Trajektorien lässt sich beobachten, dass Verkehrsteilnehmer, beim Abbiegen die Geschwindigkeit reduzieren, was durch das Modell nicht abgebildet wird. Wie zuvor, hat dies keinen Einfluss auf die eigentliche Modellierung der Interaktion, sondern lediglich auf die konkreten Trajektorien. Wird für eine Simulationaufgabe ein entsprechendes Verhalten des Modells benötigt, kann dies entsprechend durch einen Austausch der Manöver-Beschreibung erfolgen.

6.1.5 Zusammenfassung Interaktives Verhalten

Die in diesem Abschnitt vorgestellten Beispiel-Szenarien zeigen, dass das entwickelte Modell in der Lage ist, eine normgerechte Interaktion von Fahrern in einem Kreuzungsszenario abzubilden. In allen Beispielen wird eine Kollision zwischen den Fahrern unter Einhaltung der Vorfahrtsregeln vermieden. Die Beispiele zeigen, dass diese Fähigkeit sowohl für einfache Szenarien mit lediglich zwei Spielern als auch für Szenarien mit drei Spielern gegeben ist. Inwiefern das Modell in der Lage ist, von diesem Nominal-Verhalten abweichende Szenarien (insbesondere auch Szenarien mit Kollisionen) zu erzeugen, wird im folgenden Abschnitt zur Parametrierbarkeit diskutiert.

Gleichzeitig zeigen die beiden letzten Simulations-Beispiele, dass das Modell auch in der Lage ist komplexere Szenarien mit Fahrzeugfolgen abzubilden. Dabei können sowohl solche Szenarien simuliert werden, in denen mehrere Spieler Vorfahrt gewähren müssen, als auch solche in denen mehrere Spieler die Vorfahrt inne haben.

Gleichzeitig zeigen die Simulationen auch die Grenzen der Modellierung, die insbesondere auf die vereinfachte Modellierung der Manöver und der Fahrdynamik zurückzuführen sind. Während die Trajektorien das erzeugte Gesamtverhalten korrekt repräsentieren, stimmen die Geschwindigkeitsverläufe im Detail nicht mit denen eines menschlichen Fahrers überein.

Eine Untersuchung zur Parametrierung der einzelnen Modelle, um eine möglichst große Realitätsnähe der einzelnen Manöver zu erreichen, und den daraus resultierenden Herausforderungen findet sich in der Bachelor-Arbeit [Dah22]. Die dort vorgestellten Ergebnisse zeigen, dass die realen Beschleunigungs-Trajektorien von menschlichen Fahrern im selben Szenario einer hohen Streuung unterliegen. Dies führt dazu, dass kein universeller Parametersatz für die Beschreibung des menschlichen Fahrers gefunden werden kann. Stattdessen ergeben sich aus den untersuchten Trajektorien-Daten Verteilungen für die

einzelnen Parametern.

Eine weitere Einschränkung für die Realitätsnähe der Geschwindigkeitsverläufe stellt der hybride Ansatz des Modells dar. Insbesondere an den Zeitpunkten, an denen zwischen verschiedenen Manövern umgeschaltet wird, kommt es zu unrealistischen Änderungen der Beschleunigung. Gleichzeitig erschwert der hybride Ansatz, die Parametrierung der einzelnen Manöver anhand von Realdaten [Dah22]. Dies ist im Wesentlichen darauf zurückzuführen, dass für die einzelnen Trajektorien im ersten Schritt zunächst die Umschalt-Zeitpunkte zwischen den einzelnen Manövern bestimmt werden müssen. Um diese Problematik zu umgehen, wurden für die Untersuchungen in [Dah22] ausschließlich Trajektorien verwendet, die aus einem einzigen Manöver bestehen.

Bei diesen Beobachtungen handelt es sich um grundsätzliche Einschränkungen des entwickelten Modells, die auf den vereinfachten Modellierungsansatz der Manöver zurückzuführen sind. Da der Schwerpunkt der Arbeit auf der Modellierung der Interaktionsebene und nicht auf der Modellierung von Geschwindigkeitsverläufen liegt, ist die Genauigkeit der resultierenden Trajektorien für den Anwendungsfall ausreichend. Ist dies für eine konkrete Aufgabe jedoch unzureichend, erlaubt das Modell durch seinen modularen Aufbau einen einfachen Austausch der Manövermodelle, weshalb dies keine wesentliche Einschränkung darstellt.

6.2 Parametrierbarkeit

Im folgenden Abschnitt wird das, in dieser Arbeit entwickelte, Modell hinsichtlich seiner Parametrierbarkeit untersucht. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der Fragestellung, welche Szenarien durch variieren der Gütemaßparameter θ generierbar sind. Bevor in den Abschnitten 6.2.2 und 6.2.3 die Ergebnisse präsentiert werden, wird im folgenden Abschnitt 6.2.1 zunächst die zur Untersuchung der Parametrierbarkeit angewendete Methodik vorgestellt.

6.2.1 Methodik

Als Grundlage für die Untersuchung der Parametrierbarkeit dient ein Basis-Szenario bestehend aus den Pfaden der Spieler, den Anfangszuständen und einem Gütemaßparameter θ für die Spieler, in welchem die Gütemaß-Parameter der Spieler gezielt variiert werden. Von besonderem Interesse ist hierbei das Verhältnis der einzelnen Bestandteile des Gütemaßes zueinander, während die absoluten Werte von untergeordneter Bedeutung sind.

Um den Einfluss der einzelnen Gewichtungen über mehrere Größenordnungen analysieren zu können, wird ausgehend von einem Variations-Gitter der Form

$$\Psi = \prod_{i=1}^5 \{0, 0.5, 1, 5, 10, 50, 100\}, \quad (6.5)$$

wobei

$$\prod_{i=1}^N \mathbb{M}_i = \mathbb{M}_1 \times \mathbb{M}_2 \times \cdots \times \mathbb{M}_N \quad (6.6)$$

das kartesische Produkt ist, eine Menge an Parametersätzen

$$\Theta = \{\psi \circ \theta \mid \psi \in \Psi\} \quad (6.7)$$

erzeugt. Dabei ist $\mathbf{u} \circ \mathbf{v}$ das Hadamard Produkt der Vektoren \mathbf{u} und \mathbf{v} .

Insgesamt ergibt sich damit eine Menge von $|\Theta| = 16807$ Parametersätzen, auf deren Basis durch Parametervariation im Basis-Szenario eine Menge an Szenarien erzeugt wird. Diese Menge an Szenarien dient als Grundlage für die Untersuchung der Parametrierbarkeit. Bei der Generierung der Szenarien, wird dabei zwischen der zweiseitigen und der einseitigen Variation unterschieden. Während bei der zweiseitigen Parametervariation die Parameter beider Spieler durch einen identischen Parametersatz $\theta^{(0)} = \theta^{(1)} \in \Theta$ ersetzt werden, wird bei der einseitigen Parametervariation der Parametersatz eines Spielers beibehalten, während der Parametersatz des anderen Spielers durch einen Parametersatz $\theta \in \Theta$ ersetzt wird.

Ausgehend von den Simulationsergebnissen für die so generierten Szenarien, kann in einem weiteren Schritt untersucht werden, wie viele verschiedene Szenarien durch das Modell erzeugt werden. Dies geschieht durch Clustern der Szenarien, wobei gleiche (oder ähnliche Szenarien) zu einem Cluster zusammengefasst werden. Die Anzahl der resultierenden Cluster repräsentiert bei dieser Vorgehensweise die Anzahl an unterschiedlichen Szenarien im Parameterraum.

Als Clustering-Verfahren wird im Rahmen dieser Arbeit ein hierarchisch-agglomerativer Ansatz verwendet. Bei diesem Verfahren wird in einem ersten Schritt angenommen, dass jedes Objekt ein eigenes Cluster bildet. Durch Zusammenfassung von Clustern mit dem geringsten Abstand zueinander, werden iterativ immer größere Cluster gebildet, bis der geringste Abstand eine bestimmte Schwelle überschreitet oder eine vorgegebene Anzahl an Clustern erreicht ist. Für eine ausführliche Beschreibung des Algorithmus sei auf die Beschreibung in [BEPW18, Kapitel 8] verwiesen.

Ein wesentlicher Vorteil des hierarchischen Clustering gegenüber anderen Clustering-Verfahren ist die Unabhängigkeit des Algorithmus vom gewählten Distanzmaß. Dies ist insbesondere für das Clustern von Szenarien von Vorteil, da für diese kein natürliches Distanzmaß existiert. Eine Übersicht über verschiedene Verfahren zum Vergleich von Szenarien findet sich in [BFR⁺23].

Im Rahmen dieser Arbeit erfolgt der Vergleich zweier Szenarien nicht über die Trajektorien, sondern über die Manöver-Sequenzen

$$\mathbf{q}_{k:K}^{(i)} = \left(q_k^{(i)}, q_{k+1}^{(i)}, \dots, q_{K-1}^{(i)}, q_K^{(i)} \right) \quad (6.8)$$

der Spieler. Diese Vorgehensweise ist möglich, da sich die Trajektorien (bei gegebenen Anfangszuständen) eindeutig aus der zeitlichen Abfolge der Manöver rekonstruieren lassen.

Als Distanzmaß $d_{\mathbf{q}}$ für die Manöver-Sequenzen $\tilde{\mathbf{q}}^{(i)}$ der korrespondierenden Spieler in unterschiedlichen Szenarien, wird im Rahmen dieser Arbeit die Levenshtein Distanz [Lev65] eingesetzt. Diese bestimmt die Distanz zwischen zwei Manöver-Sequenzen über die minimale Anzahl an Operationen vom Typ Einfügen, Löschen oder Ersetzen, die benötigt wird um eine Sequenz in die anderen zu überführen. Die Distanz zweier Szenarien ergibt sich dann durch Aufsummierung der, auf die Länge der Sequenzen $\mathbf{q}^{(i)}$ normierten, Abstände $d_{\mathbf{q}}^{(i)}$ aller Spieler im Szenario. Für die Berechnung der Distanz zwischen zwei Szenarien ergibt sich die Formel

$$d_{\mathcal{G}_{\mathcal{H}}}({}^1\mathcal{G}_{\mathcal{H}}, {}^2\mathcal{G}_{\mathcal{H}}) = \frac{1}{N} \sum_i^N \frac{d_{\mathbf{q}}\left({}^1\mathbf{q}^{(i)}, {}^2\mathbf{q}^{(i)}\right)}{|\mathbf{q}|}, \quad (6.9)$$

wobei die Spiele ${}^1\mathcal{G}_{\mathcal{H}}$ und ${}^2\mathcal{G}_{\mathcal{H}}$ die zu vergleichenden Szenarien repräsentieren.

Zusätzlich zu Gleichung (6.9) werden für die Bestimmung der Distanz zwischen den Szenarien zwei Heuristiken verwendet. Zum einen wird gefordert, dass bei gleichen Szenarien die Endgeschwindigkeiten übereinstimmen und zum anderen, dass die Spieler die Kreuzung in der gleichen Reihenfolge überqueren. Letzteres wird dabei durch die Bedingung

$$\left({}^1v_{min}^{(1)} - {}^1v_{min}^{(2)} \right) \left({}^2v_{min}^{(1)} - {}^2v_{min}^{(2)} \right) > 0 \quad (6.10)$$

geprüft, wobei ${}^jv_{min}^{(i)}$ die minimale Geschwindigkeit von Spieler i in Szenario j ist. Sind diese beiden Bedingungen für zwei Szenarien m und n nicht erfüllt, gelten zwei Szenarien als unterschiedlich und die Distanz wird zu $d_{\mathcal{G}_{\mathcal{H}}}({}^m\mathcal{G}_{\mathcal{H}}, {}^n\mathcal{G}_{\mathcal{H}}) \rightarrow \infty$ gesetzt. Insgesamt ergibt sich für die Bestimmung der Szenarien-Distanz damit die Berechnungsvorschrift in Algorithmus 4.

Da das Ziel der Methodik darin besteht, die Anzahl an verschiedenen Szenarien, die durch das Modell generiert werden können, zu ermitteln, wird als Abbruchkriterium für den hierarchisch-agglomerativer Clustering-Algorithmus eine maximale Distanz angegeben, bis zu der zwei Cluster zusammengefasst werden.

Zur Ermittlung eines geeigneten Schwellenwerts wurde ein manuelles Parameter-Tuning auf einem reduzierten Datensatz bestehend aus 2197 Szenarien durchgeführt. Beim Tuning muss dabei zwischen der Aufteilung ähnlicher Szenarien in unterschiedliche Cluster

Algorithmus 4 Szenario-Distanz

```

1: function SZENARIO_DISTANZ( $^1\mathcal{G}_{\mathcal{H}}, ^2\mathcal{G}_{\mathcal{H}}$ )
2:   if  $\left(^1v_{min}^{(1)} - ^1v_{min}^{(2)}\right) \left(^2v_{min}^{(1)} - ^2v_{min}^{(2)}\right) \geq 0$  then
3:     return  $\infty$ 
4:   end if
5:    $d_{\mathcal{G}_{\mathcal{H}}} = 0$ 
6:   for all  $(i, j) \in (^1\mathbb{P}, ^2\mathbb{P})$  do
7:     if  $v_K^{(i)} \neq v_K^{(j)}$  then
8:       return  $\infty$ 
9:     end if
10:     $d_{\mathcal{G}_{\mathcal{H}}} += \frac{d_q(q^{(i)}, q^{(j)})}{|q|}$ 
11:  end for
12:   $d_{\mathcal{G}_{\mathcal{H}}} = \frac{1}{N} d_{\mathcal{G}_{\mathcal{H}}}$ 
13:  return  $d_{\mathcal{G}_{\mathcal{H}}}$ 
14: end function

```

und dem Zusammenfügen unterschiedlicher Szenarien zum selben Cluster abgewogen werden. Da im Kontext der Absicherung insbesondere nur selten auftretende Szenarien von Interesse sind, wird der verwendete Schwellenwert von 0.15 so gewählt, dass ein Zusammenfassen von ungleichen Szenarien minimiert wird.

6.2.2 Zweiseitige Variation

Im Folgenden wird zunächst auf den Fall der zweiseitigen Variation eingegangen. Die präsentierten Ergebnisse basieren auf einer Parameter-Variation für das in Abschnitt 6.1.1 ausführlich untersuchte Szenario.

Durch Anwendung des im vorherigen Abschnitt beschriebenen Clustering Verfahrens, ergeben sich insgesamt 252 Cluster. Aufgrund der Vorgehensweise beim Tuning kann diese Zahl als eine obere Grenze an unterschiedlichen Szenarien/Verhaltensweisen, die das Modell im variierten Parameterraum erzeugt, interpretiert werden.

Da eine umfassende Darstellung aller Cluster an dieser Stelle nicht möglich ist, wird im weiteren Verlauf dieses Abschnittes eine Übersicht über ausgewählte Verhaltensweisen gegeben. Dabei werden insbesondere solche Szenarien vorgestellt, in denen sich das Verhalten signifikant von dem in Abschnitt 6.1.1 beschriebenen Nominal-Verhalten unterscheidet.

Obwohl die Spieler die Vorfahrtsregelung in den Beispielen 6.9 und 6.10 beachten, unterscheidet sich das Verhalten der Spieler signifikant vom Nominal-Verhalten, wie sich an den Geschwindigkeitsverläufen erkennen lässt.

Verglichen mit dem Nominal-Fall ist der minimale Abstand zwischen den Spielern im Szenario in Abbildung 6.9 deutlich reduziert. Dies ist darauf zurückzuführen, dass Spie-

ler 1, trotz Reduktion der Geschwindigkeit, nicht an der Einmündung der Kreuzung wartet, sondern in diese einfährt, obwohl Spieler 0 die Kreuzung noch nicht passiert hat. Trotz der daraus resultierenden Reduktion des Mindestabstands zwischen den Spielern, wird eine Kollision vermieden.

Das beobachtete Verhalten wird dabei durch die Variation

$$\begin{aligned}\psi &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\ &= [0 \quad 5 \quad 1 \quad 100 \quad 0.5]^T\end{aligned}\tag{6.11}$$

erzeugt, wobei die zurückgelegte Strecke im Gütemaß ignoriert wird. Gleichzeitig ist die Bestrafung einer Kollision um die Hälfte reduziert, während das Einhalten der Referenzgeschwindigkeit und der Vorfahrtsregeln gegenüber dem Basis-Szenario stärker gewichtet wird. Die höhere Gewichtung der Referenzgeschwindigkeit führt im Szenario dazu, dass Spieler 1 ein „aggressiveres“ Verhalten zeigt, was gleichzeitig durch die reduzierte Gewichtung des Abstandes zwischen den Spielern begünstigt wird.

Im Gegensatz dazu, beschleunigen im Beispiel aus Abbildung 6.10, welches durch die Variation

$$\begin{aligned}\psi &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\ &= [50 \quad 0 \quad 0.5 \quad 100 \quad 1]^T\end{aligned}\tag{6.12}$$

erzeugt wird, beide Spieler zu Beginn des Szenarios auf eine höhere Referenzgeschwindigkeit, welche auch nach der Interaktion wieder erreicht wird. Dieses Verhalten wird maßgeblich durch die starke Gewichtung der zurückgelegten Distanz bei gleichzeitiger Vernachlässigung der Abweichung zur Referenzgeschwindigkeit verursacht. Unabhängig davon, wird im Szenario die Vorfahrtsregelung eingehalten, wobei Spieler 1 vor dem Erreichen der Kreuzung abbremst und Spieler 0 passieren lässt.

Während in den bisherigen Szenarien, die Einhaltung der Vorfahrtsregeln gewährleistet wurde, werden im Folgenden Verhaltensweisen präsentiert, bei denen dies nicht mehr gegeben ist.

Die Geschwindigkeitsverläufe in Abbildung 6.11 zeigen ein Verhalten, bei welchem Spieler 1 die Vorfahrt von Spieler 0 ignoriert und seine Geschwindigkeit bei Annäherung an die Kreuzung nicht reduziert. Dieses Verhalten wird durch die Variation

$$\begin{aligned}\psi &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\ &= [0 \quad 10 \quad 0 \quad 0.5 \quad 0]^T\end{aligned}\tag{6.13}$$

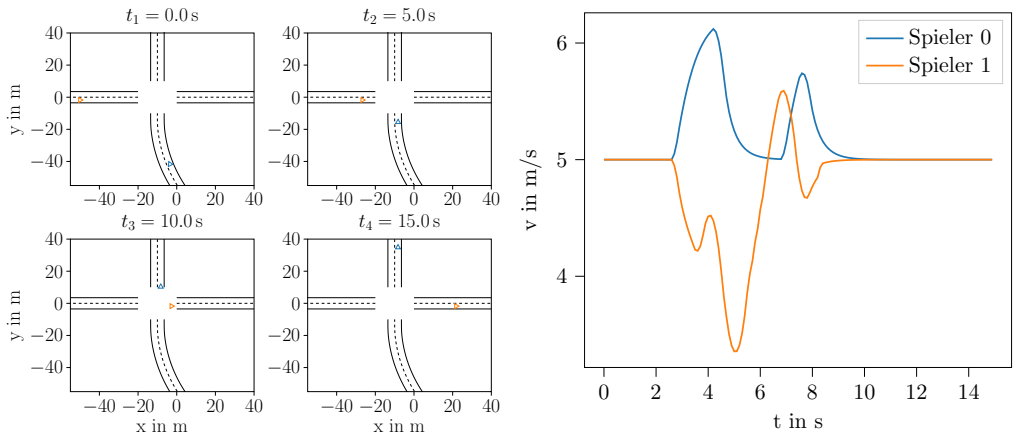


Abbildung 6.9: Zweiseitige Variation - Beispiel 1: Spieler 1 reduziert die Geschwindigkeit nur geringfügig, wodurch der minimale Abstand zwischen den Spielern deutlich reduziert wird.

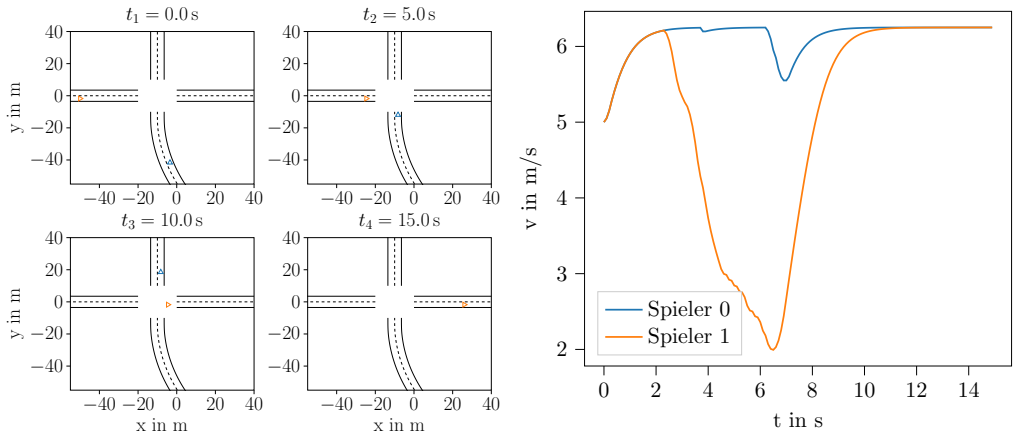


Abbildung 6.10: Zweiseitige Variation - Beispiel 2: Das Verhalten beider Spieler ist durch eine Überschreitung der Referenzgeschwindigkeit gekennzeichnet. Unabhängig davon wird eine Kollision vermieden und die Einhaltung der Vorfahrtsregeln gewährleistet.

verursacht, welche Abweichungen von der Referenzgeschwindigkeit stärker gewichtet als das Basis-Szenario. Zusätzlich wird das Einhalten der Vorfahrt mit reduzierter Gewichtung in die Entscheidungsfindung einbezogen, während alle anderen Effekte vernachlässigt werden.

Eine Kollision wird in diesem Szenario durch ein Beschleunigen von Spieler 0 vermieden, obwohl die Kollisionsgefahr von den Spielern nicht berücksichtigt wird. Das Beschleunigen von Spieler 0 wird maßgeblich durch den Vorfahrt-Term verursacht, welcher Situationen bestraft, in denen die Geschwindigkeit des Spielers ohne Vorfahrt gleich oder größer ist, als die des anderen Spielers.

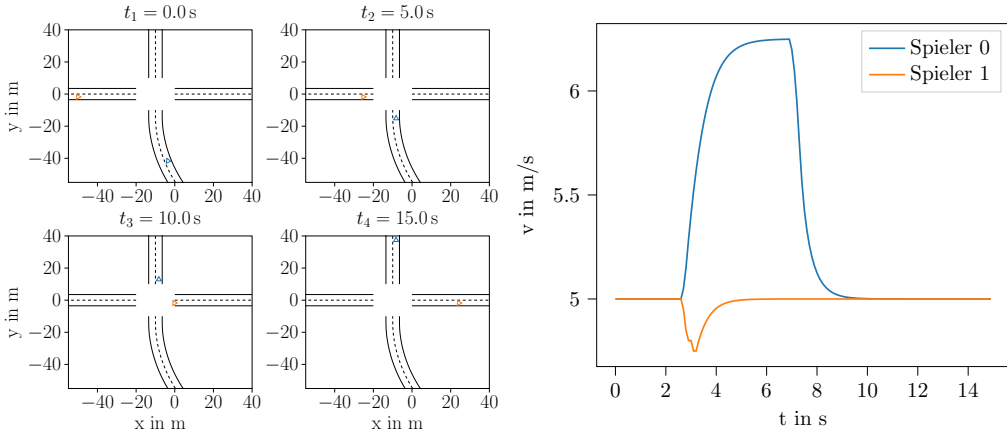


Abbildung 6.11: Zweiseitige Variation - Beispiel 3: Spieler 1 ignoriert die Vorfahrt von Spieler 0 und nähert sich der Kreuzung ohne zu Bremsen. Eine Kollision wird lediglich durch beschleunigen von Spieler 0 verhindert.

Ein weiteres Beispiel für ein Szenario, in dem die Vorfahrtsregelung nicht eingehalten wird, findet sich in Abbildung 6.12. Im Gegensatz zum vorherigen Szenario, wird eine Kollision verhindert, in dem Spieler 0 seine Geschwindigkeit vor Erreichen der Kreuzung reduziert und Spieler 1 passieren lässt. Dieses Verhalten wird dabei durch die Variation

$$\begin{aligned}\psi &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\ &= [0 \quad 10 \quad 10 \quad 0 \quad 1]^T\end{aligned}\tag{6.14}$$

erzeugt, welche im Gegensatz zum vorherigen Beispiel die Kollisionsvermeidung im Gütemaß berücksichtigt und gleichzeitig die Einhaltung von Vorfahrtsregelungen vernachlässigt.

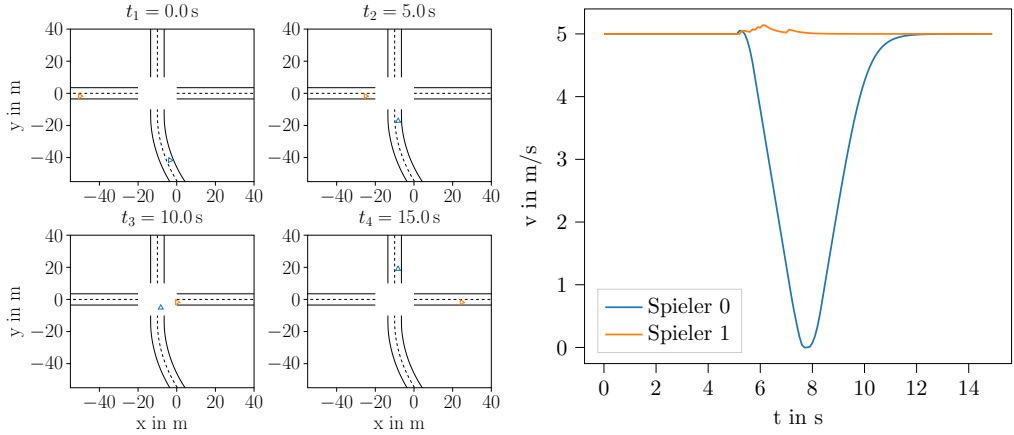


Abbildung 6.12: Zweiseitige Variation - Beispiel 4: Spieler 1 ignoriert die Vorfahrt von Spieler 0 und überquert die Kreuzung. Eine Kollision wird dadurch verhindert, dass Spieler 0 abbremst und Spieler 1 passieren lässt.

Während die Spieler in allen bisher gezeigten Beispielen in der Lage waren die Kreuzungssituation aufzulösen, zeigt Abbildung 6.13 die Ergebnisse für die Variation

$$\begin{aligned}\psi &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\ &= [0 \quad 100 \quad 0 \quad 0.5 \quad 50]^T\end{aligned}\quad (6.15)$$

bei der eine Kollision verhindert wird, in dem beide Spieler im Eingangsbereich der Kreuzung anhalten. Allerdings sind die Spieler nicht in der Lage die Situation aufzulösen. Dies ist in diesem Fall auf die gleichzeitig hohen Gewichte für Referenzgeschwindigkeit und Kollisionsvermeidung zurückzuführen.

Während Situationen, in denen es zu Verklemmungen kommt, im realen Straßenverkehr grundsätzlich beobachtet werden können, sind menschliche Fahrer in der Lage, eine solche Situation durch Kommunikation (z.B. via Handzeichen) aufzulösen. Allerdings kann eine solche Situation durch das Modell nicht abgebildet werden, da eine Kommunikation zwischen Fahrern den Modell-Annahmen widerspricht.

Abschließend wird der Parametersatz

$$\begin{aligned}\psi &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\ &= [0 \quad 100 \quad 0 \quad 0 \quad 0]^T\end{aligned}\quad (6.16)$$

betrachtet, in welchem ausschließlich die Referenzgeschwindigkeit gewichtet wird. Dieser Parametersatz, welcher zu den in Abbildung 6.14 gezeigten Verläufen führt, repräsentiert einen Spieler mit „aggressivem“ Verhalten. Es lässt sich erkennen, dass in diesem

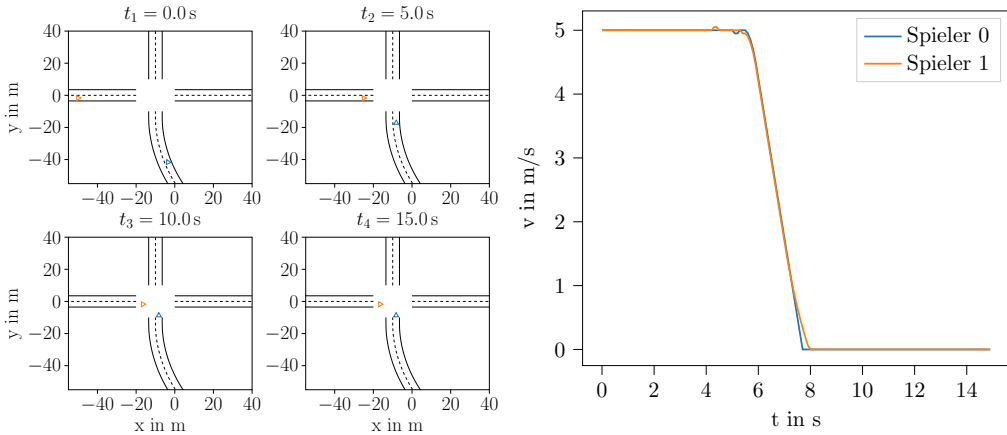


Abbildung 6.13: Zweiseitige Variation - Beispiel 5: Beide Spieler halten an der Einmündung zur Kreuzung an. Aufgrund der fehlenden Möglichkeit zur Kommunikation, kommt es zu einer Verklemmung.

Fall beide Spieler an ihrer Initial-/Referenzgeschwindigkeit festhalten. Dadurch kommt es im Szenario zu einer Kollision zwischen den Spielern im Kreuzungsbereich.

Die Tatsache, dass die Simulation nach der Kollision zwischen den Spielern weiter fortgesetzt wird, ist keine Limitierung des entwickelten Modells sondern auf die konkrete Implementierung zurückzuführen. Insbesondere verfügt weder das implementierte Modell noch der verwendete Simulator eine über eine explizite Detektion von Kollisionen bzw. über ein entsprechendes Abbruchkriterium für die Simulation. Wird dies für einen konkreten Anwendungsfall benötigt, können entsprechende Features problemlos integriert werden.

Insgesamt zeigen die vorgestellten Beispiele, dass durch eine zweiseitige Parametrierung des Modells grundsätzlich eine hohe Bandbreite an Verhaltensweisen abgebildet werden kann. Insbesondere können auch nicht regelkonforme Verhaltensweisen erzeugt werden, bei denen die Vorfahrtsregeln nicht eingehalten werden. Hierbei können sowohl kollisionsfreie Szenarien, als auch Szenarien in denen das nicht regelkonforme Verhalten der Spieler zu einer Kollision führt, erstellt werden. Im Kontext der Absicherung hoch-automatisierter Fahrfunktionen sind solche Szenarien von besonderem Interesse.

Während sich alle bisher vorgestellten Ergebnisse auf die zweiseitige Parametrierung beziehen, wird in den beiden folgenden Abschnitten die einseitige Parametrierbarkeit des Modells näher untersucht.

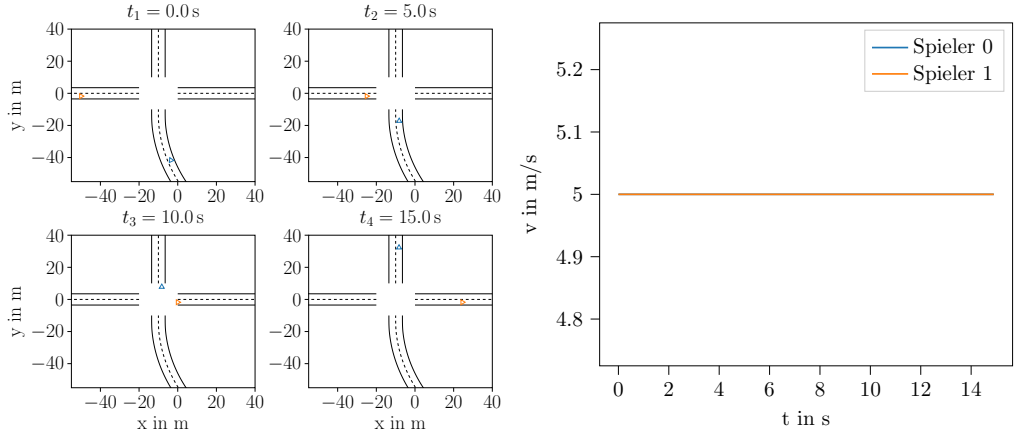


Abbildung 6.14: Aus den Geschwindigkeitsverläufen ist ersichtlich, dass beide Spieler nicht von ihrer Referenzgeschwindigkeit abweichen. Dadurch kommt es zu einer Kollision zwischen den Spielern.

6.2.3 Einseitige Variation

Analog zur Vorgehensweise bei der zweiseitigen Variation, werden im folgenden Abschnitt die Ergebnisse für die einseitige Variation vorgestellt, wobei als Basis-Szenario das Zwei-Spieler-Szenario aus Abschnitt 6.1.1 verwendet wird. Im Folgenden, wird zunächst die Variation aus Sicht von Spieler 1, welcher im Szenario Vorfahrt gewähren muss, betrachtet. Die Betrachtung des vorfahrtsberechtigten Spieler 0, erfolgt in einem zweiten Schritt.

Variation Spieler 1

Durch Anwendung des Clustering-Algorithmus aus Abschnitt 6.2.1 ergeben sich für die einseitige Variation aus Sicht von Spieler 1 insgesamt 89 verschiedene Szenarien, wobei diese Zahl, wie zuvor, als obere Abschätzung betrachtet werden kann. Im weiteren Verlauf des Abschnittes werden ausgewählte Repräsentanten dieser Cluster exemplarisch vorgestellt.

Das Szenario in Abbildung 6.15 zeigt eine Situation, welches dem Nominalfall aus Abschnitt 6.1.1 ähnlich ist und durch die Variation

$$\begin{aligned}
 \psi^{(1)} &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\
 &= [0 \quad 0.5 \quad 5 \quad 50 \quad 0.5]^T
 \end{aligned} \tag{6.17}$$

erzeugt wird. Im Gegensatz zum Nominalfall bremst Spieler 1 bis zum Stillstand ab, während Spieler 0 die Kreuzung mit konstanter Geschwindigkeit überquert. Wie zuvor ist dieses Verhalten auf die erhöhte Gewichtung des Vorfahrt-Terms zurückzuführen.

Im Gegensatz dazu, zeigt Abbildung 6.16 ein Szenario, in welchem Spieler 1 ein, gegenüber dem Nominalfall, „aggressiveres“ Verhalten an den Tag legt. Dies ist deutlich an der Überschreitung der Referenzgeschwindigkeit zu Beginn und Ende des Szenarios zu erkennen. Trotz der erhöhten Geschwindigkeit bremst Spieler 1 vor dem Erreichen der Kreuzung ab um Spieler 0 passieren zu lassen. Daraus resultiert, dass trotz des „aggressiven“ Grundverhaltens von Spieler 1 eine Kollision unter Einhaltung der Vorfahrtsregeln vermieden wird. Dies liegt darin begründet, dass in der Variation

$$\begin{aligned}\psi^{(1)} &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\ &= [0.5 \quad 0 \quad 0 \quad 5 \quad 0.5]^T\end{aligned}\tag{6.18}$$

die Vorfahrt entsprechend gewichtet wird. Gleichzeitig ist die Gewichtung der zurückgelegten Distanz gegenüber dem Nominalverhalten reduziert, was eine Reduzierung der Geschwindigkeit im Kreuzungsbereich unterstützt. Das „aggressive“ Grundverhalten lässt sich hingegen dadurch begründen, dass die Gewichtung einer Kollision gegenüber dem Nominalverhalten reduziert ist. Die Wahl einer erhöhten Geschwindigkeit zu Beginn und Ende des Szenarios wird dabei durch die Vernachlässigung der Abweichung zur Referenzgeschwindigkeit im Gütemaß begünstigt.

Ein weiteres Szenario, in dem Spieler 1 ein „aggressives“ Grundverhalten zeigt, wird in Abbildung 6.17 dargestellt, das durch die Variation

$$\begin{aligned}\psi^{(1)} &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\ &= [100 \quad 0.5 \quad 5 \quad 0 \quad 5]^T\end{aligned}\tag{6.19}$$

erzeugt wird. Das „aggressive“ Verhalten von Spieler 1, lässt sich in diesem Fall auf die starke Gewichtung der zurückgelegten Distanz zurückführen. Aus den Geschwindigkeitsverläufen lässt sich erkennen, dass beide Spieler vor Erreichen der Kreuzung abbremsen. Während Spieler 1 am Eingang der Kreuzung zum Stehen kommt, beschleunigt Spieler 0 ab diesem Zeitpunkt wieder auf seine Referenzgeschwindigkeit. Insgesamt werden die Vorfahrtsregeln im Szenario eingehalten, obwohl diese von Spieler 1 im Gütemaß nicht berücksichtigt werden.

Das Verhalten von Spieler 0 in diesem Szenario, kann als vorsichtiges Herantasten an die Kreuzung interpretiert werden. Insgesamt wird damit auch in diesem Szenario eine Kollision unter Einhaltung der Vorfahrtsregeln vermieden.

Im Gegensatz zu den vorherigen Szenarien, in denen trotz des „aggressiven“ Verhaltens von Spieler 1 die Vorfahrtsregeln eingehalten werden, ist dies im Szenario in Abbildung 6.18, welches durch die Variation

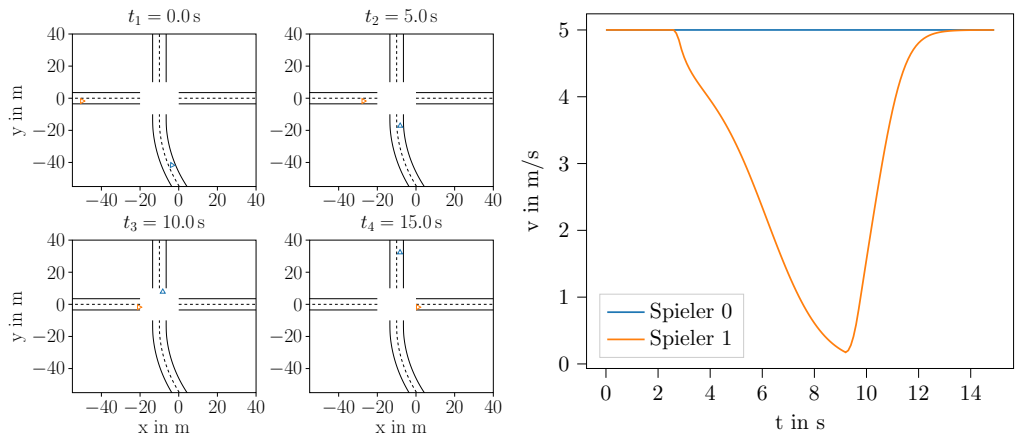


Abbildung 6.15: Einseitige Variation - Spieler 1 - Beispiel 1: Spieler 1 bremst vor Erreichen der Kreuzung bis zum Stillstand ab, während Spieler 0 die Kreuzung mit konstanter Geschwindigkeit überquert.

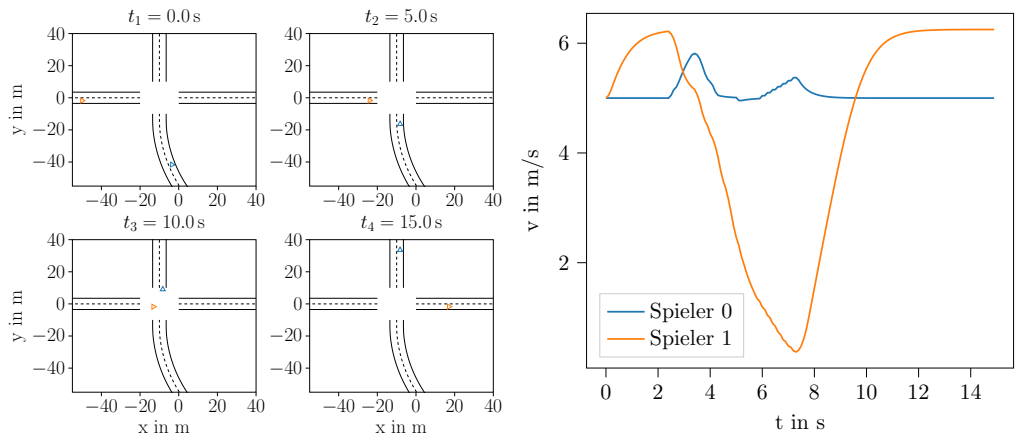


Abbildung 6.16: Einseitige Variation - Spieler 1 - Beispiel 2: Trotz seiner aggressiveren Verhaltensweise, welche durch Überschreitung der Referenzgeschwindigkeit geprägt ist, bremst Spieler 1 vor Erreichen der Kreuzung ab, um die Vorfahrt von Spieler 0 zu gewähren.

$$\begin{aligned}
\psi^{(1)} &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\
&= [50 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 1]^T
\end{aligned} \tag{6.20}$$

erzeugt wird, nicht der Fall. Da im Gütemaß von Spieler 1 lediglich die zurückgelegte Strecke deutlich stärker gewichtet und die Abweichung zur Referenzgeschwindigkeit sowie die Einhaltung von Vorfahrtsregeln vernachlässigt wird, beschleunigt dieser zu Beginn des Szenarios und überquert die Kreuzung mit erhöhter Geschwindigkeit. Um eine Kollision zu vermeiden, ist Spieler 0 gezwungen trotz Vorfahrt abzubremesen.

Variation Spieler 0

Während im vorherigen Abschnitt die Variations-Ergebnisse aus Sicht von Spieler 1 vorgestellt wurden, wird im Folgenden die Variation aus Sicht von Spieler 0 betrachtet, welcher im vorliegenden Szenario vorfahrtsberechtigt ist. Insgesamt ergeben sich für diesen Fall 91 Cluster, wovon einige exemplarisch betrachtet werden.

Das erste Beispiel, welches durch die Variation

$$\begin{aligned}
\psi^{(0)} &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\
&= [1 \quad 10 \quad 100 \quad 0.5 \quad 1]^T
\end{aligned} \tag{6.21}$$

erzeugt wird, ist in Abbildung 6.19 dargestellt. Während Spieler 1 im Wesentlichen das selbe Verhalten zeigt, wie im Basis-Szenario, beschleunigt Spieler 0 auf der Kreuzung und behält die erhöhte Geschwindigkeit bis zum Ende des Szenarios bei, obwohl die zurückgelegte Distanz im Gütemaß vernachlässigt wird. Das Beschleunigen, welches zeitlich mit dem Einfahren von Spieler 1 in die Kreuzung zusammenfällt, wird stattdessen durch die hohe Gewichtung der Kollisionsvermeidung verursacht. Gleichzeitig verhindert die hohe Gewichtung des Fahrkomforts eine Rückkehr zur Referenzgeschwindigkeit nach verlassen des Kreuzungsbereiches.

Durch Erhöhung der Gewichtung für die Referenzgeschwindigkeit ergibt sich der Parametersatz

$$\begin{aligned}
\psi^{(0)} &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\
&= [0 \quad 100 \quad 100 \quad 0.5 \quad 5]^T,
\end{aligned} \tag{6.22}$$

für den sich die Positionen und Geschwindigkeiten aus Abbildung 6.20 ergeben. Aus den Verläufen der Geschwindigkeit lässt sich erkennen, dass Spieler 0 in diesem Fall die Kreuzung mit konstanter Geschwindigkeit überquert.

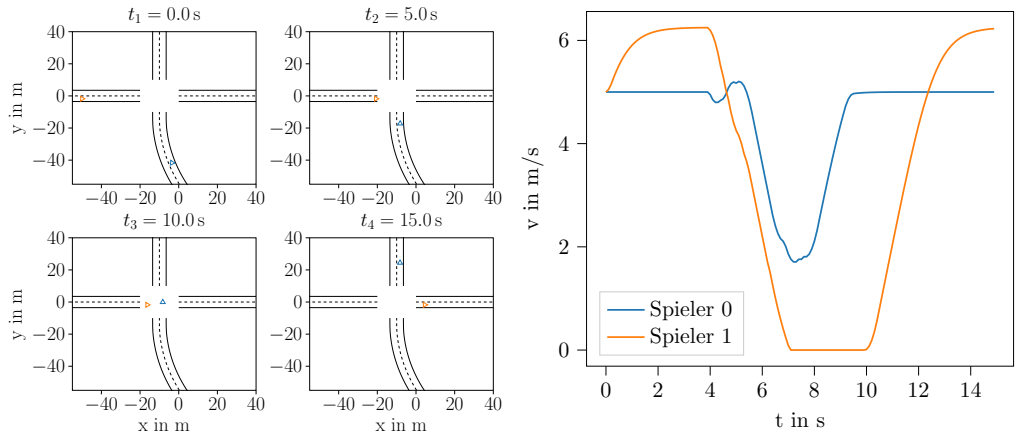


Abbildung 6.17: Einseitige Variation - Spieler 1 - Beispiel 3: Beide Spieler bremsen vor Erreichen der Kreuzung ab. Spieler 0 beschleunigt nach dem Anhalten von Spieler 1, welcher zu Beginn und Ende des Szenarios eine Geschwindigkeit wählt, welche die Referenzgeschwindigkeit übersteigt.

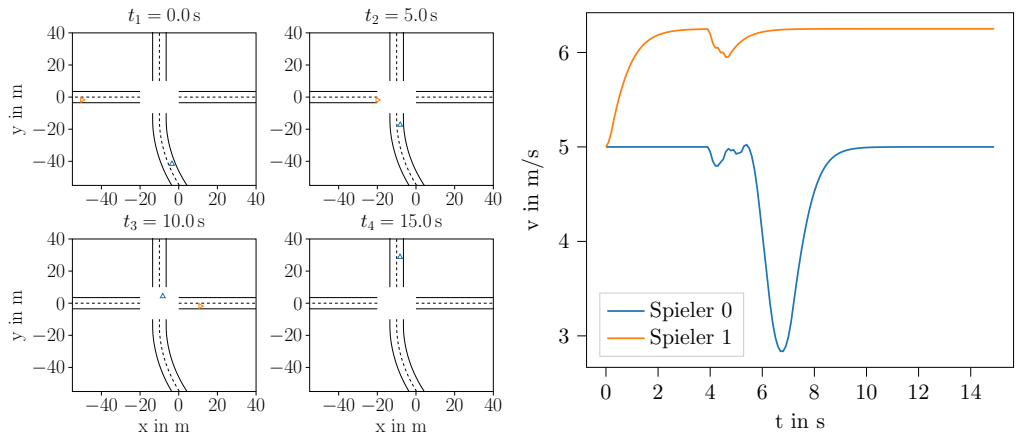


Abbildung 6.18: Einseitige Variation - Spieler 1 - Beispiel 4: Aufgrund des aggressiven Verhaltens von Spieler 1, wird die Vorfahrtsregelung im Szenario nicht eingehalten. Eine Kollision wird durch Verzögerung von Spieler 0 vermieden.

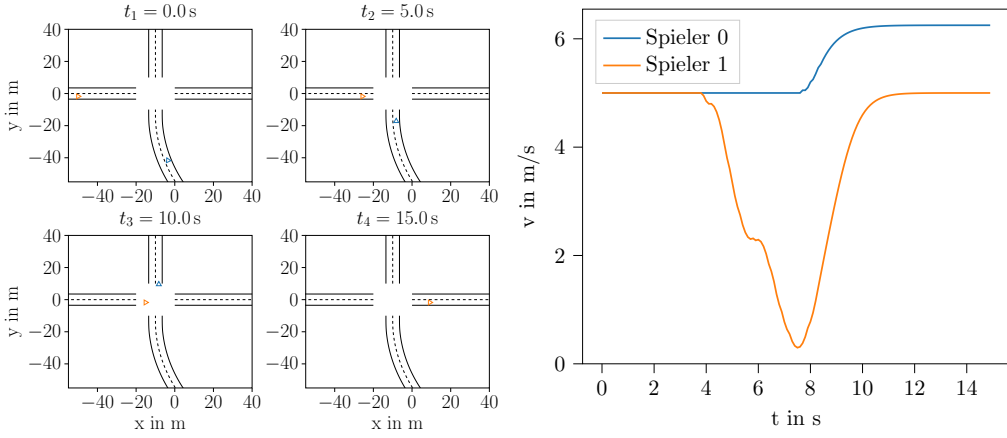


Abbildung 6.19: Einseitige Variation - Spieler 0 - Beispiel 1: Im Kreuzungsbereich beschleunigt Spieler 0 und behält die erhöhte Geschwindigkeit bis zum Ende des Szenarios bei.

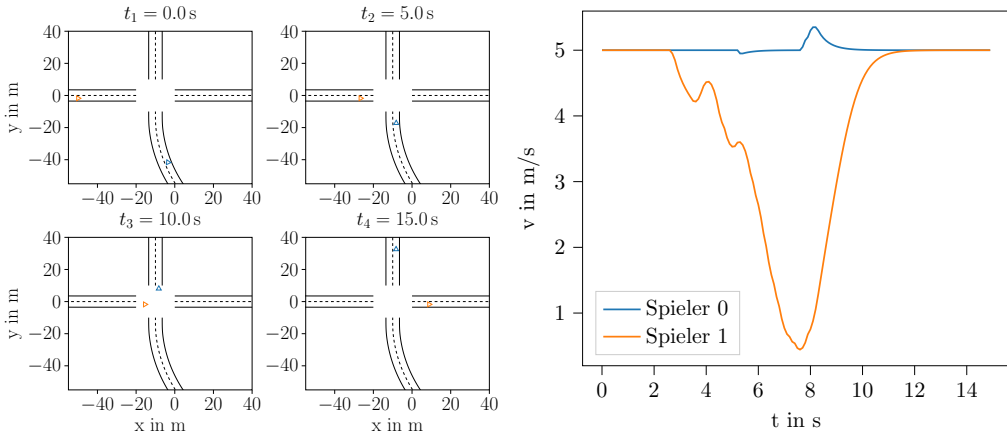


Abbildung 6.20: Einseitige Variation - Spieler 0 - Beispiel 2: Durch Erhöhung der Gewichtung der Referenzgeschwindigkeit, wird das Beschleunigen von Spieler 0 im Szenario verhindert.

Im Gegensatz dazu, wird im Parametersatz

$$\begin{aligned}\psi^{(0)} &= [\psi_{dist} \ \psi_{vRef} \ \psi_{kom} \ \psi_{prio} \ \psi_{kol}]^T \\ &= [0 \quad 100 \quad 50 \quad 0.5 \quad 5]^T\end{aligned}\quad (6.23)$$

die Gewichtung des Komforts reduziert. Dadurch ergeben sich die Positions- und Geschwindigkeitsverläufe aus Abbildung 6.21. Die hohe Gewichtung der Kollisionsvermeidung, führt auch in diesem Fall zu einem Beschleunigen von Spieler 0 im Kreuzungsbereich. Im Unterschied zum Beispiel aus Abbildung 6.19, kehrt der Spieler in diesem Fall wieder zu seiner Referenzgeschwindigkeit zurück.

Während alle drei gezeigten Szenarien, unterschiedliche Verhaltensweisen von Spieler 0 zeigen, wird in allen drei Szenarien eine Kollision unter Einhaltung der Vorfahrtsregeln vermieden. Insgesamt zeigt eine Analyse der generierten Szenarien/Cluster, dass sich alle Szenarien, die durch Variation von Spieler 0 erzeugen lassen, im Wesentlichen im Verhalten von Spieler 0 unterscheiden. Insbesondere werden in allen Szenarien die Vorfahrtsregeln eingehalten.

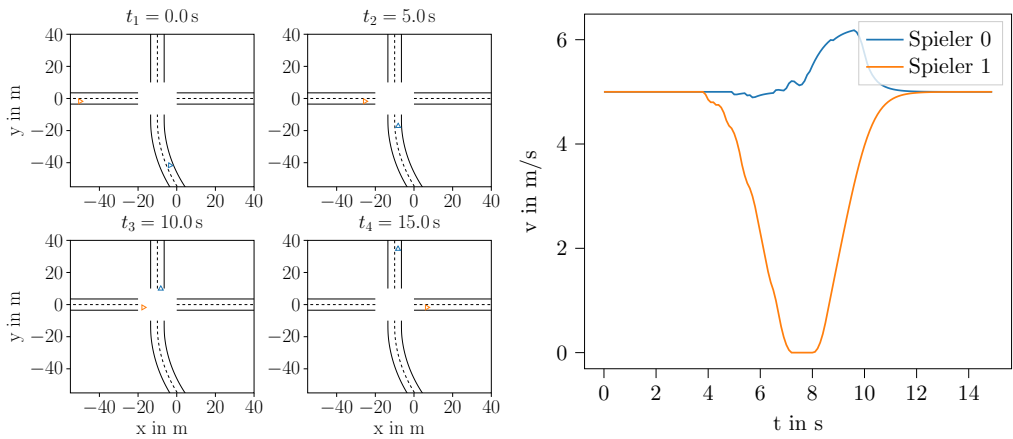


Abbildung 6.21: Einseitige Variation - Spieler 0 - Beispiel 3: Im Kreuzungsbereich beschleunigt Spieler 0. Nach Verlassen der Kreuzung, kehrt der Spieler zu seiner Referenzgeschwindigkeit zurück.

6.2.4 Drei-Spieler Beispiele

Die bisherigen Beispiele zeigen die Parametrierbarkeit des entwickelten Modells für Szenarien mit zwei Spielern. Als Erweiterung dieser Ergebnisse werden im Folgenden Ergebnisse für Szenarien mit mehr als zwei Spielern vorgestellt, wobei auch Fahrzeugfolgeszenarien berücksichtigt werden. Im Gegensatz zu den bisher vorgestellten Szenarien, sind

die in diesem Abschnitt vorgestellten Beispiele nicht das Ergebnis einer systematischen Variation, sondern Einzel-Exemplare die manuell erstellt wurden.

Bei dem ersten Beispiel in Abbildung 6.22 handelt es sich um eine Abwandlung des Drei-Spieler Szenarios aus Abschnitt 6.1.2 mit den Gütemaß-Parametern

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\theta}^{(0)} = \boldsymbol{\theta}^{(1)} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\ &= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\ &= [1 \quad 85 \quad 10 \quad 6600 \quad 6700]^T,\end{aligned}\tag{6.24}$$

für Spieler 0 und 1, sowie

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\theta}^{(2)} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\ &= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\ &= [50 \quad 38 \quad 10 \quad 55 \quad 50]^T\end{aligned}\tag{6.25}$$

für Spieler 2. Es sei angemerkt, dass im Gegensatz zu den vorherigen Parametrierungs-Beispielen, in diesem Abschnitt die direkten Parametersätze und keine Variations-Faktoren angegeben werden.

Die deutlich reduzierten Gewichtungen der interaktiven Kosten bei gleichzeitig hoher Gewichtung der zurückgelegten Strecke, führen im Szenario zu einem deutlich „aggressiveren“ Verhalten von Spieler 2 im Vergleich zum ursprünglichen Szenario. Aus den Geschwindigkeitsverläufen lässt sich erkennen, dass Spieler 2 zu Beginn des Szenarios seine Geschwindigkeit erhöht und die Kreuzung ohne anzuhalten überquert und die Vorfahrt von Spieler 1 ignoriert. Obwohl Spieler 2 seine Geschwindigkeit im Kreuzungsbereich kurzfristig reduziert, hat dies keinen Einfluss auf das beobachtete Gesamtverhalten.

Spieler 1 wiederum, welcher bei Annäherung an die Kreuzung die Geschwindigkeit reduziert um die Vorfahrt von Spieler 0 zu gewähren, beschleunigt erst nachdem Spieler 0 die Kreuzung überquert hat, wodurch eine Kollision trotz Missachtung der Vorfahrt verhindert wird.

Auf das Verhalten von Spieler 0 hat das Verhalten von Spieler 2 keinen Einfluss. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Spieler sich auf entgegengesetzten Pfaden befinden die sich nicht kreuzen, weshalb keine Interaktion zwischen den Spielern besteht. Insbesondere gehören die Spieler damit auch nicht zur Menge der relevanten Spieler aus der Sicht des jeweils anderen. Während die Spieler 0 und 1 im Gegensatz dazu miteinander in Interaktion stehen, hat auch das geänderte Verhalten von Spieler 1 keinen Einfluss auf Spieler 0, da Spieler 1 weiterhin die Vorfahrt gewährt und sich somit aus Sicht von Spieler 0 keine relevante Änderung ergibt.

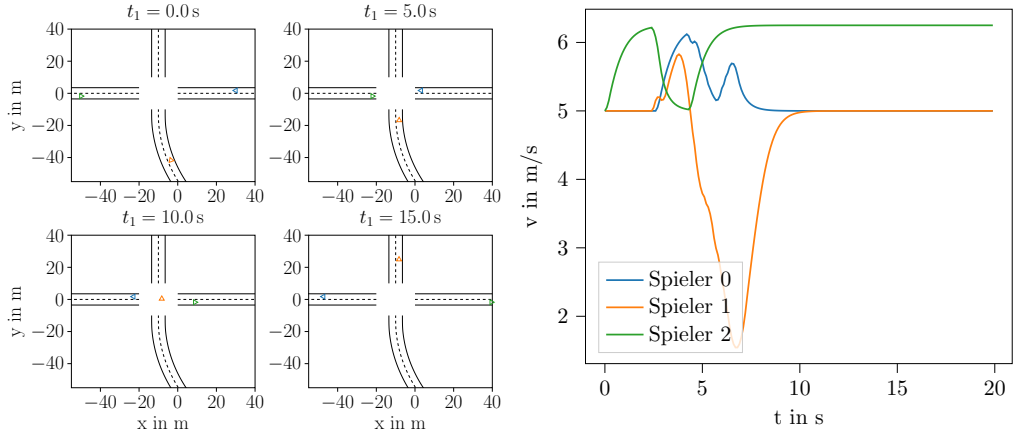


Abbildung 6.22: Spieler 2 zeigt aggressives Verhalten und ignoriert die Vorfahrt von Spieler 1, welcher abbremst um eine Kollision zu vermeiden. Das Verhalten von Spieler 1 wird dadurch nicht beeinflusst.

Während alle bisherigen Beispiele ausschließlich die Parametrierbarkeit von reinen Kreuzungsszenarien betrachten, werden in Abbildung 6.23 die Positionen und Geschwindigkeit für ein Szenario mit einem zusätzlichen folgenden Fahrzeug vorgestellt. Hierbei handelt es sich um eine Variation des Drei-Spieler-Szenarios aus Abschnitt 6.1.3, in welchem die Spieler 1 und 2, welche aufeinander folgen, den Pfad von Spieler 0 kreuzen. In Variation zum ursprünglichen Szenario wird der Parametersatz

$$\begin{aligned}
 \theta^{(0)} = \theta^{(2)} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\
 &= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\
 &= [1 \quad 85 \quad 10 \quad 6600 \quad 6700]^T,
 \end{aligned} \tag{6.26}$$

welcher das Nominal-Verhalten im Zwei-Spieler-Szenario beschreibt, für die Spieler 0 und 2 verwendet. Abweichend dazu wird für Spieler 1 der Parametersatz

$$\begin{aligned}
 \theta^{(1)} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\
 &= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\
 &= [50 \quad 38 \quad 10 \quad 55 \quad 50]^T
 \end{aligned} \tag{6.27}$$

angewendet.

Vergleicht man den Parametersatz für Spieler 1 mit dem der beiden anderen Spieler lässt sich feststellen, dass die zurückgelegte Distanz deutlich stärker gewichtet wird.

Gleichzeitig sind die Gewichte der Referenzgeschwindigkeit, sowie die der Vorfahrt und Kollisionsvermeidung, deutlich reduziert, wodurch sich für Spieler 1 ein „aggressiveres“ Grundverhalten ergibt.

Im Szenario zeichnet sich dies dadurch aus, dass Spieler 1 seine Geschwindigkeit zu Beginn des Szenarios erhöht. Obwohl Spieler 1 im Kreuzungsbereich seine Geschwindigkeit leicht reduziert, wird die Vorfahrt von Spieler 0 verletzt und Spieler 1 überquert die Kreuzung als erstes. Um eine Kollision zu vermeiden, ist Spieler 0 gezwungen zu bremsen und im Eingangsbereich der Kreuzung anzuhalten.

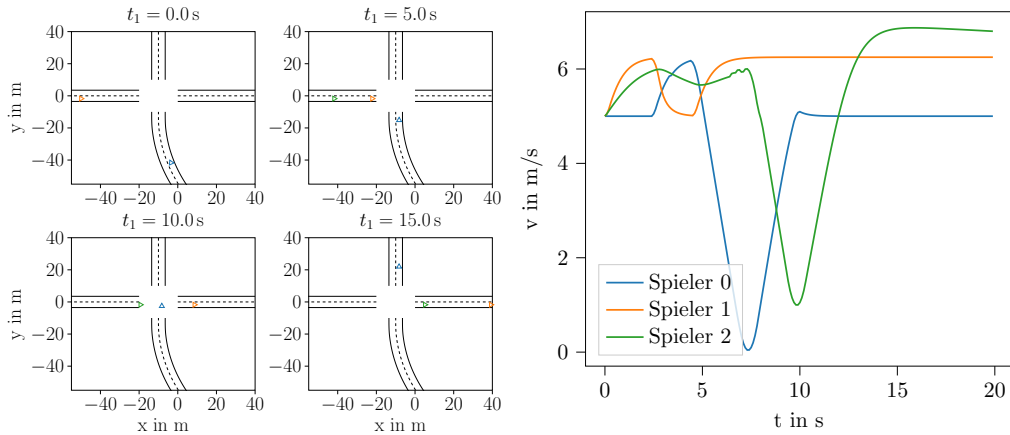


Abbildung 6.23: Szenario mit drei Spielern, wobei die Spieler 1 und 2 den Pfad von Spieler 0 kreuzen. Spieler 1 verletzt die Vorfahrt von Spieler 0 und zwingt diesen zum Bremsen. Spieler 2 hingegen wartet am Eingang der Kreuzung bis Spieler 0 diese passiert hat.

Während Spieler 1 die Vorfahrt von Spieler 0 ignoriert, wird diese durch Spieler 2, welcher Spieler 1 folgt, respektiert. Während Spieler 2, aufgrund seiner erhöhten Referenzgeschwindigkeit zunächst beschleunigt, bremst er vor Erreichen der Kreuzung ab, um Spieler 0 passieren zu lassen. Im Anschluss beschleunigt Spieler 2 wieder und überquert die Kreuzung.

Dabei lässt sich beobachten, dass Spieler 2 aufgrund seines ausreichenden Abstandes zunächst eine Geschwindigkeit, die diejenige von Spieler 1 übersteigt, erreicht, sich dieser jedoch im weiteren Verlauf wieder annähert. Die Tatsache, dass die Geschwindigkeit zum Ende des Szenarios noch immer die des vorausfahrenden Spielers übersteigt, ist darauf zurückzuführen, dass sich Spieler 2 bis zum Ende des Szenarios noch nicht bis zum Mindestabstand angenähert hat.

Zusammenfassend ergibt sich damit ein Szenario, in dem eine Kollision zwischen den Spielern verhindert wird, wobei einer der kreuzenden Spieler die Vorfahrt ignoriert, während sie durch den anderen in seinem Verhalten berücksichtigt wird. Insgesamt zeigt das Szenario die Fähigkeit des Modells durch Parametrierung eine Variation eines Drei-Spieler Szenarios zu erzeugen. Insbesondere zeigt sich, dass durch Parametrierung auch

solche Szenarien erzeugt werden können, bei denen aufeinanderfolgende Spieler abweichendes Verhalten bezüglich der Einhaltung der Vorfahrtsregeln zeigen.

Wählt man stattdessen für die Spieler 1 und 2 den „aggressiven“ Parametersatz

$$\begin{aligned}\theta^{(1)} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\ &= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\ &= [50 \quad 38 \quad 10 \quad 55 \quad 50]^T\end{aligned}\tag{6.28}$$

und die Referenzgeschwindigkeit $v_{ref}^{(i)} = 5 \text{ m/s}$ für alle Spieler, ergibt sich das Verhalten aus Abbildung 6.24.

Es lässt sich beobachten, dass die Spieler 1 und 2 zu Beginn des Szenarios beschleunigen und die Kreuzung ohne anzuhalten überqueren, wodurch die Vorfahrt von Spieler 0 ignoriert wird. Eine Kollision wird dadurch verhindert, dass Spieler 0 trotz Vorfahrt im Kreuzungsbereich bis zum Stillstand abbremst und die beiden anderen Spieler passieren lässt. Entsprechend handelt es sich auch in diesem Fall um ein Szenario, bei dem es trotz Missachtung der Vorfahrt nicht zu einer Kollision zwischen den Spielern kommt.

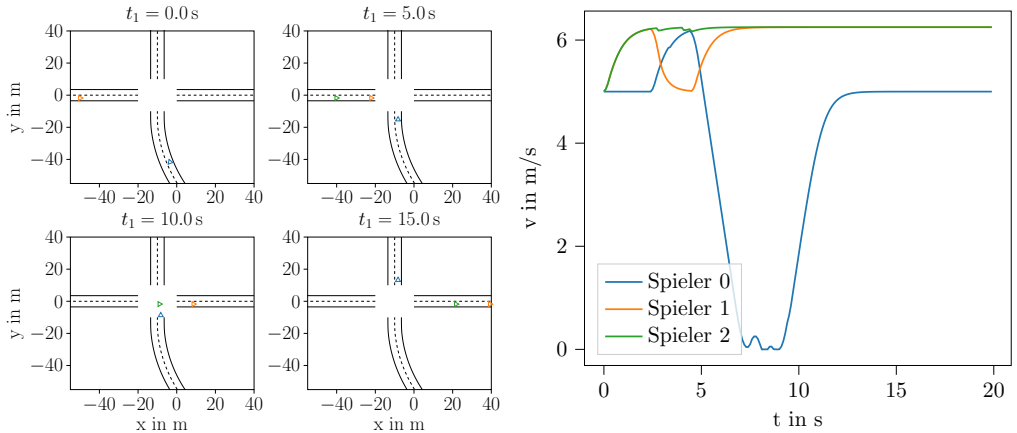


Abbildung 6.24: Spieler 1 und 2 ignorieren die Vorfahrt von Spieler 0, welcher am Eingang der Kreuzung anhält und die beiden anderen Spieler passieren lässt, um eine Kollision zu verhindern.

Wählt man stattdessen, wie im ursprünglichen Szenario, die Referenzgeschwindigkeit $v_{ref}^{(i)} = 7,5 \text{ m/s}$ für Spieler 2, kommt es (bei gleichen Gütemaßparametern) zu den Verläufen in Abbildung in 6.25.

Wie im vorherigen Beispiel ignorieren die Spieler 1 und 2 die Vorfahrt von Spieler 0, welcher im Eingangsbereich der Kreuzung anhält um eine Kollision zu vermeiden. Abweichend zum vorherigen Beispiel lässt sich beobachten, dass Spieler 2, aufgrund der

erhöhten Referenzgeschwindigkeit, zu Beginn des Szenarios beschleunigt. Da Spieler 2 im weiteren Verlauf seine Geschwindigkeit nicht an die des vorausfahrenden Spieler 1 angleicht, kommt es im Szenario nach Verlassen der Kreuzung zu einer Kollision zwischen den beiden Spielern. Wie zuvor, ist die Tatsache, dass die Simulation nach der Kollision zwischen den Spielern fortgesetzt wird, nicht auf einen systematischen Fehler der Modellierung sondern auf eine fehlende Implementierung der Kollisionserkennung in der Simulationsumgebung zurückzuführen.

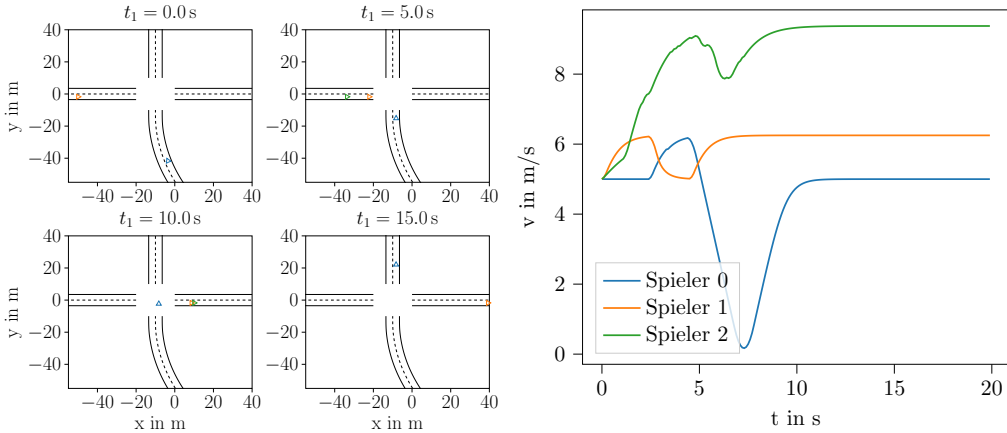


Abbildung 6.25: Spieler 1 und 2 ignorieren die Vorfahrt von Spieler 0, welcher abbremst um eine Kollision zu vermeiden. Nach Überqueren der Kreuzung kommt es zu einer Kollision durch Auffahren von Spieler 2 auf Spieler 1.

An diesem Beispiel lässt sich eine Einschränkung bezüglich der Parametrierbarkeit in Szenarien, die aus einer Kombination aus kreuzendem und folgendem Verkehr bestehen beobachten. Die Wahl des Gütemaßes führt dazu, dass es in diesem Beispiel nicht möglich ist eine Parametrierung zu finden, bei der Spieler 2 die Vorfahrt von Spieler 0 ignoriert, aber gleichzeitig einen Auffahrunfall mit Spieler 1 verhindert.

Dies liegt darin begründet, dass im Gütemaß (5.38) der Parameter $\theta_5^{(i)}$ sowohl für die Kollision mit vorausfahrenden als auch kreuzenden Spielern verwendet wird. Eine Möglichkeit dieses Problem zu umgehen ist die Verwendung getrennter Gütemaß-Parameter für vorausfahrende und kreuzende Spieler wie in der Veröffentlichung [LSH21] vorgeschlagen wird. Diese Möglichkeit wird an dieser Stelle jedoch nicht weiter untersucht.

Die Ergebnisse eines weiteren Drei-Spieler-Szenario, welches eine Abwandlung des Szenarios in Abschnitt 6.1.4 darstellt, finden sich in Abbildung 6.26. Abweichend zum ursprünglichen Szenario, werden für die Spieler die Parametrierungen

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\theta}^{(0)} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\
&= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\
&= [1 \quad 85 \quad 10 \quad 6600 \quad 6700]^T
\end{aligned} \tag{6.29}$$

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\theta}^{(1)} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\
&= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\
&= [50 \quad 38 \quad 10 \quad 55 \quad 50]^T
\end{aligned} \tag{6.30}$$

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\theta}^{(2)} &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5]^T \\
&= [\theta_{dist} \quad \theta_{vRef} \quad \theta_{kom} \quad \theta_{prio} \quad \theta_{kol}]^T \\
&= [0.1 \quad 14 \quad 17 \quad 21 \quad 22]^T
\end{aligned} \tag{6.31}$$

verwendet. Analog zum vorherigen Beispiel, beschreibt der Parametersatz von Spieler 1 ein „aggressives“ Grundverhalten.

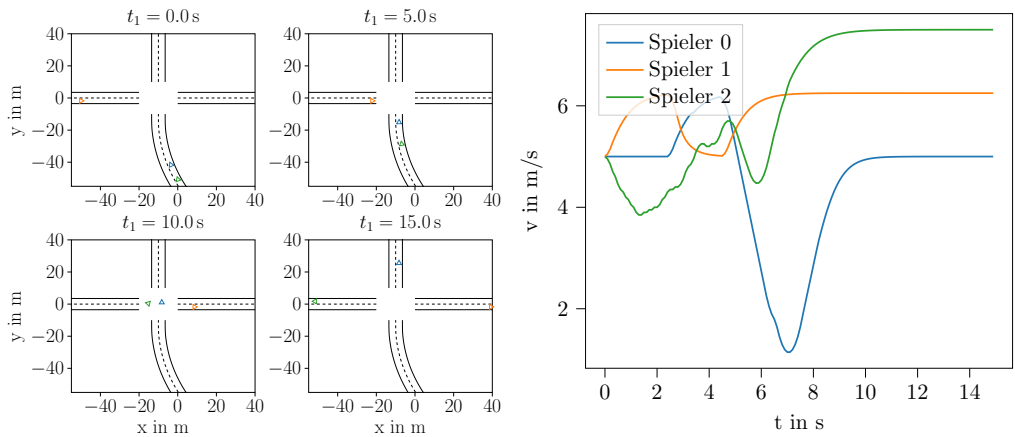


Abbildung 6.26: Spieler 1 ignoriert die Vorfahrt von Spieler 0 und überquert die Kreuzung als erstes. Um eine Kollision zu vermeiden bremst Spieler 0 im Eingangsbereich der Kreuzung ab.

Im Szenario führt dieses Verhalten dazu, dass Spieler 1 zu Beginn des Szenarios beschleunigt. Obwohl Spieler 1 im Kreuzungsbereich kurz abbremst, wird die Vorfahrt von Spieler 0 ignoriert. Eine Kollision wird im Szenario durch das Abbremsen von Spieler 0, der Vorfahrt berechtigt ist, verhindert. Insgesamt ergibt sich auch in diesem Fall ein Szenario, in dem die Vorfahrt zwar missachtet, eine Kollision aber verhindert wird.

Spieler 2, welcher Spieler 0 mit einem initialen Abstand von 10 m folgt, bremst zu Beginn des Szenarios leicht ab, um den Abstand zu Spieler 0 zu vergrößern. Weiterhin

lässt sich beobachten, dass Spieler 2 seine Geschwindigkeit beim annähern an den wartenden Spieler 0 nicht maßgeblich reduziert. Obwohl es nicht zur Kollision zwischen den Spielern 0 und 2 kommt, wird der Sicherheitsabstand von 10 m durch Spieler 2 deutlich unterschritten. Dies lässt sich im Wesentlichen darauf zurückführen, dass die Gewichtungen der interaktiven Kosten und der Geschwindigkeit im Gütemaß von Spieler 2 in der gleichen Größenordnung liegen.

Da Spieler 2 auf der Kreuzung nach links abbiegt, kann der Spieler nach Verlassen der Kreuzung uneingeschränkt auf seine erhöhte Referenzgeschwindigkeit von $v_{ref}^{(2)} = 7,5 \text{ m/s}$ beschleunigen.

6.2.5 Zusammenfassung Parametrierbarkeit

Die aufgeführten Beispiele zeigen, dass durch Variation der Parameter, sowohl im einseitigen als auch im zweiseitigen Fall, unterschiedliche Szenarien erzeugt werden können. Insbesondere ist das Modell in der Lage Szenarien zu generieren, bei denen es durch Missachtung der Vorfahrtsregeln zu kritischen Szenarien kommt, in denen sich die Spieler stark annähern.

Im Falle der einseitigen Variation, lässt sich erkennen, dass diese nicht nur Einfluss auf das Verhalten des variierten Spielers hat. Aufgrund des spieltheoretischen Ansatzes führt die Variation der Parameter eines einzelnen Spielers auch zu geändertem Verhalten bei anderen Spielern.

Ein Beispiel dafür sind die Szenarien in den Abbildungen 6.16 und 6.17. In beiden Fällen zeigt Spieler 1 ein Verhalten, welches sich vom Nominal-Fall durch die Wahl einer Geschwindigkeit, welche die Referenzgeschwindigkeit übersteigt, auszeichnet. Gleichzeitig unterscheidet sich das Verhalten von Spieler 0 zwischen den beiden Szenarien signifikant, obwohl in beiden Fällen der gleiche Parametersatz für Spieler 0 verwendet wird.

Für die einseitige Variation muss zwischen der Variation des vorfahrtsberechtigten Spielers und des Spielers ohne Vorfahrt unterschieden werden. Während in beiden Fällen unterschiedliche Szenarien durch das Modell generiert werden, sind die durch Variation des Spielers ohne Vorfahrt, für die Absicherung von besonderem Interesse, da hier Verhaltensweisen erzeugt werden können, in denen durch Missachtung der Vorfahrt kritische Szenarien entstehen, die ein Eingreifen des Vorfahrtsberechtigten erfordern um eine Kollision zu vermeiden.

Weiterhin zeigen die Einzel-Beispiele mit drei Spielern, dass auch in Szenarien mit mehr als zwei Spielern, die Erzeugung von unterschiedlichen Verhalten durch Parametrierung der Gütemaße der einzelnen Spieler möglich ist. Dies gilt sowohl für Szenarien mit ausschließlich kreuzenden Spielern, als auch für solche die kreuzende und vorausfahrende Spieler miteinander kombinieren. Insbesondere können auch Szenarien generiert werden, in welchen mehrere aufeinanderfolgende Spieler unterschiedliches Verhalten gegenüber einem kreuzenden Spieler (sowohl mit als auch ohne Vorfahrtberechtigung) aufweisen. Derartige Szenarien sind besonders dann von Interesse, wenn das Verhalten von hochautomatisierten Fahrfunktionen in komplexeren Situationen untersucht werden soll.

Die Beispiele zeigen aber auch gleichzeitig die Grenzen der Parametrierbarkeit in gemischten Szenarien, welche aus der Verwendung des gleichen Gütemaßparameters für die Kollision mit kreuzenden und vorausfahrenden Spielern resultieren.

6.3 Übertragbarkeit

Neben der Parametrierbarkeit, die im letzten Abschnitt untersucht wurde, ist die Übertragbarkeit eine weitere wichtige Eigenschaft. Daher wird diese im folgenden Abschnitt näher beleuchtet. Dabei wird insbesondere untersucht, ob die Verwendung gleicher Parametrierung in ähnlichen Basis-Szenarien zu gleichen (oder ähnlichen) Verhaltensweisen führt. Grundlage für diese Untersuchung bilden die Basis-Szenarien in Anhang B.1, wobei es sich bei Basis-Szenario 1 gerade um das Szenario aus Abschnitt 6.1.1 handelt, welches für die Untersuchung der Parametrierbarkeit verwendet wurde.

Vergleicht man die Geschwindigkeitsverläufe in Abbildung 6.27 miteinander, lässt sich feststellen, dass sich diese im Detail unterscheiden. Insbesondere die Geschwindigkeitsverläufe in Basis-Szenario 1, in welchem beide Spieler die Kreuzung ohne abzubiegen überqueren, weichen von denen der anderen drei Szenarien ab, in denen jeweils einer der Spieler abbiegt.

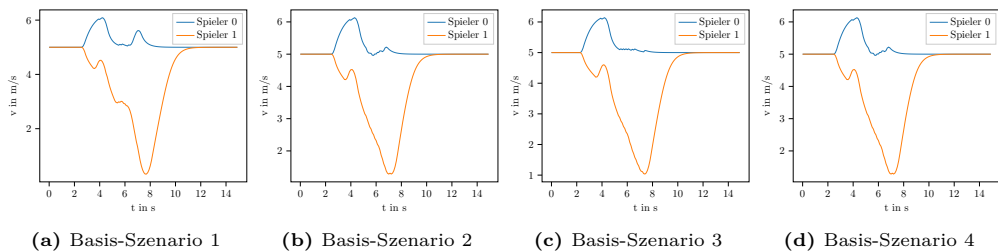


Abbildung 6.27: Geschwindigkeitsverläufe für alle vier Basis-Szenarien. Es lässt sich erkennen, dass sich die Geschwindigkeitsverläufe in den einzelnen Szenarien im Detail unterscheiden (insbesondere für Basis-Szenario 1).

Dies ist im Wesentlichen auf die unterschiedlichen initialen Abstände zu den tatsächlichen Kreuzungspunkten, welche in Tabelle 6.1 dargestellt sind, zurückzuführen. Obwohl für alle vier Szenarien identische initiale Abstände zu den Kreuzungen gewählt wurden, unterscheiden sich die initialen Abstände zum Kreuzungspunkt, da sich dieser in den Links-Abbieger-Szenarien gegenüber sich gerade kreuzenden Pfaden verschiebt und der abbiegende Spieler einen weiteren Weg über die Kreuzung zurücklegen muss.

Dieser Einfluss lässt sich insbesondere an den Ergebnissen für die Basis-Szenarien 2 und 4 erkennen. Verglichen mit den beiden anderen Basis-Szenarien, weisen die Pfade der Basis-Szenarien 2 und 4 zueinander die größten Ähnlichkeiten auf. In beiden Fällen, biegt Spieler 1 links ab und kreuzt den Pfad von Spieler 0, welcher die Kreuzung ohne abzubiegen überquert, was sich auch in den identischen initialen Abständen zum Kreuzungspunkt widerspiegelt. Im Gegensatz dazu, biegt in Basis-Szenario 3 Spieler 0 links ab, während in Szenario 1 beide Spieler die Kreuzung in gerader Richtung überqueren.

Tabelle 6.1: Initiale Abstände beider Spieler zum Kreuzungspunkt für alle vier Basis-Szenarien.

Basis-Szenario	Spieler 0	Spieler 1
1	40,43 m	41,74 m
2	42,24 m	38,71 m
3	41,59 m	37,75 m
4	42,24 m	38,71 m

Obwohl es bei den Geschwindigkeitsverläufen zu Abweichungen zwischen den Spielern kommt, zeigen die zeitlichen Verläufe der Spieler-Positionen aus Abbildung 6.28, dass die Spieler, über die Basis-Szenarien hinweg, ein jeweils ähnliches Grundverhalten zeigen. In allen Fällen, bremst Spieler 1 vor Erreichen der Kreuzung ab um die Vorfahrt von Spieler 0 zu gewähren, um eine Kollision zu vermeiden. Insbesondere fährt Spieler 1 in allen vier Fällen erst in die Kreuzung ein, nachdem Spieler 0 diese verlassen hat.

An diesem Beispiel lässt sich erkennen, dass das entwickelte Modell grundsätzlich in der Lage ist, durch Übertragung von Parametrierungen über mehrere Szenarien mit ähnlichen Anfangsbedingungen, aber unterschiedlichen Verläufen der Pfade, ähnliche Verhaltensweisen zu generieren. Um dies im Detail zu untersuchen, werden im Weiteren die Parameter-Variationen (sowohl zweiseitig als auch einseitig) der Basis-Szenarien verglichen.

Dazu werden in Anhang B.2 zunächst die Geschwindigkeitsverläufe der in Abschnitt 6.2 betrachteten Parametrierungen für alle Basis-Szenarien dargestellt. Aus den abgebildeten Verläufen lässt sich zunächst erkennen, dass analog zum Nominalverhalten aus Abbildung 6.27, die Geschwindigkeitsverläufe für die Basis-Szenarien 2 und 4 in allen Beispiel-Parametrierungen übereinstimmen.

Während die Geschwindigkeitsverläufe für die meisten Beispiele übereinstimmen (bzw. sich nur unwesentlich voneinander unterscheiden) ist dies für die Parametrierungen 1, 4 und 6 der zweiseitigen Variation, sowie die Parametrierung 3 der einseitigen Variation von Spieler 1 nicht der Fall. Unabhängig davon, zeigen die Spieler in den ersten drei Fällen identische Verhaltensweisen, die mit den in Abschnitt 6.2 beschriebenen übereinstimmen.

Im Gegensatz dazu führen die Geschwindigkeitsverläufe für Parametrierung 3 der einseitigen Variation von Spieler 1 zu abweichenden Verhaltensweisen. Obwohl alle vier Verläufe dadurch charakterisiert sind, dass Spieler 1 eine erhöhte Geschwindigkeit wählt, werden in den Basis-Szenarien 1, 2 und 4 die Vorfahrtsregeln durch Abbremsen von Spieler 1 eingehalten. Im Basis-Szenario 3 ist dies jedoch nicht der Fall. Hier kommt es trotz einer kurzen Verzögerung von Spieler 1 zu einer Verletzung der Vorfahrtsregeln. Eine Kollision wird in diesem Fall durch das Abbremsen von Spieler 0 verhindert. Gleichzeitig unterscheidet sich das Verhalten in Basis-Szenario 1 von dem in den Basis-Szenarien 2 und 4 durch ein kurzfristiges Abbremsen von Spieler 0 vor der Einfahrt in den Kreuzungsbereich.

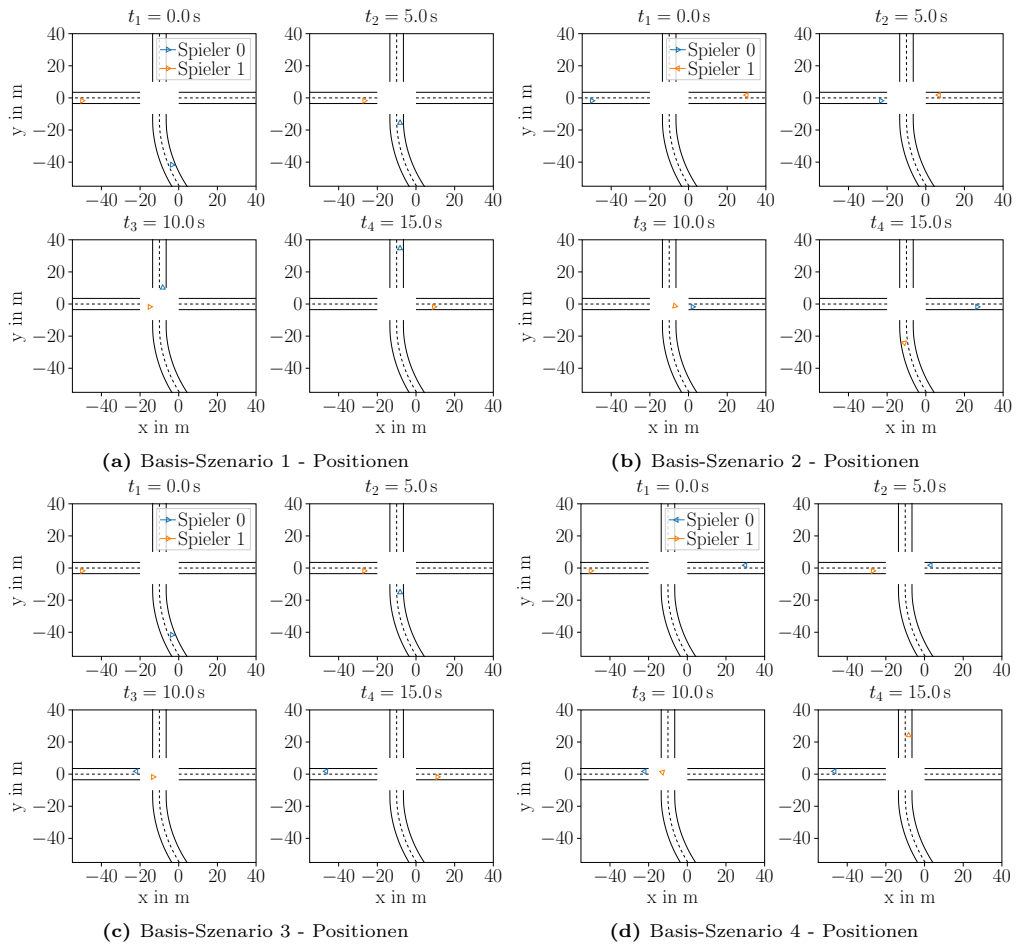


Abbildung 6.28: Zeitlicher Verlauf der Spieler-Positionen für die Basis-Szenarien. Es lässt sich erkennen, dass die Spieler in allen Szenarien ein vergleichbares Grundverhalten zeigen.

Diese Ergebnisse zeigen, dass das Modell zwar grundsätzlich in der Lage ist, mit dem selben Parametersatz in unterschiedlichen (Basis-) Szenarien das gleiche Verhalten zu erzeugen, diese Fähigkeit jedoch nicht für alle Parametrierungen gegeben ist. Um dies weiter zu untersuchen, werden in Tabelle 6.2 die Variationen der Basis-Szenarien (sowohl für die zweiseitige als auch einseitige Variation) paarweise miteinander verglichen. Angegeben ist dabei der Anteil an Szenarien für die ein Parametersatz $\theta \in \Theta$ das gleiche Verhalten im Szenario liefert. Zwei Szenarien gelten dabei als gleich, wenn die Levenshtein-Distanz zwischen zwei Szenarien nicht größer als 0.45 ist.

Die in Tabelle 6.2 dargestellten Ergebnisse zeigen, dass bei einem paarweisen Vergleich der unterschiedlichen Variationen in allen Fällen mehr als drei-viertel der Szenarien gleich sind.

Ähnlich zu den Ergebnissen beim Vergleich der Basis-Szenarien, lässt sich erkennen, dass zwischen den Variationen für die Basis-Szenarien 2 bis 4 eine höhere Übereinstimmung zwischen den Szenarien besteht, als bei einem Vergleich mit Basis-Szenario 1.

Insbesondere tritt die höchste Anzahl an übereinstimmenden Szenarien für alle drei Variationen zwischen den Szenarien 2 und 4 auf. Wie zuvor, ist dies darauf zurückzuführen, dass die beiden Szenarien im direkten Vergleich die größte Ähnlichkeit aufweisen. Der Einfluss des initialen Abstandes auf die Übertragbarkeit lässt sich auch daran erkennen, dass die Anzahl übereinstimmender Szenarien zwischen Basis-Szenario 1 und den Basis-Szenarien 2 und 4 (zu denen Basis-Szenario 1 jeweils identische Unterschiede in den Anfangsbedingungen aufweist) jeweils ähnlich sind. Gleiches gilt für die Vergleiche zwischen dem Basis-Szenario 3 mit den Basis-Szenarien 2 und 4.

Tabelle 6.2: Anzahl von Szenarien mit gleichem Verhalten in den Variationen der einzelnen Basis-Szenarien für zweiseitige und einseitige Variation.

Basis-Szenarien	Gleiche Szenarien (Variation zweiseitig)	Gleiche Szenarien (Variation einseitig, Spieler 1)	Gleiche Szenarien (Variation einseitig, Spieler 0)
(1, 2)	85,2 %	96,0 %	90,9 %
(1, 3)	91,4 %	94,9 %	94,3 %
(1, 4)	84,1 %	96,0 %	90,7 %
(2, 3)	84,6 %	96,1 %	91,4 %
(2, 4)	97,6 %	99,9 %	99,7 %
(3, 4)	83,2 %	96,1 %	91,2 %

Um das Auftreten ungleicher Szenarien analysieren zu können, zeigt Tabelle B.1 in Anhang B.3 die Verteilungen aller ungleichen Szenarien im Parameterraum für die paarweisen Vergleiche aller Basis-Szenarien und alle Variationsarten. Dazu wird jeweils ein Parameter auf einen festen Wert fixiert und über die anderen Parameter in zwei Basis-Szenarien variiert. Abschließend wird für die so erzeugten Variationen die Anzahl der nicht übereinstimmenden Szenarien ermittelt.

Tendenziell lässt sich aus diesen Daten eine hohe Konzentration ungleicher Szenarien für niedrige Werte von ψ_4 (der Gewichtung für die Einhaltung von Vorfahrtsregeln)

feststellen. Gleichzeitig zeigen die Daten eine niedrige Anzahl ungleicher Szenarien für $\psi_5 = 0$, wobei ψ_5 den Abstand zwischen den Spielern gewichtet.

In beiden Fällen lässt sich dies anhand der Bedeutung der jeweiligen Parameter plausibilisieren. Niedrige Werte von ψ_4 bedeuten, dass die Vorfahrtsregeln nur einen untergeordneten Einfluss auf das generierte Verhalten haben. Dadurch ist die Reihenfolge, in welcher die Spieler die Kreuzung passieren, aus Sicht des Gütemaßes beliebig und es kommt in den Basis-Szenarien zu unterschiedlichen Reihenfolgen, welche durch die Anfangsbedingungen und die übrige Parametrierung des Gütemaßes festgelegt werden. Im Gegensatz dazu führt die Vernachlässigung der Kollisionsgefahr durch $\psi_5 = 0$ dazu, dass die Spieler sich im Wesentlichen gegenseitig ignorieren und nicht von ihrer Strategie abweichen, um eine Kollision zu vermeiden. Dies führt zu einer Vielzahl von Szenarien mit Kollisionen. Diese können lediglich durch hohe Gewichtungen von ψ_4 (bei der zweiseitigen Variation) oder durch eine starke Gewichtung der zurückgelegten Distanz gegenüber der Referenzgeschwindigkeit für einen Spieler (bei der einseitigen Variation) erreicht werden.

Allerdings handelt es sich bei diesen Feststellungen lediglich um Tendenzen, die nicht in allen Einzelfällen erfüllt sind. Beispielsweise zeigen die Vergleiche der einseitigen Variationen zwischen den Basis-Szenarien 2 und 4 Abweichungen bei der Verteilung ungleicher Szenarien bezüglich ψ_4 .

Insgesamt lassen sich damit zwar Tendenzen bezüglich der Verteilungen ungleicher Szenarien, jedoch keine klaren Regelmäßigkeiten identifizieren.

Insgesamt lässt sich feststellen, dass das Modell grundsätzlich die Fähigkeit besitzt, in verschiedenen Basis-Szenarien durch Übertragung von Parametern gleiche Verhaltensweisen zu erzeugen. Die Ergebnisse zeigen dabei, dass insbesondere die initialen Abstände zum Kreuzungspunkt der Pfade einen Einfluss auf die Übertragbarkeit des Modells haben.

6.4 Zusammenfassung Simulationsergebnisse

Zusammenfassend zeigen die in diesem Kapitel vorgestellten Simulationsergebnisse, dass das entwickelte Modell nicht nur in der Lage ist menschliches Entscheidungsverhalten in einem Kreuzungsszenario in einzelnen Szenario abzubilden, sondern auch durch Parameter-Variation in einem Basis-Szenario verschiedene Szenarien erzeugen kann.

Die vorgestellten Ergebnisse zur Parametrierbarkeit zeigen, dass der gewählte Ansatz in der Lage ist, ausgehend von einem Basis-Szenario, plausible Variationen zu erzeugen, die sich im Verhalten der Spieler unterscheiden. Insbesondere können auch kritische Szenarien, mit starken Annäherungen und Kollisionen erzeugt werden, die für die Absicherung von HAF von besonderem Interesse sind, aber gleichzeitig in der Realität nur selten beobachtet werden können.

Gleichzeitig zeigen die Untersuchungen zur Generalisierbarkeit, dass sich die beobachteten Ergebnisse der Parameter-Variation im Wesentlichen auf ähnliche Basis-Szenarien übertragbar sind, wobei sich die Ähnlichkeit von zwei Basis-Szenarien im Wesentlichen über die initialen Abstände der Fahrzeuge zum Kreuzungspunkt der Pfade definiert.

Insgesamt eignet sich das Modell damit grundsätzlich für die Generierung von Absicherungs-Szenarien auf der Verhaltensebene, welche als Grundlage für eine detaillierte Betrachtung im Rahmen der Absicherung verwendet werden können. Die Frage nach der Vollständigkeit des erzeugbaren Szenario-Raums im Vergleich zum realen Verkehrsgeschehen, kann an dieser Stelle allerdings nicht beantwortet werden, da die Gesamtheit aller in der Praxis vorkommenden Szenarien nicht bekannt ist.

7 Zusammenfassung

An dieser Stelle werden die Ergebnisse der Arbeit noch einmal abschließend zusammengefasst. Ein besonderes Augenmerk liegt dabei auf der Bewertung inwiefern die vorgestellten Ergebnisse die in Abschnitt 2.4 formulierten Forschungsfragen beantworten.

Zentrales Ziel der ersten Forschungsfrage „*Wie kann die Interaktion zwischen Verkehrsteilnehmern in einem Kreuzungsszenario auf der Basis von Effekten modelliert werden?*“ ist die Entwicklung eines Modells, welches das Verhalten von menschlichen Fahrern in einem Kreuzungs-Szenario widerspiegelt. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der Modellierung der Interaktion zwischen den Fahrern, wobei nur Szenarien betrachtet werden, in denen ausschließlich menschliche Fahrer, ohne den Einfluss von Lichtsignalen oder Beschilderungen, miteinander agieren. Die Modellierung beschränkt sich dabei auf die Ebenen der Fahrzeugführung und Stabilisierung.

Für die Modellierung der Interaktion, wird in dieser Arbeit auf Methoden aus dem Bereich der Spieltheorie zurückgegriffen. Grundlage des entwickelten Modells bildet dabei ein hybrides dynamisches Spiel, welches sich aus einem dynamischen System und einem Automaten für jeden Spieler zusammensetzt. Während das dynamische System verwendet wird, um die Kinematik der Verkehrsteilnehmer zu beschreiben, modelliert der Automat die (diskreten) Manöver, aus denen der Fahrer auswählen kann. Diese repräsentieren die grundlegenden Entscheidungsmöglichkeiten an der Kreuzung anzuhalten und einen anderen Verkehrsteilnehmer passieren zu lassen oder zu beschleunigen um die Kreuzung als erstes zu passieren. Die Kopplung zwischen den beiden Teilen des Systems geschieht über Funktionen, die die Beschleunigung des Spielers in Abhängigkeit des ausgewählten Manövers berechnen.

Ein zentraler Baustein, der die Grundlage des Entscheidungsprozesses des vorgestellten Modells bildet, ist das Gütemaß. Dieses bildet verschiedene Effekte ab, die das Verhalten von Fahrern beeinflussen. Dabei werden sowohl Effekte, die ausschließlich vom Fahrer selbst abhängen (zurückgelegte Distanz, Einhaltung einer vorgegebenen Referenzgeschwindigkeit und Fahrkomfort), als auch solche Effekte, die durch die Interaktion zwischen den Fahrern entstehen (Kollisionsvermeidung und Einhaltung von Vorfahrtsregeln), berücksichtigt. Zusammen mit einem Algorithmus zur Auswahl von im Spiel relevanten Verkehrsteilnehmern, erlaubt diese Aufteilung des Gütemaßes die Modellierung von Szenarien mit unterschiedlicher Anzahl an Verkehrsteilnehmern, sowie Szenarien in denen sich die Beziehungen der Verkehrsteilnehmer untereinander im Verlauf des Szenarios verändern.

Die in Kapitel 6 vorgestellten Simulationsergebnisse zeigen, dass das so erstellte Modell in der Lage ist, menschliches Entscheidungsverhalten in einem Kreuzungs-Szenario

nachzubilden. Dabei kann nicht nur das Verhalten in einem einfachen Szenario mit zwei Verkehrsteilnehmern, sondern auch in komplexeren Situationen mit mehreren und vorausfahrenden Verkehrsteilnehmern, erklärbar modelliert werden.

Eine zentrale Anforderung an das Modell, die sich durch die zweite Forschungsfrage „*Wie muss das Modell gestaltet sein, um durch Variation von Parametern unterschiedliche Verhaltensweisen erzeugen zu können?*“ ergibt, ist die Parametrierbarkeit (Erzeugung unterschiedlicher Szenarien durch Variation von Gütemaß-Parametern). Grundlage für diese Fähigkeit bildet der Aufbau des Gütemaßes als gewichtete Summe von Effekten. Durch die Gewichtung der einzelnen Effekte zueinander ist das Modell in der Lage verschiedene Verhaltensweisen zu erzeugen. Die vorgestellten Ergebnisse zeigen, dass die generierten Verhaltensweisen sich anhand der verwendeten Parameter erklären lassen und gleichzeitig qualitativ mit in der Realität beobachtbarem Verhalten übereinstimmen. Während in den Simulationen kein nicht-realistisches Verhalten beobachtet wird, kann die Frage nach der Vollständigkeit, d.h. die Frage ob das Modell in der Lage ist alle in der Realität vorkommenden Verhaltensweisen abzubilden, an dieser Stelle nicht beantwortet werden.

In der dritten Forschungsfrage „*Inwiefern ist ein derartiges Modell geeignet durch einsetzen eines gegebenen Parametersatzes in unterschiedliche Basis-Szenarien identisches Verhalten in den generierten Szenarien zu erzeugen?*“ wird die Frage nach der Übertragbarkeit (Erzeugung gleicher Verhaltensweisen durch identische Parameter in unterschiedlichen Basis-Szenarien) des Modells gestellt. Diese wird im Gütemaß durch eine von der Geometrie unabhängige Formulierung des Abstandes zwischen den Verkehrsteilnehmern und einer vom Szenario unabhängigen Berücksichtigung der zurückgelegten Strecke erreicht. Die vorgestellten Ergebnisse zeigen dabei, dass das Modell über einen weiten Bereich von Parametrierungen in der Lage ist, das Verhalten auf Szenarien mit unterschiedlichen Pfad-Verläufen zu übertragen. Analysen zeigen allerdings, dass sich keine Gesetzmäßigkeit dafür finden lässt, in welchen Bereichen des Parameterraums die Szenarien liegen, für die keine Übertragbarkeit gegeben ist.

Abschließend lässt sich festhalten, dass das in dieser Arbeit entwickelte spieltheoretische Fahrermodell geeignet ist unterschiedliche interaktive Verhaltensweisen in Kreuzungs-Szenarien zu generieren. Das Modell kann damit als Basis für die simulative Absicherung von hoch-automatisierten Fahrfunktionen verwendet werden.

A Simulations-Parameter

Soweit nicht anders angegeben, werden für die Erzeugung der Simulationsergebnisse die folgenden Parameter verwendet:

Tabelle A.1: Parametrierung der Simulationsumgebung und des Modells.

Parameter	Wert
Abtastzeit T	0,1 s
Maximale Beschleunigung a_{max}	2,5 m/s ²
Zielbeschleunigung a_{ref}	1 m/s ²
Sicherheitsabstand d_{safe}	10 m
Sichere Zeitlücke T_{safe}	1 s
Geschwindigkeitsmultiplikator c_s	1.5
Sichtweite s_{max}	40 m
Prädiktionshorizont K_p	5
Überabtastung n	5

B Übertragbarkeit: Basis-Szenarien und Ergebnisse

In diesem Abschnitt werden zusätzliche Ergebnisse zur Übertragbarkeit vorgestellt, welche die Abschnitt 6.3 vorgestellten Zusammenhänger ergänzen. Dabei werden in Abschnitt B.1 zunächst die Basis-Szenarien vorgestellt, welche die Grundlage für die Untersuchung der Übertragbarkeit darstellen. Darauf aufbauend zeigt Abschnitt B.2 ausgewählte Variations-Ergebnisse für die Basis-Szenarien. Abschließend gibt Abschnitt B.3 eine tabellarische Übersicht über die Verteilungen ungleicher Szenarien, für die paarweisen Vergleiche der Szenario-Variationen über den Basis-Szenarien.

B.1 Basis-Szenarien

Im Folgenden wird eine Übersicht über verschiedene Basis-Szenarien gegeben, die im Rahmen dieser Arbeit verwendet werden um die Übertragbarkeit des entwickelten Modells zu untersuchen. Die Pfade der Spieler für die vier Basis-Szenarien werden in Abbildung B.1 dargestellt.

In allen Szenarien, werden für alle Spieler identische initiale Abstände von 30 m zur Kreuzung verwendet. Außerdem werden sowohl die Anfangs- als auch die Referenzgeschwindigkeiten der Spieler zu 5,0 m/s gewählt. Durch die Wahl identischer initialer Manöver ergeben sich damit Szenarien, die bei Beibehaltung der initialen Strategie zu einer Kollision führen.

Die Basis-Szenarien unterscheiden sich dabei im Wesentlichen durch die Anfangs- und Ziel-Spuren der jeweiligen Spieler. Während in Basis-Szenario 1 beide Spieler die Kreuzung ohne abzubiegen überqueren, handelt es sich bei den Basis-Szenarien 2 bis 4 um verschiedene Variationen von Links-Abbieger Szenarien mit unterschiedlichen Vorfahrt-Situationen. Die Nummerierungen der Spieler werden dabei so gewählt, dass Spieler 0 der Vorfahrt-Berechtigte Spieler ist.

Für die Parametrierung der Gütemaße beider Spieler wird der Parametersatz

$$\boldsymbol{\theta} = [1, 6700, 85, 10, 6600]^T \quad (\text{B.1})$$

gewählt.

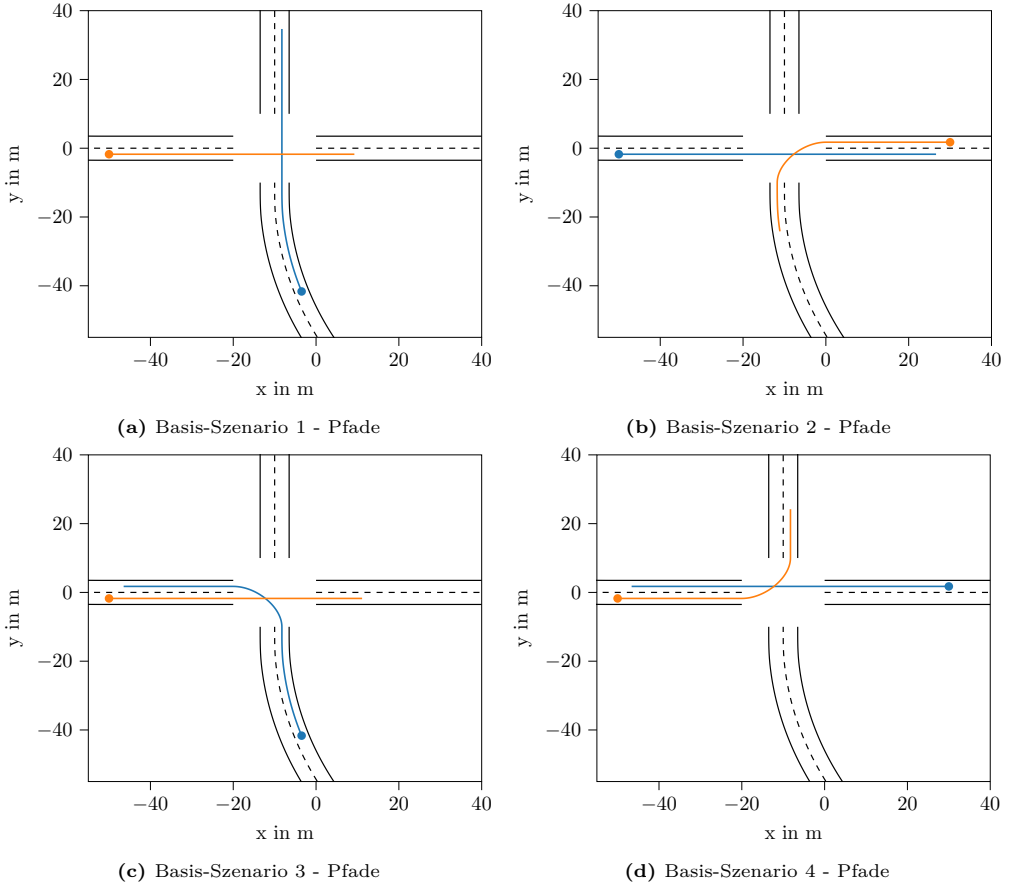
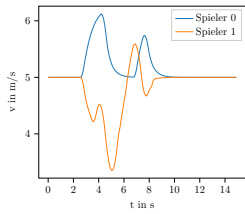


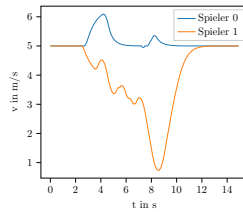
Abbildung B.1: Pfade für vier verschiedene Basis-Szenarien mit jeweils zwei Spielern. Die Basis-Szenarien unterscheiden sich dabei im Wesentlichen durch die Anfangs- und Ziel-Spuren der jeweiligen Spieler.

B.2 Parametrierbarkeit nach Basis-Szenarien

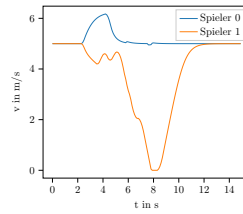
Für die im Abschnitt 6.2 gezeigten Beispiele, erfolgt an dieser Stelle ein Vergleich der eingesetzten Parametrierungen für die verschiedenen Basis-Szenarien aus B.1, wobei aus Gründen der Übersichtlichkeit nur die Geschwindigkeitsverläufe abgebildet sind.



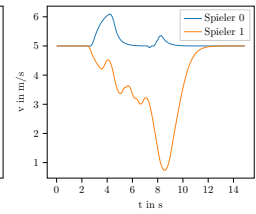
(a) Basis-Szenario 1



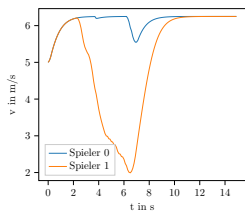
(b) Basis-Szenario 2



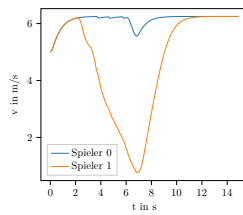
(c) Basis-Szenario 3



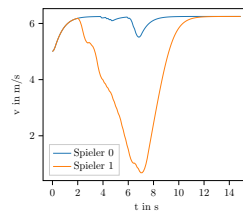
(d) Basis-Szenario 4

Abbildung B.2: Zweiseitige Variation - Beispiel 1

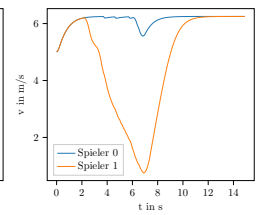
(a) Basis-Szenario 1



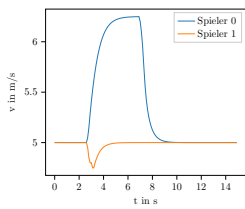
(b) Basis-Szenario 2



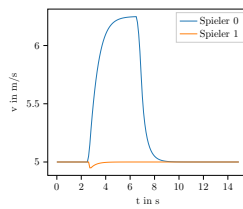
(c) Basis-Szenario 3



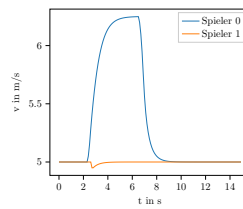
(d) Basis-Szenario 4

Abbildung B.3: Zweiseitige Variation - Beispiel 2

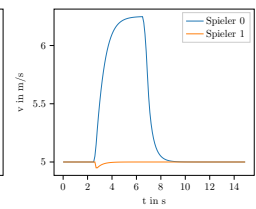
(a) Basis-Szenario 1



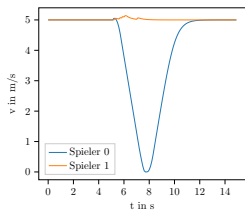
(b) Basis-Szenario 2



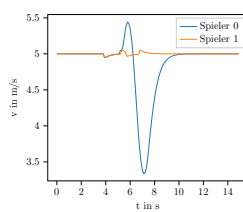
(c) Basis-Szenario 3



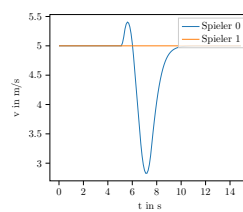
(d) Basis-Szenario 4

Abbildung B.4: Zweiseitige Variation - Beispiel 3

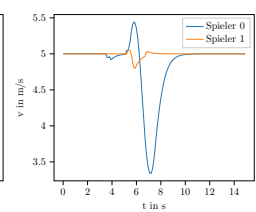
(a) Basis-Szenario 1



(b) Basis-Szenario 2



(c) Basis-Szenario 3



(d) Basis-Szenario 4

Abbildung B.5: Zweiseitige Variation - Beispiel 4

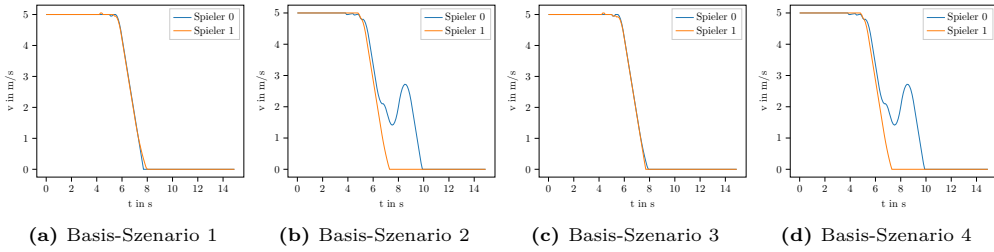


Abbildung B.6: Zweiseitige Variation - Beispiel 5

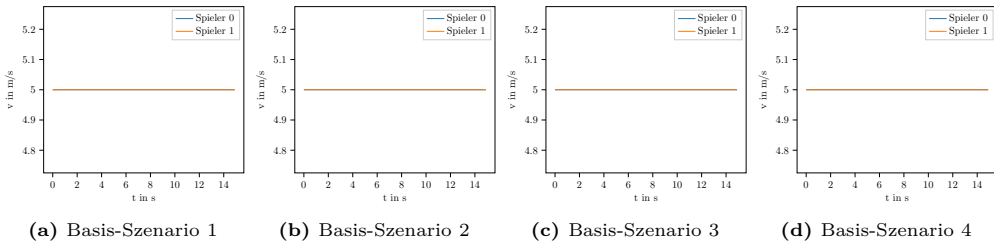


Abbildung B.7: Zweiseitige Variation - Beispiel 6

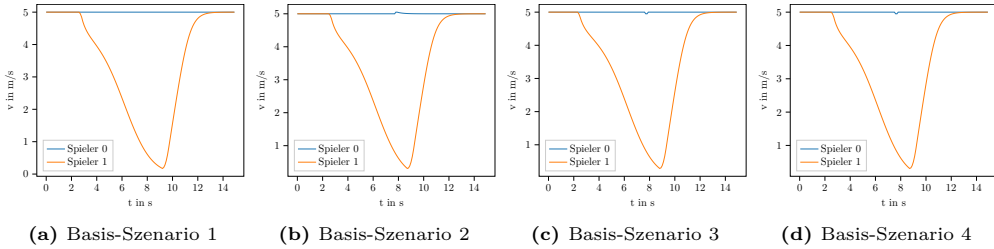


Abbildung B.8: Einseitige Variation- Spieler 1 - Beispiel 1

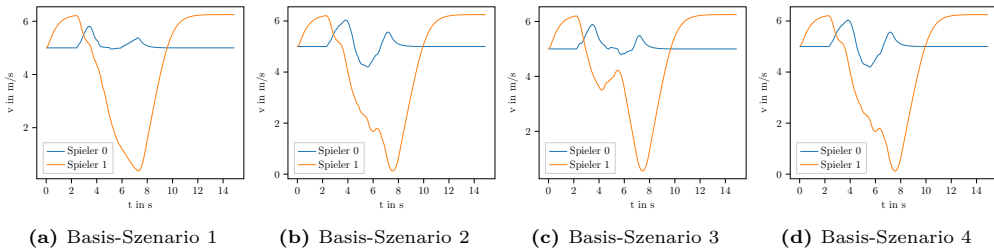
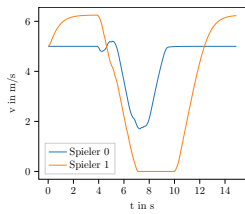
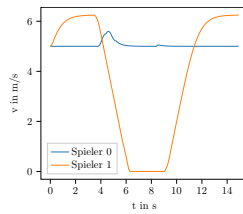


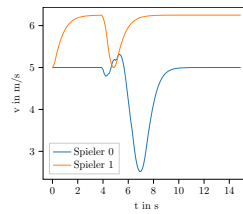
Abbildung B.9: Einseitige Variation- Spieler 1 - Beispiel 2



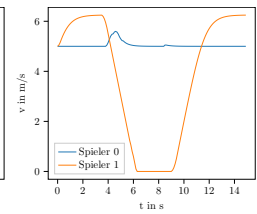
(a) Basis-Szenario 1



(b) Basis-Szenario 2

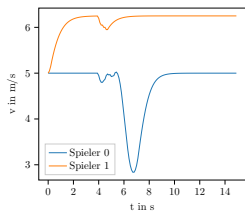


(c) Basis-Szenario 3

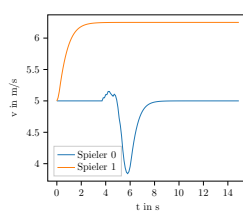


(d) Basis-Szenario 4

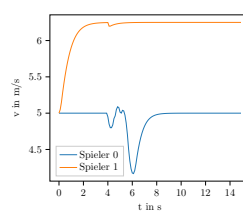
Abbildung B.10: Einseitige Variation- Spieler 1 - Beispiel 3



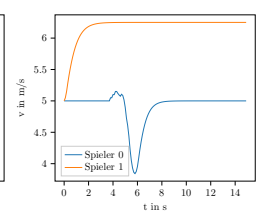
(a) Basis-Szenario 1



(b) Basis-Szenario 2

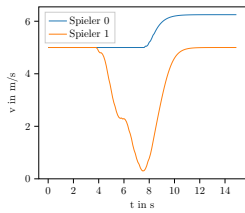


(c) Basis-Szenario 3

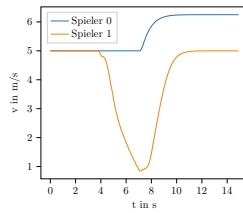


(d) Basis-Szenario 4

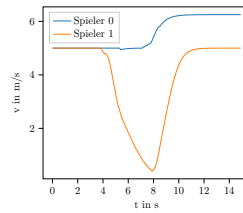
Abbildung B.11: Einseitige Variation- Spieler 1 - Beispiel 4



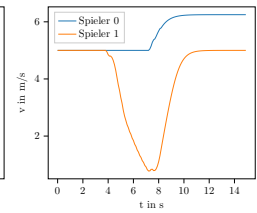
(a) Basis-Szenario 1



(b) Basis-Szenario 2

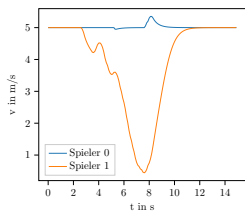


(c) Basis-Szenario 3

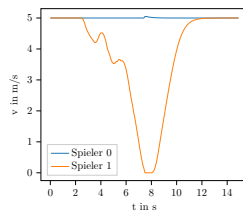


(d) Basis-Szenario 4

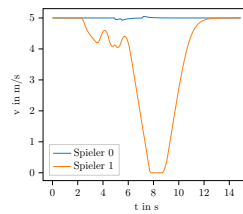
Abbildung B.12: Einseitige Variation- Spieler 0 - Beispiel 1



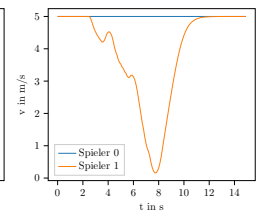
(a) Basis-Szenario 1



(b) Basis-Szenario 2



(c) Basis-Szenario 3



(d) Basis-Szenario 4

Abbildung B.13: Einseitige Variation- Spieler 0 - Beispiel 2

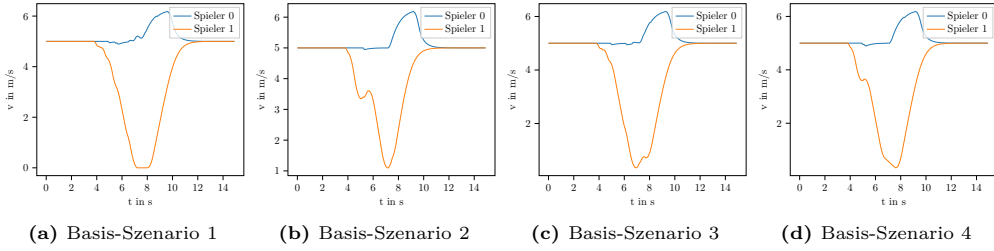


Abbildung B.14: Einseitige Variation- Spieler 0 - Beispiel 3

B.3 Szenario-Variationen: Verteilung abweichender Szenarien

Für die in Abschnitt B.1 vorgestellten Basis-Szenarien, findet sich im Folgenden eine ausführliche Aufstellung über die Verteilung abweichender Szenarien für die paarweisen Vergleiche der Basis-Szenarien. Tabelle B.1 repräsentieren damit die Anzahl an nicht-übereinstimmenden Szenarien in einem 1-D Schnitt durch den fünf-dimensionalen Parameterraum für konkrete Werte der einzelnen Parameter $\psi_m \in \psi$.

Tabelle B.1: Verteilung ungleicher Szenarien.

Parameter \ Wert	0.0	0.5	1.0	5.0	10.0	50.0	100.0
Basis-Szenarien: 1 - 2, Zweiseitige Variation							
ψ_1	249	326	329	337	369	435	441
ψ_2	709	413	341	230	209	318	266
ψ_3	73	351	378	396	469	414	405
ψ_4	1022	378	317	196	169	209	195
ψ_5	158	222	268	342	491	485	520
Basis-Szenarien: 1 - 3, Zweiseitige Variation							
ψ_1	139	147	160	192	196	330	269
ψ_2	176	288	232	155	146	231	205
ψ_3	328	147	162	186	220	188	202
ψ_4	406	374	290	119	68	83	93
ψ_5	111	140	157	188	281	251	305
Basis-Szenarien: 1 - 4, Zweiseitige Variation							
ψ_1	286	363	366	367	394	450	451
ψ_2	700	442	400	242	279	321	293
ψ_3	69	362	373	453	510	467	443
ψ_4	1214	373	321	196	169	209	195
ψ_5	158	247	275	375	525	543	554

Basis-Szenarien: 2 - 3, Zweiseitige Variation							
ψ_1	269	350	356	377	370	406	454
ψ_2	783	383	328	247	164	382	295
ψ_3	276	359	388	324	403	422	410
ψ_4	1073	437	432	175	135	174	156
ψ_5	98	232	251	366	478	538	619
Basis-Szenarien: 2 - 4, Zweiseitige Variation							
ψ_1	52	52	52	65	58	68	43
ψ_2	43	56	81	64	96	31	19
ψ_3	0	14	30	67	71	94	114
ψ_4	357	22	11	0	0	0	0
ψ_5	0	90	54	71	57	66	52
Basis-Szenarien: 3 - 4, Zweiseitige Variation							
ψ_1	313	394	400	416	402	430	475
ψ_2	776	409	391	287	258	386	323
ψ_3	276	375	384	385	445	502	463
ψ_4	1320	447	423	175	135	174	156
ψ_5	98	272	287	416	502	601	654
Basis-Szenarien: 1 - 2, Einseitige Variation, Spieler 1							
ψ_1	69	72	73	74	86	114	177
ψ_2	49	75	53	27	55	147	259
ψ_3	159	106	102	109	86	80	23
ψ_4	248	218	108	29	21	20	21
ψ_5	80	66	87	162	77	79	114
Basis-Szenarien: 1 - 3, Einseitige Variation, Spieler 1							
ψ_1	106	108	102	105	108	133	193
ψ_2	24	53	51	71	99	246	311
ψ_3	148	153	158	122	105	88	81
ψ_4	405	264	109	27	18	16	16
ψ_5	89	79	100	149	142	137	159
Basis-Szenarien: 1 - 4, Einseitige Variation, Spieler 1							
ψ_1	69	72	73	74	86	120	180
ψ_2	50	77	59	27	55	147	259
ψ_3	159	106	102	112	86	86	23
ψ_4	251	218	108	29	22	22	24
ψ_5	80	71	90	163	77	79	114
Basis-Szenarien: 2 - 3, Einseitige Variation, Spieler 1							
ψ_1	78	79	74	75	84	96	165
ψ_2	29	76	25	47	63	206	205
ψ_3	73	121	122	76	83	88	88
ψ_4	252	158	156	43	15	16	11
ψ_5	91	76	75	147	119	78	65

Basis-Szenarien: 2 - 4, Einseitige Variation, Spieler 1							
ψ_1	0	0	0	0	0	6	3
ψ_2	1	2	6	0	0	0	0
ψ_3	0	0	0	3	0	6	0
ψ_4	3	0	0	0	1	2	3
ψ_5	0	5	3	1	0	0	0
Basis-Szenarien: 3 - 4, Einseitige Variation, Spieler 1							
ψ_1	78	79	74	75	84	102	168
ψ_2	30	78	31	47	63	206	205
ψ_3	73	121	122	79	83	94	88
ψ_4	255	158	156	43	16	18	14
ψ_5	91	81	78	148	119	78	65
Basis-Szenarien: 1 - 2, Einseitige Variation, Spieler 0							
ψ_1	212	217	222	217	217	212	227
ψ_2	475	358	275	213	105	70	28
ψ_3	0	75	106	154	228	437	524
ψ_4	748	222	169	63	76	116	130
ψ_5	130	200	174	191	243	290	296
Basis-Szenarien: 1 - 3, Einseitige Variation, Spieler 0							
ψ_1	136	135	134	130	142	134	144
ψ_2	320	216	122	124	41	97	35
ψ_3	0	66	150	106	235	176	222
ψ_4	270	67	61	114	116	156	171
ψ_5	204	123	119	138	150	100	121
Basis-Szenarien: 1 - 4, Einseitige Variation, Spieler 0							
ψ_1	220	225	230	225	225	211	227
ψ_2	515	363	275	213	99	70	28
ψ_3	0	75	106	154	228	462	538
ψ_4	742	222	174	73	86	126	140
ψ_5	130	219	194	191	243	290	296
Basis-Szenarien: 2 - 3, Einseitige Variation, Spieler 0							
ψ_1	234	226	220	221	209	190	144
ψ_2	461	374	267	223	85	27	7
ψ_3	0	39	112	118	255	418	502
ψ_4	641	251	186	73	62	118	113
ψ_5	98	166	171	219	245	266	279
Basis-Szenarien: 2 - 4, Einseitige Variation, Spieler 0							
ψ_1	10	10	10	10	10	1	0
ψ_2	40	5	0	0	6	0	0
ψ_3	0	0	0	0	0	25	26
ψ_4	6	0	5	10	10	10	10
ψ_5	0	31	20	0	0	0	0

Basis-Szenarien: 3 - 4, Einseitige Variation, Spieler 0							
ψ_1	242	234	228	229	209	189	144
ψ_2	493	379	267	223	79	27	7
ψ_3	0	39	112	118	255	435	516
ψ_4	635	251	191	81	70	126	121
ψ_5	98	177	191	219	245	266	279

Literatur

Öffentliche Literatur

- [ACHM12] ABBAS, Montasir M.; CHONG, Linsen; HIGGS, Bryan; MEDINA, Alejandra: An Agent-Based Reinforcement Learning Model for Simulating Driver Heterogeneous Behavior during Safety Critical Events in Traffic. In: *Proceedings of the Transportation Research Board Annual Meeting* (2012), Januar
- [AD14] ALTHOFF, Matthias; DOLAN, John M.: Online Verification of Automated Road Vehicles Using Reachability Analysis. In: *IEEE Transactions on Robotics* 30 (2014), Januar, Nr. 4, S. 903–918. <http://dx.doi.org/10.1109/TRO.2014.2312453>. – DOI 10.1109/TRO.2014.2312453. – ISSN 1552–3098
- [ANV⁺18] AKSJONOV, Andrei; NEDOMA, Pavel; VODOVOZOV, Valery; PETLENKOV, Eduard; HERRMANN, Martin: A Novel Driver Performance Model Based on Machine Learning. In: *IFAC-PapersOnLine* 51 (2018), Januar, Nr. 9, S. 267–272. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.07.044>. – DOI 10.1016/j.ifacol.2018.07.044. – ISSN 24058963
- [BBH⁺15] BACH, Johannes; BAUER, Kai-Lukas; HOLZÄPFEL, Marc; HILLENBRAND, Martin; SAX, Eric: Control based driving assistance functions’ test using recorded in field data. In: *7. Tagung Fahrerassistenzsysteme* (2015)
- [Bel57] BELLMAN, R.: *Dynamic Programming*. Princeton: Princeton University, 1957. – ISBN 0–486–42809–5
- [BEPW18] BACKHAUS, Klaus; ERICHSON, Bernd; PLINKE, Wulff; WEIBER, Rolf: *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung*. 15., vollständig überarbeitete Auflage. Berlin [Heidelberg]: Springer Gabler, 2018 (Lehrbuch). <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-56655-8>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-56655-8>. – ISBN 978–3–662–56655–8 978–3–662–56654–1
- [BFR⁺23] BRAUN, Thilo; FUCHS, Julian; REISGYS, Felix; RIES, Lennart; PLAUM, Johannes; SCHÜTT, Barbara; SAX, Eric: A Review of Scenario Similarity Measures for Validation of Highly Automated Driving. In: *2023 IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. Bilbao, Spain: IEEE, September 2023. – ISBN 9798350399462, S. 689–696
- [BMD23] BUNDESMINISTERIUM FÜR DIGITALES UND VERKEHR (Hrsg.). BUNDESMINISTERIUM FÜR DIGITALES UND VERKEHR: Verkehr in Zahlen 2023/2024

- / Bundesministerium für Digitales und Verkehr. 2023. – Forschungsbericht. – 378 S.
- [BN20] BABOJELIĆ, Karlo; NOVACKO, Luka: Modelling of Driver and Pedestrian Behaviour – A Historical Review. In: *Promet - Traffic&Transportation* 32 (2020), Januar, Nr. 5, S. 727–745. <http://dx.doi.org/10.7307/ptt.v32i5.3524>. – DOI 10.7307/ptt.v32i5.3524. – ISSN 0353–5320
- [BO99] BASAR, T.; OLSDER, G.: *Classics in applied mathematics*. Bd. 23: *Dynamic Noncooperative Game Theory*. 2. Philadelphia, Pa: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1999. – ISBN 978–0–89871–429–6
- [Bre11] BRESSAN, A.: Noncooperative Differential Games. In: *Milan Journal of Mathematics* 79 (2011), Nr. 2, S. 357–427. <http://dx.doi.org/10.1007/s00032-011-0163-6>. – DOI 10.1007/s00032-011-0163-6. – ISSN 1424–9286
- [BT14] BAKER, Chris L.; TENENBAUM, Joshua B.: Modeling Human Plan Recognition Using Bayesian Theory of Mind. Version: Januar 2014. <http://dx.doi.org/10.1016/B978-0-12-398532-3.00007-5>. In: *Plan, Activity, and Intent Recognition*. Elsevier, Januar 2014. – DOI 10.1016/B978–0-12-398532-3.00007-5. – ISBN 978–0-12-398532-3, S. 177–204
- [BW16] BARTHOLOMAE, F.; WIENS, M.: *Spieltheorie*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2016. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-8349-4420-7>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-8349-4420-7>. – ISBN 978–3–8349–4419–1
- [CEHM10] CAMPBELL, Mark; EGERSTEDT, Magnus; HOW, Jonathan P.; MURRAY, Richard M.: Autonomous Driving in Urban Environments: Approaches, Lessons and Challenges. In: *Philosophical transactions. Series A, Mathematical, physical, and engineering sciences* 368 (2010), Januar, Nr. 1928, S. 4649–72. <http://dx.doi.org/10.1098/rsta.2010.0110>. – DOI 10.1098/rsta.2010.0110. – ISSN 1364–503X
- [CH08] CHRISTEN, F.; HUANG, Q.: The Driver Model of the Traffic Simulation PELOPS: Modelling and Applicatio Possibilities. In: *2nd Berlin Expert Conference on Driver Modelling "Driver Modelling in Science and Economy"* (2008), Januar, S. 1–16
- [CLGZ13] CAO, Jianyong; LU, Hui; GUO, Konghui; ZHANG, Jianwen: A Driver Modeling Based on the Preview-Follower Theory and the Jerky Dynamics. In: *Mathematical Problems in Engineering* 2013 (2013), Nr. 1, S. 1–10. <http://dx.doi.org/10.1155/2013/952106>. – DOI 10.1155/2013/952106
- [Doc06] DOCKNER, E. J.: *Differential games in economics and management science*. Cambridge u.a.: Cambridge Univ. Press, 2006. – ISBN 0–521–63732–5

- [Don99] DONGES, Edmund: A Conceptual Framework for Active Safety in Road Traffic. In: *Vehicle System Dynamics* 32 (1999), Nr. 2-3, S. 113–128. <http://dx.doi.org/10.1076/vesd.32.2.113.2089>. – DOI 10.1076/vesd.32.2.113.2089
- [DWIHS23] DE WINKEL, Ksander N.; IRMAK, Tugrul; HAPPEE, Riender; SHYROKAU, Barys: Standards for Passenger Comfort in Automated Vehicles: Acceleration and Jerk. In: *Applied Ergonomics* 106 (2023), Januar, S. 103881. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apergo.2022.103881>. – DOI 10.1016/j.apergo.2022.103881. – ISSN 00036870
- [Elv14] ELVIK, Rune: A review of game-theoretic models of road user behaviour. In: *Accident; analysis and prevention* 62 (2014), S. 388–396. <http://dx.doi.org/10.1016/j.aap.2013.06.016>. – DOI 10.1016/j.aap.2013.06.016
- [Eng05] ENGWERDA, J. C.: *LQ dynamic optimization and differential games*. Chichester: Wiley, 2005. – ISBN 978–0–470–01524–7
- [EO01] EL HAJJAJI, A.; OULADSINE, M.: Modeling Human Vehicle Driving by fuzzy logic for standardized ISO double lane change maneuver. In: *ROMAN 2001*. Piscataway, N.J.: IEEE, 2001, S. 499–503
- [FBS⁺] FISAC, Jaime F.; BRONSTEIN, Eli; STEFANSSON, Elis; SADIGH, Dorsa; SASTRY, S. S.; DRAGAN, Anca D.: Hierarchical Game-Theoretic Planning for Autonomous Vehicles. <http://dx.doi.org/10.1109/ICRA.2019.8794007>. In: *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE. – DOI 10.1109/ICRA.2019.8794007. – ISBN 978–1–5386–6027–0, S. 9590–9596
- [FCM⁺18] FOX, C. W.; CAMARA, F.; MARKKULA, G.; ROMANO, R. A.; MADIGAN, R.; MERAT, N.: When Should the Chicken Cross the Road? - Game Theory for Autonomous Vehicle - Human Interactions. Version: März 2018. <http://dx.doi.org/10.5220/0006765404310439>. In: *Proceedings of the 4th International Conference on Vehicle Technology and Intelligent Transport Systems*. SCITEPRESS - Science and Technology Publications, März 2018. – DOI 10.5220/0006765404310439. – ISBN 978–989–758–293–6, S. 431–439
- [Fla16] FLAD, M.: *Kooperative Regelungskonzepte auf Basis der Spieltheorie und deren Anwendung auf Fahrerassistenzsysteme*. Karlsruhe, Karlsruher Institut für Technologie, Dissertation, 2016
- [GG93] GUO, K.; GUAN, H.: Modelling of Driver/Vehicle Directional Control System. In: *Vehicle System Dynamics* 22 (1993), Januar, Nr. 3-4, S. 141–184. <http://dx.doi.org/10.1080/00423119308969025>. – DOI 10.1080/00423119308969025. – ISSN 0042–3114
- [GJQC13] GUO, H. Y.; JI, Y.; QU, T.; CHEN, H.: Understanding and Modeling the Human Driver Behavior Based on MPC. In: *IFAC Proceedings*

- Volumes 46 (2013), Nr. 21, S. 133–138. <http://dx.doi.org/10.3182/20130904-4-JP-2042.00085>. – DOI 10.3182/20130904-4-JP-2042.00085
- [Gre15] GREVE, Takako: *Monographs in mathematical economics / editor-in-chief Toru Maruyama*. Bd. volume 1: *Non-cooperative game theory*. Tokyo: Springer, 2015. – ISBN 978-4-431-55644-2
- [Hal07] HALPERN, J.: *Computer Science and Game Theory: A Brief Survey*. (2007)
- [Hel97] HELBING, Dirk: *Verkehrsdynamik: Neue physikalische Modellierungskonzepte*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1997. – ISBN 978-3-642-59063-4
- [HI06] HOLLER, M. J.; ILLING, G.: *Einführung in die Spieltheorie*. 6. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006 (Springer-Lehrbuch). – ISBN 978-3-540-27880-1
- [HM89] HESS, R. A.; MODJTAHEDZADEH, A.: A preview control model of driver steering behavior. In: *Conference Proceedings., IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, IEEE, 1989, S. 504–509
- [HM90] HESS, R. A.; MODJTAHEDZADEH, A.: A Control Theoretic Model of Driver Steering Behavior. In: *IEEE Control Systems Magazine* 10 (1990), Januar, Nr. 5, S. 3–8. <http://dx.doi.org/10.1109/37.60415>. – DOI 10.1109/37.60415. – ISSN 0272-1708
- [HS07] HAMMERSTEIN, P.; SELTEN, R.: Chapter 28 Game theory and evolutionary biology. Version: 2007. [http://dx.doi.org/10.1016/S1574-0005\(05\)80060-8](http://dx.doi.org/10.1016/S1574-0005(05)80060-8). In: AUMANN, R. J. (Hrsg.): *Handbook of game theory with economic applications* Bd. 2. Amsterdam: North-Holland, 2007. – DOI 10.1016/S1574-0005(05)80060-8. – ISBN 9780444894274, S. 929–993
- [HWKK15] HELMER, Thomas; WANG, Lei; KOMPASS, Klaus; KATES, Ronald: Safety Performance Assessment of Assisted and Automated Driving by Virtual Experiments: Stochastic Microscopic Traffic Simulation as Knowledge Synthesis. In: *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, IEEE, 15.09.2015 - 18.09.2015, S. 2019–2023
- [IFDH15] INGA, Jairo; FLAD, Michael; DIEHM, Gunter; HOHMANN, Soren: Gray-Box Driver Modeling and Prediction: Benefits of Steering Primitives. In: *2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, IEEE, 2015, S. 3054–3059
- [JDWZ18] JIANG, Yuande; DENG, Weiwen; WANG, Jinsong; ZHU, Bing: Studies on Drivers' Driving Styles Based on Inverse Reinforcement Learning. In: *WCX World Congress Experience*, SAE International, 400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States, 2018 (SAE Technical Paper Series)
- [Käp15] KÄPPLER, Wolf D.: *Smart Vehicle Handling - Test und Evaluation in der Fahrzeugtechnik*. Berlin Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2015. – ISBN 978-3-662-46417-5

- [KD99] KOIKE, Y.; DOYA, K.: Multiple State Estimation Reinforcement Learning for Driving Model: Driver Model of Automobile. Version: Januar 1999. <http://dx.doi.org/10.1109/ICSMC.1999.815603>. In: *IEEE SMC'99 Conference Proceedings*. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, Januar 1999. – DOI 10.1109/ICSMC.1999.815603. – ISBN 0-7803-5731-0, S. 504–509
- [KGHL17] KÖNIG, Alexander; GUTBROD, Michael; HOHMANN, Sören; LUDWIG, Julian: Bridging the Gap between Open Loop Tests and Statistical Validation for Highly Automated Driving. In: *SAE International Journal of Transportation Safety* 5 (2017), Nr. 1. <http://dx.doi.org/10.4271/2017-01-1403>. – DOI 10.4271/2017-01-1403
- [Kir12] KIRK, D. E.: *Optimal Control Theory: An Introduction*. Newburyport: Dover Publications, 2012 (Dover Books on Electrical Engineering). – ISBN 978-0-486-43484-1
- [Kit99] KITA, Hideyuki: A Merging-Giveway Interaction Model of Cars in a Merging Section: A Game Theoretic Analysis. In: *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 33 (1999), Januar, Nr. 3-4, S. 305–312
- [KMK99] KIENCKE, U.; MAJJAD, R.; KRAMER, S.: Modeling and performance analysis of a hybrid driver model. In: *Control Engineering Practice* 7 (1999), Nr. 8, S. 985–991. [http://dx.doi.org/10.1016/S0967-0661\(99\)00053-2](http://dx.doi.org/10.1016/S0967-0661(99)00053-2). – DOI 10.1016/S0967-0661(99)00053-2
- [Kob19] KOBER, Christopher: *Stochastische Verkehrsflusssimulation auf Basis von Fahrerhaltensmodellen zur Absicherung automatisierter Fahrfunktionen*. Wiesbaden [Heidelberg]: Springer Vieweg, 2019 (Wissenschaftliche Reihe Fahrzeugtechnik Universität Stuttgart). – ISBN 978-3-658-25251-9 978-3-658-25250-2
- [KP92] KAGEYAMA, I.; PACEJKA, H. B.: ON A NEW DRIVER MODEL WITH FUZZY CONTROL. In: *Vehicle System Dynamics* 20 (1992), Januar, Nr. sup1, S. 314–324. <http://dx.doi.org/10.1080/00423119208969406>. – DOI 10.1080/00423119208969406. – ISSN 0042-3114
- [KP16] KALRA, Nidhi; PADDOCK, Susan M.: Driving to Safety: How Many Miles of Driving Would It Take to Demonstrate Autonomous Vehicle Reliability? In: *Driving to Safety*. RAND Corporation, 2016 (How Many Miles of Driving Would It Take to Demonstrate Autonomous Vehicle Reliability?), S. 1–16
- [KR17] KANG, Kyungwon; RAKHA, Hesham A.: Game Theoretical Approach to Model Decision Making for Merging Maneuvers at Freeway On-Ramps. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2623 (2017), Nr. 1, S. 19–28. <http://dx.doi.org/10.3141/2623-03>. – DOI 10.3141/2623-03
- [KR18] KANG, Kyungwon; RAKHA, Hesham A.: Modeling Driver Merging Behavior: A Repeated Game Theoretical Approach. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 14

- (2018), Nr. 4. <http://dx.doi.org/10.1177/0361198118792982>. – DOI 10.1177/0361198118792982
- [Kra98] KRAUSS, Stefan: *Microscopic Modeling of Traffic Flow: Investigation of Collision Free Vehicle Dynamics*. Köln, Universität Köln, Dissertation, 1998
- [KS91] KEHTARNAVAZ, N.; SOHN, W.: Steering Control of Autonomous Vehicles by Neural Networks. In: *American Control Conference, 1991*, IEEE, 6/26/1991 - 6/28/1991, S. 3096–3101
- [KWW22] KOCHENDERFER, Mykel J.; WHEELER, Tim A.; WRAY, Kyle H.: *Algorithms for Decision Making*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2022. – ISBN 978–0–262–04701–2
- [LCS16] LÃ, Quang D.; CHEW, Yong H.; SOONG, Boon-Hee: *Potential Game Theory*. Cham: Springer International Publishing, 2016. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-30869-2>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-30869-2>. – ISBN 978–3–319–30867–8
- [Lev65] LEVENSHTIN, Vladimir I.: Binary codes capable of correcting deletions, insertions, and reversals. In: *Soviet physics. Doklady* 10 (1965), S. 707–710
- [Lev05] LEVINSON, David: Micro-Foundations of Congestion and Pricing: A Game Theory Perspective. In: *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 39 (2005), August, Nr. 7-9, S. 691–704. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2005.02.021>. – DOI 10.1016/j.tra.2005.02.021. – ISSN 09658564
- [LKGy18] LI, Nan; KOLMANOVSKY, Ilya; GIRARD, Anouck; YILDIZ, Yildiray: Game Theoretic Modeling of Vehicle Interactions at Unsignalized Intersections and Application to Autonomous Vehicle Control. In: *2018 Annual American Control Conference (ACC)*, IEEE, 6/27/2018 - 6/29/2018, S. 3215–3220
- [LOZ⁺18] LI, Nan; OYLER, Dave W.; ZHANG, Mengxuan; YILDIZ, Yildiray; KOLMANOVSKY, Ilya; GIRARD, Anouck R.: Game Theoretic Modeling of Driver and Vehicle Interactions for Verification and Validation of Autonomous Vehicle Control Systems. In: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 26 (2018), Nr. 5, S. 1782–1797. <http://dx.doi.org/10.1109/TCST.2017.2723574>. – DOI 10.1109/TCST.2017.2723574
- [LR71] LUKES, D.L.; RUSSELL, D.L.: A global theory for linear-quadratic differential games. In: *Journal of Mathematical Analysis and Applications* 33 (1971), Nr. 1, S. 96–123. [http://dx.doi.org/10.1016/0022-247X\(71\)90185-5](http://dx.doi.org/10.1016/0022-247X(71)90185-5). – DOI 10.1016/0022-247X(71)90185–5
- [LWB⁺18] LOPEZ, Pablo A.; WIESSNER, Evamarie; BEHRISCH, Michael; BIEKER-WALZ, Laura; ERDMANN, Jakob; FLOTTEROD, Yun-Pang; HILBRICH, Robert; LUCKEN, Leonhard; RUMMEL, Johannes; WAGNER, Peter: Microscopic Traffic Simulation using SUMO. In: *2018 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*. Piscataway, NJ: IEEE, 2018, S. 2575–2582

- [LYK⁺20] LI, Nan; YAO, Yu; KOLMANOVSKY, Ilya; ATKINS, Ella; GIRARD, Anouck R.: Game-Theoretic Modeling of Multi-Vehicle Interactions at Uncontrolled Intersections. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* (2020), S. 1–15. <http://dx.doi.org/10.1109/TITS.2020.3026160>. – DOI 10.1109/TITS.2020.3026160
- [Mac03] MACADAM, Charles C.: Understanding and Modeling the Human Driver. In: *Vehicle System Dynamics* 40 (2003), Nr. 1-3, S. 101–134. <http://dx.doi.org/10.1076/vesd.40.1.101.15875>. – DOI 10.1076/vesd.40.1.101.15875
- [MBM18] MENZEL, Till; BAGSCHIK, Gerrit; MAURER, Markus: Scenarios for Development, Test and Validation of Automated Vehicles. In: *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. Changshu: IEEE, Juni 2018. – ISBN 978-1-5386-4452-2, S. 1821–1827
- [MCA⁺08] MANDIAU, René; CHAMPION, Alexis; AUBERLET, Jean-Michel; ESPIÉ, Stéphane; KOLSKI, Christophe: Behaviour based on decision matrices for a coordination between agents in a urban traffic simulation. In: *Applied Intelligence* 28 (2008), Nr. 2, S. 121–138. <http://dx.doi.org/10.1007/s10489-007-0045-3>. – DOI 10.1007/s10489-007-0045-3
- [MM07] MCCARTY, N. M.; MEIROWITZ, A.: *Political game theory: An introduction*. Cambridge: Cambridge University Press, 2007 (Analytical methods for social research). – ISBN 9781107438637
- [MR09] MALLIKARJUNA, Ch.; RAO, K. R.: Cellular Automata Model for Heterogeneous Traffic. In: *Journal of Advanced Transportation* 43 (2009), Januar, Nr. 3, S. 321–345. <http://dx.doi.org/10.1002/atr.5670430305>. – DOI 10.1002/atr.5670430305. – ISSN 01976729
- [Nai03] NAIDU, D. S.: *Optimal control systems*. Boca Raton, Fla.: CRC Press, 2003 (Electrical engineering textbook series). – ISBN 0-8493-0892-5
- [Nas51] NASH, J.: Non-Cooperative Games. In: *Annals of Mathematics* (1951), Nr. Vol. 54, No.2, S. 286–295
- [Nat15] NATIONAL HIGHWAY TRAFFIC SYSTEM ADMINISTRATION: Critical Reasons for Crashes Investigates in the National Motor Vehicle Crash Causation Survey / US Department of Transportation. Washington D.C., Februar 2015. – Forschungsbericht. – 2 S.
- [Neu28] NEUMANN, J. v.: Zur Theorie der Gesellschaftsspiele. In: *Mathematische Annalen* 100 (1928), Nr. 1, S. 295–320
- [Nis07] NISAN, Noam (Hrsg.): *Algorithmic Game Theory*. Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2007. – ISBN 978-0-521-87282-9

- [NS92] NAGEL, Kai; SCHRECKENBERG, Michael: A Cellular Automaton Model for Freeway Traffic. In: *Journal de Physique I* 2 (1992), Januar, Nr. 12, S. 2221–2229. <http://dx.doi.org/10.1051/jp1:1992277>. – DOI 10.1051/jp1:1992277. – ISSN 1155–4304
- [NWH⁺20] NEUROHR, Christian; WESTHOFEN, Lukas; HENNING, Tabea; GRAAFF, Thies de; MOHLMANN, Eike; BODE, Eckard: Fundamental Considerations around Scenario-Based Testing for Automated Driving. In: *2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, IEEE, 2020, S. 121–127
- [NWWS98] NAGEL, Kai; WOLF, Dietrich E.; WAGNER, Peter; SIMON, Patrice: Two-Lane Traffic Rules for Cellular Automata: A Systematic Approach. In: *Physical Review E* 58 (1998), Januar, Nr. 2, S. 1425–1437. <http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevE.58.1425>. – DOI 10.1103/PhysRevE.58.1425. – ISSN 1063–651X
- [OH09] OTTO, Thomas; HOYER, Robert: Devices-in-the-Loop Approach - Traffic Simulation meets real Devices of distributed V2I Applications. In: TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN (Hrsg.): *mobil.TUM 2009 - International Scientific Conference on Mobility and Transport*, 2009
- [PBG86] PONTRJAGIN, L. S. (Hrsg.); BOLTYANSKII, V. G. (Hrsg.); GAMKRELIDZE, R. V. (Hrsg.): *Mathematical Theory of Optimal Processes*. New York: Gordon and Breach, 1986. – ISBN 9782881240775
- [PLB15] PAPAGEORGIOU, M.; LEIBOLD, M.; BUSS, M.: *Optimierung*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2015. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-46936-1>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-46936-1>. – ISBN 978–3–662–46935–4
- [PPL02] POLLATSCHEK, Moshe A.; POLUS, Abishai; LIVNEH, Moshe: A Decision Model for Gap Acceptance and Capacity at Intersections. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 36 (2002), Januar, Nr. 7, S. 649–663. [http://dx.doi.org/10.1016/S0191-2615\(01\)00024-8](http://dx.doi.org/10.1016/S0191-2615(01)00024-8). – DOI 10.1016/S0191-2615(01)00024-8. – ISSN 01912615
- [PTV] PTV GROUP: *PTV Vissim*. <https://www.ptvgroup.com/de/loesungen/produkte/ptv-vissim/>
- [RW02] RUSKIN, H. J.; WANG, R.: Modeling Traffic Flow at an Urban Unsignalized Intersection. Version: Januar 2002. <http://dx.doi.org/10.1007/3-540-46043-8-38>. In: SLOOT, Peter M. A. (Hrsg.): *Computational Science: International Conference, Amsterdam, the Netherlands, April 21-24, 2002; Proceedings* Bd. 2329. Berlin: Springer, Januar 2002. – DOI 10.1007/3-540-46043-8-38. – ISBN 978–3–540–43591–4, S. 381–390
- [Rye12] RYENG, Eirin O.: The Effect of Sanctions and Police Enforcement on Drivers' Choice of Speed. In: *Accident Analysis & Prevention* 45 (2012), März, S. 446–454. <http://dx.doi.org/10.1016/j.aap.2011.08.010>. – DOI 10.1016/j.aap.2011.08.010. – ISSN 00014575

- [SAE21] SAE INTERNATIONAL: Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles. (2021)
- [SBN94] SAYED, Tarek; BROWN, Gerald; NAVIN, Francis: Simulation of Traffic Conflicts at Unsignalized Intersections with TSC-Sim. In: *Accident Analysis & Prevention* 26 (1994), Januar, Nr. 5, S. 593–607. [http://dx.doi.org/10.1016/0001-4575\(94\)90021-3](http://dx.doi.org/10.1016/0001-4575(94)90021-3). – DOI 10.1016/0001-4575(94)90021-3. – ISSN 00014575
- [SH09] SHOKRY, Hesham; HINCHEY, Mike: Model-Based Verification of Embedded Software. In: *Computer* 42 (2009), April, Nr. 4, S. 53–59. <http://dx.doi.org/10.1109/MC.2009.125>. – DOI 10.1109/MC.2009.125. – ISSN 0018–9162
- [SIS⁺07] SEKIZAWA, S.; INAGAKI, S.; SUZUKI, T.; HAYAKAWA, S.; TSUCHIDA, N.; TSUDA, T.; FUJINAMI, H.: Modeling and Recognition of Driving Behavior Based on Stochastic Switched ARX Model. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 8 (2007), Januar, Nr. 4, S. 593–606. <http://dx.doi.org/10.1109/TITS.2007.903441>. – DOI 10.1109/TITS.2007.903441. – ISSN 1524–9050
- [SK16] SICILIANO, Bruno; KHATIB, Oussama: *Springer Handbook of Robotics*. Cham: Springer International Publishing, 2016. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-32552-1>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-32552-1>
- [SRR20] SINGH, Mohit K.; RAMACHANDRA RAO, Kalaga: Cellular Automata Models for Signalised and Unsignalised Intersections with Special Attention to Mixed Traffic Flow: A Review. In: *IET Intelligent Transport Systems* 14 (2020), Januar, Nr. 12, S. 1507–1516. <http://dx.doi.org/10.1049/iet-its.2020.0062>. – DOI 10.1049/iet-its.2020.0062. – ISSN 1751–956X
- [THH00] TREIBER; HENNECKE; HELBING: Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations. In: *Physical Review E* 62 (2000), Nr. 2 Pt A, S. 1805–1824. <http://dx.doi.org/10.1103/physreve.62.1805>. – DOI 10.1103/physreve.62.1805
- [TLK⁺20] TIAN, Ran; LI, Nan; KOLMANOVSKY, Ilya; YILDIZ, Yildiray; GIRARD, Anouck R.: Game-Theoretic Modeling of Traffic in Unsignalized Intersection Network for Autonomous Vehicle Control Verification and Validation. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* (2020), Januar, S. 1–16. <http://dx.doi.org/10.1109/TITS.2020.3035363>. – DOI 10.1109/TITS.2020.3035363. – ISSN 1524–9050
- [TLL⁺18] TIAN, Ran; LI, Sisi; LI, Nan; KOLMANOVSKY, Ilya; GIRARD, Anouck; YILDIZ, Yildiray: Adaptive Game-Theoretic Decision Making for Autonomous Vehicle Control at Roundabouts. Version: Januar 2018. <http://dx.doi.org/10.1109/CDC.2018.8619275>. In: *2018 IEEE Conference*

- on Decision and Control (CDC): 17-19 Dec. 2018*. [Piscataway, New Jersey]: IEEE, Januar 2018. – DOI 10.1109/CDC.2018.8619275. – ISBN 978–1–5386–1395–5, S. 321–326
- [TMH15] TALEBPOUR, Alireza; MAHMASSANI, Hani S.; HAMDAR, Samer H.: Modeling Lane-Changing Behavior in a Connected Environment: A Game Theory Approach. In: *Transportation Research Procedia* 7 (2015), Januar, S. 420–440. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trpro.2015.06.022>. – DOI 10.1016/j.trpro.2015.06.022
- [UMR⁺15] ULBRICH, Simon; MENZEL, Till; RESCHKA, Andreas; SCHULDT, Fabian; MAURER, Markus: Defining and Substantiating the Terms Scene, Situation, and Scenario for Automated Driving. Version: September 2015. <http://dx.doi.org/10.1109/ITSC.2015.164>. In: *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*. IEEE, September 2015. – DOI 10.1109/ITSC.2015.164. – ISBN 978–1–4673–6596–3, S. 982–988
- [Wac16] WACHENFELD, Walther Hans K.: *How Stochastic can Help to Introduce Automated Driving*. Darmstadt, Technische Universität Darmstadt, Dissertation, 2016
- [WTK21] WEBER, Nico; THIEM, Christoph; KONIGORSKI, Ulrich: *A Needle in a Haystack – How to Derive Relevant Scenarios for Testing Automated Driving Systems in Urban Areas*. Oktober 2021 (30. Aachender Kolloquium Sustainable Mobility)
- [WW15] WACHENFELD, Walther Hans K.; WINNER, Hermann: Virtual Assessment of Automation in Field Operation: A New Runtime Validation. In: *10. Workshp Fahrerassistenzsysteme* (2015), S. 161–170
- [WXC14] WANG, Wenshuo; XI, Junqiang; CHEN, Huiyan: Modeling and Recognizing Driver Behavior Based on Driving Data: A Survey. In: *Mathematical Problems in Engineering* 2014 (2014), Nr. 1, S. 1–20. <http://dx.doi.org/10.1155/2014/245641>. – DOI 10.1155/2014/245641
- [XZZZ11] XU, Wenda; ZHAYAO, Wen; ZHAO, Huijing; ZHA, Hongbin: A Vehicle Model for Micro-Traffic Simulation in Dynamic Urban Scenarios. Version: Januar 2011. <http://dx.doi.org/10.1109/ICRA.2011.5980101>. In: BICCHI, Antonio (Hrsg.): *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation: (ICRA) ; 9-13 May 2011, Shanghai, China*. Piscataway, NJ: IEEE, Januar 2011. – DOI 10.1109/ICRA.2011.5980101. – ISBN 978–1–61284–386–5, S. 2267–2274
- [ZTZ⁺] ZHONG, Ziyuan; TANG, Yun; ZHOU, Yuan; NEVES, Vania de O.; LIU, Yang; RAY, Baishakhi: *A Survey on Scenario-Based Testing for Automated Driving Systems in High-Fidelity Simulation*
- [Zuk24] ZUKUNFTSINSTITUT: *Megatrend Mobilität*. <https://www.zukunftsinstitut.de/zukunftsthemen/megatrend-mobilitaet>. Version: 2024, Abruf: 2024-02-27

Eigene Veröffentlichungen

- [LKS⁺18] LEMMER, Markus; KÖPF, Florian; SCHWAB, Stefan; FLAD, Michael; HOHMANN, Sören: Modeling of Human-Centered Cooperative Control by Means of Tracking in Discrete Time Linear Quadratic Differential Games. In: *IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Knowledge Engineering (AIKE), Laguna Hills, California, USA, September 26-28, 2018*. IEEE, Piscataway (NJ), Januar 2018
- [LSH20] LEMMER, Markus; SCHWAB, Stefan; HOHMANN, Soren: Driver Interaction at Intersections: A Hybrid Dynamic Game Based Model. In: *2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, IEEE, 11.10.2020 - 14.10.2020. – ISBN 978–1–7281–8526–2, S. 2269–2276
- [LSH21] LEMMER, Markus; SCHWAB, Stefan; HOHMANN, Soren: Modeling Multi-Driver Interaction in Intersection Scenarios Based on a Hybrid Game Approach. In: *2021 IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*, IEEE, 8/9/2021 - 8/11/2021. – ISBN 978–1–6654–3643–4, S. 416–423
- [LSH22a] LEMMER, Markus; SCHWAB, Stefan; HOHMANN, Soeren: Identification of a Game-Theoretic Driver Decision Making Model Using a Bi-Level Approach. In: *2022 IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*. Trieste, Italy: IEEE, August 2022. – ISBN 978–1–66547–338–5, S. 857–862
- [LSH22b] LEMMER, MARKUS; SCHWAB, STEFAN; HOHMANN, SÖREN: *Die Rolle von Fahrermodellen bei der Freigabe des Hoch-Automatisierten Fahrens*. Magdeburg: Vortrag gehalten auf der 17. Fachtagung Entwurf Komplexer Automatisierungssysteme (EKA 2022), Magdeburg, Deutschland, 23.–24. Juni 2022, 2022
- [LSH23a] LEMMER, Markus; SCHWAB, Stefan; HOHMANN, Sören: The role of driver models in testing highly-automated driving: a survey. In: *at - Automatisierungstechnik* 71 (2023), Nr. 1, S. 16–27. <http://dx.doi.org/10.1515/auto-2022-0097>. – DOI 10.1515/auto-2022-0097. – ISSN 0178–2312
- [LSH23b] LEMMER, MARKUS; SCHWAB, STEFAN; HOHMANN, SÖREN: *Fahrermodelle im Kontext der Freigabe Hoch-Automatisierter Fahrzeuge*. Dortmund: Vortrag gehalten auf dem 18ten DortmunderAutoTag (2023), Dortmund, Deutschland, 7. September 2023, 2023
- [LSSH21] LEMMER, Markus; SHU, Jingzhe; SCHWAB, Stefan; HOHMANN, Soeren: Maneuver Based Modeling of Driver Decision Making using Game-Theoretic Planning. In: *2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, IEEE, 10/17/2021 - 10/20/2021. – ISBN 978–1–6654–4207–7, S. 1332–1338

Betreute Abschlussarbeiten

- [Abd21] ABDELGAWAD, Ahmed: *Design of a Decision Model for a Traffic Agent using Negotiation Theory*. Masterarbeit, Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Regelungs- und Steuerungssysteme, 2021
- [Dah22] DAHMS, Alexander: *Identifikation eines Manöverbasierten Längsführungsmodells*. Bachelorarbeit, Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Regelungs- und Steuerungssysteme, 2022
- [Edd20] EDDOUS, Wassim: *Entwurf eines Manöverbasierten Simulationsmodelles für Verkehrsteilnehmer in einem Kreuzungsszenario*. Bachelorarbeit, Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Regelungs- und Steuerungssysteme, 2020
- [Lei19] LEI, Tianpei: *Design and Analysis of an Interactive Driver Model for an Intersection Scenarios Using Game Theory*. Masterarbeit, Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Regelungs- und Steuerungssysteme, 2019
- [Mul21] MULIA, Irene R.: *Development of a Maneuver-Based Longitudinal Guidance Model*. Bachelorarbeit, Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Regelungs- und Steuerungssysteme, 2021
- [Shu21] SHU, Jingzhe: *Design of a Decision Model for a Traffic Agent using Game Theory*. Masterarbeit, Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Regelungs- und Steuerungssysteme, 2021
- [Xia21] XIAO, Yizheng: *Identification of a Game-Theoretic Decision Model for a Traffic Agent*. Masterarbeit, Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Regelungs- und Steuerungssysteme, 2021