

INSTITUT FÜR
MATHEMATIK
DER FREIEN UNIVERSITÄT BERLIN

Masterarbeit

**Entwicklung eines interaktiven
agentenbasierten Modells
im Verkehrswendekontext**

Sebastian Werblinski

Gutachter: Dr. Sarah Wolf
Prof. Dr. Georg Loho

Semester: Sommersemester 2025
Verfasser: Sebastian Werblinski
Matrikel-Nr.: 5107480
Studienfach: Physik / Mathematik (Q-Master)

Abgabetermin: 30. September 2025

Erklärung

1. Hiermit versichere ich,
 - dass ich die von mir vorgelegte Arbeit selbstständig abgefasst habe,
 - dass ich keine weiteren Hilfsmittel verwendet habe als diejenigen, die im Vorfeld explizit zugelassen und von mir angegeben wurden,
 - dass ich die Stellen der Arbeit, die dem Wortlaut oder dem Sinn nach anderen Werken (dazu zählen auch Internetquellen und KI-basierte Tools) entnommen sind, unter Angabe der Quelle kenntlich gemacht habe und
 - dass ich die vorliegende Arbeit noch nicht für andere Prüfungen eingereicht habe.
2. Mir ist bewusst,
 - dass ich diese Prüfung nicht bestanden habe, wenn ich die mir bekannte Frist für die Einreichung meiner schriftlichen Arbeit versäume,
 - dass ich im Falle eines Täuschungsversuchs diese Prüfung nicht bestanden habe,
 - dass ich im Falle eines schwerwiegenden Täuschungsversuchs ggf. die Gesamtprüfung endgültig nicht bestanden habe und in diesem Studiengang nicht mehr weiter studieren darf und
 - dass ich, sofern ich zur Erstellung dieser Arbeit KI-basierter Tools verwendet habe, die Verantwortung für eventuell durch die KI generierte fehlerhafte oder verzerrte (bias) Inhalte, fehlerhafte Referenzen, Verstöße gegen das Datenschutz- und Urheberrecht oder Plagiate trage.

Berlin, den 30. September 2025

S. Werdlingki

.....(Unterschrift).....

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich bei den Personen bedanken, die mich während der Anfertigung dieser Masterarbeit unterstützt haben.

Zuerst gebührt mein Dank Frau Dr. Sarah Wolf, die meine Masterarbeit betreut und begutachtet hat. Für hilfreiche Anregungen, konstruktive Kritik und Geduld bei der Erstellung dieser Arbeit möchte ich mich herzlich bedanken. Besonderen Dank außerdem an ein weiteres Mitglied der Arbeitsgruppe, Joshua Wiebe, welcher mir neben Frau Dr. Wolf immer wieder bei Fragen und mit guten Ideen weiterhelfen konnte.

Besonderer Dank richtet sich an meine Eltern für die immerwährende Unterstützung während meines Studiums, ohne die ich diese Arbeit niemals hätte vollenden können. Zuletzt gilt mein Dank meiner Freundin Ruth Not für die moralische Unterstützung während dieser Zeit.

Inhaltsverzeichnis

Erklärung	ii
Danksagung	iii
Abbildungsverzeichnis	vi
Tabellenverzeichnis	viii
1. Einleitung	1
1.1. Aufbau der Arbeit	3
2. Agentenbasierte Modellierung	4
2.1. Motivation für einen Agentenbasierten Ansatz der Modellierung	4
2.2. Struktur agentenbasierter Modellierung	6
2.3. Simulation und Auswertung	9
2.4. ABM in der Verkehrsmodellierung	11
2.5. Partizipative Modellierung und ABM	14
2.6. Entwicklungsschritte eines ABM	16
2.7. Dokumentation mithilfe des ODD + D Protokolls	19
2.8. Overview	21
2.9. Entities, Scales and State Variables	22
2.10. Process Overview and Scheduling	26
3. Graphentheorie	30
3.1. Struktur des multimodalen Verkehrsgraphen	30
3.2. Wegfindung und Zeitberechnungen	38
4. Umsetzung	50
4.1. Modellierung der Spielstruktur	50
4.2. Technische Umsetzung	62

Inhaltsverzeichnis

5. Durchführung	65
5.1. Durchführung des Spiels	65
6. Fazit und Ausblick	72
6.1. Rückblick und Erkenntnisse	72
6.2. Ausblick und Weiterentwicklung	73
Literatur	76
A. Präsentation zum Spiel	82
B. Progammüberblick	100

Abbildungsverzeichnis

2.1.	Beispiele für unterschiedliche Präferenzen hinsichtlich Nachbarn gleicher Farbe und die daraus resultierende Segregation im Schelling-Modell. Nach Crooks et al. (2018, S. 223).	6
2.2.	Typische Interaktionsmöglichkeiten von Agenten in einem ABM entnommen aus Crooks et al., 2018	8
2.3.	Gegenüberstellung eines allgemeinen mathematischen Modellierungskreislaufs und eines speziellen Modellierungsprozess für ABMs	17
2.4.	Struktur des ODD-Protokolls mit seinen drei Hauptblöcken und sieben Elementen entnommen aus Grimm et al. (2006)	19
2.5.	Verkehrsraum für das Mobilitätsspiel angelehnt an die Stadt Berlin	26
2.6.	Flowchart des Spielablaufs	27
3.1.	Beispielhafte Darstellung von vier Typen von Graphen: (a) ein ungerichteter Graph, (b) ein gerichteter Graph, (c) ein ungerichteter Multigraph (d) ein gerichteter Multigraph (Hochmuth, 2020)	31
3.2.	Geschwindigkeit in Abhängigkeit von Auslastung (lokal und im Mittel) . .	45
3.3.	Einfluss der Straßenlänge auf den Geschwindigkeitsverlauf bei wachsender Auslastung	46
3.4.	Reisezeiten und Zeitverluste in Abhängigkeit von Verkehrsauslastung . .	46
4.1.	Konfigurationsbildschirm des Spiels	52
4.2.	Hauptbildschirm des Spiels mit verschiedenen Funktionen	55
4.3.	Tool zur Kartenveränderung des Spiels	61
4.4.	Auswertungsbildschirm zwischen den Runden	62
4.5.	Auswertungsbildschirm zwischen den Runden	63
5.1.	Entscheidungstafeln für die Agenten der Spielgruppen	67
5.2.	Vorder- und Rückseite der laminierten Spielkarte für die Spielgruppen . .	68
B.1.	Überblick über die Klassen und ihre Routinen	100

Abbildungsverzeichnis

B.2. Überblick über das Zusammenspiel der einzelnen Klassen während des Programmablaufs	101
---	-----

Tabellenverzeichnis

2.1. State Variables der Verkehrsteilnehmer (Agenten)	24
2.2. State Variables des Haushalts bzw. Spieler	24
2.3. State Variables der Verkehrsknotenpunkte	24
2.4. State Variables der Verkehrsverbindungen	25
3.1. Kantentypen und zugehörige Attributmengen im Verkehrsnetzmodell	34
5.1. Verlaufsplanung der Spielstunde	66

1. Einleitung

Der Klimawandel, verursacht durch CO₂ - und andere Treibhausgasemissionen, führt zu erheblichen ökologischen, ökonomischen und sozialen Schäden. Internationale Vereinbarungen wie das 1,5-Grad- bzw. 2-Grad-Ziel unterstreichen die Dringlichkeit, die Emissionen drastisch zu reduzieren, um die Folgen zu begrenzen (Calvin et al., 2023). Der Verkehrssektor stellt dabei eine wesentliche Quelle von Emissionen dar und konnte in Deutschland seit den 1990er Jahren kaum Reduktionen erzielen (Schelewsky et al., 2020).

Die Transformation hin zu nachhaltiger Mobilität kann dabei als eine Art *wicked problem*, wie von Rittel und Webber (1973) beschrieben, aufgefasst werden. Es existieren keine einfachen, „richtigen“ Lösungen, sondern nur Ansätze, die jeweils mehr oder weniger akzeptabel sind und stets Zielkonflikte beinhalten. Langfristige ökologische Ziele stehen dabei häufig im Spannungsfeld mit kurzfristigen ökonomischen Interessen, individueller Freiheit und sozialer Gerechtigkeit. Um eine nachhaltige Verkehrswende zu erreichen, sind deshalb vielfältige Anpassungen erforderlich: technologische Innovationen wie Elektromobilität oder Car-Sharing, politische Maßnahmen wie Tempolimits oder der Ausbau des öffentlichen Verkehrs können dabei helfen die Emissionen des Verkehrssektors zu senken. Vorallem aber braucht es auch Veränderungen auf der Ebene des individuellen Verhaltens von Verkehrsteilnehmenden, etwa der vermehrte Umstieg auf den ÖPNV und Fahrrad. Ein wichtiger Ansatzpunkt hierbei liegt in frühzeitiger Mobilitätserziehung: Bereits in der Schule können Kinder und Jugendliche für nachhaltige Mobilität sensibilisiert und zu entsprechendem Handeln befähigt werden. Der Orientierungs- und Handlungsrahmen für die Schule von Sturzbecher und Schmidt (2020) betont in diesem Zusammenhang die Kernkompetenzen „Nachhaltig mobil sein“ und „Zukunftsfähige Mobilität mitgestalten“. Eine frühzeitige Prägung von Mobilitätsgewohnheiten eröffnet dabei vermutlich die größte Chance, langfristig eine tiefgreifende und nachhaltige Veränderung des Verkehrsverhaltens in der Gesellschaft zu erreichen.

Um die Wirksamkeit und Konsequenzen von potentiellen Maßnahmen einschätzen zu können, braucht es Modelle, die in der Lage sind, komplexe sozio-ökonomische Systeme realistisch abzubilden. Klassische, aggregierte Modellansätze stoßen hier an Grenzen, da sie die Vielfalt an heterogenen Akteuren und deren komplexe Wechselwirkungen kaum erfassen können (Huang et al., 2022). Die sogenannte agentenbasierte Modellierung bietet

1. Einleitung

demgegenüber die Möglichkeit, ausgehend von plausiblen Annahmen über einzelne Akteure und deren Interaktionen, das emergente Verhalten des Gesamtsystems zu simulieren und dadurch realistische Einsichten in mögliche Entwicklungen zu gewinnen.

Bereits bestehende Modelle zeigen die Potenziale dieses Ansatzes. So simuliert z.B. das *Mobility Transition Model (MoTMo)* (Steudle et al., 2024) die langfristige Entwicklung privater Mobilität unter dem Einfluss politischer Maßnahmen und globaler Trends. Es erlaubt Analysen auf Makroebene, etwa zur Entwicklung von Fahrzeugfлотten oder Nachfrageverschiebungen. Im Kontext des Decision Theatres (Wolf et al., 2023) bezieht es zudem Stakeholder in den Modellierungsprozess mit ein und bietet damit einen Ansatz genau die Akzeptanzprozesse anzustößen, welche für die angesprochenen Verhaltensänderung hin zu nachhaltigerer Mobilität von entscheidender Bedeutung sein dürften. Allerdings ist seine räumliche (5×5 km-Raster) und zeitliche Auflösung vergleichsweise grob, sodass konkrete Alltagserfahrungen – etwa Staus, volle U-Bahnen oder Parkplatzsuche – im Modell nicht abgebildet werden.

Einen anderen Zugang bietet die *Multi-Agent Transport Simulation*, kurz *MATSim*, ein weltweit eingesetztes Framework zur Simulation großskaliger Verkehrssysteme (Axhausen & ETH Zürich, 2016). Hier verfügt jeder Agent über einen individuellen Tagesplan aus Aktivitäten und Wegen, die im Verkehrsnetz simuliert werden. Reisezeiten und Staus wirken auf die Bewertung dieser Pläne zurück, sodass Agenten in iterativen Lernprozessen ihre Entscheidungen (Route, Abfahrtszeit, Modus) anpassen. *MATSim* erlaubt detaillierte Analysen von Infrastrukturmaßnahmen, Policy-Effekten oder Emissionen, ist jedoch für Laien in seiner technischen Komplexität schwer zugänglich.

Damit markieren *MoTMo* und *MATSim* zwei Enden eines Spektrums: das eine abstrakt und makroskopisch, das andere detailliert und mikroskopisch. Was fehlt, ist ein Modell, das alltägliche Entscheidungssituationen privater Mobilität in einer für Stakeholder verständlichen und partizipativen Form erlebbar macht – also ein Ansatz, der weder zu abstrakt noch zu technisch komplex ist. Genau hier setzt das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell an: eine mesoskopische Modellierung angelegt als Mobilitätsspiel, das individuelle Entscheidungen (z. B. Verkehrsmittelwahl) mit ihren kollektiven Konsequenzen (z. B. CO₂-Budget, Stauentstehung) verknüpft und diese in einem interaktiven Setting diskutierbar macht.

Hierfür bietet die partizipative Modellierung, insbesondere in Form des *Companion Modelling* (ComMod), einen vielversprechenden methodischen Rahmen (Étienne, 2014). Dieser Ansatz verbindet unter anderem agentenbasierte Modelle mit Rollenspielen (RPG), in denen Spielende selbst in die Rolle von Agenten schlüpfen, Entscheidungen treffen und deren Konsequenzen unmittelbar erleben. Solche Formate fördern kollektives Lernen, Dialog,

1. Einleitung

Informationsaustausch und die Entwicklung geteilter Problemwahrnehmungen (Barreteau et al., 2001). Ein richtungsweisendes Beispiel hierfür ist das ReHab- bzw. Planet-C Spiel von Le Page et al. (2016), das untersucht, wie Kommunikation und Wissensaustausch die nachhaltige Nutzung gemeinsamer Ressourcen beeinflussen können.

Ziel dieser Arbeit ist also die Entwicklung eines agentenbasierten Mobilitätsspiels, das alltägliche Entscheidungssituationen privater Mobilität simuliert. Die Teilnehmenden, insbesondere z.B. Schülerinnen und Schüler, sollen die Spannung zwischen individueller Mobilität und ökologisch nachhaltigem Verhalten in einem komplexen sozio-ökonomischen Kontext unmittelbar erleben. Das Spiel soll Diskussionen über die Gestaltung des öffentlichen Verkehrsraums anstoßen, Bedürfnisse und Zielkonflikte sichtbar machen und Reflexion über das eigene Mobilitätsverhalten ermöglichen.

1.1. Aufbau der Arbeit

Die Arbeit gliedert sich in sechs Kapitel. An dieser Stelle wird versucht in die Thematik einzuführen, die Problemstellung zu skizzieren und die Zielsetzung der Arbeit zu erläutern.

Daran anschließend werden in den Kapiteln 2 und 3 die mathematischen und methodischen Grundlagen dargestellt. Kapitel 2 behandelt dabei die agentenbasierte Modellierung: Zunächst wird der Ansatz theoretisch dargelegt und die Entwicklung eines ABM beschrieben. Im weiteren Verlauf wird die Anwendung in der Verkehrsmodellierung dargelegt und die Rolle partizipativer Ansätze diskutiert, bevor das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Spiel mithilfe des standardisierten ODD+D-Protokolls (Müller et al., 2013) spezifiziert wird. Kapitel 3 widmet sich der Graphentheorie und legt dar, wie das zugrundeliegende Verkehrsnetzwerk mathematisch modelliert wurde und auf welche Art und Weise die für die Simulation relevanten Berechnungen durchgeführt werden.

Kapitel 4 beschreibt die Umsetzung des Modells. Dabei werden Aufbau und Struktur des Spiels sowie die eingesetzten Werkzeuge erläutert. Der Schwerpunkt liegt weniger auf programmiertechnischen Details – hierzu gibt es ergänzende Informationen im Anhang – als vielmehr auf den mathematischen Prozessen, die während des Spielablaufs vollzogen werden.

Im fünften Kapitel wird die Durchführung eines ersten Tests mit Studierenden dargestellt. Hierbei werden sowohl die methodische Vorgehensweise als auch die Erfahrungen und Beobachtungen während des Spiels beschrieben. Das abschließende sechste Kapitel fasst die zentralen Ergebnisse der Arbeit zusammen und gibt einen Ausblick auf mögliche Weiterentwicklungen des Modells, sowie auf künftige Forschungsschritte.

2. Agentenbasierte Modellierung

Viele Phänomene in Wirtschaft, Gesellschaft, Technik und Natur resultieren aus dem Zusammenspiel zahlreicher individueller Akteure. Der Versuch, solche Systeme mittels analytischer Modelle zu beschreiben, stößt jedoch häufig an seine Grenzen – insbesondere, wenn komplexe Wechselwirkungen eine zentrale Rolle spielen. An dieser Stelle setzt die agentenbasierte Modellierung (kurz: ABM) an: Sie bietet einen konzeptionellen und methodischen Zugang, um komplexe Systeme bottom-up – d.h. ausgehend vom Verhalten einzelner Akteure – zu simulieren und daraus Aussagen über das Gesamtsystem abzuleiten. In diesem Kapitel wird die agentenbasierte Modellierung zunächst motiviert und anschließend die grundlegende Struktur entsprechender Modelle erläutert. Die dargestellten Informationen basieren – sofern nicht anders gekennzeichnet – auf den Übersichtsarbeiten von Andrae und Pobuda (2021) und Crooks et al. (2018). Anschließend wird kurz auf die Anwendung in der Verkehrsmodellierung und auf die Methode partizipativer Modellierung eingegangen, welche für diese Arbeit von besonderem Interesse sind. Nachfolgend wird der Entwicklungsprozess agentenbasierter Modelle beschrieben und das ODD+D-Protokoll als Dokumentationsstandard vorgestellt. Der erste Teil des Protokolls, *Overview* (Überblick) wird für das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell präsentiert und bildet den Abschluss des Kapitels.

2.1. Motivation für einen Agentenbasierten Ansatz der Modellierung

Mathematische Modellierung bezeichnet laut Eck et al. (2017, S. 1) die „Umsetzung konkreter Probleme aus Anwendungswissenschaften wie etwa der Physik, [...] oder der Verkehrsplanung in eine wohldefinierte mathematische Aufgabenstellung“, mit dem Ziel, diese anschließend durch mathematische Methoden analysieren bzw. lösen zu können. Das resultierende Modell stellt dabei eine bewusste Reduktion der Realität dar – zum Einen, weil ein „perfektes Modell“, welches jedes Detail der Realität abbildet, „aufhört, ein Modell zu sein“ (Crooks et al., 2018, S. 227), also ebenso unverständlich wäre wie das reale System selbst. Zum Anderen erfolgt diese Reduktion aber häufig auch aus pragmatischen Gründen, da viele der so entstehenden mathematischen Probleme andernfalls nicht mehr analytisch

2. Agentenbasierte Modellierung

lösbar wären.

Die gleichungsbasierte Modellierung – siehe z.B. Van Dyke Parunak et al. (1998) hinsichtlich der Abgrenzung zur ABM – verfolgt das Ziel, ein System, ähnlich wie Eck et al. (2017, S. 1) weiter ausführen, etwa durch „eine einzelne Gleichung, ein System gewöhnlicher oder partieller Differentialgleichungen, ein Optimierungsproblem oder eine Kombination dieser Elemente“ zu beschreiben. Um dies zu ermöglichen, werden die einzelnen Bestandteile des realen Systems dabei häufig aggregiert betrachtet, also zu homogenen Gruppen zusammengefasst oder durch durchschnittliche Repräsentanten ersetzt. Beispiele hierfür sind etwa das klassische Räuber-Beute- bzw. Lotka-Volterra-Modell (Lotka, 1998) oder die Strömungsmechanik, welche die Bewegung zahlloser Luftteilchen durch makroskopische Größen wie Druck oder Geschwindigkeit beschreibt (siehe z.B. Weltner, 2001).

Diese Art der Modellierung ist in vielen physikalischen oder technischen Kontexten – etwa bei weitgehend homogenen und deterministischen Prozessen – gerechtfertigt und erfolgreich. In anderen Bereichen, insbesondere dort, wo Akteure mit kognitiven Fähigkeiten involviert sind – wie in der Soziologie, Ökonomie oder der Verkehrsmodellierung –, stößt dieser Ansatz jedoch mitunter an seine Grenzen. Solche Systeme zeichnen sich typischerweise durch eine Vielzahl heterogener Akteure aus, die über unterschiedliche Eigenschaften, Ressourcen, Ziele und Verhaltensweisen verfügen. Die Evolution des Gesamtsystems ergibt sich aus dem jeweils unterschiedlichen Verhalten der einzelnen Bestandteile – bedingt durch ihre individuellen Eigenschaften sowie die komplexen Interaktionen untereinander und mit ihrer Umwelt. Ein Aspekt, der sich in analytisch-aggregierter Form nur schwer abbilden lässt. So betonen Huang et al. (2022, S. 1) im Hinblick auf die Verkehrsmodellierung, dass es „eine große Herausforderung [ist], ein derart hochkomplexes, dynamisches und stochastisches Transportsystem mit analytischen mathematischen Modellen zu beschreiben“.

Darüber hinaus können aggregierte Modelle zwar unter Umständen ein beobachtetes Systemverhalten korrekt reproduzieren oder approximieren, liefern jedoch keine Einsichten darüber, wie dieses auf der Ebene individueller Akteure entsteht. Sie beschreiben das „Was“, nicht das „Warum“ oder „Wie“ – ein zentrales Defizit, wenn es um das Verständnis komplexer sozialer Systeme geht.

Stattdessen werden insbesondere in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften häufig Annahmen über das Gesamtsystem und seine Akteure formuliert, die sich jedoch als kaum haltbar erweisen – etwa die Vorstellung des *Homo Oeconomicus*, welcher u.a. vollständig rationales Verhalten und vollständige Kenntnis seiner wirtschaftlichen Entscheidungsmöglichkeiten unterstellt (vgl. für politische Bildung, 2016). Bei solchen Konzepten ist es schwer, „Parallelen zur Wirklichkeit zu ziehen“, obwohl es eigentlich „die Mikrofundierung der auf

2. Agentenbasierte Modellierung

der Makroebene beobachteten Ereignisse gewährleisten soll“ wie Andrae und Pobuda (2021, S. 7) ausführen.

Die agentenbasierte Modellierung hingegen bietet einen Zugang, der auf eine vorab definierte Makrodynamik des Systems oder verallgemeinernde Annahmen über seine Akteure verzichtet und stattdessen versucht, dessen Verhalten aus der Interaktion vieler individuell modellierter Akteure abzuleiten. ABM verfolgt somit eine bottom-up-Perspektive, die sich stark an der beobachtbaren Realität orientiert und die Heterogenität der beteiligten Akteure explizit berücksichtigt. Dabei ergeben sich häufig emergente Effekte – also ein Systemverhalten, das sich nicht direkt aus den Eigenschaften oder dem Verhalten der einzelnen Agenten ableiten oder vorhersagen lässt. Vielmehr entsteht dieses Verhalten erst aus dem Zusammenspiel der vielen individuellen Handlungen und Interaktionen, welche sich gegenseitig beeinflussen und auf höherer Ebene neue, oft unerwartete Strukturen oder Dynamiken hervorbringen können. Ein bekanntes Beispiel hierfür ist das Segregationsmodell von Schelling (1971), in dem, wie in Abbildung 2.1 zu sehen, bereits geringe individuelle Präferenzen zu einer ausgeprägten räumlichen Trennung unterschiedlicher Bevölkerungsgruppen führen – ein Ergebnis, das auf aggregierter Ebene nicht unmittelbar vorhersehbar wäre.

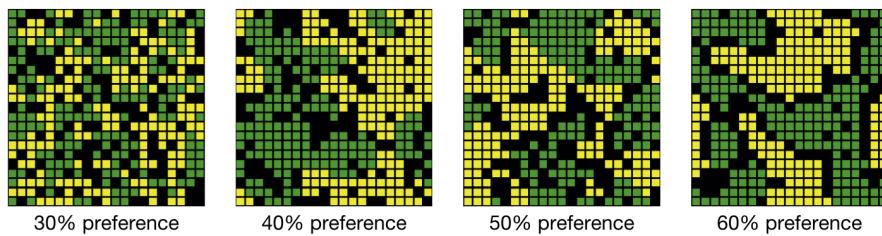


Abbildung 2.1.: Beispiele für unterschiedliche Präferenzen hinsichtlich Nachbarn gleicher Farbe und die daraus resultierende Segregation im Schelling-Modell. Nach Crooks et al. (2018, S. 223).

2.2. Struktur agentenbasierter Modellierung

Die agentenbasierte Modellierung hat sich in verschiedensten Disziplinen etabliert – von Naturwissenschaften und Technik über Wirtschaft und Soziologie bis hin zu Biologie und Stadtplanung. Aufgrund dieser interdisziplinären Verbreitung existiert jedoch laut Crooks et al. (2018) und Huang et al. (2022) keine einheitliche Definition, was genau unter einem agentenbasierten Modell zu verstehen ist. Unabhängig von disziplinspezifischen Ausprägungen bestehen agentenbasierte Modelle jedoch stets aus zwei grundlegenden Komponenten:

- (1) den individuellen Agenten als elementare das System konstituierenden Einheiten und

2. Agentenbasierte Modellierung

(2) der Umwelt, in welcher sie eingebettet sind. Diese beiden Bestandteile sollen im Folgenden genauer besprochen werden. Anschließend wird erläutert, wie die Simulation eines ABM umgesetzt und ausgewertet wird.

2.2.1. Agenten

Agenten sind autonome, individuelle Einheiten, deren Verhalten separat – das heißt für jeden einzelnen Agenten – modelliert wird. Dadurch ergibt sich das Verhalten des Gesamtsystems nicht als Ergebnis einer zentralen Steuerung, sondern aus der Summe ihrer dezentralen Entscheidungen und Interaktionen. Die Agenten können – je nach Anwendung – Menschen, Tiere, Fahrzeuge, Organisationen oder andere Einheiten repräsentieren. In Verkehrssimulationen wie *MATSim* (Axhausen & ETH Zürich, 2016) entsprechen sie beispielsweise den einzelnen Autofahrern, Fußgängern oder Nutzern des öffentlichen Verkehrsnetzwerks. Im Gegensatz zur aggregierten Modellierung werden sie nicht in durchschnittliche Größen bzw. Repräsentanten zusammengefasst, sondern in realistischer Anzahl modelliert.

Diese Herangehensweise ermöglicht die explizite Berücksichtigung von Heterogenität, wie sie in der Realität vorkommt. So können Agenten gleichen Typs verschiedene Ausprägungen derselben Merkmale besitzen, etwa unterschiedliches Einkommen, Alter oder Verkehrspräferenzen. Darüber hinaus lassen sich in ein und demselben Modell aber auch verschiedene Typen von Agenten mit jeweils ganz unterschiedlichen Merkmalen berücksichtigen - zum Beispiel einfache Verkehrsteilnehmer mit jeweils spezifischen Aufgaben und Eigenschaften (Huang et al., 2022). Die Eigenschaften können sich im Laufe der Simulation verändern, etwa wenn Agenten den Ort wechseln, sich ihr Einkommen erhöht oder sich aufgrund vergangener Erfahrungen oder Umweltbedingungen ihre Verkehrsmittelpräferenz verändert (wie z.B. in Wolf et al., 2023). Die Agenten versuchen dabei, ihre Situation zu verbessern, etwa durch gesteigerte Zufriedenheit, ein höheres Einkommen oder effizientere bzw. schnellere Wege.

Die Handlungen der Agenten basieren auf ihrer Wahrnehmung der Umgebung und anderer Agenten, ihrem internen Zustand (also ihren aktuellen Eigenschaftswerten) sowie den ihnen zur Verfügung stehenden Handlungsmöglichkeiten. Diese Handlungen können sich auf die Agenten selbst, andere Agenten oder die Umwelt auswirken- etwa durch Veränderung der eigenen Position, das Knüpfen von Kontakten oder den Abbau von Ressourcen. Abbildung 2.2 zeigt schematisch, wie das Zusammenspiel der Faktoren Heterogenität, Interaktion und zielgerichtetes Handeln der Agenten zur zuvor beschriebenen Emergenz führt.

Trotz inhaltlicher Unterschiede zwischen den Anwendungsfeldern lassen sich typische Eigenschaften von Agenten benennen, die für ein ABM charakteristisch sind. Zusammenfassend aus Crooks et al. (2018) und Huang et al. (2022) ergeben sich die folgenden Merkmale:

2. Agentenbasierte Modellierung

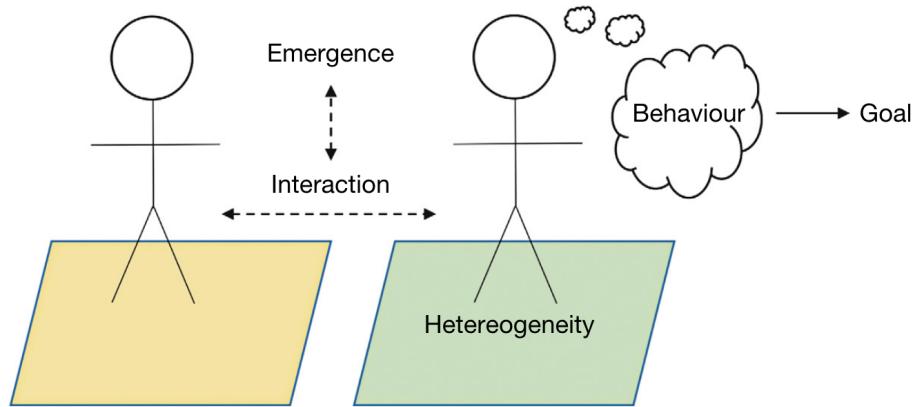


Abbildung 2.2.: Typische Interaktionsmöglichkeiten von Agenten in einem ABM entnommen aus Crooks et al., 2018

- **Autonomie:** Agenten handeln unabhängig und ohne zentrale Steuerung.
- **Reaktivität:** Agenten nehmen ihre Umwelt wahr und reagieren auf Veränderungen.
- **Begrenzte Rationalität:** Agenten verfügen nur über lokales Wissen und agieren auf dieser Basis.
- **Interaktivität:** Agenten können miteinander und mit ihrer Umwelt in Wechselwirkung treten.
- **Proaktivität:** Agenten verfolgen Ziele und handeln zielgerichtet.
- **Adaptivität:** Agenten passen ihr Verhalten auf Basis von Erfahrungen oder Umweltänderungen an.

Nicht alle dieser Merkmale müssen in jedem Modell vollständig ausgeprägt sein. Ein rein zufälliges oder vollkommen passives Verhalten – etwa zielloses Umherwandern – genügt jedoch nicht, um im Sinne von ABM von Agenten bzw. Agentenverhalten zu sprechen.

Für komplexere Modelle - insbesondere solche mit menschlichen Agenten - stehen bereits etablierte kognitive Modelle zur Verfügung, um realitätsnähere Entscheidungsprozesse zu simulieren. Beispiele hierfür sind Frameworks wie BDI (Belief–Desire–Intention) (Rao & Georgeff, 1995) oder PECS (Physical Conditions, Emotions, Cognitive Capabilities, Social Status) (Schmidt, 2002) die psychologische und soziale Aspekte des agentenbasierten Verhaltens modellieren.

2. Agentenbasierte Modellierung

Eine ausführlichere Darstellung dazu findet sich beispielsweise bei Kennedy (2012) und Balke und Gilbert (2014). Da im vorliegenden Modell die Entscheidungen der Agenten nicht simuliert, sondern von den Spielenden getroffen werden, spielen kognitive Entscheidungsmodelle für diese Arbeit keine wesentliche Rolle und sollen daher an dieser Stelle nicht ausführlicher behandelt werden.

2.2.2. Umwelt

Die Umwelt bildet den Kontext bzw. Rahmen, in dem die Agenten existieren und interagieren. Sie definiert die äußeren Bedingungen und legt fest, welche Ressourcen den Agenten zur Verfügung stehen. Je nach Modell kann es sich dabei um physische Räume, soziale Netzwerke (Will et al., 2020), Märkte (Epstein & Axtell, 1996), Informationsräume (Nasrinpour et al., 2016) oder natürliche Ökosysteme handeln (Le Page et al., 2016).

In vielen Anwendungen ist die Umwelt explizit räumlich: In Verkehrssimulationen handelt es sich dabei meist um Karten des Straßen- oder Verkehrsnetzes, im Segregationsmodell von Schelling (1971) hingegen um einen zweidimensionalen Raum. Die Umwelt beeinflusst dabei nicht nur das Verhalten der Agenten, sondern kann durch deren Handlungen auch selbst verändert werden – etwa wenn Verkehrsverbindungen überlastet werden oder natürliche Ressourcen erschöpft sind (z.B. in Le Page et al., 2016).

Eine räumliche Umgebung kann entweder diskret oder kontinuierlich modelliert werden. Im diskreten Fall ist der Raum in Zellen unterteilt, etwa durch eine Gitterstruktur. Agenten bewegen sich von Zelle zu Zelle, also in gleichgroßen, diskreten Schritten. In kontinuierlichen Umgebungen hingegen können diese Schritte beliebig groß und unterschiedlich ausfallen; die tatsächliche Auflösung wird dabei durch die Rechenkapazität begrenzt.

2.3. Simulation und Auswertung

Die Simulation eines agentenbasierten Modells erfolgt meist in diskreten Zeitschritten, wobei iterativ für jeden Schritt das Verhalten für jeden Agenten individuell bestimmt wird, basierend auf ihren aktuellen Eigenschaften, ihrer Umgebung und ihren Zielen. Die resultierenden Handlungen können sowohl den Zustand des Agenten selbst als auch den seiner Umwelt beeinflussen. Das Zusammenspiel all dieser lokalen Entscheidungen bestimmt die Systementwicklung.

Alternativ zu einer Simulation in festen Zeitschritten können agentenbasierte Modelle aber z.B. auch ereignisbasiert ablaufen. In diesem Fall schreitet die Simulation nicht kontinuierlich voran, sondern springt direkt von einem relevanten Ereignis zum nächsten. Alle

2. Agentenbasierte Modellierung

bevorstehenden Ereignisse werden in Liste verwaltet, welche nach den jeweiligen Zeitpunkten sortiert ist. Die Simulation springt immer zum nächsten Ereignis und aktualisiert den Zustand der Agenten und der Umwelt entsprechend. Neue Ereignisse können dabei auch während der Simulation entstehen (z.B. als Ergebnis der Handlung eines Agenten) und werden fortlaufend in die Liste eingetragen (Meyer, 2015).

Zum Zeitpunkt der Initialisierung einer Simulation werden Agenten und Umwelt mit Startwerten versehen, beispielsweise ihren Positionen oder anderen Eigenschaftsausprägungen. Die Parameter können zufällig gewählt, gezielt definiert oder auf empirischen Daten beruhen. Diese Daten können etwa aus demografischen Statistiken, Verkehrszählungen oder anderen statistischen Erhebungen stammen.

Danach beginnt die wiederholte Ausführung der Agentenregeln. Dabei kann zwischen *synchroner Aktualisierung* – bei der alle Agenten zeitgleich auf Basis des Zustands der vorherigen Zeitschritt-Iteration handeln – und *asynchroner Aktualisierung* unterschieden werden, bei der die Agenten in zufälliger oder vordefinierter Reihenfolge nacheinander agieren. Die Wahl der Aktualisierungsstrategie kann insbesondere in Systemen mit starker Interaktion einen spürbaren Einfluss auf das Simulationsergebnis haben (Caron-Lormier et al., 2008).

Agentenbasierte Modelle können sowohl deterministische als auch stochastische Elemente enthalten. Vollkommen deterministische Regeln würden unter gleichen Bedingungen stets zum selben Ergebnis führen, das heißt ein solches Modell würde für identische Ausgangsparametern auch immer das gleiche Endergebnis liefern. Stochastische Elemente hingegen bilden Zufallsprozesse oder Unsicherheiten bezüglich des Agentenverhaltens oder der Umwelt ab. Ein typisches Beispiel hierfür ist die zufällige Wahl der nächsten Handlung eines Agenten aus mehreren Alternativen mit unterschiedlichen Wahrscheinlichkeiten - etwa wenn ein Agent zwischen einem längeren Weg ohne Umsteigen und einem etwas kürzeren Weg mit mehreren Umstiegen entscheidet (Mohd, 2022).

Die Auswertung von Simulationsergebnissen kann sowohl qualitativ als auch quantitativ erfolgen. Qualitative Auswertungen sind etwa dann sinnvoll, wenn sich bestimmte Muster direkt aus der räumlich-visuellen Darstellung ableiten lassen – wie im Segregationsmodell von Schelling, bei dem bereits die Kartendarstellung über segregierte Strukturen Aufschluss gibt. Quantitative Analysen umfassen Methoden wie deskriptive Statistiken, statistische Tests, Regressionsanalysen oder Clusterverfahren – also Techniken, wie sie auch außerhalb der ABM Forschung in der Datenanalyse Verwendung finden (Lee et al., 2015).

Da wie erwähnt viele agentenbasierte Modelle stochastische Elemente enthalten, ist es in der Regel erforderlich, mehrere Simulationsdurchläufe mit identischen Parametereinstellungen durchzuführen, um die Ergebnisse zu vergleichen und zu analysieren.

2. Agentenbasierte Modellierung

gen durchzuführen. Nur so lassen sich robuste Aussagen über das Modellverhalten treffen. Dabei gilt es jedoch, einen sinnvollen Kompromiss zu finden: Zu wenige Durchläufe führen zu unsicheren Ergebnissen, zu viele können – insbesondere bei sehr großen Stichproben – selbst geringfügige und prinzipiell irrelevante Unterschiede als statistisch signifikant erscheinen lassen (Lin et al., 2013). Zudem kann eine sehr hohe Anzahl an Replikationen bei komplexen Modellen schnell zu einem erheblichen, nicht mehr vertretbaren Rechenaufwand führen.

Neben aggregierten Ergebnissen am Ende der Simulation liefern agentenbasierte Modelle häufig auch zeitlich und räumlich aufgelöste Daten. Diese ermöglichen feinere Analysen, etwa durch Zeitreihen, Verläufe von Aggregatwerten oder die Visualisierung räumlicher Verteilungen über den Simulationsverlauf hinweg (Lee et al., 2015).

2.4. ABM in der Verkehrsmodellierung

Die Verkehrsmodellierung verfolgt das Ziel, die Mobilitätsnachfrage (z. B. Anzahl und Zweck von Wegen), den Verkehrs- bzw. Passagierfluss auf dem öffentlichen Verkehrsnetz, sowie die dynamische Leistungsfähigkeit dieser Netze realistisch abzubilden. Diese Aspekte sind zentral, um den Ausbau von Verkehrsinfrastrukturen zu planen, die Steuerung von Verkehrsströmen zu optimieren oder Nachfrageeffekte besser zu verstehen und vorherzusagen (Miller, 2021). Analytische bzw. aggregierte Ansätze stoßen hierbei wie bereits erwähnt an ihre Grenzen. Da sie auf homogenen Durchschnittswerten beruhen, können sie die Heterogenität individueller Entscheidungen sowie die daraus resultierenden nichtlinearen Wechselwirkungen nur eingeschränkt berücksichtigen. Für eine vollständige analytische Beschreibung des Systems hingegen ist dessen Komplexität eine kaum zu überwindende Herausforderung. Gerade im Fall hochdynamischer, multimodaler Verkehrssysteme ist dies problematisch.

Die agentenbasierte Modellierung (ABM) bietet hier entscheidende Vorteile. Sie ist explizit darauf ausgelegt, heterogene, multimodale und stochastische Interaktionen zwischen Akteuren zu berücksichtigen. Ausgangspunkt sind lokale Entscheidungsregeln einzelner Agenten und ihre Interaktionen – beispielsweise zur Wahl des Verkehrsmittels, der Abfahrtszeit oder der Route. Aus der Vielzahl dieser individuellen Entscheidungen ergibt sich das emergente Verhalten des Gesamtsystems, sodass auch komplexe Abhängigkeiten und Unsicherheiten bzw. eine gewisse Stochastizität abgebildet werden können. Damit erlaubt ABM eine realistischere Simulation von Verkehrssystemen, deren Dynamik maßgeblich durch individuelle Entscheidungen und gleichzeitig den Interaktionen der einzelnen Agenten geprägt ist. Begünstigt wird dieser Ansatz durch den technologischen Fortschritt: Die Ver-

2. Agentenbasierte Modellierung

fügbarkeit großer Datenmengen (z. B. aus Mobilfunkdaten, GPS-Daten, Verkehrszählungen oder Befragungen) ermöglicht eine verbesserte Kalibrierung und Validierung solcher Modelle. Gleichzeitig erlaubt die stetig steigende Rechenleistung die Simulation auch großskaliger Systeme mit sehr hohen Agentenzahlen innerhalb realistischer Rechenzeiten (Huang et al., 2022).

Die meisten agentenbasierten Verkehrsmodelle sind dabei als integrierte Systeme aufgebaut, die sowohl ein Aktivitäts- bzw. Wegewahlmodell (Activity-based travel demand model) als auch ein Verkehrsflussmodell (Network loading model) kombinieren. Bekannte Frameworks wie *MATSim* (Axhausen & ETH Zürich, 2016), *SimMobility* (Adnan, 2015) oder *SUMO* (Lopez et al., 2018) folgen diesem Prinzip. Dabei werden zunächst individuelle Aktivitätspläne für die Agenten des Systems generiert, die sich aus soziodemographischen Merkmalen (z. B. Alter, Haushalt, Erwerbstätigkeit) und Infrastruktureigenschaften des Systems ergeben. Auf dieser Basis treffen die Agenten individuelle Entscheidungen über Verkehrsmittelwahl, Abfahrtszeit und Routenwahl. Diese Pläne werden anschließend in einer Mikrosimulation umgesetzt, in der die resultierenden Verkehrsflüsse auf dem Netz berechnet werden. Dabei entstehen Kenngrößen wie Fahrzeiten, Staus oder Wartezeiten, die wiederum als Feedback in die Entscheidungsprozesse der Agenten bei der nächsten Generierung bzw. Anpassung der Aktivitätspläne einfließen. Das Modell folgt damit einem iterativen Prozess aus Planung, Simulation und Anpassung. Auf diese Weise können agentenbasierte Verkehrsmodelle sowohl kurzfristige Dynamiken wie Stauentstehung oder die Auswirkungen koordinierter Ampelschaltungen oder anderer Verkehrssignale untersuchen als auch langfristigere Anpassungsprozesse wie veränderte Routen- oder Moduswahl im Zuge von Infrastrukturmaßnahmen oder Nachfrageverschiebungen.

Verkehrsmodelle lassen sich allgemein nach verschiedenen Kriterien klassifizieren. Eine verbreitete Einteilung orientiert sich an der räumlichen Skala (Treiber & Kesting, 2010):

- Mikroskopische Modelle bilden jedes einzelne Fahrzeug bzw. jeden Verkehrsteilnehmer explizit ab. Individuelle Entscheidungen (Beschleunigen, Bremsen, Spurwechsel) sowie Interaktionen werden detailliert simuliert, häufig auf Basis von Car-Following- und Lane-Changing-Modellen. Auch stochastische Verhaltensvariationen können berücksichtigt werden.
- Mesoskopische Modelle stellen Verkehrsteilnehmer weiterhin als diskrete Einheiten dar, vereinfachen jedoch deren Bewegungsdynamik, beispielsweise mithilfe von Warteschlangenmodellen oder Fluss-Kapazitäts-Relationen (Fundamentaldiagrammen). Dadurch können trotz geringerer Rechenlast weiterhin Staudynamiken und Rückstaueffekte

2. Agentenbasierte Modellierung

abgebildet werden.

- Makroskopische Modelle arbeiten vollständig aggregiert. Verkehr wird über Variablen wie Fluss, Dichte und Geschwindigkeit beschrieben, ohne individuelle Fahrzeuge oder Akteure zu unterscheiden.

Neben dieser räumlichen Differenzierung existiert auch eine Einteilung nach der zeitlichen Skala wie sie bspw. Huang et al. (2022) vornimmt. Diese unterscheidet zwischen:

- Short-term Modellen, die Verkehr innerhalb eines Tages mit sehr feiner zeitlicher Auflösung (Sekunden bis Millisekunden) simulieren. Sie sind typischerweise mikroskopisch und fokussieren auf detaillierte Fahr- und Reiseverhalten (Car-Following, Signalreaktionen, Fußgängerströme).
- Mid-term Modellen, die Tag-zu-Tag Dynamiken über mehrere Tage oder Wochen abbilden. Häufig auf mesoskopischer Ebene angesiedelt, konzentrieren sie sich auf Routenwahl, Aktivitätspläne und Moduswahl. Agenten werden weiterhin individuell modelliert, Interaktionen mit der Umwelt jedoch weniger detailliert. Typische Anwendungsfelder sind Ride-Sharing- und On-Demand-Mobilitätsdienste.
- Long-term Modellen, die Entwicklungen über Monate oder Jahre darstellen, etwa Landnutzungsänderungen, Standortentscheidungen oder Fahrzeugbesitz. Obwohl Agenten hier ebenfalls individuell modelliert sein können, stehen nicht die Verkehrsflüsse im Netz im Vordergrund, sondern strukturelle und demographische Veränderungen sowie deren Einfluss auf die Mobilitätsnachfrage.

Beide Klassifikationen – räumlich und zeitlich – sind eng miteinander verknüpft: Mikroskopische Modelle operieren häufig auf einer *short-term* Skala, während mesoskopische Modelle tendenziell eher mid-term Prozesse abbilden und makroskopische Modelle vor allem für langfristige Analysen eingesetzt werden.

Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell lässt sich am ehesten der Kategorie mesoskopischer Systeme zuordnen. Zwar werden die Agenten individuell simuliert, die Berechnung von Fahrzeiten und Stauerscheinungen erfolgt jedoch über aggregierte Methoden – konkret über die Relation von Fundamentaldiagrammen– und nicht auf Basis einer detaillierten Fahrverhaltenssimulation mit expliziten Interaktionen.

2.5. Partizipative Modellierung und ABM

Unter partizipativer Modellierung versteht man die aktive Einbeziehung nicht-wissenschaftlicher Stakeholder – also von Personen, die von einem Problem betroffen sind, es beeinflussen können oder ein Interesse an dessen Lösung haben – in den Prozess der Modellbildung (Abrami et al., 2021, S. 189). Gerade bei der Modellierung sozio-ökologischer Systeme bietet sich dieses Vorgehen an, da die Interessen, Wahrnehmungen und das praktische Wissen dieser Gruppen für die Abbildung der Realität ebenso bedeutsam sein können wie theoretische Erkenntnisse der Wissenschaft. Im Kontext agentenbasierter Modelle betrifft dies insbesondere die Definition der Agenten und ihrer Entscheidungsprozesse.

Die Entscheidung, einen solchen partizipativen Prozess einzubeziehen, kann von unterschiedlichen Zielsetzungen motiviert sein. Ein zentrales Argument liegt in der Möglichkeit, bereits implementierte Modelle mit der Realität abzugleichen: Der Vergleich zwischen dem Entscheidungsverhalten simulierten Agenten und den tatsächlichen Entscheidungen realer Personen erlaubt es, Modelle zu kalibrieren und deren Annahmen zu überprüfen. Partizipation wird damit zu einem wichtigen Instrument der Validierung und Qualitätssicherung. Ein eindrückliches Beispiel liefern Barreteau et al. (2001), die in der Kombination eines agentenbasierten Modells mit einem Rollenspiel Landwirte im Senegal aktiv in die Modellierung von Bewässerungssystemen einbezogen haben. Das Rollenspiel machte die im Modell getroffenen Annahmen transparent und diskutierbar, sodass diese anschließend gemeinsam mit den Betroffenen reflektiert und angepasst werden konnten. Solche Vorgehensweisen zeigen, dass partizipative Modellierung nicht nur zur Erhöhung der Validität, sondern auch zur Stärkung der Anschlussfähigkeit von Modellen im praktischen Anwendungskontext beitragen kann.

Darüber hinaus ist der Aspekt der Transparenz und Nachvollziehbarkeit, welcher durch den partizipativen Ansatz vermittelt wird, entscheidend für die Akzeptanz eines Modells: Wenn Stakeholder verstehen, wie ein Modell funktioniert, welche Annahmen ihm zugrunde liegen und welche Konsequenzen ihr eigenes Verhalten im Modell hat, steigt die Bereitschaft, das Modell als legitime Grundlage für Analyse, Lernen oder gar Entscheidungsprozesse zu akzeptieren. Akzeptanz bedeutet dabei nicht nur, dass Stakeholder dem Modell inhaltlich zustimmen, sondern auch, dass sie sich darin wiederfinden, ihre Perspektiven repräsentiert sehen und Vertrauen in die Vorgehensweise entwickeln. Partizipation trägt so dazu bei, dass Modelle nicht als abstrakte „Black Boxes“ wahrgenommen werden, sondern als gemeinsame Werkzeuge, deren Ergebnisse nachvollziehbar und damit anschlussfähig für Diskussion und Handlung sind.

2. Agentenbasierte Modellierung

Neben der Funktion als Instrument zur Entscheidungsunterstützung heben Wolf et al. (2023) hervor, dass partizipative Formate wie das *Decision Theatre* auch als Plattform für gegenseitige Wissenschaftskommunikation dienen: Forschende können ihre Modellannahmen verständlich darstellen, während Stakeholder ihr Erfahrungswissen und ihre Sichtweisen in den Modellierungsprozess einbringen. Dadurch entsteht ein wechselseitiger Dialog, der nicht nur Transparenz schafft, sondern zur "Ko-Kreation eines tieferen Verständnisses des betrachteten Systems beiträgt" (S. 1 übersetzt). Agentenbasierte Modelle eignen sich hierfür in besonderer Weise, da sich Teilnehmende leicht mit den Agenten identifizieren können und somit sowohl die Modellannahmen nachvollziehen als auch alternative Verhaltensweisen vorschlagen können.

Ein weiterer zentraler Nutzen partizipativer Modellierung liegt darin, Lernprozesse und Dialoge zwischen Stakeholdern anzustoßen sowie unterschiedliche Perspektiven sichtbar und vergleichbar zu machen. Gerade in der Bewältigung von Problemen mit komplexen sozialen und ökologischen Verflechtungen - sogenannten *wicked Problems* - deren Bearbeitung stets mit Zielkonflikten und unerwarteten Nebenfolgen verbunden ist (Rittel & Webber, 1973) zeigen Le Page et al. (2016) das ein solcher Ansatz wertvoll sein kann. Dabei geht es weniger um die Suche nach einer „korrekten“ Lösung, sondern um den Prozess des kollektiven Lernens. Partizipative Modellierung schafft dabei Gelegenheiten, in denen Akteure die Folgen ihrer eigenen Entscheidungen im kollektiven Kontext erfahren können und so Einsicht in die Systemdynamiken und die Perspektiven anderer Beteiligter gewinnen.

Ein Ansatz, der genau diese Ziele verfolgt, ist das Companion Modelling (ComMod). Er kombiniert unter anderem Agentenbasierte Modelle (ABM) mit Rollenspielen (RPGs), um Stakeholder in einem geschützten Rahmen (im Vergleich zur Realität) Entscheidungen treffen zu lassen, deren Konsequenzen durch das Modell simuliert werden und anschließend die Grundlage für die nächste Spielrunde bilden (Barreteau et al., 2003; Étienne, 2014). Auf diese Weise werden komplexe Modelle für Laien erfahrbar und verständlich: Teilnehmende können sich mit „ihren“ Agenten, z.B. einer Person im täglichen Stadtverkehr, identifizieren, sodass abstrakte Szenarien greifbar werden und die Dynamik sozialer Interaktionen unmittelbar sichtbar wird. Rollenspiele erlauben es zudem, emergente Effekte sichtbar zu machen, die allein aus der Kombination individueller Entscheidungen entstehen. Beispiele wie Planet C von Le Page et al. (2016) oder Worrapimphong et al. (2010) zeigen, wie sich mit dieser Methode soziales Verhalten in komplexen Systemen untersuchen lässt.

Eben diese Prozesse möchte auch das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte agentenbasierte Mobilitätsspiel anstoßen. Es soll für die Teilnehmenden erfahrbar machen, wie ihre individuellen Mobilitätsentscheidungen nicht isoliert wirken, sondern sich im Zusammenspiel

2. Agentenbasierte Modellierung

mit den Entscheidungen der anderen Spielenden auf das gemeinsame CO₂-Budget und die begrenzte Kapazität des öffentlichen Verkehrsnetzes auswirken. Ein solches CO₂ Budget – wie man es etwa im Kontext des 1,5-Grad-Klimaziels diskutiert – wird durch das Spiel zu einer greifbaren Ressource, die sich durch jede Autofahrt oder ÖPNV-Entscheidung verändert. Auf diese Weise werden die ökologischen Konsequenzen unmittelbar sichtbar und zugleich als Ergebnis kollektiver Verantwortung deutlich. Die Spielenden erleben so nicht nur die Folgen ihrer eigenen Entscheidungen, sondern auch, wie sehr sie auf das Verhalten anderer angewiesen sind. Über die gemeinsame Gestaltung des Verkehrsnetzes zwischen den Runden zeigt sich wie notwendig Aushandlungsprozesse sind, um tragfähige Strategien für eine nachhaltige Mobilität zu entwickeln.

2.6. Entwicklungsschritte eines ABM

Wie eingangs erläutert, ermöglicht die agentenbasierte Modellierung Aspekte die Berücksichtigung von Aspekten der Realität, die sich mit analytisch-aggregierten Methoden nur schwer oder gar nicht abbilden lassen – etwa kognitive oder soziale Entscheidungsprozesse von Akteuren. Diese Flexibilität birgt jedoch zugleich das Risiko, überkomplexe Modelle zu entwickeln, „welche kaum verständlicher oder kontrollierbarer sind als das reale System selbst“ (Crooks et al., 2018, S. 224).

Gleichzeitig betonen Andrae und Pobuda (2021, S. 13), dass „bereits das Auslassen scheinbar kleiner Bestandteile [...] zu erheblichen Modellverzerrungen oder Dysfunktionen führen kann“.

Bei der Entwicklung eines Modells ist es daher entscheidend, sorgfältig abzuwägen, welche Aspekte wesentlich sind und berücksichtigt werden sollten – und welche lediglich unnötige Komplexität hinzuführen. Dazu bedarf es eines systematischen Entwicklungsprozesses, in dessen Verlauf klare Ziele formuliert werden. Auf dieser Basis gilt es dann fundierte Entscheidungen zur Struktur der Agenten, ihrer Umwelt und der Interaktionen zu treffen.

In der Literatur finden sich unterschiedliche Modellierungskreisläufe zur Entwicklung agentenbasierter Modelle, die sich in ihrer Struktur zwar leicht unterscheiden, inhaltlich jedoch weitgehend übereinstimmen. Die einzelnen Phasen lassen sich dabei den Schritten generischer Modellierungskreisläufe - wie etwa dem von Blum (2010) - zuordnen, wobei sie an die spezifischen Anforderungen der ABM-Entwicklung angepasst sind. So entspricht beispielsweise die Phase „Mathematisieren“ bei Blum, in der das Realmodell in ein formales mathematisches Modell überführt wird, weitgehend der Phase der „Modelimplementierung“ (englisch: *model implementation*) im ABM-Kreislauf nach Crooks

2. Agentenbasierte Modellierung

et al. (2018), in der das agentenbasierte Modell technisch umgesetzt und programmiert wird. Abbildung 2.3 veranschaulicht diese Zuordnung anhand einer Gegenüberstellung beider Kreisläufe. Wie in der Modellierung allgemein üblich, wird der Kreislauf typischerweise mehrfach durchlaufen: Modelle werden nach ihrer ersten Implementierung meist weiterentwickelt und iterativ verfeinert, bis sie das reale System in zufriedenstellender Qualität abbilden.

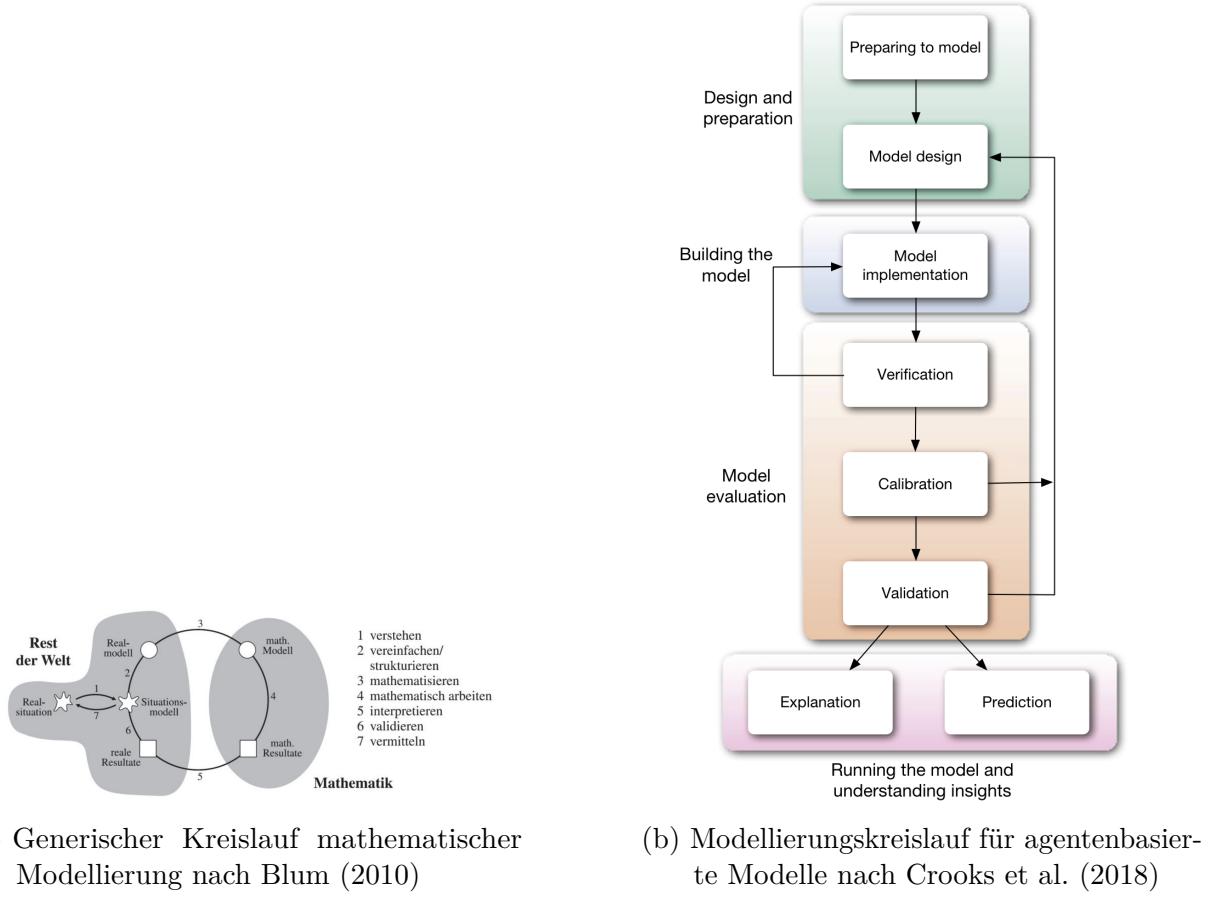


Abbildung 2.3.: Gegenüberstellung eines allgemeinen mathematischen Modellierungskreislaufs und eines speziellen Modellierungsprozesses für ABMs

Crooks et al. (2018) gliedern den Entwicklungsprozess eines ABM in drei Hauptphasen: *Vorbereitung und Design, Implementierung sowie Evaluierung*.

In der *Vorbereitungsphase* wird zunächst die grundlegende Forschungsfrage formuliert und kritisch geprüft, ob ein agentenbasiertes Modell überhaupt das geeignete methodische Werkzeug darstellt – denn ABM bringt zwar Vorteile, aber auch Nachteile mit sich, wie etwa eine erhöhte Komplexität in der Entwicklung und Analyse.

Ein zentrales Element dieser Phase ist die Festlegung des *Modellzwecks*: Soll das Modell

2. Agentenbasierte Modellierung

primär der Erklärung eines Phänomens dienen – wie etwa das Segregationsmodell von Schelling – oder steht die Vorhersage realer Entwicklungen im Fokus? Diese Unterscheidung hat unmittelbare Auswirkungen auf den Abstraktionsgrad und somit auf die Ausgestaltung der Agenten, ihrer Umwelt und der Interaktionen. Erklärungsorientierte Modelle neigen zur stärkeren Reduktion, während vorhersageorientierte Modelle die Wirklichkeit genauer abbilden.

In diesem Kontext existieren zwei gegenläufige Modellierungsphilosophien: *KISS* („Keep it Simple, Stupid“) und *KIDS* („Keep it Descriptive, Stupid“). Erstere empfiehlt, Modelle möglichst einfach zu halten und nur bei Bedarf zu erweitern. Letztere geht den umgekehrten Weg: Es wird zunächst ein möglichst realitätsnahe Modell konstruiert, aus dem im weiteren Verlauf nicht benötigte Elemente entfernt werden (Edmonds & Moss, 2005).

Für die *Implementierung* stehen verschiedene Simulationsumgebungen zur Verfügung, wie z. B. NetLogo (Chiacchio et al., 2014). Die höchste Flexibilität, aber auch die größte technische Komplexität bietet die Entwicklung eines ABM durch Programmierung von Grund auf – wie sie im Rahmen dieser Arbeit vorgenommen wurde.

Das fertige Modell wird anschließend evaluiert. Hierbei gilt der häufig zitierte Leitsatz: „All models are wrong, but some are useful“, angelehnt an ein Zitat aus Box (1976) des britischen Statistikers George Box. Gemeint ist, dass die Ergebnisse einer Modellierung nie exakt der Realität entsprechen, aber die wesentlichen Eigenschaften des realen Systems wiederspiegeln sollten. Die Evaluierung erfolgt üblicherweise in drei Schritten:

1. **Verifikation:** Prüft die korrekte technische Umsetzung des Modells – etwa durch Modultests oder unabhängige Reimplementierungen.
2. **Kalibrierung:** Stimmt zentrale Modellparameter mithilfe realer Daten ab, um ein realistisches Modellverhalten sicherzustellen.
3. **Validierung:** Testet das Modell gegen Daten, die im Kalibrierungsprozess unberücksichtigt blieben. Ziel ist es, zu verhindern, dass das Modell auf spezifische Datensätze „überfittet“. Eine erfolgreiche Validierung ermöglicht verlässliche Aussagen über alternative Szenarien oder zukünftige Entwicklungen.

Andrae und Pobuda (2021) unterscheiden zusätzlich zwischen *Mikrovalidierung*, bei der das Verhalten einzelner Agenten überprüft wird, und *Makrovalidierung*, bei der aggregierte Modellresultate mit beobachtbaren Systemgrößen verglichen werden.

2.7. Dokumentation mithilfe des ODD + D Protokolls

Um die Entwicklung bzw. das fertige ABM transparent zu dokumentieren und dadurch Reproduzierbarkeit, Nachvollziehbarkeit und Vergleichbarkeit zu gewährleisten, wurde von Grimm et al. (2006) das sogenannte ODD-Protokoll (**O**verview, **D**esign Concepts, **D**etails) entwickelt. Es unterteilt die Modellbeschreibung in sieben Elemente (mit jeweils zahlreichen Unterpunkten), die in drei übergordneten Blöcken gruppiert sind. Diese Struktur ist in Abbildung 2.4 dargestellt und bietet eine standardisierte sowie gut nachvollziehbare Struktur zur Dokumentation agentenbasierter Modelle. Da das ursprüngliche ODD-Protokoll aus der ABM-Community für ökologische Modelle stammt, wurde es später von Müller et al. (2013) zum ODD+D-Protokoll erweitert, um insbesondere menschliches Verhalten in sozialen Kontexten besser abbilden und dokumentieren zu können. Es behält die Grundstruktur des ursprünglichen Protokolls bei, erweitert diese aber um einige Elemente bzw. ergänzt Fragen welche mithilfe der Elemente beantwortet werden sollen, um Aspekte wie Entscheidungsverhalten, Lernmechanismen oder soziale Einflussfaktoren besser berücksichtigen zu können. Darüber hinaus existieren in der Literatur weitere Präzisierungen und Weiterentwicklungen, wie z.B. bei Grimm et al. (2020). Im Folgenden werden die drei Blöcke und die Elemente des Protokolls vorgestellt, um ihre Logik und Funktion verständlich zu machen

Overview	Purpose
	State variables and scales
	Process overview and scheduling
Design concepts	Design concepts
Details	Initialization
	Input
	Submodels

Abbildung 2.4.: Struktur des ODD-Protokolls mit seinen drei Hauptblöcken und sieben Elementen entnommen aus Grimm et al. (2006)

2. Agentenbasierte Modellierung

Overview Der erste Block gibt einen Überblick über Zweck und Struktur bzw. Prozesse des Modells. Gemäß Grimm et al. (2006, S. 117) sollte der Leser mithilfe dieser Beschreibung in der Lage sein „das Grundgerüst eines Programms zu schreiben, dass das beschriebene Modell implementiert.“

- **Purpose:** Erläutert den spezifischen Zweck des Modells bzw. welche Forschungsfrage(n) damit beantwortet werden sollen. Für wen wurde das Model entworfen? Dadurch wird im späteren Verlauf der Modellbeschreibung nachvollziehbar, warum bestimmte Aspekte der Realität einbezogen oder weggelassen wurden.
- **State Variables and Scales:** Beschreibt die grundlegenden Elemente des Modells: welche Entitäten (z.B. Individuen, wie einzelne Menschen, Fahrzeuge, Tiere usw.) im Modell existieren, wie diese hierarchisch strukturiert sind und welche elementaren Eigenschaften (State Variables) sie besitzen. Zudem werden die zeitlichen und räumlichen Skalen (Scales) des Modells sowie die Begründung für deren Wahl dargestellt.
- **Process Overview and Scheduling:** Gibt einen Überblick über die zentralen Prozesse im Modell (z.B. Bewegung, Interaktion, Reproduktion) und beschreibt diese verbal. Zudem wird erläutert, in welcher Reihenfolge diese Prozesse ablaufen (Scheduling) und wie dabei die State Variables aktualisiert werden. Auch die Modellierung der Zeit (z.B. in diskreten Zeitschritten, kontinuierlich oder ereignisbasiert) wird beschrieben.

Design Concepts Dieser Block besteht im originalen ODD Protokoll von Grimm et al. (2006) ausschließlich aus dem gleichnamigen Element *Design Concepts*, das in neun thematische Unterpunkte gegliedert ist - etwa Emergenz, Interaktion oder Wahrnehmung. „Diese beschreiben die allgemeinen Konzepte, die dem Design des Models zugrunde liegen“ (Grimm et al., 2006, S. 117). Müller et al. (2013) nehmen insbesondere in diesem Abschnitt Erweiterungen vor, indem sie Unterpunkte umbenennen und zusätzliche Leitfragen bereitstellen, die bei der Beschreibung dieser Konzepte beantwortet werden sollen und helfen die Modellierung des menschlichen Verhaltens der Agenten besser zu beschreiben.

Details Der dritte Block beschreibt die konkrete und technische Umsetzung des Modells und ergänzt Informationen, die im Abschnitt *Overview* bewusst ausgelassen wurden. Insbesondere werden Submodelle erläutert, mithilfe derer die Prozesse des Modells (siehe *Process Overview and Scheduling*) umgesetzt wurden. Ziel ist es so eine vollständige Re-Implementierung und Durchführung der Simulation möglich zu machen.

2. Agentenbasierte Modellierung

- **Implementation Details:** Dieser Punkt wird in Grimm et al. (2006) nicht berücksichtigt, sondern von Müller et al. (2013) neu eingeführt. Er beschreibt wie das Modell implementiert wird (d.h. welche Programmiersprache oder welche Modellierungsplattform wie z.B. NetLogo) und ob bzw. wo es zugänglich ist.
- **Initialization:** Erläutert, wie das Modell zu Beginn der Simulation initialisiert wird, d.h. wie Eigenschaften von Agenten und Umwelt festgelegt werden und ob diese Startparameter für jeden Durchlauf zufällig gewählt oder empirisch begründet sind.
- **Input Data:** Beschreibt externe Einflüsse, die unabhängig vom Verhalten der Agenten im Modell vorgegeben werden, etwa Ampelschaltungen, Fahrpläne oder Baustellen in Verkehrsmodellen oder politische Maßnahmen in sozialwissenschaftlichen Modellen. Solche Eingaben wirken auf das Verhalten der Agenten. Um die Reproduzierbarkeit des Modells zu gewährleisten, muss dokumentiert werden, welche Inputdaten verwendet wurden, wie sie erzeugt oder woher sie bezogen wurden.
- **Submodels:** Enthält eine detaillierte Beschreibung der Teilmodelle und Entscheidungslogiken, z.B. für Bewegungen, Entscheidungsfindung oder Ressourcenverbrauch. Diese können auch in mathematischer Form oder mithilfe von Pseudocode dargestellt werden.

Im nächsten Abschnitt wird der erste Teil des Protokolls – die *Overview*-Komponente – für das entwickelte Modell dokumentiert. Der Abschnitt bezüglich *Design Concepts* wird an dieser Stelle bewusst ausgespart, da die Entscheidungen im Modell nicht von simulierten Agenten, sondern von realen menschlichen Akteuren getroffen werden. Die technischen und mathematischen Komponenten der Modellumsetzung, die normalerweise unter *Details* fallen würden, werden hingegen in den separaten Kapiteln 3 und 4 im weiteren Verlauf der Arbeit behandelt.

2.8. Overview

2.8.1. Purpose

Der Klimawandel und die Notwendigkeit zur Reduktion von Treibhausgasemissionen erfordern ein gesellschaftliches Umdenken – insbesondere im Bereich der individuellen Mobilität, die einen erheblichen Anteil am CO₂-Ausstoß in Deutschland ausmacht (Schelewsky et al.,

2. Agentenbasierte Modellierung

2020). Um langfristig zu einem umweltbewussten Mobilitätsverhalten beizutragen, sollten bereits Kinder und Jugendliche im schulischen Kontext für nachhaltige Mobilität sensibilisiert werden.

Das vorliegende agentenbasierte Modell dient der Unterstützung schulischer Bildungsprozesse im Bereich Mobilitätsbildung und Verkehrserziehung. Es soll Lernenden ermöglichen, die sozialen und ökologischen Auswirkungen individueller Mobilitätsentscheidungen innerhalb eines kollektiven Systems zu erfahren und zu reflektieren. Ziel ist es, ein besseres Verständnis für den Zusammenhang zwischen individuellem Verhalten und gesellschaftlichen Folgen – insbesondere im Hinblick auf kollektive Ressourcen wie CO₂-Budget und dem gemeinsam genutzten Verkehrsraum – zu fördern.

Zentrale Idee des Modells ist die Simulation eines begrenzten CO₂-Budgets als natürliche, aufbrauchbare und damit endliche Ressource. Die Spielenden müssen Mobilitätsentscheidungen treffen, die sowohl individuelle Interessen (z.B. Zeitersparnis) als auch gesellschaftliche Anforderungen (z.B. Emissionsreduktion, Verkehrsvermeidung) berücksichtigen. Indem auch der öffentliche Verkehrsraum Straße, als eine Art begrenzte Ressource modelliert wird, sodass auch bei wenigen Spielern eine relativ gesehene hohe Auslastung zu Staus führt, wird der Versuch unternommen die kollektive Dimension von Mobilität zusätzlich zu betonen.

Didaktisch basiert das Modell auf dem Orientierungsrahmen für Mobilitätsbildung und Verkehrserziehung des Landesinstituts für Schule und Medien Berlin-Brandenburg (LISUM) (Sturzbecher & Schmidt, 2020). Es adressiert insbesondere die Kernkompetenzen „Nachhaltig mobil sein“ und „Zukunftsfähige Mobilität mitgestalten“. Lernende sollen einerseits die ökologischen, ökonomischen und sozialen Auswirkungen von Mobilität bewerten und in Entscheidungen einbeziehen (vgl. ebd., S. 18), andererseits unterschiedliche Mobilitätsbedarfe erkennen und abwägen sowie eigene Beiträge zur Gestaltung nachhaltiger Mobilität entwickeln.

2.9. Entities, Scales and State Variables

Entities

Das Modell beinhaltet vier zentrale Entitäten: **Verkehrsteilnehmer**, **Haushalte**, **Verkehrsknotenpunkte** sowie **Verkehrsverbindungen**. Verkehrsteilnehmer und Haushalte beschreiben dabei die sozialen Akteure im Modell, während Verkehrsknotenpunkte und -verbindungen Entitäten der räumlichen Umgebung sind.

2. Agentenbasierte Modellierung

Verkehrsteilnehmer sind die Agenten des Systems und repräsentieren einzelne Menschen, welche im Nahverkehr auf ihrem täglichen Arbeitsweg unterwegs sind. Dabei wählen sie jeweils einen Verkehrsmodus (ÖPNV, Auto, Fahrrad) der festlegt welche Verkehrsmittel ihnen zur Verfügung stehen bzw. welche Verkehrsverbindungen sie nutzen können, um sich vom Wohnort zum Arbeitsplatz auf der Karte zu bewegen. Die Wahl ihres Verkehrsmodus beeinflusst ihre Reisezeit und ihre CO₂ Emissionen. Jeder Agent steht dabei symbolisch für eine Vielzahl realer Personen, wird jedoch als eine Entität modelliert, um die Identifikation durch die Spielenden zu erleichtern.

Haushalte stellen Kollektive von Verkehrsteilnehmern dar, die gemeinsam an einem Wohnort starten und von jeweils einer spielenden Person bzw. Gruppe kontrolliert werden. Jeder Haushalt besteht aus einer festgelegten, einheitlichen Zahl an Verkehrsteilnehmern. Zwar starten alle Verkehrsteilnehmer eines Haushalts am selben Ort, ihre Arbeitsplätze liegen jedoch an unterschiedlichen Punkten. Die Gruppierung in einen Haushalt bildet reale räumliche Nachbarschaften ab - z. B. Kieze oder Straßenzüge - für die sich die Wege der Bewohner kaum unterscheiden. Für die Zwecke der Simulation bzw. des Spiels können sie deshalb am selben Ort platziert werden.

Verkehrsknotenpunkte sind Orte mit spezifischen Funktionen im Verkehrssystem. Dazu zählen Wohnorte, Arbeitsplätze, Kreuzungen und Bahnstationen. Sie dienen als Ausgangs-, Ziel- oder Umsteigepunkte zwischen verschiedenen Verkehrsverbindungen bzw. Verkehrsmitteln des ÖPNV.

Verkehrsverbindungen verbinden jeweils zwei Verkehrsknotenpunkte miteinander und bilden die Wege, auf denen sich die Verkehrsteilnehmer fortbewegen. Jede Verbindung gehört zu einem Verkehrstyp aus Straßen, Fußgänger- oder Fahrradweg, sowie Bahnlinien. Der Verkehrsmodus eines Verkehrsteilnehmers bestimmt, welche Verbindungen ihm für die Fortbewegung zur Verfügung stehen.

State Variables

Die folgenden Tabellen geben einen Überblick über die Zustandsvariablen der zentralen Entitäten im Modell. Der Zusatz [s] markiert dabei statische Variablen, also solche die sich im Verlauf der Simulation bzw. des Spiels nicht ändern. Dahingegen bezeichnet [v] veränderlicher Variablen, also solche die im Lauf der Simulation bzw. von Runde zu Runde ihren Wert ändern (können).

2. Agentenbasierte Modellierung

Tabelle 2.1.: State Variables der Verkehrsteilnehmer (Agenten)

Variable	Beschreibung
Position [s]	Aktueller Ort des Agenten in (x, y)
Verkehrsmodus [v]	Aktuell genutzter Verkehrsmodus (ÖPNV, Fahrrad, Auto)
Wohnort [s]	Verkehrsknotenpunkt vom Typ Haushalt
Arbeitsort [s]	Verkehrsknotenpunkt vom Typ Arbeit
Reisezeiten [v]	Liste an Reisezeiten je Runde, welche der Agent für seinen Weg zur Arbeit benötigt hat (in min)
CO ₂ Emissionen [v]	Liste an Emissionen je Runde, welche der Agent auf dem Weg zur Arbeit verursacht hat (in kg)

Tabelle 2.2.: State Variables des Haushalts bzw. Spieler

Variable	Beschreibung
Agentenliste [s]	Liste der kontrollierten Verkehrsteilnehmer bzw. Agenten
Wohnort [s]	Verkehrsknotenpunkt vom Typ Haushalt und Wohnort aller Agenten des Spielers
Anzahl an Autos [s]	legt fest wieviel Autos für die Agenten eines Haushalts zur Verfügung stehen
Reisezeit [v]	Liste an kumulierten Zeiten für alle Agenten des Spielers, für ihren Weg zur Arbeit (in min)
CO ₂ Emissionen [v]	Liste an kumulierten Emissionen für alle Agenten des Spielers auf ihrem Weg zur Arbeit (in kg)

Tabelle 2.3.: State Variables der Verkehrsknotenpunkte

Variable	Beschreibung
ID [s]	nummeriert alle Verkehrsknotenpunkte eindeutig durch
Position [s]	Lage im Raum (Koordinaten)
Typ [s]	Wohnort, Arbeitsort, Kreuzung, Bahnstation

2. Agentenbasierte Modellierung

Tabelle 2.4.: State Variables der Verkehrsverbindungen

Variable	Beschreibung
Verkehrsknoten 1 [s]	ID des ersten Knotenpunkts der Verkehrsverbindung
Verkehrsknoten 2 [s]	ID des zweiten Knotenpunkts der Verkehrsverbindung
Typ [s]	Art der Verkehrsverbindung, d.h.: Straße, Fußgängerweg, Fahrradweg oder Bahnlinie
Auslastung [v]	Aktuelle Nutzung, d.h. Anzahl von Agenten auf Verbindung
Tempolimit [v]	maximal erlaubte Geschwindigkeit auf der Verkehrsverbindung (in $\frac{km}{h}$)
Anzahl an Spuren [v]	Anzahl an Fahrspuren (nur für Straßen)
Busspur [v]	gibt an ob eine Busspur vorhanden ist (nur für Straßen) (Wert <i>wahr</i> oder <i>falsch</i>)
Bus- oder Bahnlinien [v]	Nummern für Bus- bzw. Bahnlinien die entlang der Verkehrsverbindung verlaufen (nur für Straßen oder Bahnstrecken)

Scales

Der simulierte Raum ist kontinuierlich und zweidimensional. Verkehrsknotenpunkte werden frei auf einer Karte mit X- und Y- Koordinaten platziert. Die Skalierung erfolgt über einen Faktor, der die tatsächliche Entfernung zwischen zwei Punkten mit einem Einheitsabstand von (1,0) in den X-Y Koordinaten bestimmt. In der getesteten Konfiguration entspricht eine Karte von 10×10 Einheiten mit dem Skalierungsfaktor 1 also einer Fläche von 10×10 km, was einer vereinfachten Abbildung des Verkehrsraums Berlin entsprechen soll. Dies erlaubt realistische Reisezeiten bei gleichzeitig übersichtlicher Modellgröße. Die Karte für den Berlin nachempfundenen Verkehrsraum ist in Abbildung 2.5 dargestellt.

Die Simulation erfolgt jeweils für einen Pendeltag und ohne mikroskopische Nachverfolgung der einzelnen Agenten. Aus diesem Grund gibt es keine festen Zeitschritte in denen simuliert wird, sondern es wird in einem Zug mithilfe eines Wegfindungsalgorithmus (siehe Kapitel Kapitel 3) und auf Basis der Auslastung der Verkehrsverbindungen die notwendige Reisezeit und der CO₂ Verbrauch aller Agenten ermittelt.

2. Agentenbasierte Modellierung

Willkommen in Berlin Gruppe 1!

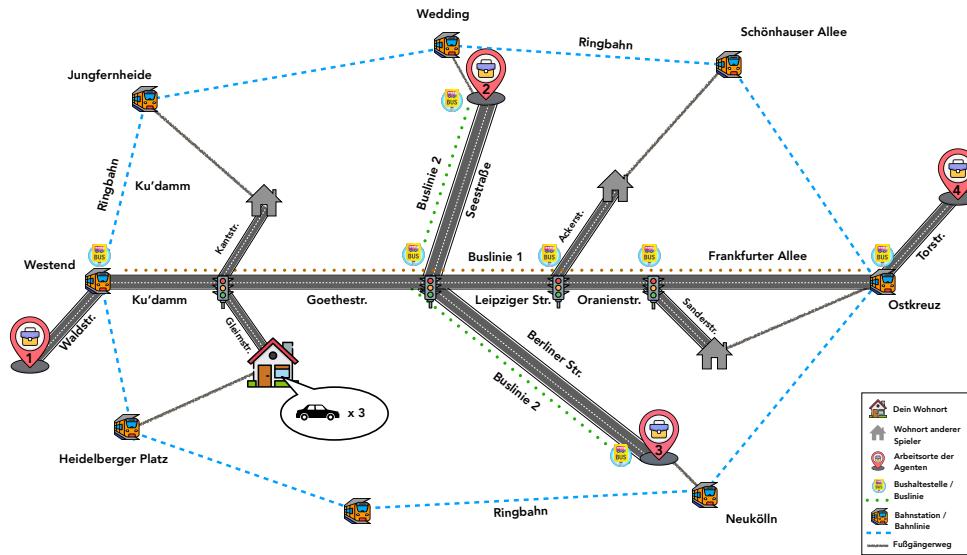


Abbildung 2.5.: Verkehrsraum für das Mobilitätsspiel angelehnt an die Stadt Berlin

Globale Ressource: CO₂-Budget

Den Spielenden steht ein begrenztes CO₂-Budget für die gesamte Dauer des Spiels zur Verfügung, welches vor Beginn des Modelllaufs festgelegt wird (in Tonnen). Wird dieser Wert durch die Summe aller Emissionen aller Agenten überschritten, wird die Simulation beendet. Es gibt in diesem Fall keine “gewinnende” Gruppe – die besondere Herausforderung liegt in der gemeinsamen Einhaltung des Emissionsziels.

Agenten bzwl Spieler verhalten sich daher vermutlich so, dass sie versuchen, in der Routenwahl ein Gleichgewicht zwischen individueller Effizienz (z. B. Reisezeit) und kollektiver Ressourcenschonung (z. B. Emissionen) zu finden. Wie stark dieses eher in die eine oder andere Richtung tendiert, hängt von den Werten bzw. Präferenzen der jeweiligen Spielenden ab.

2.10. Process Overview and Scheduling

Die Modellierung des Spiels erfolgt rundenbasiert. Eine Runde entspricht einem vollständigen Arbeitstag, an dem alle Agenten morgens ihren Arbeitsplatz aufsuchen und abends zurückkehren. Die Simulation besteht aus einer festgelegten Zahl an Runden (im durchgeföhrten Test acht) oder endet vorzeitig, wenn das festgelegte kollektive CO₂-Budget überschritten

2. Agentenbasierte Modellierung

wird.

Jede Runde gliedert sich in mehrere aufeinanderfolgende Phasen, deren Ablauf im Diagramm Abbildung 2.6 dargestellt ist und nachfolgend erläutert wird:

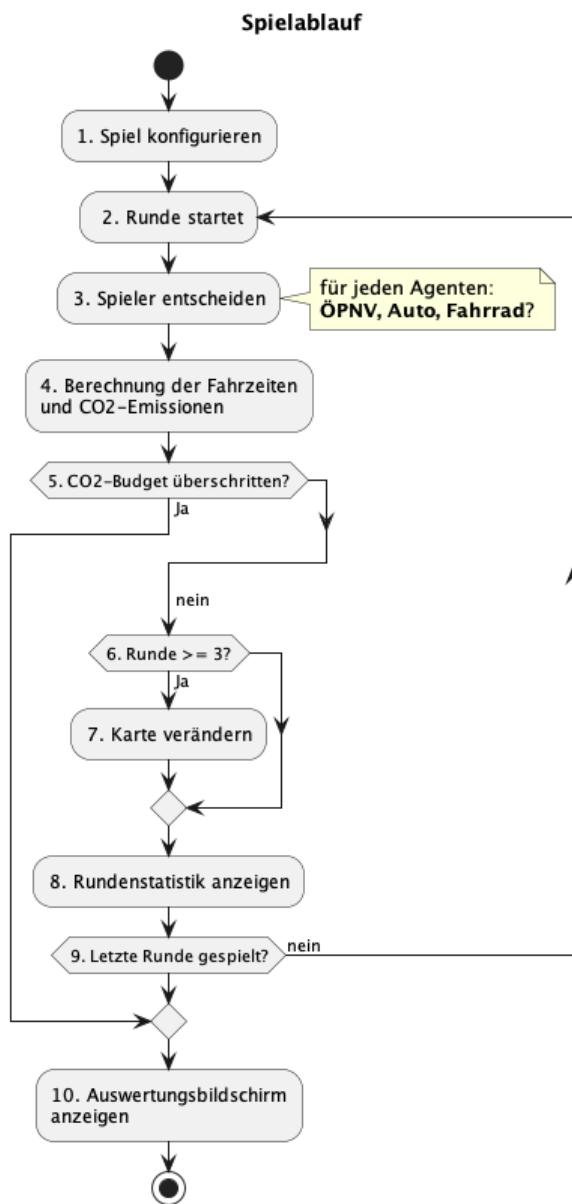


Abbildung 2.6.: Flowchart des Spielablaufs

2. Agentenbasierte Modellierung

1. Informationsphase (nur in Runde 1)

Zu Beginn der ersten Runde erhalten alle Spielgruppen (Haushalte) eine Aufschlüsselung des jeweils schnellsten Weges zu jedem Arbeitsplatz ihrer Agenten – getrennt nach den drei verfügbaren Verkehrsmitteln (Auto, Fahrrad, ÖPNV). Zusätzlich wird der jeweils zu erwartende CO₂-Verbrauch angegeben. Diese Informationen basieren auf einer idealisierten Berechnung ohne Berücksichtigung aktueller Verkehrsauslastung.

2. Entscheidungsphase

Jede Spielgruppe wählt für jeden ihrer Agenten ein Verkehrsmittel (Auto, Fahrrad oder ÖPNV), mit dem der Agent in der kommenden Runde zur Arbeit und zurück reisen soll.

3. Routingphase

Für jeden Agenten berechnet das Modell anhand der gewählten Verkehrsart den vermeintlich schnellsten Pfad zum Arbeitsplatz. Dabei werden Verkehrsbedingungen aus der letzten Runde berücksichtigt (z. B. Stau durch hohe Netzauslastung). Dieser Weg wird für die aktuelle Runde festgesetzt, unabhängig davon, ob sich die reale Situation inzwischen verändert hat.

4. Simulationsphase

Das Modell führt die tatsächliche Reise der Agenten aus:

- Alle Agenten folgen dem zuvor geplanten Weg.
- Die tatsächlich benötigte Fahrzeit wird dynamisch auf Basis der aktuellen Auslastung der jeweiligen Verkehrsverbindungen berechnet (z. B. Verzögerung bei Stau).
- Gleichzeitig wird der individuelle CO₂-Ausstoß pro Agent auf Basis der zurückgelegten Strecke und des gewählten Verkehrsmittels ermittelt.

5. Auswertung der Runde

Nach Abschluss der Runde erhalten die Spielgruppen folgende Rückmeldungen:

- Tatsächliche Fahrzeit je Agent,
- CO₂-Verbrauch je Agent,
- Aufschlüsselung der Fahrzeit nach Streckenabschnitten.

2. Agentenbasierte Modellierung

6. Interventionsphase (ab Runde 3)

Ab der dritten Runde können die Spielgruppen im Anschluss an jede Runde eine strukturelle Veränderung an der Verkehrsinfrastruktur vornehmen. Mögliche Maßnahmen sind:

- Veränderung des Tempolimits auf einer Straße,
- Bau oder Entfernung einer Busspur,
- Ausbau einer bestehenden Straße (Erhöhung der Kapazität),
- Anpassung des Takts einer ÖPNV-Linie,
- Errichtung einer neuen Bushaltestelle,
- Bau eines Fahrrad- oder Fußwegs.

Diese Änderungen beeinflussen die Verkehrsbedingungen ab der folgenden Runde.

7. Spielende und Reflexion

Die Simulation endet automatisch,

- wenn das festgelegte CO₂-Budget überschritten wird (vorzeitiges Ende) oder
- nach maximal acht Runden.

Anschließend wird ein Ranking erstellt, das die Haushalte anhand folgender Kriterien einordnet:

- Gesamt-CO₂-Verbrauch über alle Runden,
- Gesamte Fahrzeit aller Agenten des Haushalts.

Es wird bewusst nicht festgelegt, welche Gruppe das Spiel „gewonnen“ hat. Stattdessen sind die Spielgruppen eingeladen, ihre Ergebnisse im Hinblick auf die gewählte Strategie zu reflektieren – etwa ob sie vor allem auf CO₂-Einsparung oder auf minimale Reisezeiten gesetzt haben – und im Austausch mit den anderen Gruppen zu diskutieren, welche Herangehensweise in der Realität möglicherweise als die sinnvollere oder nachhaltigere gelten könnte.

3. Graphentheorie

In diesem Kapitel wird die mathematische Modellierung jener Verkehrsinfrastruktur vorgestellt, welche die räumliche Struktur der im agentenbasierten Modell abgebildeten Umwelt definiert. Ziel dieser Modellierung ist es, die Verkehrsinfrastruktur als mathematische Struktur so abzubilden, dass auf diesen Spielkarten kürzeste Wege, realistische Fahrzeiten unter Berücksichtigung von Staus sowie die daraus resultierenden CO₂-Emissionen bestimmt werden können.

Die Graphentheorie stellt hierfür die geeignete mathematische Grundlage dar. Sie erlaubt die flexible Repräsentation komplexer Verkehrsnetze und ermöglicht die algorithmische Bestimmung von kürzesten Wegen und Fahrzeiten.

Dieses Kapitel führt zunächst in die relevanten Grundlagen der Graphentheorie ein und stellt spezielle Klassen von Graphen vor, die im Kontext multimodaler Verkehrsnetze von Bedeutung sind. Darauf aufbauend wird erläutert, wie die graphbasierte Modellierung konkret im Rahmen der vorliegenden Mobilitätssimulation umgesetzt wurde. Abschließend widmet sich das Kapitel der algorithmischen Bestimmung kürzester Wege – einem zentralen Problem bei der Simulation individueller Routenwahl.

Die wesentlichen Informationen stammen insofern nicht anders gekennzeichnet aus den Werken von Fricke und Overhagen (2025), Diestel (2017) und Mönius et al. (2021a).

3.1. Struktur des multimodalen Verkehrsgraphen

Viele reale Probleme aus vollkommen unterschiedlichen Anwendungsbereichen lassen sich modellieren, indem man sich lediglich auf die Beziehungen zwischen den Objekten konzentriert und dabei von deren konkreten Eigenschaften abstrahiert. Dieser Gedanke der Reduktion auf die Zusammenhänge bildet das gedankliche Fundament der Graphentheorie und ermöglicht es komplexe Systeme aus verschiedenen Bereichen wie etwa der Chemie, Physik, Technik, den sozialen Netzwerken oder der Infrastruktur – so zu modellieren, dass wesentliche Aussagen über sie abgeleitet werden können.

Ein Graph ist dementsprechend eine abstrakte Struktur, die lediglich aus zwei Arten von Elementen besteht: **Knoten** (auch Ecken bzw. engl. *Nodes* oder *Vertices* genannt), die üblicherweise die Objekte eines Systems repräsentieren, und **Kanten** (engl. *Edges*), welche

3. Graphentheorie

die Beziehungen zwischen jeweils zwei dieser Knoten (d.h. den Objekten) repräsentieren. Visuell werden Knoten durch Punkte und Kanten als Linien zwischen diesen Punkten dargestellt, wie in Abbildung 3.1(a) zu sehen. Dabei ist die konkrete Lage der Knoten - und dementsprechend auch die Länge oder Richtung der Kanten - im Diagramm eines Graphen im Allgemeinen bedeutungslos, insofern keine zusätzliche Struktur (wie etwa geometrische Positionen) eingeführt wird.

Diese einfache, aber äußerst flexible Darstellungsweise erlaubt es also eine Vielzahl realer Systeme zu modellieren – von chemischen Molekülen über elektrische Schaltungen und soziale Netzwerke bis hin zu Kommunikationsinfrastrukturen und Verkehrsnetzen. Die Knoten repräsentieren dabei beispielsweise Atome, elektronische Bauteile, Personen, Computer oder Haltestellen, während die Kanten dementsprechend chemischen Bindungen, Leitungen, sozialen Beziehungen oder Verkehrsverbindungen entsprechen (Fricke & Overhagen, 2025, S. VII). Die Ursprünge der Graphentheorie werden meist Leonhard Euler und seiner berühmten Untersuchung der sieben Brücken von Königsberg zugeschrieben (Mönius et al., 2021b, S. 1).

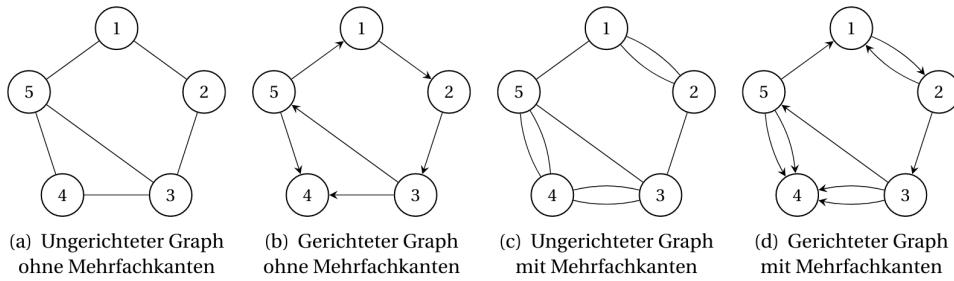


Abbildung 3.1.: Beispielhafte Darstellung von vier Typen von Graphen: (a) ein ungerichteter Graph, (b) ein gerichteter Graph, (c) ein ungerichteter Multigraph (d) ein gerichteter Multigraph (Hochmuth, 2020)

Wir definieren eine ungerichteten Graphen mathematisch wie folgt:

Definition 1 (ungerichteter) Graph

Ein *ungerichteter Graph* ist ein Paar $G = (V, E)$, wobei:

- $V \neq \emptyset$ eine endliche Menge von Knoten (auch *Knotenmenge* genannt) und
- $E \subseteq \binom{V}{2} \{\{u, v\} \mid u, v \in V, u \neq v\}$ eine Menge von *ungerichteten Kanten* sei.

Existiert eine Kante zwischen zwei Knoten $u, v \in V$, d.h. die zwei-elementige Teilmenge $\{u, v\}$ befindet sich in der Kantenmenge E , dann werden die beiden Knoten als **adjazent** bzw. Nachbarn bezeichnet und die Kante gilt als **inzident** zu beiden Knoten.

3. Graphentheorie

In einem solchen ungerichteten Graphen ist die Richtung der Verbindung zwischen zwei Knoten unerheblich. Dementsprechend bilden ungeordnete Paare die Menge E , sodass für eine Kante gilt $\{u, v\} = \{v, u\}$. Dies passt zu vielen Anwendungen, etwa in sozialen Netzwerken, in denen eine Freundschaft typischerweise wechselseitig ist, oder bei Straßennetzen, wenn keine Einbahnstraßen existieren oder man den Verkehr nicht auf individueller / mikroskopischer Ebene modellieren möchte. In bestimmten Fällen ist jedoch nicht nur relevant, ob eine Beziehung existiert, sondern auch, *in welcher Richtung* sie besteht – wie also im Fall von Einbahnstraßen in einem Verkehrsnetz oder bei der Modellierung von Informations-, Material- oder Verkehrsflüssen.

Um solche Szenarien zu erfassen, verwendet man **gerichtete Graphen** (engl. *directed graphs*, kurz **Digraphs**), bei denen jede Kante stattdessen durch ein geordnetes Paar (u, v) gebildet wird, sodass die Kantenmenge durch $E \subseteq \{(u, v) \mid u, v \in V \wedge u \neq v\}$ beschrieben ist. In diesem Fall gilt $(u, v) \neq (v, u)$. Man spricht von einer gerichteten Verbindung vom Anfangsknoten u (engl. Tail) zum Endknoten v (engl. Head) und signalisiert dies im Diagramm durch einen Pfeil, welcher die Richtung der Verbindung (vom Anfangsknoten zum Endknoten) anzeigt, wie in Abbildung 3.1(b) zu sehen. Solche Graphen finden Anwendung etwa bei der genauen bzw. zeitlichen Modellierung von Verkehrsflüssen, Stoffwechselwegen oder asymmetrischen sozialen Beziehungen wie „Person A folgt Person B“.

Darüber hinaus kommen Fälle vor, in denen zwischen zwei Knoten mehrere Verbindungen bestehen, beispielsweise parallele Straßen bzw. ÖPNV-Linien, bei chemischen Mehrfachbindungen oder in sozialen Netzwerken (jemand ist Freund und Kollege zugleich). In solchen Situationen benötigt es einen sogenannten **Multigraphen**. Da Mengen in der Mathematik jedoch keine Mehrfachvorkommen desselben Elements erlauben, lässt sich ein Multigraph mathematisch nicht mehr einfach durch ein Paar $G = (V, E)$ beschreiben. Wir definieren stattdessen:

Definition 2 Multigraph

Ein *Multigraph* ist Tripel $G = (V, E, f)$, wobei:

- V eine endliche Menge von Knoten sei,
- $E \subset \mathbb{N}$ eine Indexmenge der Kanten sei und
- $f : E \rightarrow \binom{V}{2}$ im ungerichteten bzw. $f : E \rightarrow V \times V$ im gerichteten Fall, eine Abbildung sei welche jeder Kante $e \in E$ ein Paar $\{u, v\}$ bzw. (u, v) zuweist.

Existieren zwei verschiedene Indizes $e_1, e_2 \in E$ für die gilt $f(e_1) = f(e_2)$, so handelt es sich entsprechend um eine Mehrfach- bzw. Multikante zwischen zwei Knoten. Ein Beispiel

3. Graphentheorie

für einen solchen ungerichteten bzw. gerichteten Multigraphen ist in 3.1(c) bzw. (d) zu sehen. Ein Graph ohne Multikanten wird hingegen als simpler Graph bezeichnet.

In der ersten Version der Verkehrsmodellierung wurde bewusst ein möglichst simples Graphmodell gewählt. Die zugrunde liegende Infrastruktur wird deshalb mithilfe eines *ungerichteten, simplen Graphen* aufgebaut. Das Ziel ist es, das Verkehrsnetz in dieser reduzierten Form so zu modellieren, dass (technisch bzw. mathematisch gesehen) zwischen zwei Verkehrsknoten (z.B. Kreuzungen oder Haltestellen) nur eine ungerichtete Verbindung (Straße, Bahnverbindung o.Ä.) von nötig ist. Dennoch sollen auf möglichst natürliche Weise entlang von Straßen verlaufende Busverbindungen und parallel laufende ÖPNV Linien möglich sein.

Die Modellierung erfolgt dabei **nicht zeitaufgelöst**, d.h. es wird keine dynamische Simulation durchgeführt, bei der die Position einzelner Agenten oder Fahrzeuge über diskrete Zeitschritte hinweg verfolgt wird. Stattdessen nutzen wir eine **aggregierte Betrachtung**, bei der für eine Kante ausschließlich erfasst wird, wieviele Verkehrsteilnehmenden diese in einer Runde nutzen. Die genaue Methodik zur Auswertung dieser Kantenauslastung – insbesondere im Zusammenhang mit der Berechnung kürzester Wege – wird im zweiten Teil dieses Kapitels ausführlicher behandelt.

Ein zentrales Ziel der Modellierung ist es, auch bei vergleichsweise wenigen Agenten (in ersten Tests $N_{\text{Agenten}} = 16$) Verkehrssituationen mit wahrnehmbarem Staupotenzial zu erzeugen, um die gewünschten Entscheidungssituationen bzgl. der Sinnhaftigkeit eines bestimmten Verkehrsmittels bzw. einer Verkehrsmodalität zu provozieren. Daher wurde in dieser frühen Phase auch auf die Unterscheidung der Fahrtrichtungen verzichtet. Denn anstatt einer möglichst exakten Modellierung einer realen Verkehrssituation steht die Frage im Vordergrund, ob und wann die Spielenden ein bestimmtes Verkehrsmittel angesichts der vergangenen Auslastung und den zu erwartenden CO₂-Emissionen als sinnvoll einschätzen oder nicht – das zentrale Element des Spiels.

Dennoch entspricht eine moderne urbane Infrastruktur keinem simplen ungerichteten Graphen bzw. lässt sich kaum durch einen solchen allein modellieren. Vielmehr handelt es sich um ein **multimodales Verkehrsnetzwerk**, in welchem verschiedene Verkehrsmittel – wie Auto, Bahn, Fahrrad oder Fußverkehr – vorkommen, weshalb eine differenziertere Modellierung auf Ebene der Netzwerktopologie erforderlich ist. Unterschiedliche Knoten, aber auch Kanten des zugrunde liegenden Graphen müssen die unterschiedlichen Funktionen bzw. Typen realer Verkehrsknotenpunkte und ihrer Verbindungen abbilden und zusätzlich um Eigenschaften ergänzt werden, welche für eine Verkehrsmodellierung und die dafür notwendigen Berechnungen essenziell sind.

Im Modell wird das Verkehrsnetzwerk daher als eine Art erweiterter, strukturierter Graph

3. Graphentheorie

aufgebaut. Es existieren verschiedene Knotentypen, wie etwa Wohnorte, Arbeitsorte bzw. Infrastrukturelemente wie Bahnstationen oder Straßenkreuzungen. Formal sei die Menge der Knotentypen gegeben durch

$$Typ_V = \{\text{Wohnort, Arbeitsort, Bahnstation, Straßenkreuzung}\} \quad (3.1)$$

Auf einen gesonderten Knotentypen für Busstationen wird in dieser Version verzichtet. Stattdessen fungieren die Kreuzungen an denen einen Kante mit Buslinie inzidiert implizit als Busstation. Die Knoten werden zusätzlich mit einer eindeutigen Lage im zweidimensionalen-euklidischen Raum versehen. Dies geschieht mithilfe der Abbildung:

$$\phi_V : V \rightarrow \mathbb{R}^2 \text{ sodass } \phi_V(u) = (x, y) \quad (3.2)$$

wobei $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ den 2D-Koordinaten eines Knotens $u \in V$ entspricht. Auch die Kanten des Netzwerks weisen unterschiedliche Typen auf. Die Menge der Kantentypen ist dabei gegeben durch:

$$Typ_E = \{\text{Straße, Fußgängerweg, Bahnlinie, Fahrradweg}\} \quad (3.3)$$

Jeder Kante wird zusätzlich eine Menge für sie relevanter Attribute $Attr_k$ zugeordnet, wobei dies abhängig vom Kantentyp $k \in Typ_E$ ist. Die verschiedenen Kantentypen sind in Tabelle 3.1 zusammengefasst.

Kantentyp k	Attributmenge $Attr_k$
Straße (Street)	Geschwindigkeitslimit $v_{\max}(e) \in \mathbb{R}$ Kapazität $K(e) \in \mathbb{R}$ Auslastung $A(e) \in \mathbb{R}$ Spuren $N_{\text{Spuren}}(e) \in \mathbb{N}$ Buslinien $B(e) \subset \mathbb{N}$ Busspur $BS(e) \in \{0, 1\}$
Bahnstrecke (Train)	Geschwindigkeitslimit $v_{\max}(e) \in \mathbb{R}$ Kapazität $K(e) \in \mathbb{R}$ Bahnlinien $B(e) \subset \mathbb{N}$
Fahrradweg (BiKe)	–
Fußgängerweg (Pedestrian Walk)	–

Tabelle 3.1.: Kantentypen und zugehörige Attributmengen im Verkehrsnetzmodell

Eine Besonderheit des vereinfachten ersten Modells besteht darin, dass Buslinien und Bahnlinien nicht als eigene Kanten, sondern als Attribute von Straßenkanten bzw. Bahnstre-

3. Graphentheorie

cken modelliert werden. Dadurch können mehrere Bus- bzw. Bahnlinien entlang der gleichen Kante verlaufen, ohne die Notwendigkeit einen Multigraphen zu verwenden. Außerdem wird so sichergestellt, dass Busse ausschließlich entlang von Straßenverbindungen verkehren, da sie direkt an eine Straße gekoppelt sind. Dadurch lassen sich Busspuren, Haltestellen und Kapazitätskonflikte mit Autos direkt mit dem allgemeinen Straßenverkehr verknüpfen. Eine Straßenkreuzung an der eine Kante mit $B(e) \neq \emptyset$ inzidiert, fungiert somit automatisch auch als Bushaltestelle für die dort verkehrenden Linien $b \in B(e)$. Separate Busstationen werden in dieser Modellversion nicht benötigt.

Darüber hinaus ist es abhängig vom Typ zweier Knoten ob eine Verbindung überhaupt sinnvoll und damit zulässig ist: So gilt:

- Straßen und Fahrradwege dürfen zwischen beliebigen Kombinationen von Wohnorten, Arbeitsorten und Kreuzungen verlaufen.
- Fußgängerwege dürfen mit Bahnstationen sowie Wohnorten, Arbeitsorten oder Kreuzungen verknüpft werden und dienen somit als Zubringer zum Bahnverkehr.
- Bahnstrecken dürfen nur mit Bahnstationen verknüpft werden

Zur realitätsnahen Modellierung komplexer Verkehrssysteme wird in vielen aktuellen Arbeiten die Struktur sogenannter Multilayer-Netzwerke verwendet (Orozco et al., 2023). Diese stellen unterschiedliche Verkehrsmodalitäten (z.B. Bahn, Bus, Fahrrad, Fußverkehr) als getrennte, aber miteinander verknüpfte Netzwerke dar. In der formalen Beschreibung ergibt sich daraus eine Struktur, in der mehrere Ebenen von Netzwerken parallel existieren und über gesonderte Kanten miteinander verbunden sind.

Boccaletti et al. (2014) definieren:

Definition 3 Multilayer-Netzwerk

Ein *Multilayer-Netzwerk* ist ein Paar

$$\mathcal{M} = (G, C)$$

wobei $G = \{G_\alpha \mid \alpha \in \{1, \dots, M\}\}$ eine Familie von (gerichteten oder ungerichteten, gewichteten oder ungewichteten) Graphen

$$G_\alpha = (V_\alpha, E_\alpha)$$

3. Graphentheorie

darstellt. Jeder Graph G_α bildet eine **Schicht** (Layer) des Netzwerks \mathcal{M} ab, bestehend aus einer eigenen Knotenmenge V_α und einer Menge von **Intra-Verbindungen** E_α innerhalb dieser Schicht.

Die Menge

$$C = \{E_{\alpha\beta} \subseteq V_\alpha \times V_\beta \mid \alpha, \beta \in \{1, \dots, M\}, \alpha \neq \beta\}$$

beschreibt die **Interlayer-Verbindungen** zwischen den Schichten G_α und G_β , also Verbindungen zwischen Knoten unterschiedlicher Schichten.

In der vorliegenden Modellierung wird jedoch eine andere Struktur gewählt, da die strikte Schichtung in diesem Fall nicht wirklich der modellierten bzw. programmierten Realität entspricht. Zwar entspricht das Bahnhofnetz einem solchen getrennten Layer, welches über die gesonderten Fußgängerwege mit dem Rest des Netzwerks verknüpft ist, allerdings sind Straßenverbindungen nicht exklusiv dem motorisierten Individualverkehr zugeordnet, sondern dienen auch als zusätzliche Fußgänger- bzw. Radwege. Diese Multifunktionalität der Straßenkanten bedeutet, dass eine vollständige Trennung in einzelne Schichten für die unterschiedlichen Verkehrsmodalitäten nicht gegeben ist und insofern unklar bleibt, ob eine Verbindung, die z. B. sowohl im Straßen- als auch im Fußwegenetz aktiv ist, als Interlayer-Kante $E_{\alpha\beta}$ oder als geteilte Intra-Kante E_α anzusehen ist.

Stattdessen beschreiben wir die Struktur ähnlich wie Berlingero et al. (2011) als Knoten- und Kantengelabelten Graphen bzw. als Multidimensionales Netzwerk. Da sich sowohl die Auslastung der Kanten als auch die Knoten- und Kantenstruktur im Verlauf des Spiels aber durch die Handlungen der Spielenden von Runde zu Runde verändert, kann das Verkehrsnetzwerk nicht durch einen statischen Graphen beschrieben werden. Indem $G \rightarrow G^{(r)} = (V^{(r)}, E^{(r)}, \tau_v^{(r)}, \tau_E^{(r)}, \phi_V^{(r)}, \phi_E^{(r)})$ übergeht, wird dem Rechnung getragen.

Definition 4 Dynamisches Multimodales Verkehrsnetzwerk

Das erweiterte dynamische multimodale Verkehrsnetzwerk wird durch das Tupel:

$$\left(G^{(r)}\right)_{r=1}^{N_{\text{Runden}}}$$

modelliert, wobei jeder Graph

$$G^{(r)} = (V^{(r)}, E^{(r)}, \tau_V^{(r)}, \tau_E^{(r)}, \phi_V^{(r)}, \phi_E^{(r)}, \lambda^{(r)})$$

die Struktur und Eigenschaften des Netzwerks in Runde $r \in \{1, \dots, N_{\text{Runden}}\}$ beschreibt.

3. Graphentheorie

Hierbei ist:

- $V^{(r)}$ die Menge der Knoten in Runde r
- $E^{(r)}$ die Menge der Kanten in Runde r
- $\tau_V^{(r)} : V^{(r)} \rightarrow \text{Typ}_V$ die Knotentypfunktion
- $\tau_E^{(r)} : E^{(r)} \rightarrow \text{Typ}_E$ die Kantentypfunktion
- $\phi_V^{(r)} : V^{(r)} \rightarrow \mathbb{R}^2$ die Positionsfunction der Knoten
- $\phi_E^{(r)} : E^{(r)} \rightarrow \text{Attr}_E$ die Attributfunktion der Kanten, wobei

$$\text{Attr}_E = \bigcup_{k \in \text{Typ}_E} \mathbb{R}^{k_l}, \quad k_l \in \mathbb{N}$$

- $\lambda^{(r)} : \text{Linientyp} \times \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R} \times \mathbb{R}$: Linienzuordnung, die jeder ÖPNV-Linie Frequenz und Kapazität zuweist

Die Entwicklung des Netzwerks über die Zeit erfolgt durch eine *Update-Funktion*

$$\text{Update} : \mathcal{G} \times \mathcal{A} \rightarrow \mathcal{G}, \quad (G^{(r)}, a^{(r)}) \mapsto G^{(r+1)},$$

wobei:

- \mathcal{G} die Menge aller gültigen Netzwerkzustände (Graphen mit vollständiger Struktur) bezeichnet,
- \mathcal{A} die Menge aller zulässigen Aktionen der Spielenden in einer Runde ist,
- $a^{(r)} \in \mathcal{A}$ die tatsächlich ausgeführten Spielaktionen in Runde r beschreibt.

Somit ergibt sich die Zustandsfolge rekursiv über:

$$G^{(r+1)} = \text{Update}(G^{(r)}, a^{(r)}), \quad \text{für } r = 1, \dots, N_{\text{Runden}} - 1.$$

Es sei angemerkt, dass Berlingero et al. (2011) für das multidimensionale Netzwerk ein Kantenlabel direkt über die Kantenmenge $E = \{\{u, v, d\} \mid u, v \in V, d \in D\}$ einführen, wobei D die Menge möglicher Labels bezeichnet. In dieser Arbeit wird stattdessen der äquivalente Zugang über eine Abbildung ϕ gewählt. Die beiden Ansätze sind insofern gleichwertig,

als sich durch die Definition $E' = \{\{u, v, \phi_E(\{u, v\})\} \mid \{u, v\} \in E\}$ eine identische Struktur ergibt. Diese Konstruktion bildet die Grundlage für die nachfolgende Modellierung der Wegfindung sowie der Berechnung von Reisezeit und CO₂-Emissionen im Rahmen der multimodalen Spielrealität.

3.2. Wegfindung und Zeitberechnungen

Die eingeführte Graphstruktur modelliert ein multimodales Verkehrsnetz und bildet die Grundlage für die im Folgenden erläuterten algorithmischen Wegberechnungen. Ziel ist es zunächst, den Spielenden in der aktuellen Runde den vermeintlich kürzesten Weg eines Agenten von seinem Wohnort zu seinem Arbeitsplatz vorzuschlagen, abhängig vom gewählten Verkehrsmittel und basierend auf dem Verkehrsaufkommen der vorherigen Runde, um ihnen eine informierte Entscheidung zu ermöglichen. Anschließend sollen abhängig vom tatsächlichen aktuellen Verkehrsaufkommen, das sich aus der Wahl aller Spielenden ergibt, sowohl der Zeitaufwand als auch die CO₂-Emissionen berechnet werden.

3.2.1. Gewichteter Graph

Zur formalen Beschreibung der Wege benötigen wir zunächst eine präzise Definition, wie ein solcher Weg auf einem Graphen zu verstehen ist:

Definition 5 Kantenzug, Spur, Pfad

Sei $G = (V, E)$ ein Graph. Eine endliche Folge von Kanten $(e_1, e_2, \dots, e_n) \subseteq E$ heißt ein *Kantenzug*, wenn es eine Folge von Knoten $(v_0, v_1, \dots, v_n) \subseteq V$ gibt, sodass für alle $i = 1, \dots, n$ gilt: $e_i = \{v_{i-1}, v_i\}$.

Ist zusätzlich jede Kante in der Folge paarweise verschieden, so spricht man von einer *Spur*. Wenn darüber hinaus auch alle Knoten v_0, \dots, v_n paarweise verschieden sind, handelt es sich um einen *Pfad*.

Für die meisten Anwendungen – und insbesondere im hier vorliegenden Fall – ist jedoch nicht nur die Anzahl der Kanten eines Pfades von Interesse, sondern insbesondere auch die Kosten, welche es mit sich bringt eine bestimmte Kante zu passieren. Um diesem Aspekt Rechnung zu tragen, wird jeder Kante ein numerischer Wert zugeordnet, den wir als ihr *Gewicht* bezeichnen. Wir definieren deshalb:

Definition 6 Gewichteter Graph

3. Graphentheorie

Ein *gewichteter (simpler) Graph* ist ein Tripel

$$G = (V, E, \ell),$$

wobei:

- V die Menge der Knoten ist,
- E die Menge der Kanten ist,
- $\ell : E \rightarrow \mathbb{R}$ eine *Gewichtsfunktion* ist, welche jeder Kante ein reelles Gewicht zuordnet.

Das Gewicht eines beliebigen Kantenzugs $z = (e_1, \dots, e_n)$ auf einem gewichteten Graphen $G = (V, E, \ell)$ ergibt sich durch Aufsummierung der Einzelgewichte gemäß:

$$\ell(z) = \sum_{i=1}^n \ell(e_i).$$

Je nach Problemstellung kann dieses Gewicht verschiedene Größen repräsentieren – beispielsweise die erwartete Reisezeit, den CO₂-Ausstoß oder monetäre Kosten. Dabei dürfen die Gewichte im Allgemeinen auch negative Werte annehmen. Im vorliegenden Fall beschreiben die Gewichte Reisezeiten entlang der Kanten, weshalb $\ell : E \rightarrow \mathbb{R}_{>0}$ gilt.

Von besonderem Interesse sind solche Kantenzüge mit minimalem Gewicht. Deshalb:

Definition 7 Abstand in einem gewichteten Graphen

Sei $G = (V, E, \ell)$ ein gewichteter Graph mit $\ell : E \rightarrow \mathbb{R}_{>0}$ als Gewichtsfunktion. Der *Abstand* $\delta(u, v)$ zwischen zwei Knoten $u, v \in V$ ist definiert als das minimale Gewicht aller Kantenzüge, die von u nach v führen:

$$\delta(u, v) = \begin{cases} \min \{\ell(z_{u,v}) \mid z_{u,v} \text{ ist Kantenzug in } G \text{ von } u \text{ nach } v\} & \text{falls } v \text{ von } u \text{ erreichbar ist,} \\ \infty & \text{sonst.} \end{cases}$$

Dabei bezeichnet $\ell(z_{u,v}) = \sum_{e \in z_{u,v}} \ell(e)$ das Gewicht des Kantenzugs $z_{u,v}$.

Um die geeignete Gewichtsfunktion für unser Problem zu modellieren, muss diese zunächst nach dem gewählten Verkehrsmodus $t \in M = \{\text{ÖPNV, Auto, Fahrrad}\}$ unterscheiden, da Straßenkanten sowohl von Fußgängern und Fahrradfahrern, als auch mit dem Bus und dem Auto nutzbar sind. Je nach Wahl des Verkehrsmittels resultiert daraus jeweils eine andere Reisezeit entlang der gleichen Straßenkante. Somit wird aus dem Gewicht einer Kante $\ell(e)$

3. Graphentheorie

auf dem Graphen G das Gewicht $\ell_t(e)$ in Abhängigkeit des gewählten Verkehrsmittels und analog für einen Pfad $\omega = (e_1, \dots, e_n)$:

$$\ell(\omega) = \ell_t(\omega). \quad (3.4)$$

Darüber hinaus hängt das Gewicht einer Kante im Allgemeinen von den aktuellen Bedingungen auf dem Graphen ab – insbesondere von der momentanen Auslastung –, sodass die Gewichtsfunktion in Abhängigkeit von der Runde r modelliert wird durch:

$$\ell = \ell_t : E^{(r)} \times \text{Attr}_E^{(r)} \rightarrow \mathbb{R}_{>0} \quad (3.5)$$

wobei der Index r den Zustand des Graphen in der r -ten Runde bezeichnet. Diese Indizierung ist notwendig, da sich sowohl die Kantenattribute als auch die Kantenstruktur zwischen den Runden ändern (können).

Wie aus der Physik bekannt, lässt sich die benötigte Wegzeit t bei bekannter Geschwindigkeit v und Strecke s durch $t = \frac{s}{v}$ berechnen (Grehn & Krause, 2015, S.15). Entsprechend ergibt sich für das Kanten-Gewicht als Formel zur Berechnung:

$$\ell_t(\{u, v\}, \text{Attr}_e^{(r)}) = \frac{d(u, v)}{v^{(r)}(e)}, \quad (3.6)$$

mit dem euklidischen Abstand $d(\phi_V^{(r)}(u), \phi_V^{(r)}(v)) = \sqrt{(x_u - x_v)^2 + (y_u - y_v)^2}$, welcher sich aus den Knotenkoordinaten ergibt. Für die weiteren Berechnungen gilt es im folgenden, eine passende Modellierung für die Geschwindigkeit entlang der jeweiligen Kanten zu finden.

3.2.2. Geschwindigkeitsberechnung

Da im Modell Straßen sowohl vom ÖPNV, als auch von Fahrrädern und Autos genutzt werden, ist die Geschwindigkeit im Allgemeinen vom gewählten Verkehrsmodus t abhängig. Zudem hängt sie von der jeweiligen Kante e und deren Attributen im Zeitpunkt der Berechnung (also der aktuellen Runde r) ab. Die Geschwindigkeit, mit der sich ein Agent entlang einer Kante bewegt, ergibt sich somit als:

$$v(e) = v_t^{(r)}(e, \text{Attr}_e^{(r)}) \quad (3.7)$$

Wir parameterisieren diese Funktion nach dem Verkehrsmodus zunächst wie folgt:

3. Graphentheorie

$$v_t^{(r)}(\{u, v\}, \text{Attr}_e^{(r)}) = \begin{cases} v_{\text{Auto}}^{(r)}(e, \text{Attr}_e^{(r)}) & \text{für } t = \text{Auto}, \\ v_{\text{ÖPNV}}^{(r)}(e, \text{Attr}_e^{(r)}) & \text{für } t = \text{ÖPNV}, \\ v_{\text{Fahrrad}}^{(r)} & \text{für } t = \text{Fahrrad.} \end{cases} \quad (3.8)$$

Die spezifische Geschwindigkeit hängt somit vom Modus ab:

Fahrrad: Radfahrende bewegen sich unabhängig von Kantenart und Auslastung mit einer konstanten Geschwindigkeit v_{Fahrrad} .

ÖPNV: Die Geschwindigkeit im ÖPNV hängt von der Art der Kante und deren Attributen ab. Es gilt:

$$v_{\text{ÖPNV}}^{(r)}(\{u, v\}, \text{Attr}_e^{(r)}) = \begin{cases} v_{\max}^{(r)}(e) & \text{falls } \tau_E^{(r)}(e) = \text{Bahnstrecke}, \\ v_{\text{Fußgänger}} & \text{falls } \tau_E^{(r)}(e) = \text{Fußgängerweg}, \\ v_{\text{Fußgänger}} & \text{falls } \tau_E^{(r)}(e) = \text{Straße} \wedge B(e) = \emptyset, \\ v_{\max}^{(r)}(e) & \text{falls } \tau_E^{(r)}(e) = \text{Straße} \wedge B(e) \neq \emptyset \wedge BS(e) = 1, \\ v_{\text{Fußgänger}} & \text{falls } \tau_E^{(r)}(e) = \text{Straße} \wedge B(e) \neq \emptyset \wedge BS(e) = 0 \\ & \quad \wedge v_{\text{Auto}}^{(r)}(e, \text{Attr}_e^{(r)}) < v_{\text{Fußgänger}}, \\ v_{\text{Auto}}^{(r)}(e, \text{Attr}_e^{(r)}) & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.9)$$

Züge fahren stets mit der maximal zulässigen Geschwindigkeit $v_{\max}^{(r)}(e)$, während Fußgänger sich immer mit der konstanten Geschwindigkeit $v_{\text{Fußgänger}}$ bewegen. Auf Straßen mit Buslinien hängt das Tempo von der Existenz einer Busspur ab: Ist eine solche vorhanden ($BS(e) = 1$), bewegt sich der Bus mit der maximal erlaubten Geschwindigkeit $v_{\max}^{(r)}(e)$, andernfalls orientiert sich seine Geschwindigkeit am allgemeinen Verkehrsfluss $v_{\text{Auto}}^{(r)}(e, \text{Attr}_e^{(r)})$. Bei starker Überlastung, wenn also $v_{\text{Auto}}^{(r)}(e, \text{Attr}_e^{(r)}) < v_{\text{Fußgänger}}$, kann es sogar schneller sein zu Fuß zu gehen.

Auto: Für Fahrzeuge auf der Straße ist es intuitiv nachvollziehbar, dass ihre Geschwindigkeit nicht nur vom Tempolimit, sondern maßgeblich auch von der Auslastung der Straße beeinflusst wird. Es gilt:

3. Graphentheorie

$$v_{\text{Auto}}^{(r)}(e, \text{Attr}_e^{(r)}) = f(v_{\max}^{(r)}(e), A^{(r)}(e), K^{(r)}(e)) \quad (3.10)$$

Dabei bezeichnet $A^{(r)}(e)$ die Auslastung und $K^{(r)}(e)$ die Kapazität der Kante e . Beide Größen wurden bereits im vorangegangenen Abschnitt unter den Attributen der Kante eingeführt. Die Kapazität berechnet sich dabei wie folgt:

$$K^{(r)}(e, \text{Attr}_e^{(r)}) = N_{\text{Spuren}}^{(r)}(e) \cdot r_{\text{Spur/km}} \cdot d(u, v) \cdot N_{\text{Agenten}} \quad (3.11)$$

Hierbei ist $N_{\text{Spuren}}^{(r)}(e)$ die Anzahl der Fahrspuren der Kante e , $d(u, v)$ deren Länge, N_{Agenten} die Gesamtzahl der Agenten im Modell und $r_{\text{Spur/km}}$ der relative Kapazitätsfaktor pro Spurkilometer. Letzterer beschreibt, welchen Anteil aller Agenten eine einspurige Straße von 1 km Länge aufnehmen kann. Auf diese Weise passt sich die Kapazität automatisch an die modellierte Gesamtzahl von Agenten an.

Die aktuelle Auslastung einer Kante ergibt sich aus der Anzahl der Agenten, die sie für ihren Weg zum Arbeitsplatz nutzen, sowie dem Beitrag öffentlicher Verkehrsmittel:

$$A^{(r)}(e, \text{Attr}_e^{(r)}) = N_{\text{AgentenSp}}^{(r)}(e) + \sum_{b \in B(e)} \frac{1}{f_b^{(r)}} \quad (3.12)$$

Dabei ist $B^{(r)}(e)$ die Menge aller Buslinien, die Kante e befahren, und $f_b^{(r)}$ der zeitliche Abstand (in Minuten) zwischen zwei Bussen der Linie b . Je geringer dieser Abstand zweier aufeinanderfolgender Busse ist, desto stärker trägt die Linie zur Auslastung der Straße bei.

Um die Funktion f festzulegen, betrachten wir verschiedene Ansätze aus der Verkehrstheorie:

Der erste, der auf Grundlage von Beobachtungen – genauer gesagt Fotografien – eine funktionale Beziehung zwischen dem Abstand von Fahrzeugen und ihrer Geschwindigkeit herleitete, war Greenshields (Greenshields, 1934), der heute als Begründer der *Traffic Flow Theory* gilt. Er stellte fest, dass große Abstände zwischen Fahrzeugen mit hohen Geschwindigkeiten korrespondieren, während kleinere Abstände geringere Geschwindigkeiten zur Folge haben. Dies begründet man durch das Verhalten von Fahrern, wonach diese stets versuchen, die höchstmögliche, dabei jedoch sichere Geschwindigkeit zu wählen (Kessels, 2019).

Diese Beziehung zwischen Abstand (bzw. Dichte ρ) und Geschwindigkeit wird im sogenannten **Fundamentaldiagramm** dargestellt. Greenshields schlug eine lineare Beziehung der Form:

3. Graphentheorie

$$v(\rho) = v_{max} \left(1 - \frac{\rho}{\rho_{jam}} \right) \quad (3.13)$$

vor, wobei ρ die Verkehrsdichte und ρ_{jam} die Staudichte ist, bei der der Verkehr vollständig zum Stillstand kommt, d. h. $v(\rho_{jam}) = 0$.

Für das hier verwendete Modell lässt sich eine analoge Beziehung formulieren, wobei anstelle der Dichte die Auslastung A und die Kapazität K verwendet werden:

$$v_{Auto}(\text{Attr}_e^{(r)}) = \max \left(v_{max}^{(r)} \left(1 - \frac{A^{(r)}(e)}{K^{(r)}(e)} \right), v_{min} \right) \quad (3.14)$$

Die Modellierung nach Greenshields Vorbild hat zur Folge, dass für $A = K$ die Geschwindigkeit null wird und für $A > K$ sogar negative Werte annimmt. Um dies zu verhindern bestimmen wir eine minimale Geschwindigkeit v_{min} . Ohne diese Begrenzung würde eine Geschwindigkeit von null in der Zeitberechnung (die das Kantengewicht für den Wegfindungsalgorithmus bestimmt) zu einem undefinierten oder unzulässigen Wert führen. Zudem sind negative Kantengewichte im verwendeten Dijkstra-Algorithmus grundsätzlich nicht erlaubt. Obwohl die Kapazität im Modell von der Länge der Straße abhängt, wird bei der Berechnung der Auslastung nur die Anzahl der Fahrzeuge berücksichtigt, ohne diese in Relation zur Kantenlänge zu setzen. Das bedeutet, dass nicht angenommen wird, dass sich die Fahrzeuge bei gegebener Auslastung gleichmäßig auf der Kante verteilen. Stattdessen kann es lokal zu höheren Dichten und somit zu niedrigeren Geschwindigkeiten kommen. Da aber ohnehin keine mikroskopische Nachverfolgung der einzelnen Verkehrsteilnehmer auf ihrem Weg vom Start zum Ziel erfolgt, ist dieses Szenario durchaus möglich. Zudem repräsentiert ein Agent im Modell sinnbildlich eine größere Anzahl realer Personen. Es erscheint daher plausibel, seine Wirkung auf die Auslastung entsprechend stärker zu gewichten.

Die Annahme eines linear fallenden Geschwindigkeitsprofils erscheint jedoch im allgemeinen nicht vollständig realistisch. Insbesondere bei geringen Dichten reduziert sich die Geschwindigkeit in der Praxis kaum, da gemäß der Argumentation für die Fundamentalrelation innerhalb eines bestimmten Wertebereichs der Dichte weiterhin genügend Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug vorhanden ist, um mit maximaler Geschwindigkeit zu fahren.

Eine alternative, in der Literatur weit verbreitete, Modellierung stammt von Daganzo (Daganzo, 1994). Er schlägt ein sogenanntes triangulares Fundamentaldiagramm für den Fluss vor, bei dem die Flusswerte stückweise linear modelliert werden. Der Verkehrsfluss ergibt sich dabei aus:

3. Graphentheorie

$$q(\rho) = \begin{cases} \rho \cdot v_f & \text{für } \rho \leq \rho_c, \\ w \cdot (\rho_{\text{jam}} - \rho) & \text{für } \rho > \rho_c, \end{cases} \quad (3.15)$$

mit

- v_f : freie Flussgeschwindigkeit,
- w : Rückstaurausbreitungsgeschwindigkeit,
- ρ_c : kritische Dichte,
- ρ_{jam} : Staudichte.

Über die Beziehung $v = \frac{q}{\rho}$ (Kessels, 2019) ergibt sich für $\rho > \rho_c$ eine inverse Abhängigkeit:

$$v(\rho) \propto \frac{1}{\rho} \quad (3.16)$$

Während für $\rho < \rho_c$ mit der maximalen Geschwindigkeit von $v_{\max}(e)$ gefahren wird. Wir vereinfachen den Ausdruck welcher aus 3.15 für die Geschwindigkeit resultiert für unser Modell zu:

$$v(v_{\max}(e), A(e), K(e)) = \begin{cases} v_{\max}(e) & \text{für } A(e) \leq A_c(e), \\ v_{\max}(e) \cdot \frac{A_c(e)}{A(e)} & \text{für } A(e) > A_c(e), \end{cases} \quad (3.17)$$

wobei $A_c(e) = \frac{1}{4}K(e)$ gewählt wird. Dadurch ergibt sich ein kontinuierlicher Übergang bei der kritischen Auslastung und ein realistisch abnehmendes Geschwindigkeitsverhalten im Überlastungsbereich wie in der ursprünglichen Variante von Daganzo (1994).

Ein dritter Ansatz wurde von Underwood vorgeschlagen (Underwood, 1961) und beschreibt die Geschwindigkeit als exponentiell fallende Funktion der Verkehrsdichte:

$$v(\rho) = v_{\max} \cdot \exp\left(-\frac{\rho}{\rho_c}\right) \quad (3.18)$$

Im Modell wird dieser Zusammenhang auf die Auslastung übertragen:

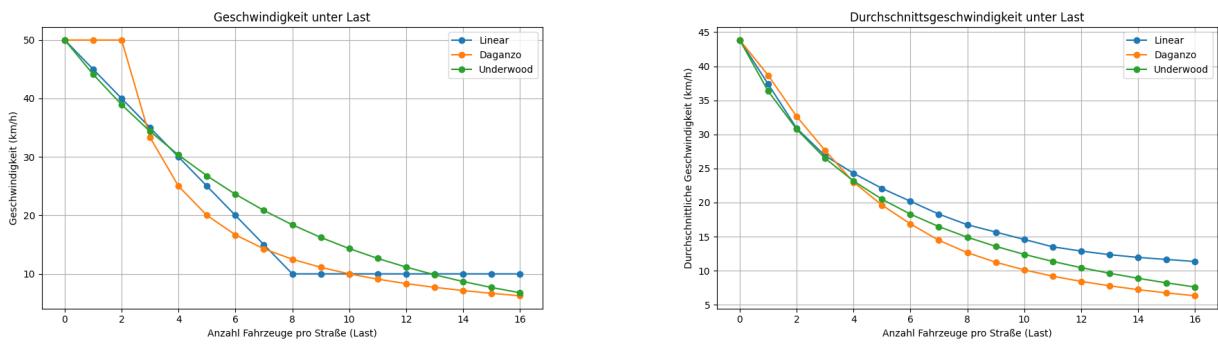
$$v_{\text{Auto}}(e) = v_{\max}(e) \cdot \exp\left(-\frac{A(e)}{A_c(e)}\right) \quad (3.19)$$

Dieser Ansatz hat den Vorteil, dass die Geschwindigkeit bei niedrigen Auslastungen nur geringfügig sinkt und die Funktion für alle Werte stetig und differenzierbar bleibt – im Gegensatz zur stückweisen Definition bei Daganzo. Für $A = A_c(e)$ ergibt sich aber

3. Graphentheorie

bereits eine deutliche Reduktion auf etwa v_{\max}/e . (für $v_{\max} = 50 \text{ km/h}$ entspricht diese ca. 19 km/h) Um eine zu starke Absenkung der Geschwindigkeit bei realistischen Auslastungen zu vermeiden, wird daher $A_c(e) = K(e)$ gesetzt.

Plottet man die Geschwindigkeit entlang einer beliebigen Straßenkante für verschiedene Auslastungen und Berechnungsmethoden, ergibt sich das in Abbildung 3.2a dargestellte Verhalten. Für den Ansatz nach Greenshields fällt die Geschwindigkeit linear bis zur gewählten Minimalgeschwindigkeit ab. Im Daganzo-Modell bleibt sie zunächst konstant und fällt anschließend hyperbolisch. Im Underwood-Modell hingegen sinkt die Geschwindigkeit exponentiell ab, wie theoretisch zu erwarten.



(a) Geschwindigkeit einer beliebigen Straßenkante

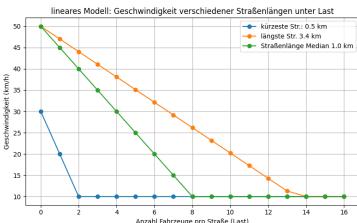
(b) Durchschnittsgeschwindigkeit aller Straßenkanten

Abbildung 3.2.: Geschwindigkeit in Abhängigkeit von Auslastung (lokal und im Mittel)

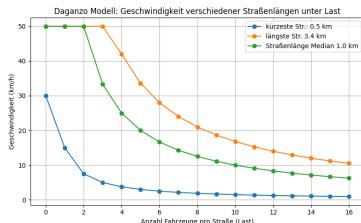
Betrachtet man dagegen die durchschnittlichen Geschwindigkeiten aller Kanten in Abhängigkeit von der Auslastung und der gewählten Berechnungsmethode (siehe Abbildung 3.2b), zeigt sich ein anderes Bild. Dies liegt daran, dass die Kapazität K einer Straße von ihrer Länge abhängt und damit auch die kritische Agentenzahl A_c . In Abbildung 3.3 ist zu erkennen, wie sich der Geschwindigkeitsabfall mit zunehmender Straßenlänge für alle Modelle in Richtung höherer Auslastungen verschiebt.

Bei der Betrachtung der durchschnittlichen Reisezeit der Agenten zwischen Wohn- und Arbeitsort für unterschiedliche Auslastungen (unter Einbeziehung aller möglichen Kombinationen von n autofahrenden Agenten) zeigt sich das erwartete Verhalten: Die Reisezeit bleibt im verkehrsfreien Fall konstant (vgl. Abbildung 3.4a). Unter Verkehr nimmt sie jedoch in allen drei Modellen zu – am deutlichsten im Daganzo-Modell (siehe Abbildung 3.4b). Folglich steigt auch der durchschnittliche Zeitverlust im Vergleich zur freien Fahrtzeit entsprechend an (siehe Abbildung 3.4c).

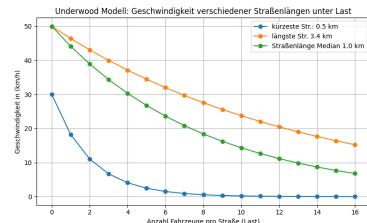
3. Graphentheorie



(a) Lineares Modell

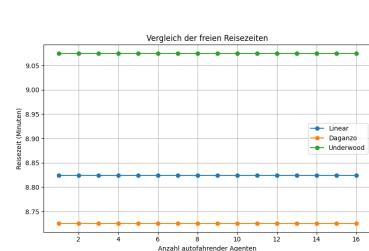


(b) Daganzo-Modell

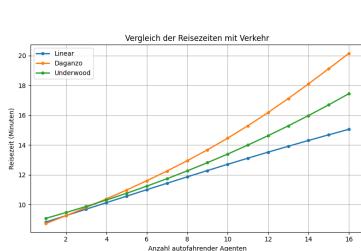


(c) Underwood-Modell

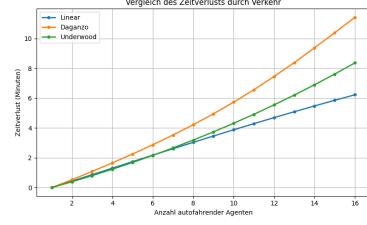
Abbildung 3.3.: Einfluss der Straßenlänge auf den Geschwindigkeitsverlauf bei wachsender Auslastung



(a) Reisezeit ohne Verkehr



(b) Reisezeit unter Verkehr



(c) Durchschnittlicher Zeitverlust

Abbildung 3.4.: Reisezeiten und Zeitverluste in Abhängigkeit von Verkehrsauslastung

3.2.3. Routing auf dem gewichteten Graphen

Mithilfe der Gewichtsfunktion können nun kürzeste Wege auf dem Graphen bestimmt werden – abhängig vom gewählten Verkehrsmodus $t \in M$.

Für diese Berechnung existieren verschiedene Standardalgorithmen mit jeweils spezifischen Vorteilen und Einschränkungen. Grundsätzlich unterscheidet die Literatur dabei drei Problemklassen: das **single-pair shortest path** Problem, bei dem der kürzeste Weg zwischen zwei gegebenen Knoten gesucht wird, das **single-source shortest path** Problem, das alle kürzesten Wege von einem Startknoten s zu allen anderen Knoten bestimmt, sowie das **all-pairs shortest path** Problem, das sämtliche kürzesten Wege zwischen allen Knotenpaaren berechnet (Cormen et al., 2022, S. 595 ff.). Für unsere Anwendung genügt es, den kürzesten Weg zwischen Start- und Zielknoten zu finden, also das *single-pair shortest path* Problem zu lösen. Dazu wird im allgemeinen jedoch ein Algorithmus für single-source Probleme genutzt, welcher beendet wird, sobald der Zielknoten erreicht ist.

Für die Umsetzung des agentenbasierten Mobilitätsspiels wurde die Python Bibliothek *NetworkX* verwendet. Diese bietet hierfür eine Reihe etablierter und bereits auf effiziente Art und Weise implementierte Algorithmen, die in Kombination mit einer individuellen Gewichtsfunktionen eingesetzt werden können. Dazu zählen folgende Algorithmen :

3. Graphentheorie

- Dijkstra
- Moore-Bellmann-Ford
- A* Algorithmus
- Floyd-Warshall
- Johnson

(Hagberg et al., 2008). Nicht alle Algorithmen sind jedoch für alle Fälle praktisch. So sind der *Floyd-Marshall* und der *Johnson Algorithmus* auf die Berechnung aller kürzesten Wege zwischen sämtlichen Knoten ausgelegt und daher für den vorliegenden single-pair Fall nicht geeignet. Der *A* Algorithmus* hingegen ist durchaus effizient bzgl. seiner Laufzeit und grundsätzlich für den vorliegenden Anwendungsfall geeignet, da er das single-pair Problem auf gerichteten und ungerichteten Graphen mit nicht-negativen Kantengewichten löst. Allerdings erfordert er eine zusätzliche Funktion für die Heuristik des Abstands zweiter Knoten, deren Qualität darüber entscheidet wieviel besser die Laufzeit gegenüber z.B. dem *Dijkstra Algorithmus* ausfällt. Da unser Verkehrsnetz für das Spiel im Vergleich zu realen Anwendungsfällen eher von überschaubarer Größe ist, fällt der Geschwindigkeitsvorteil im Gegensatz zum Aufwand einer geeigneten Heuristik zu entwickeln, kaum ins Gewicht.

Der *Bellman–Ford-Algorithmus* kann im Gegensatz zum *Dijkstra-Algorithmus* auch negative Kantengewichte verarbeiten, überprüft dafür jedoch für jeden Knoten alle Kanten und ist daher mit einer Laufzeit von $O(VE)$ deutlich langsamer als Dijkstra. Da in unserem Verkehrsnetz nur positive Geschwindigkeiten und damit Fahrzeiten als Kantengewichte auftreten ist diese Eigenschaft für unsere Zweck aber nicht relevant. Vor diesem Hintergrund wurde der *Dijkstra-Algorithmus* ausgewählt, der eine Laufzeit von $O((V + E)\log V)$ aufweist und somit effizienter arbeitet als *Bellman–Ford* (Cormen et al., 2022). Er wurde 1959 vom niederländischen Mathematiker Edsger W. Dijkstra entwickelt und gehört zur Klasse der Greedy-Algorithmen, da er stets den Knoten mit dem aktuell geringsten Abstand auswählt und dadurch Schritt für Schritt den kürzesten Weg bestimmt (Dijkstra, 1959). Darüber hinaus bildet Dijkstra die Grundlage für zahlreiche Weiterentwicklungen und Beschleunigungstechniken, wie eben A*, weshalb er in der Literatur als Standardverfahren der Routenplanung gilt.

In unserem Anwendungsfall erfordert der Algorithmus noch eine Anpassung an den multimodalen Verkehrsgraphen, da je nach gewähltem Verkehrsmittel nicht alle Kanten verfügbar sind und die Kantengewichte zusätzlich von Modus und Auslastung abhängen.

3. Graphentheorie

Dazu wird zunächst ein geeigneter Subgraph gefiltert, der nur jene Kanten (und die zugehörigen Knoten) enthält, die mit dem jeweiligen Verkehrsmittel nutzbar sind.

Definition 8 Subgraph

Gegeben ein Graph $G = (V, E)$, so ist $G' = (V', E')$ ein *Subgraph* von G , wenn $V' \subseteq V$ und $E' \subseteq E \cap (V' \times V')$ gilt.

Jungnickel (1999, S. 3) führt zusätzlich den speziellen Fall des Knoteninduzierten Subgraphen ein:

Definition 9 Knoteninduzierter Subgraph

Wenn $E' = E \cap (V' \times V')$, so spricht man von einem *knoteninduzierten Subgraphen*. Man schreibt diesen als $G|V' = (V', E|V')$.

In unserem Fall wird jedoch nach passenden Kanten gefiltert. Deshalb verwenden wir folgende Abwandlung des Konzepts:

Definition 10 Kanteninduzierter Subgraph

Ein *kanteninduzierter Subgraph* sei definiert als $G|E' = (V|E', E')$ wobei $E' \subseteq E$ und $V|E' = \{u \in V \mid \exists \{u, v\} \in E'\}$ ist. Er enthält genau die Kanten aus E' und alle Knoten, die als Teil dieser Kanten vorkommen.

Es gilt stets $V|E' \subseteq V$ und $E' \subseteq E$. Da gemäß der Definition auch nur Kanten vorkommen welche Knoten in V' haben (genauso wird V' ja gebildet) ist der kanteninduzierte Subgraph ebenfalls ein echter Subgraph von G .

Für jeden Modus $t \in M = \{\text{ÖPNV, Auto, Fahrrad}\}$ ergibt sich durch Filterung eine Kantenmenge E_t , woraus der Subgraph $G_t = (V_t, E_t)$ mit $V_t = V|E_t$ folgt.

Wegfindungs-Algorithmus auf multimodalen Verkehrsgraphen

Für die Bestimmung des kürzesten Wegs zwischen dem Startknoten s und dem Zielknoten z nutzen wir den Dijkstra-Algorithmus in folgender Umsetzung:

Bestimmung des korrekten Subgraphen:

Filtere abhängig von der gewählten Verkehrsmodalität t die zulässigen Kanten E_t gemäß:

- $t = \text{ÖPNV}:$
 $E_t = \{e \in V^{(r+1)} \mid \tau_E^{(r+1)}(e) \in \{\text{Straße, Fußgängerweg, Bahnstrecke}\}\}$
- $t = \text{Auto: } E_t = \{e \in V^{(r+1)} \mid \tau_E^{(r+1)}(e) = \text{Straße}\}$

3. Graphentheorie

- $t = \text{Fahrrad}: E_t = \{e \in V^{(r+1)} \mid \tau_E^{(r+1)}(e) = \text{Straße, Fahrradweg}\}$

Initialisierung

- Für alle $u \in V' = V \setminus E_t$ mit $u \neq s$ setze den Abstand vom Startknoten auf $\text{dist}(u) \leftarrow \infty$ und den Vorgänger $\pi(u) \leftarrow \text{undefiniert}$
- Setze $\text{dist}(s) \leftarrow 0$
- Initialisiere eine Prioritätsmenge $T = V'$

Algorithmus

1. Solange $T \neq \emptyset$:

1.1. Wähle den $v \in T$ mit minimalem Abstand zum Startknoten s :

$$v = \arg \min_{u \in T} \text{dist}(u)$$

1.2. Entferne v aus T , d.h. $T \rightarrow T \setminus v$

1.3. Für alle Nachbarn u von v , für die eine Kante $e = \{v, u\} \in E_t$ existiert:

1.3.1. Bestimme das Gewicht der Kante aus dem aktuellen Verkehrsmodus t , sowie den Kantenattributen $\text{Attr}_e^{(r)}$ gemäß $\ell_t(e^{(r)}, \text{Attr}_e^{(r)})$

1.3.2. Falls das Gewicht des Pfades über v zu u kleiner als der bisher gespeicherte Abstand ist, also:

$$\text{dist}(v) + \ell(e) < \text{dist}(u)$$

dann aktualisiere diesen und setze v als Vorgänger von u , also:

$$\text{dist}(u) \leftarrow \text{dist}(v) + \ell(e), \quad \pi(u) \leftarrow v$$

Pfadrekonstruktion

Für den Zielknoten $z \in V'$ ergibt sich der kürzeste Pfad durch Rückverfolgung:

$$z \rightarrow \pi(z) \rightarrow \pi(\pi(z)) \rightarrow \cdots \rightarrow s.$$

4. Umsetzung

Die vorherigen Kapitel dienten dem Überblick über die Struktur agentenbasierter Modelle, der Einordnung des entwickelten Modells in diese Struktur und der Modellierung des multimodalen Verkehrsgraphen. In diesem Kapitel wird beschrieben, wie das Spielsystem selbst umgesetzt bzw. formal modelliert wurde. Im Mittelpunkt stehen dabei die mathematischen Strukturen und Mechanismen, durch welche sich der Spielzustand und die damit verknüpften Entitäten im Verlauf der Simulation entwickeln.

Eine alternative Möglichkeit bestünde darin, die Umsetzung des Spiels unmittelbar entlang der entwickelten Programmstruktur zu erläutern. Das hieße also Klassen und Routinen vorzustellen welche das Programm bilden, sowie deren Zusammenspiel zu erläutern. Da es sich bei der vorliegenden Arbeit jedoch um eine fachwissenschaftlich-mathematische Masterarbeit handelt, deren Zielpublikum primär mathematisch interessiert ist, erscheint eine formalere, abstraktere Beschreibung des Modells zielführender. Der Fokus auf den mathematischen Strukturen macht den Kern des Modells zudem klarer erkennbar, losgelöst von spezifischen Details der Implementierung, und erleichtert so die Übertragbarkeit der entwickelten Modelllogik auf andere Anwendungsbereiche oder deren Umsetzung in anderen Programmiersprachen oder mit anderen Werkzeugen.

Die groben Rahmenbedingungen der technischen Umsetzung werden im zweiten Teil dieses Kapitels skizziert. Für Details zur konkreten Implementierung der Strukturen in eine Programmstruktur und das Zusammenspiel der einzelnen Teile des Programms, sei auf den Anhang verwiesen. Dort finden interessierte Leserinnen und Leser ergänzende Informationen darüber, wie die im Folgenden beschriebenen Strukturen technisch umgesetzt wurden.

4.1. Modellierung der Spielstruktur

Der Spielablauf gliedert sich in die Phasen, wie sie bereits im Ablaufdiagramm Abbildung 2.6 im Abschnitt Abschnitt 2.10 dargestellt wurden. Diese umfassen:

1. Konfiguration des Spiels
2. Initialisierung des Spiels

4. Umsetzung

3. Entscheidungsphase der Spielenden
4. Berechnung der Fahrzeiten und CO₂-Emissionen
5. Überprüfung des CO₂-Budgets
6. (ggf.) Anpassung der Karte
7. Rundenstatistik
8. Endauswertung oder Rückkehr zu Schritt 3

Im Folgenden werden die mathematischen Strukturen beschrieben, welche die Agenten, Spieler und den Spielzustand formal modellieren, sowie die Mechanismen, durch welche der Spielzustand von Runde zu Runde weiterentwickelt wird. Die Beschreibung geht Phase für Phase vor, um den Ablauf verständlich zu machen:

4.1.1. Konfiguration des Spiels

Zu Beginn werden folgende Parameter vom Spielleiter festgelegt:

- die zu spielende Karte bzw. der multimodale Verkehrsgraph G wie in Kapitel 3 beschrieben
- die Anzahl der Spieler n ,
- die Anzahl der Agenten je Spieler k ,
- das CO₂-Budget $CO2_{\max}$,
- die minimale und maximale Anzahl an Fahrzeugen c_{\min}, c_{\max} ,
- die maximale Rundenzahl r_{\max} .

Der Konfigurationsbildschirm ist in Abbildung 4.1 zu sehen.

4.1.2. Initialisierung des Spiels

Vor der Initialisierung des eigentlichen Spielzustandes wird der zugrunde liegende multimodale Verkehrsgraph $G = (V, E, \tau_V, \tau_E, \phi_V, \phi_E, \lambda)$ zunächst auf seine Spielbarkeit überprüft. Er ist dabei nur gültig, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

4. Umsetzung

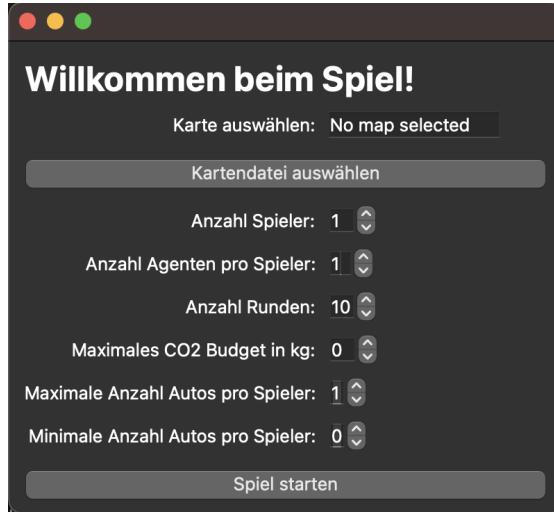


Abbildung 4.1.: Konfigurationsbildschirm des Spiels

- Es existieren ausreichend Wohnorte für die gewählte Anzahl n an Spielern, d.h. für die Menge aller Wohnorte $H = \{v \in V : \tau_V(v) = \text{Haushalt}\}$ gilt: $|H| \geq n$. (H steht für Home)
- Es existieren ausreichend Arbeitsplätze für die gewählte Anzahl k an Agenten pro Spieler, d.h. für die Menge aller Arbeitsplätze $W = \{v \in V : \tau_V(v) = \text{Arbeitsplatz}\}$ gilt $W \geq k$. (W steht für Work)
- Die Erreichbarkeit aller Arbeitsplätze von allen Haushalten und in allen Verkehrsmodi ist gegeben. Das bedeutet für alle Haushalte $h \in H$ und alle Arbeitsplätze $w \in W$ existiert für alle Transportmodi $t \in \{\text{ÖPNV}, \text{Auto}, \text{Fahrrad}\}$ ein Pfad ω von h nach w ausschließlich über die entsprechenden Kanten E_t , welche zum jeweiligen Verkehrsmodus t gehören.
- Alle ÖPNV-Linien bilden einfache Pfade oder Kreise, d.h. der zugehörige Subgraph $B_i = (V_i, E_i)$ jeder Linie erfüllt:

$$\forall v \in V_i : \deg_{B_i}(v) \in \{1, 2\}, \quad |\{v \in V_i : \deg_{B_i}(v) = 1\}| \in \{0, 2\}.$$

Initialer Spielzustand Um den Ablauf mathematisch präzise zu beschreiben, wird der gesamte Spielzustand durch das Tupel

$$S^{(r)} = (G^{(r)}, P^{(r)}, A^{(r)}, CO2_{\text{ges}}^{(r)})$$

4. Umsetzung

modelliert. Die Indizierung mit r ist notwendig, da sich der Zustand des Graphen, der Spieler und Agenten, sowie die CO₂ Emissionen der Gesamtgruppe im Laufe der Runden ändern. Der Raum \mathcal{S} beschreibt dabei alle möglichen Spielzustände, sodass gilt: $S^{(r)} \in \mathcal{S}$ für $r = 0, \dots, r_{\max}$. Die einzelnen Elemente des Tupels bezeichnen

- G den multimodalen Verkehrsgraphen,
- $P = \{p_1, \dots, p_n\}$ die Menge aller n Spieler,
- $A = \{a_1, \dots, a_m\}$ die Menge aller $m = n \cdot k$ Agenten,
- $CO2_{\text{ges}}$ die aufsummierten CO₂-Emissionen aller Spielenden

Der initiale Spielzustand ist durch

$$S^{(0)} = (G^{(0)}, P^{(0)}, A^{(0)}, CO2_{\text{ges}}^{(0)})$$

beschrieben. Der Spielzustand $S^{(1)}$ beschreibt somit den Zustand **nach** Ende der ersten Runde.

Zu Beginn des Spiels werden Spielern und Agenten ihre Wohnorte bzw. der Haushalt zugeteilt. Dazu dienen die entsprechenden Zuordnungen:

- $\pi_H : P \rightarrow H$, mit $h_i = \pi_H(p_i) \in V$, der Haushalt bzw. Wohnort von Spieler p_i .
- $\pi_W : A \rightarrow W$, mit $w_i = \pi_W(a_i)$, der Arbeitsplatz von Agent a_i .

Außerdem wird über die Zuordnung

- $\pi_A : A \rightarrow P$ mit $\pi_A(a_i) = p_i \in P$

jedem Agenten ein Spieler zugewiesen, also der Spieler welcher diesen Agenten steuert.

Struktur der Spieler und Agenten Jeder Spieler p_i wird durch ein Tupel

$$p_i = (h_i, A_i, c_i, T_{p_i}, CO2_{p_i})$$

beschrieben, mit:

- $h_i = \pi_H(p_i)$: Wohnort (Startknoten) des Spielers,
- $A_i \subset A$: dem Spieler zugeordnete Agenten, wobei $\pi^{-1}(p_i) = A_i$

4. Umsetzung

- c_i : die Anzahl der Autos des Spielers mit $c_{\min} \leq c_i \leq c_{\max}$,
- $T_{p_i} = (T_{p_i}^{(1)}, T_{p_i}^{(2)}, \dots) \in \mathbb{R}^r$: die Gesamt Fahrzeiten des Spielers je Runde,
- $CO2_{p_i} = (CO2_{p_i}^{(1)}, CO2_{p_i}^{(2)}, \dots) \in \mathbb{R}^r$: die Gesamtemissionen an CO₂ des Spielers je Runde.

Insgesamt gilt $A = \bigcup_i A_i$ mit $A_i \cap A_j = \emptyset$ (d.h. es gibt keine Spieler bzw. Spielgruppen die sich Agenten teilen) für $i \neq j$ und $|A_i| = |A_j|$ für alle $i, j \in 1, \dots, n$. (D.h. alle Spielgruppen haben die gleiche Anzahl an Agenten) Die Agentenmengen der Spieler partitionieren somit die Gesamtmenge aller Agenten. Für die Fahrzeiten (und analog für die CO₂-Emissionen) gilt: $T_{p_i}^r = \sum_{j: a_j \in A_i} T_{a_j}^r$, d.h. sie ergeben sich durch aufsummieren der Zeiten (bzw. Emissionen) der einzelnen Agenten des Spielers.

Die Agenten a_i werden analog durch

$$a_i = (h_i, w_i, p_i, T_{a_i}, CO2_{a_i})$$

definiert, mit:

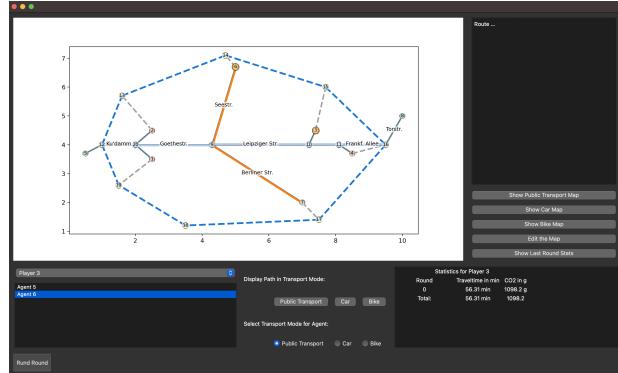
- $h_i = \pi_H(p_i) = \pi_H(\pi_A(a_i))$: dem Wohnort (Startknoten) des Agenten,
- $w_i = \pi_W(a_i)$: dem Arbeitsplatz des Agenten,
- $p_i = \pi_A(a_i)$ dem Spieler welchem der Agent zugeordnet ist,
- $T_{a_i} = (T_{a_i}^{(1)}, T_{a_i}^{(2)}, \dots) \in \mathbb{R}^r$: Fahrzeiten je Runde,
- $CO2_{a_i} = (CO2_{a_i}^{(1)}, CO2_{a_i}^{(2)}, \dots) \in \mathbb{R}^r$: CO₂-Emissionen je Runde.

Am Ende jeder Runde wird dem Tupel der Reisezeiten und CO₂ Emissionen jeweils der für die Runde aktuelle Wert hinzugefügt. Somit bezeichnet $T_{a_i}^{(r)}$ den Zustand dieses Tupels zum Zeitpunkt der Runde r mit ebensovielen Einträgen.

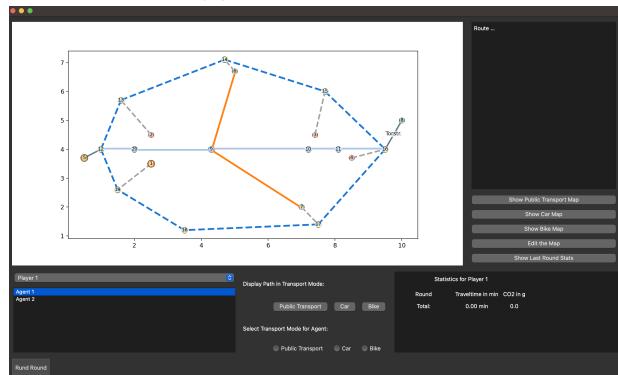
Für die Initialisierung wird der Graph $G^{(0)}$ mit der Kantenauslastung 0 für alle Kanten versehen, mit Ausnahme der Straßenkanten welche eine Buslinie, aber keine Busspur besitzen. Für diese wird bereits der Anteil von $\frac{1}{f_i}$ für jede Buslinie i der Kante berücksichtigt, wobei f_i den zeitlichen Abstand zwei aufeinanderfolgender Busse der gleichen Linie bezeichnet. Die Fahrzeiten und CO₂ Emissionen der Spieler und Agenten sind zunächst leere Tupel und die Gesamtemissionen $CO2_{ges}$ sind auf null gesetzt.

Der Hauptbildschirm des Spiels ist in Abbildung 4.2 mit seinen verschiedenen Funktionen für die Darstellung der Karte dargestellt.

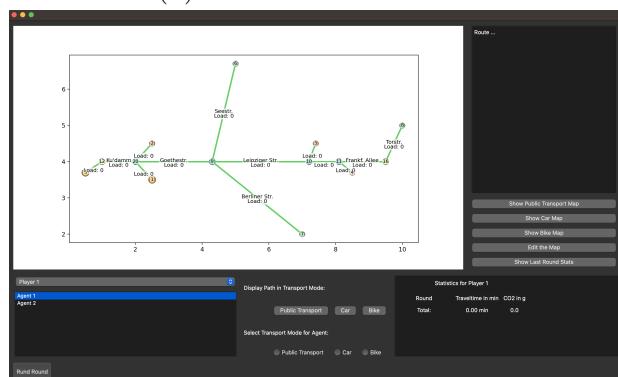
4. Umsetzung



(a) Gesamte Karte



(b) Karte nur für ÖPNV



(c) Karte nur für Straßen mit Auslastung letzter Runde

Abbildung 4.2.: Hauptbildschirm des Spiels mit verschiedenen Funktionen

4. Umsetzung

4.1.3. Entscheidungsphase der Spielenden

Jeder Spieler trifft für seine Agenten Entscheidungen bezüglich des Transportmodus. Diese werden durch das Tupel

$$d_{\text{agents}}^{(r)} = (t_1^{(r)}, \dots, t_m^{(r)}) \in t^m$$

festgehalten, wobei $t = \{\text{ÖPNV}, \text{Auto}, \text{Fahrrad}\}$ die Menge der möglichen Entscheidungen ist. (d steht für decisions, übersetzt von Entscheidungen)

4.1.4. Berechnungen der Fahrzeiten und Emissionen

Die Berechnungen werden durch die Update-Funktion

$$\Psi_1 : \mathcal{S} \times t^m \rightarrow \mathcal{S}$$

durchgeführt. Sie überführt den Spielzustand $S^{(r)}$ in den Zwischenzustand $S^{(r)+} = (G^{(r)+}, P^{(r+1)}, A^{(r+1)}, CO2_{ges}^{(r+1)})$ durch die Verkettung der Teilfunktionen:

$$\Psi_1 = f_7 \circ f_6 \circ f_5 \circ f_4 \circ f_3 \circ f_2 \circ f_1.$$

Für die erste Runde (bei der die Karte nicht von der Gruppe modifiziert wird) entspricht dies dem Endzustand $S^{(r+1)}$, d.h. auch $G^{(r+1)}$. Für alle weiteren Runden stellt dies jedoch nur einen Zwischenzustand dar, da die Karte im Anschluss an die Berechnungen noch modifiziert wird. Der Graph hingegen wird daher als Zwischengraph $G^{(r)+}$ markiert. Die Spieler, Agenten und die CO_2 Emissionen sind jedoch bereits nach Ausführung von Ψ_1 aktualisiert und werden daher mit dem entsprechenden Index $r + 1$ versehen.

Grundsätzlich führt jede der Funktionen f_i den Spielzustand im Wertebereich mit, d.h. z.B.:

$$f_1 : (S^{(r)}, t^m) \mapsto (S^{(r)}, (\omega_1^{(r)}, \dots, \omega_m^{(r)}))$$

um diesen an die nachfolgende Funktion zu übergeben. Dies ist prinzipiell notwendig, da spätere Funktionen mit dem Spielzustand arbeiten und diesen als Input benötigen. Da dies aber im Unklaren lässt, auf welche Objekte genau die jeweiligen Zwischenfunktionen eigentlich wirken, führen wir den Spielzustand hier nicht explizit mit und geben als Definitions- und Wertebereich stattdessen genau die Objekte an, auf welche die jeweilige Funktion wirkt bzw. welche diese als Input verarbeitet.

Dabei erfüllen die Funktionen im einzelnen folgenden Zweck:

4. Umsetzung

Funktionen:

1. f_1 : berechnet kürzeste zulässige Pfade für alle Agenten.
2. f_2 : aktualisiert die Kantenauslastung des Graphen basierend auf den Pfaden.
3. f_3 : berechnet die individuellen Reisezeiten der einzelnen Agenten.
4. f_4 : berechnet die CO₂-Emissionen der Agenten.
5. f_5 : aggregiert die Fahrzeiten der Agenten auf die Spieler.
6. f_6 : aggregiert die Agentenemissionen auf die Spieler.
7. f_7 : aggregiert die CO₂-Emissionen der Spieler und addiert sie zur Gesamtemission.

Im Einzelnen gilt dabei für

f_1 :

$$f_1 : t^m \times \mathcal{G} \times A \rightarrow \prod_{i=1}^m \Omega_i$$

bzw.

$$f_1 : (t^m, G^{(r)}, A^{(r)}) \mapsto (\omega_1^{(r)}, \dots, \omega_m^{(r)})$$

wobei Ω_i - der Menge aller zulässigen Pfade von h_i (Wohnort des Agenten a_i) nach w_i (Arbeitsplatz des Agenten a_i) auf dem kanteninduzierten Subgraphen $G|E_{t_i}$ darstellt. Welcher Subgraph dies für den jeweiligen Agenten a_i ist, basiert auf der Spielerentscheidung des Verkehrsmodus t_i (aus ÖPNV, Auto, Fahrrad) für diesen Agenten. Alternativ ließe sich der Wertebereich auch beschreiben als

$$\{(\omega_1^{(r)}, \dots, \omega_m^{(r)}) \mid \omega_i^{(r)} \text{ ist zulässiger Pfad von } h_i \text{ nach } w_i \text{ in } G|E_{t_i}\} \quad (4.1)$$

Die Eigenschaften der zulässigen Pfade $\omega_i^{(r)} = (e_1, \dots, e_k)$ sind dabei:

- e_1 inzidiert bei h_i
- e_k inzidiert bei w_i
- $e_i \in G|E_{t_i}$ für alle $i = 1, \dots, k$

Der entsprechende Pfad wird dabei mithilfe des im vorigen Abschnitt beschriebenen für den multimodalen Verkehrsgraphen angepassten Dijkstra-Algorithmus berechnet.

4. Umsetzung

f_2 :

$$f_2 : \Omega \times \mathcal{G} \rightarrow \mathcal{G}$$

bzw.

$$f_2 : (\omega_1^{(r)}, \dots, \omega_m^{(r)}), G^{(r)}) \mapsto G^{(r)+}$$

mit Ω der Menge aller zulässigen Pfade der Agenten (siehe f_1) und \mathcal{G} der Menge aller möglichen Graphenzustände. Die Funktion berechnet aus den kürzesten Wegen aller Agenten die aktuelle Auslastung der Straßen- und Bahnkanten des Graphen. Für jeden Agenten im Verkehrsmodus $t_i = \text{Auto}$ entspricht das Vorkommen einer Straßenkante einer zusätzlichen Auslastung von 1 für diese Kante. Selbiges gilt für Bahnkanten im Verkehrsmodus $t_i = \text{ÖPNV}$. Zusätzlich wird für Straßenkanten für jede Buslinie i entlang dieser, ein Wert von $\frac{1}{f_i}$ hinzuaddiert. Hierbei entspricht f_i dem zeitlichen Abstand in Minuten zwischen zwei Bussen der Linie. Der multimodale Graph wird dadurch in den Zwischenzustand $G^{(r)+}$ überführt. Für die ersten beiden Runden gilt: $G^{(r)+} = G^{(r+1)}$

f_3 :

$$f_3 : \mathcal{G} \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}^m$$

bzw.

$$f_3 : G^{(r)+}, (\omega_1^{(r)}, \dots, \omega_m^{(r)}) \mapsto (T_{a_1}^{(r)}, \dots, T_{a_m}^{(r)})$$

wobei $T_{a_m}^{(r)} \in \mathbb{R}$. Berechnet aus den kürzesten Wegen und dem angepassten Graph mit der neuen Auslastung die tatsächlichen Reisezeiten der Agenten. Dazu wird zunächst die Reisezeit der Agenten auf Basis der Gewichtsfunktion ℓ_t (siehe vorheriges Kapitel) für den Transportmodus t_i des Agenten a_i berechnet. Für die Reisezeit auf der Straße wird zusätzlich ein zufälliger Prozentsatz von 20% bis 40% der eigentlichen Zeit hinzuaddiert, um Verzögerungen durch Ampeln etc. zu berücksichtigen, welche im Verkehrsmodell nicht einbezogen werden. Für Fahrräder passiert dies analog aber mit einem Wert zwischen 10% und 30% Prozent.

Für den ÖPNV wird für jedes Umsteigen einer ÖPNV-Linie (Bus oder Bahn) eine zufällige Wartezeit von 1 bis f_i der Frequenz (im Sinne von Abstand in min zwischen aufeinanderfolgenden Bussen bzw. Bahnen) der neuen ÖPNV Linie hinzuaddiert. Dazu speichert der Algorithmus bei der iterativen Berechnung der Fahrzeit des Weges von Kante zu Kante, alle aktuell möglichen Bus- bzw. Bahnlinien. (Also alle ÖPNV-Linien die als

4. Umsetzung

Attribut der Kante gespeichert sind bei der zuerst eingestiegen wird). Bezeichnen wir diese Liste mit

$$L = \{l \in \mathbb{R} \mid l \in B(e)\}$$

wobei e die Kante ist bei welcher der Agent einsteigt. Um zu überprüfen ob ein Wechsel der ÖPNV-Linie am Verkehrsknoten für die Weiterfahrt auf der nächsten Kante notwendig ist, wird zum Einen geschaut ob es einen Wechsel des Kantentypen (Straße zu Zug oder andersherum) gab, d.h. ob

$$\tau_E(e) \neq \tau_E(e')$$

wobei e' die neue Kante ist. In diesem Fall ist ein Wechsel auf jeden Fall notwendig. (Insofern an der neuen Kante überhaupt eine ÖPNV-Linie verläuft) Ist dies nicht der Fall, also fährt der Agent mit dem gleichen Verkehrsmittel im ÖPNV weiter (Bahn oder Bus) wird überprüft ob mindestens eine der bisher gespeicherten möglichen ÖPNV-Linien auch als Attribut der neuen Kante vorkommen, d.h. ob

$$B(e') \cap L \neq \emptyset$$

Ist dies der Fall werden nur die Linien aus der gespeicherten Liste gelöscht, die auf der neuen Kante nicht mehr vorkommen, d.h. dann $L' = B(e') \cap L$. Gibt es hingegen keine ÖPNV-Linie von den gespeicherten, welche auch entlang der neuen Kante verläuft, muss umgestiegen werden und es wird die Wartezeit wie oben beschrieben hinzuaddiert. Bei mehreren möglichen neuen ÖPNV-Linien in die Umgesteigen werden kann, wird dabei immer die Frequenz mit dem geringsten Wert gewählt.

f_4

$$f_4 : \mathcal{G} \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}^m$$

bzw.

$$f_4 : G^{(r)+}, (\omega_1^{(r)}, \dots, \omega_m^{(r)}) \mapsto (CO2_{a_1}^{(r)}, \dots, CO2_{a_m}^{(r)})$$

Berechnet aus den kürzesten Wegen und dem angepassten Graph mit der neuen Auslastung die CO2 - Emissionen der Agenten und fügt sie dem Tupel T_{a_i} als neuen Eintrag hinzu. Dazu wird für alle Kanten des Pfades die Distanz der Kante mit einer festgelegten CO₂-Rate pro km für das Verkehrsmittel multipliziert. Dadurch wird kein Mehrverbrauch durch den Verkehr berücksichtigt, wie ihn bspw. Barth und Boriboonsomsin (2009) in ihrer Untersuchung nachweisen konnten, allerdings wäre eine genaue Betrachtung dieses Effekts

4. Umsetzung

mit einer erheblichen Komplexität verbunden. Da es sich hierbei um ein Rollenspiel handelt und nicht möglichst exakte realitätsgerechte Berechnungen, sondern der didaktische Zweck im Vordergrund stehen, wird auf eine solche Betrachtung verzichtet. Des Weiteren berücksichtigt dies Art der Berechnung auch keine unterschiedlichen Emissionen für verschiedene Fahrzeugtypen. Dies wäre tatsächlich eine mögliche sinnvolle Erweiterung für zukünftige Versionen. Im Verkehrsmodus Fahrrad bzw. wenn der Agent läuft wird jeweils ein Wert von 0 für die CO₂ Rate angenommen.

f_5

$$f_5 : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$$

bzw.

$$f_5 : (T_{a_1}^r, \dots, T_{a_m}^r) \rightarrow (T_{p_1}^r, \dots, T_{p_n}^r)$$

aggregiert die Fahrzeiten aller Agenten eines Spielers für die Runde und fügt sie dem Tupel T_{p_i} als neuen Eintrag hinzu.

f_6

$$f_6 : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$$

bzw.

$$f_6 : (CO2_{a_1}^r, \dots, CO2_{a_m}^r) \rightarrow (CO2_{p_1}^r, \dots, CO2_{p_n}^r)$$

aggregiert die Emissionen der Agenten eines Spielers für die Runde und fügt sie dem Tupel CO_{p_i} als neuen Eintrag hinzu.

f_7

$$f_7 : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$$

bzw.

$$f_7 : (CO2_{p_1}^r, \dots, CO2_{p_n}^r) \rightarrow CO2_{ges}^r$$

aggregiert die Emissionen aller Spieler für die Runde und addiert sie zu den bisherigen CO₂ Emissionen $CO2_{ges}$

4.1.5. Überprüfung des CO₂-Budgets

Es wird geprüft, ob $CO2_{ges}^{(r+1)} > CO2_{max}$ gilt. Falls ja, wird das Spiel beendet.

4. Umsetzung

4.1.6. Kartenveränderung

Ab Runde $r \geq 2$ können die Spielenden im Anschluss an jede Runde gemeinsam diskutieren, wie die Karte angepasst werden soll, um Fahrzeiten oder Emissionen zu reduzieren. Die Kartenanpassung wird durch $d_{\text{map}}^{(r)} \in D_{\text{map}}$ repräsentiert. Dabei ist:

$$D_{\text{map}} = \{\text{Busspur einrichten, Straßenfspur hinzufügen,}\\ \text{Fahrradweg bauen, Fußgängerweg bauen,}\\ \text{ÖPNV Takt anpassen}\}$$

die Menge aller möglichen Graphoperationen. Die Anpassung der Karte wird letztlich durch Anwendung der zweiten Update-Funktion auf den Zwischenzustand $S^{(r)+}$ bzw. genauer auf $G^{(r)+}$ erreicht:

$$\Psi_2 : \mathcal{G} \times D_{\text{map}} \rightarrow \mathcal{G}$$

bzw.

$$\Psi_2 : (G^{(r)+}, d_{\text{map}}^{(r)}) \mapsto G^{(r+1)}.$$

Für die Anpassung der Karte wurde ein entsprechendes Tool programmiert, welches über den entsprechenden Button im Hauptfenster des Spiels (siehe Abbildung 4.2a) aufgerufen werden kann und exemplarisch für eine Karte in Abbildung 4.3 dargestellt ist.

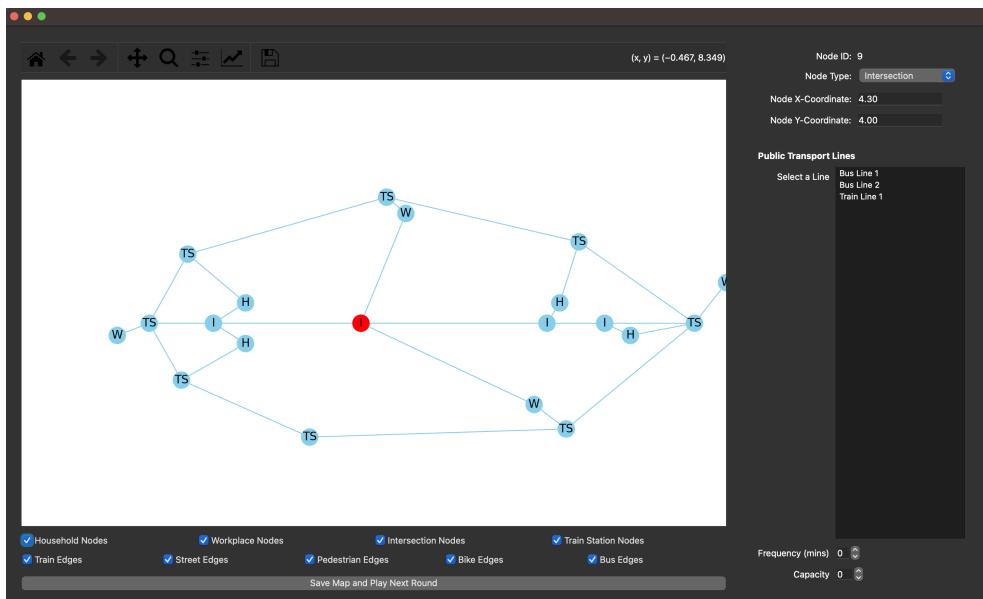


Abbildung 4.3.: Tool zur Kartenveränderung des Spiels

4. Umsetzung

4.1.7. Rundenstatistik

Die Spieler erhalten Rückmeldung über Fahrzeiten und CO₂-Emissionen ihrer Agenten. Diese sind nach Fahrzeiten bzw. Emissionen je passierter Kante für alle Agenten der Spieler aufgeschlüsselt. Eine Darstellung dieser Auswertung befindet sich in Abbildung 4.4.

	Player 1	Player 2	Player 3
Agent 1	Weg: 1 → 20 (Gleimstr., Laufen, 8.5 min) 20 → 12 (Ku'damm, Bus, 2.9 min) Warten auf d. Bus (14.0 min) 12 → 5 (Walldstr., Laufen, 7.0 min)	Weg: 2 → 20 (Kantstr., Auto, 2.8 min) 20 → 12 (Ku'damm, Auto, 2.9 min) 12 → 5 (Walldstr., Auto, 2.3 min) zufällige Verzögerung durch Ampeln etc. (2.7 min)	Weg: 3 → 10 (Ackerstr., Auto, 2.2 min) 10 → 11 (Leipziger Str., Auto, 5.7 min) 9 → 20 (Gleimstr., Auto, 6.6 min) 20 → 12 (Ku'damm, Auto, 2.9 min) 12 → 5 (Walldstr., Auto, 2.3 min) zufällige Verzögerung durch Ampeln etc. (5.9 min)
	Zeit: 32.4 min CO2: 15.00g	Zeit: 10.8 min CO2: 343.53g	Zeit: 25.7 min CO2: 1098.24g
Agent 2	Weg: 1 → 20 (Gleimstr., Laufen, 8.5 min) 20 → 9 (Goethestr., Bus, 6.6 min) Warten auf d. Bus (11.0 min) 9 → 6 (Seestr., Bus, 11.2 min) Warten auf d. Bus (9.0 min)	Weg: 2 → 20 (Kantstr., Fahrrad, 2.8 min) 20 → 9 (Goethestr., Fahrrad, 9.2 min) 9 → 6 (Seestr., Fahrrad, 11.2 min) zufällige Verzögerung durch Ampeln etc. (2.6 min)	Weg: 3 → 10 (Ackerstr., Fahrrad, 2.2 min) 10 → 9 (Leipziger Str., Fahrrad, 11.6 min) 9 → 6 (Seestr., Fahrrad, 11.2 min) zufällige Verzögerung durch Ampeln etc. (5.7 min)
	Zeit: 38.3 min CO2: 76.34g	Zeit: 25.7 min CO2: 0.00g	Zeit: 30.6 min CO2: 0.00g
Total	Zeit Gesamt: 70.6 min CO2 Gesamt: 91.34	Zeit Gesamt: 36.5 min CO2 Gesamt: 343.53	Zeit Gesamt: 56.3 min CO2 Gesamt: 1098.24
4	CO2 Verbrauch aller Spieler: 1533.1g		

Abbildung 4.4.: Auswertungsbildschirm zwischen den Runden

4.1.8. Ende oder nächste Runde

Falls $r = r_{\max}$, wird die Endauswertung angezeigt. Andernfalls beginnt der Ablauf erneut bei Schritt 3.

4.1.9. Endauswertung

Die Spieler werden nach CO₂-Ausstoß und Reisezeiten gelistet, außerdem wird der Gesamtverbrauch angezeigt. Eine Darstellung dieses Rankings befindet sich in Abbildung 4.5.

4.2. Technische Umsetzung

Die Entwicklung agentenbasierter Modelle ist historisch eng mit dem Aufkommen der objektorientierten Programmierung (OOP) und objektorientierter Programmiersprachen verknüpft (Crooks et al., 2018). Diese ermöglichen es, die einzelnen Objekte bzw. Agenten eines Modells auf natürliche Weise als Datenstrukturen im Programm abzubilden. Dadurch

4. Umsetzung

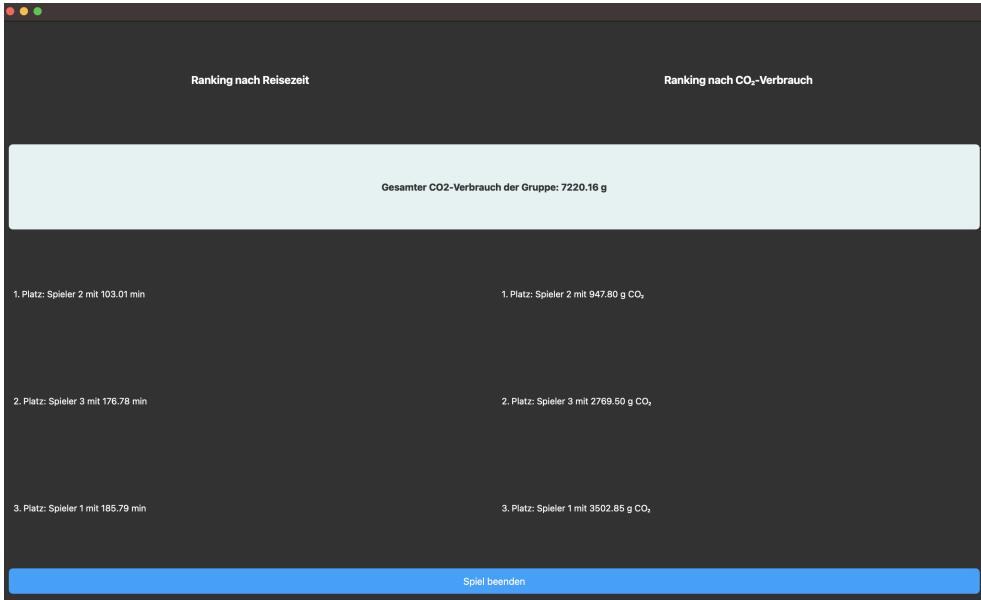


Abbildung 4.5.: Auswertungsbildschirm zwischen den Runden

können zahlreiche Instanzen dieser Objekte mit unterschiedlichen Eigenschaftswerten erzeugt und simuliert werden, wie es für agentenbasierte Modelle erforderlich ist. Es erscheint daher naheliegend, auch für die hier entwickelte Simulation auf objektorientierte Programmierung zurückzugreifen.

Die Wahl fiel auf Python, da diese Sprache eine besonders einfache und übersichtliche Syntax bietet, was einen schnellen Einstieg und eine zügige Umsetzung ermöglichen sollte. Dieser Aspekt war von zentraler Bedeutung, da die Programmiersprache im Rahmen der Arbeit zunächst neu erlernt werden musste und dies nicht den zeitlichen Rahmen der Arbeit sprengen sollte. Darüber hinaus zeichnet sich Python durch ein breites Angebot an verschiedenen Bibliotheken aus, die sowohl Funktionen aus anderen Programmiersprachen integriert als auch eigene umfangreiche Funktionalitäten bereitstellt. Python erlaubt zudem verschiedene Programmierparadigmen (prozedural, objektorientiert, funktional), was der Flexibilität der Umsetzung entgegenkommt (Gupta, 2025).

Ein möglicher Nachteil von Python liegt darin, dass es sich um eine interpretierte Sprache handelt, was bedeutet, dass Programme zur Laufzeit Zeile für Zeile ausgeführt werden. Im Vergleich zu kompilierten Sprachen wie C++ kann dies zu längeren Ausführungszeiten führen (Codecamp, 2020). Für die vorliegende Arbeit ist dieser Aspekt jedoch von untergeordneter Relevanz, da die Komplexität der Simulation gering ist. Selbst bei mehreren Agenten, die gleichzeitig agieren, sind die notwendigen Berechnungen in einem vertretbaren zeitlichen Rahmen durchführbar.

4. Umsetzung

Für die Entwicklung der Benutzeroberfläche wurde das Framework PyQt gewählt. PyQt bietet plattformübergreifende Unterstützung für Windows und macOS und stellt eine Vielzahl von Widgets und Gestaltungsmöglichkeiten für grafische Benutzeroberflächen zur Verfügung. Zudem ermöglicht PyQt eine unkomplizierte Integration mit Matplotlib (Hunter, 2007), was die dynamische Darstellung der Spielkarte als Graph erheblich erleichtert. Die konkrete technische Umsetzung der Benutzeroberfläche wird im weiteren Verlauf der Arbeit nicht vertieft behandelt, da sie keinen wesentlichen Beitrag zur mathematischen Fragestellung der Arbeit leistet und zudem als austauschbar konzipiert ist.

Für die Repräsentation des zugrundeliegenden Verkehrsnetzes in Form eines Graphen wurde das Python-Paket NetworkX (Hagberg et al., 2008) verwendet. NetworkX ermöglicht es, alle relevanten Graphentypen (gerichtet, ungerichtet, Multi-Graphen) effizient als Datenstrukturen zu modellieren und bietet eine intuitive Handhabung, da es sich eng an den in Python etablierten Strukturen orientiert. Dadurch entfällt die Notwendigkeit, eigene, komplexe Python-Datenstrukturen für die Graphenrepräsentation zu entwickeln. NetworkX bietet darüber hinaus eine Vielzahl nützlicher Funktionen zur Analyse und Verwaltung von Graphen sowie zur Durchführung standardisierter Algorithmen, beispielsweise zur Wegfindung. Zudem ist eine direkte Anbindung an Matplotlib möglich, was die Visualisierung der simulierten Verkehrssituationen erheblich vereinfacht.

5. Durchführung

5.1. Durchführung des Spiels

Am 16.04.2025 wurde ein erster Testlauf des agentenbasierten Mobilitätsspiels mit Studierenden des Seminars „*Mathematische Modellierung im Diskurs gesellschaftlicher Herausforderungen*“ durchgeführt. Diese Gruppe bot sich aus mehreren Gründen besonders für einen ersten Spieldurchlauf an: Zum einen war die Organisation im universitären Kontext deutlich unkomplizierter als bei einer schulischen Lerngruppe, für die ein Besuch an der Universität oder ein Einsatz des Spiels in der Schule mit einem höheren logistischen Aufwand verbunden gewesen wäre. Wenn das Spiel hinsichtlich seiner Struktur (beispielsweise der erlaubten Maßnahmen beim Verändern der Karte zwischen den Runden), der Gestaltung der Karte sowie der Bedienung bzw. der grafischen Oberfläche weiter ausgereift ist und man bereits Lerneffekte bei Schülerinnen und Schülern erwarten kann, erscheint der organisatorische Mehraufwand für eine schulische Erprobung gerechtfertigt. Diese könnte dann gezielt genutzt werden, um verbleibende Details zu identifizieren, welche Hürden im Spielablauf oder für den Lernerfolg darstellen. Außerdem ließe sich so systematisch die Wirksamkeit des Spiels im Hinblick auf die angestrebten Lernziele evaluieren. Zum anderen bestand aufgrund der interdisziplinären Ausrichtung des Seminars die Erwartung, dass die Teilnehmenden sowohl aus fachlicher Perspektive das zugrunde liegende Modell kritisch reflektieren als auch aus didaktischer Sicht Rückmeldungen zu Spielmechanik, Materialien, Kommunikation und Gestaltung geben können. Dadurch eignete sich diese Gruppe besonders für einen ersten Probelauf, um die Spielidee im Hinblick auf eine mögliche Weiterentwicklung für schulische Kontexte zu evaluieren. Der konkrete Ablauf der durchgeführten Seminarstunde ist in Tabelle 5.1 dargestellt.

Das Spiel wurde für die durchgeführte Seminarstunde hinsichtlich der frei wählbaren Parameter wie folgt konfiguriert:

- Anzahl der Haushalte (bzw. Spieler): 4
- Anzahl der Agenten pro Gruppe: 4
- Anzahl der Autos je Haushalt: 3

5. Durchführung

Zeit in min	Phase	Inhalt
0 - 15	Einführung	Vorstellung des Spiels, Zielsetzung, Regeln, technische Hinweise
15–25	Gruppeneinteilung	Zufällige Einteilung der Teilnehmenden in vier Gruppen (Haushalte)
25–35	Materialvorbereitung	Ausgabe der Entscheidungstafeln, Karten und Wegübersichten
35–85	Spielphase	Durchführung des Spiels über mehrere Runden inkl. Diskussionen und Spielleiter-Eingaben
85–105	Zwischenreflexion	Diskussion zur Veränderung der Karte und Entscheidungsfindung
105–120	Abschluss	Feedbackrunde, Diskussion über didaktische Potenziale und Weiterentwicklung

Tabelle 5.1.: Verlaufsplanung der Spielstunde

- CO₂-Budget: 10 Tonnen

Die Spielkarte orientierte sich an der Stadt Berlin wie in Abbildung 2.5 – inklusive Ringbahn sowie realistisch benannter und platzierten Straßen und Stationen –, um eine höhere Identifikation bei den in Berlin lebenden Studierenden zu fördern. Die Gruppe umfasste insgesamt zwölf Seminarteilnehmende und wurde durch vier weitere Personen aus der Arbeitsgruppe ergänzt, um gleich große Teams von jeweils vier Personen zu bilden. Jedes Team steuerte gemeinsam einen Haushalt und traf kollektive Entscheidungen über die Wahl der Verkehrsmodi für die eigenen Agenten.

Die Entscheidung, in Teams spielen zu lassen, wurde bewusst getroffen. Im schulischen Kontext kann dies dazu beitragen, zu vermeiden, dass sich einzelne Lernende überfordert fühlen, etwa wenn sie Schwierigkeiten haben, eigenständig eine Strategie zur Verteilung der Verkehrsmodi auf die Agenten zu entwickeln – auch wenn ein solches Problem bei den Studierenden eher unwahrscheinlich erschien. Darüber hinaus knüpft der kollaborative Aspekt der Entscheidungsfindung direkt an die im Kompetenzrahmen von Sturzbecher und Schmidt (2020) formulierten Standards des Kompetenzbereichs „Handeln und Kommunizieren“ an, insbesondere im Hinblick auf die angestrebten Kompetenzen „Nachhaltig mobil sein“ und „Zukunftsfähige Mobilität gestalten“.

Die Zuteilung zu den Teams erfolgte per Zufall, indem jede Person eine Gruppennummer zog. Dadurch sollte die Wahrscheinlichkeit erhöht werden, dass innerhalb einer Gruppe unterschiedliche Sichtweisen aufeinandertreffen und der Aspekt „Handeln und Kommunizieren“

5. Durchführung

stärker betont wird, als dies der Fall wäre, wenn ausschließlich befreundete Studierende miteinander diskutierten, die möglicherweise ähnliche Ansichten teilen und schnell zu einem Kompromiss gelangen. Zur Erfassung der Entscheidungen der Gruppen hinsichtlich der Wahl der Verkehrsmodi wurden laminierte Entscheidungstafeln bereitgestellt (siehe Abbildung 5.1).

The figure shows a decision table titled "Wie entscheidet ihr für die Agenten in der aktuellen Runde? Kreuzt bitte an." (How do you decide for the agents in the current round? Please mark with a cross). At the top, there is a thought bubble icon containing icons of a bus, car, and bicycle. Below the title, there is a small illustration of a person thinking.

	ÖPNV	Auto	Fahrrad
Agent 1			
Agent 2			
Agent 3			
Agent 4			

Abbildung 5.1.: Entscheidungstafeln für die Agenten der Spielgruppen

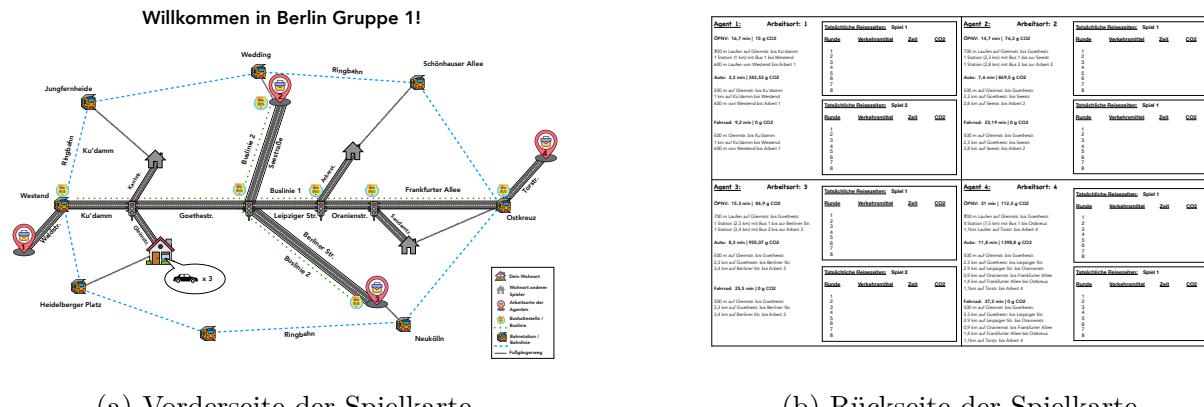
Jede Gruppe konnte für ihre vier Agenten das jeweils gewählte Verkehrsmittel mit einem abwischbaren Boardmarker markieren, um die Wiederverwendbarkeit der Tafeln über mehrere Runden und Spieldurchläufe hinweg zu gewährleisten. Die Zuweisung der Agenten folgte dabei einem festen Muster: Der erste Agent jeder Gruppe war Arbeitsplatz 1 auf der Karte zugeordnet, der zweite Arbeitsplatz 2 usw.

Für eine zukünftige Version des Spiels ist vorgesehen, dass jede Gruppe eigenständig über eine App auf einem Tablet spielt. Dieses Format würde mehrere Vorteile bieten: Zum einen hätten die Gruppen ausschließlich Zugriff auf ihre eigenen Spielstände und Auswertungen, sodass sie nur die Informationen sehen, die für fundierte Entscheidungen erforderlich sind – ohne Einblick in die Spielstände anderer Gruppen, was den Spannungsfaktor erhält. Zum anderen könnten darüber aktuelle Informationen zu den kürzesten Wegen der Agenten – auf Basis der Auslastung der vorherigen Runde – direkt über die grafische Benutzeroberfläche (Graphical User Interface, GUI) bereitgestellt werden, um Entscheidungen datenbasiert zu

5. Durchführung

unterstützen.

Die Umsetzung einer vernetzten Tablet-Version hätte jedoch einen erheblichen technischen und zeitlichen Mehraufwand bedeutet, der nicht dem fachwissenschaftlich-mathematischen Rahmen dieser Arbeit entsprochen hätte. Auch die pragmatische Alternative, jede Gruppe ihre Entscheidungen direkt am zentralen Spielrechner eingeben zu lassen, wurde verworfen, da dies den Spielfluss stark gebremst hätte. Stattdessen wurden die Entscheidungen weiterhin durch die Spielleitung in das laufende Programm übertragen. Neben den Entscheidungstafeln erhielten die Gruppen jeweils eine laminierte Spielkarte (siehe Abbildung 5.2).



(a) Vorderseite der Spielkarte

(b) Rückseite der Spielkarte

Abbildung 5.2.: Vorder- und Rückseite der laminierten Spielkarte für die Spielgruppen

Auf deren Rückseite (Abbildung 5.2b) waren für jeden Agenten des Haushalts die kürzesten Wege zu den jeweiligen Arbeitsplätzen aufgelistet – differenziert nach Verkehrsmodus, mit Angaben zu Zeit und CO₂-Emissionen sowohl pro Teilstrecke als auch in Summe. So konnten die Gruppen fundierte Entscheidungen treffen. Besonderes Augenmerk wurde bei der Gestaltung der ausgeteilten Karte (Abbildung 5.2a) auf eine möglichst plastische Darstellung gelegt: Statt abstrakter Netzwerke mit Punkten und Linien wurden illustrierte Straßen und markante Orte integriert, um die Identifikation mit dem Spielgeschehen zu fördern. Zusätzlich stand den Teilnehmenden eine kleine Ergebnistabelle zur Verfügung, in die sie mit Boardmarker die jeweiligen Werte (z.B. Reisezeit und Emissionen) ihrer Agenten für jede Runde selbstständig eintragen konnten.

Ursprünglich war geplant, das Spiel zweimal zu durchlaufen – zunächst ohne CO₂-Budget und anschließend mit einem realistischen Budget als zusätzliche Herausforderung. In der Praxis reichte die verfügbare Zeit jedoch nur für einen vollständigen Durchgang. Dafür gab es mehrere Gründe: Einerseits nahm das händische Abschreiben der Ergebnisse durch die Gruppen deutlich mehr Zeit in Anspruch als erwartet. In einer späteren Tablet-Version

5. Durchführung

könnte dieser Arbeitsschritt vollständig entfallen, da die Werte automatisch angezeigt würden und die Teilnehmenden nur wenige Augenblicke benötigen würden, um ihre Wahl vor diesem Hintergrund zu reflektieren. In der aktuellen analogen Umsetzung stellte dieser Punkt jedoch eine echte Hürde dar und wurde auch von den Seminarteilnehmenden kritisch angemerkt – insbesondere mit Blick auf eine potenzielle Anwendung im schulischen Kontext, wo ein langwieriger, zäher Spielablauf schnell zu Frustration führen kann. Auch die Übertragung der Gruppenentscheidungen durch die Spielleitung in das laufende Programm dauerte geringfügig länger als eingeplant. Andererseits trugen die intensiven Diskussionen innerhalb der Gruppen maßgeblich zur verlängerten Spieldauer bei – und gerade dies ist aus didaktischer Sicht positiv zu bewerten. In der Entscheidungsphase für die Agenten tauschten sich die Teilnehmenden ausführlich über mögliche Mobilitätsstrategien, Prioritäten (z. B. Zeit, CO₂-Verbrauch) für die Agenten aus.

Ähnlich lebhaft verliefen die Gespräche zwischen den Runden, wenn es um Veränderungen an der Spielkarte ging. Hier prallten unterschiedliche Interessen der Gruppen beim Ausbau der Karte aufeinander, was zu intensiven Aushandlungsprozessen führte – ein realistisches Abbild der Komplexität gesellschaftlicher Entscheidungsfindung im Mobilitätsbereich. Gleichwohl wurde deutlich, dass es für zukünftige Einsätze wichtig wäre, die erlaubten Maßnahmen zwischen den Runden klarer zu definieren bzw. präzise auszutarieren, um einerseits genau die angesprochenen Konflikte aufkommen zu lassen, andererseits den Teilnehmenden aber auch praktikable Kompromisse zu ermöglichen.

Um den Ablauf dennoch nicht übermäßig zu verzögern, wurde im Testlauf ein improvisiertes Zeitlimit für die Diskussionsphasen zwischen den Runden eingeführt. Konnte innerhalb dieser Frist keine Einigung erzielt werden, entfiel die Möglichkeit zur Kartenänderung. Zusätzlich wurde eine Person aus der Gruppe bestimmt, die die Moderationsrolle bei der Diskussion übernahm. Dies führte zu einem spürbar dynamischeren und zielgerichteteren Gesprächsverlauf. Für zukünftige Durchführungen bietet sich daher an, bereits vor Spielbeginn in jeder Gruppe eine Moderationsrolle zu vergeben, die im Verlauf des Spiels von Runde zu Runde zu einer neuen Gruppe rotiert. Insgesamt sind diese Diskussionen jedoch inhaltlich wertvoll, da sie auf reale Interessenkonflikte im Bereich Mobilität und Nachhaltigkeit verweisen.

5.1.1. Feedback der Teilnehmenden

Die Rückmeldungen der Teilnehmenden bezogen sich sowohl auf die Spielmechanik und Materialien als auch auf die Ausgewogenheit der Karte und die Verständlichkeit der Rückmeldung zwischen den Runden.

5. Durchführung

Ein zentraler Punkt war die Anbindung der Wohnorte an das Bahnnetz: Einige Gruppen stellten fest, dass die Bahn nur dann eine echte Alternative zum Auto darstellt, wenn der Wohnort in fußläufiger Nähe zu einem Bahnhof liegt. Andernfalls werde dieser Verkehrsmodus vom automatischen Routing des Spiels kaum in Erwägung gezogen, selbst bei starkem Verkehrsaufkommen auf den Straßen. In der ursprünglich eingesetzten Spielkarte war dies tatsächlich ein Problem, konnte jedoch im Verlauf der Sitzung durch das leichte Verschieben einzelner Knotenpunkte (d.h. der Haushalte) behoben werden.

Darüber hinaus wurde angemerkt, dass alle Haushalte möglichst vergleichbare Startbedingungen haben sollten, um ein faires Spiel zu gewährleisten. Eine der Gruppen hatte den Eindruck, im Spielverlauf leicht benachteiligt zu sein, was auf Unterschiede in der Lage bzw. Anbindung ihres Wohnorts zurückzuführen war. Künftige Versionen des Spiels sollten daher noch stärker auf eine wirklich ausgeglichene Ausgangslage achten, da unfaire Startbedingungen insbesondere unter Schülerinnen und Schülern das Interesse am Spiel negativ beeinflussen dürften.

Für die Auswertung zwischen den Runden wünschten sich mehrere Teilnehmende eine visuell besser greifbare Rückmeldung über das verbleibende CO₂-Budget – etwa in Form eines Füllbalkens. Auch die Wegbeschreibungen bei der Auswertung der Runde (siehe Abbildung 4.4) könnten an mehreren Stellen ergänzt und optimiert werden: So wurde vorgeschlagen, die jeweils gewählten Verkehrsmittel der Agenten dort nochmals explizit aufzuführen, um leichter nachvollziehen zu können welchen Verkehrsmodus die Gruppe eigentlich für welchen Agenten gewählt hatte. (Die Entscheidungstafel ging nach der Wahl an den Spielleiter) Zudem sollte in der Wegübersicht auch die tatsächliche Verzögerung durch Stau angegeben werden, da die bislang verwendete Darstellung der Auslastung des Graphen durch farbige Markierung der Straßen (siehe Abbildung 4.2c) von vielen als wenig intuitiv bzw. hilfreich für die Entscheidungsfindung in der nächsten Runde empfunden wurde.

Die Gestaltung der Karten wurde ebenfalls thematisiert. Da die aktuellen Karten beidseitig bedruckt waren, mussten die Gruppen sie während des Spiels regelmäßig wenden, was als störend empfunden wurde. Eine einseitige Variante oder alternativ zwei Ausdrucke pro Gruppe wären hier praktikablere Lösungen.

Hinsichtlich der Maßnahmen, die zwischen den Spielrunden zur Veränderung der Infrastruktur getroffen werden konnten, wurde angeregt, den Umfang dieser Eingriffe besser auszutarieren. Maßnahmen sollten aus Sicht der Spielenden realistisch und bedeutsam genug sein, um echte Veränderungen im Spielverlauf zu ermöglichen (z.B. der Ausbau einer vollständigen Straßen- oder Buslinie statt nur von einer Kante), gleichzeitig aber nicht zu

5. Durchführung

großzügig ausfallen, um die Herausforderung des Spiels aufrechtzuerhalten.

Auch in Bezug auf die Spielübersichtlichkeit kam ein konkreter Vorschlag: Es wurde als hilfreich erachtet, wenn die Wohnorte der anderen Gruppen auf der Karte mit den entsprechenden Gruppennummern gekennzeichnet wären. So könnten Diskussionen über infrastrukturelle Maßnahmen oder Verkehrsbelastung besser auf konkrete Orte und Beteiligte bezogen werden.

In der Abschlussdiskussion wurde schließlich die Frage aufgeworfen, ob das Spielziel nicht von Beginn an offen gestaltet werden sollte – etwa mit einer doppelten Zielstruktur, bei der sowohl CO₂-Reduktion als auch Zeitoptimierung möglich sind. So könnten Gruppen selbst entscheiden, worauf sie den Fokus legen, und unterschiedliche Strategien wären gleichwertig spielbar. Dabei stellt sich die Frage wie man Gruppen umgeht, die sich z.,B. ausschließlich für das Fahrrad entscheiden und damit die Herausforderung des Spiels umgehen. Eine mögliche Lösung bestünde in einer kombinierten Bewertungslogik, bei der sowohl besonders effiziente Strategien als auch besonders nachhaltige berücksichtigt werden – je nachdem, wie konsequent und durchdacht sie umgesetzt wurden.

6. Fazit und Ausblick

6.1. Rückblick und Erkenntnisse

Die für diese Arbeit entwickelte Idee eines agentenbasierten Mobilitätsspiels konnte erfolgreich umgesetzt werden. Das zugrunde liegende multimodale Verkehrsnetz wurde mathematisch als Graph modelliert, auf dem wesentliche Berechnungen – Routenfindung, Wegzeiten und dabei verursachte Emissionen – nach der Implementierung in objektorientierter Programmiersprache effizient durchgeführt werden konnten. Die entworfene Programmstruktur bildet den vorgesehenen Spielablauf vollständig ab und erlaubt es zentrale Parameter des Spiels anzupassen und so (z. B. verschiedene Karten oder Anzahl von Spielenden) unterschiedliche Szenarien zu realisieren. Darüber bietet die bestehende Struktur eine gute Basis um das Spiel um zusätzliche Elemente, etwa die Berücksichtigung von Komfort oder Kosten, zu erweitern.

Hinsichtlich der Entwicklung von ABMs unterscheiden Crooks et al. zwischen zwei kontrastierende Paradigmen. Der von Wilensky und Rand als top-down modeling bezeichnete Ansatz sieht vor, das Modell zunächst vollständig zu spezifizieren und erst anschließend zu implementieren. Der zweite Ansatz hingegen beginnt unmittelbar mit der Programmierung, wobei Modell- und Programmstruktur simultan weiterentwickelt werden. In der Praxis ergibt sich laut Crooks meist eine Kombination beider Vorgehensweisen. Die Entwicklung des vorliegenden Programms orientierte sich im Rückblick stärker am zweiten Paradigma: Modell- und Programmstruktur wurden in weiten Teilen parallel bzw. iterativ entwickelt. Dies erwies sich insofern als vorteilhaft, als die Modellstruktur von Beginn an auf eine effiziente Umsetzung bei der Programmierung abgestimmt war. Zugleich wurden dadurch alternative Modellierungen – etwa die Verwendung einer etablierten mathematischen Struktur für das multimodale Verkehrsnetz (vgl. Boccaletti et al. (2014) wie in Abschnitt 3.1 dargestellt) zunächst nicht in Erwägung gezogen und sind nachträglich nur schwer in die bestehende Architektur integrierbar. Rückblickend wäre die frühzeitige Erstellung z.B. eines rudimentären ODD+D-Protokolls sowie einer ersten kohärenten mathematischen Modellstruktur u.U. hilfreich gewesen, um losgelöst von der Optimierung hinsichtlich der Implementierbarkeit auch solche Ansätze, welche ggf. andere Vorteile bieten (und deshalb so beliebt sind), bei der Modellierung zu berücksichtigen.

6. Fazit und Ausblick

Während des ersten Testlaufs mit Studierenden des Seminars „Mathematische Modellierung im Diskurs gesellschaftlicher Herausforderungen“ zeigte sich, dass das Spiel die intendierten Interaktionen fördert: Die Teilnehmenden gingen während des Spiels in einen regen Austausch, diskutierten mögliche Mobilitätsstrategien, wägten CO₂-Emissionen und Zeitersparnisse gegeneinander ab und diskutierten zwischen den Runden über Vorschläge zur Erweiterung des Verkehrsnetzes. Diese Aushandlungsprozesse sowohl in der Entscheidungsphase für die Agenten, als auch bei der Kartengestaltung entsprechen dem zentralen Ziel des Spiels im Hinblick auf den Kompetenzrahmen von Sturzbecher und Schmidt (2020), insbesondere den Bereich „Handeln und Kommunizieren“.

Gleichzeitig offenbarte der Testlauf Optimierungspotenzial auf Detailebene. Besonders die grafische Oberfläche und die Ergebnisrückmeldung an die Spielenden, die Gestaltung der Spielkarte sowie eine klarere Definition und abgestimmte Bandbreite möglicher Maßnahmen zur Kartenveränderung sollten verfeinert werden. Dadurch ließen sich Spielfluss und Spielbarkeit verbessern, die Motivation der Schülerinnen und Schüler aufrechterhalten und letztlich die Chance auf die intendierten Lerneffekte erhöhen.

6.2. Ausblick und Weiterentwicklung

Ein nächster Schritt wäre die Entwicklung einer digitalisierten Spielversion, vorzugsweise als App für Tablet oder Smartphone. Dadurch könnten Agentenentscheidungen einfacher eingegeben, Ergebnisse automatisiert ausgewertet und unmittelbar visualisiert werden, was den Spielfluss deutlich verbessern würde. Analoge Materialien wie eine lamierte Karte könnten ergänzend bestehen bleiben, um weiterhin ein haptisches Element als Hilfestellung in den Entscheidungsprozess einzubringen. Die Realisierung einer solchen App erfordert jedoch eine vernetzte Spielumgebung mit Serveranbindung und stellt damit primär eine technische, nicht aber eine mathematische Herausforderung dar und fiel daher nicht in den Rahmen dieser Arbeit.

Nach einer solchen technischen Weiterentwicklung empfiehlt sich zunächst ein informeller Test mit einer oder mehreren Schülergruppen. Ziel wäre es, ein erstes Feedback aus der eigentlichen Zielgruppe zu erhalten und zu prüfen, inwiefern das Spiel in unterschiedlichen Altersstufen funktioniert und ob dabei Anpassungen bei Spielbeschreibung, Kartenkomplexität oder Ablauf (allgemein oder hinsichtlich unterschiedlicher Lerngruppen) erforderlich sind. Darauf aufbauend könnte in einem nächsten Schritt eine systematische Untersuchung der Lerneffekte im Hinblick auf die im LISUM konkretisierten Kompetenzen erfolgen. Neben der eigenständigen Nutzung als didaktische Intervention ließe sich das Spiel auch in bestehende

6. Fazit und Ausblick

Formate wie das Decision Theatre integrieren, wo es als interaktives Element gesellschaftliche Entscheidungsprozesse zu nachhaltiger Mobilität anschaulich unterstützt.

Im mathematischen Unterricht bietet das Modell Anknüpfungspunkte, um Aspekte der Mobilitätserziehung – welche im Rahmenlehrplan Teil B als fächerübergreifendes Thema ausgewiesen sind – in den Mathematikunterricht einzubinden. Dies könnte beispielsweise über Inhalte zur mathematischen Modellierung oder zur Graphentheorie in Wahlpflichtkursen erfolgen. Auch im Themenbereich Funktionen ließe sich die Modellierung der Geschwindigkeitsberechnung (als Funktion der Auslastung bzw. Verkehrsdichte) einbringen.

Die Modellstruktur bietet darüber hinaus Erweiterungsmöglichkeiten, um das Spielformat durch eine realistischere Verkehrssimulation weiterzuentwickeln bzw. anzupassen. So stehen die Agenten momentan nur stellvertretend für eine Vielzahl realer Personen, aber werden nur als einzelner Agent bei den Verkehrsberechnungen modelliert. Die Abhängigkeit Auslastung - Geschwindigkeit für die Straßen wurde deshalb bewusst so modelliert, dass bereits bei nur einigen Agenten auf der Straße spürbare Geschwindigkeitseinbußen auftreten. Stattdessen jedoch könnte die Wahl für einen Agenten nicht mehr symbolisch eine Vielzahl von Personen repräsentieren, sondern tatsächlich eine größere Anzahl meinen, etwa mehrere hundert Bewohnerinnen und Bewohner einer Nachbarschaft, welche das gleiche gewählte Verkehrsmittel zum Arbeitsplatz nutzen. Um in diesem Fall Stauphänomene realistischer abzubilden, bestünde eine erste naheliegende Verbesserung darin, Fahrtrichtungen in die Auslastungsberechnung einzubeziehen. Dadurch würde der bisher ungerichtete Graph zu einem gerichteten Multigraph also:

$$G^{(r)} = (V^{(r)}, E^{(r)}, \tau_v^{(r)}, \tau_E^{(r)}, \phi_V^{(r)}, \phi_E^{(r)}) \rightarrow G^{(r)} = (V^{(r)}, E^{(r)}, f^{(r)}, \tau_v^{(r)}, \tau_E^{(r)}, \phi_V^{(r)}, \phi_E^{(r)})$$

mit $E \subset \mathbb{N}$ und der Abbildung $f : E \rightarrow V \times V$ die jeder Kante ein geordnetes Paar (u, v) an Knoten zuweist. Für gerichtete Graphen existiert ebenfalls ein Dijkstra-Algorithmus, sodass die Geschwindigkeitsberechnungen auf Basis der Auslastung unverändert bleiben können. Lediglich die Auslastung würde nun für jede Fahrtrichtung getrennt bestimmt, indem jeweils nur die Fahrzeuge gezählt werden, die die Straße in dieser Richtung befahren.

Um den Realismus der Simulation weiter zu erhöhen, bietet sich eine zeitabhängige Berechnung an. Dabei würde die Position jedes Agenten nicht nur einmal pro Runde, sondern in festen Zeitschritten (z. B. alle fünf Sekunden) aktualisiert, und die Straßengeschwindigkeiten würden entsprechend dynamisch angepasst. Der Graph wäre damit nicht nur runden-, sondern auch zeitabhängig modelliert ($G^{(r,t)}$). Dieses Verfahren ließe sich in

6. Fazit und Ausblick

die bestehende Programmstruktur integrieren und würde eine realitätsnähere Abbildung der Fortbewegung ermöglichen. Durch zufällige Startzeiten der Agenten innerhalb eines vorgegebenen Zeitfensters ließe sich zudem verhindern, dass Nebenstraßen bereits zu Beginn einer Runde vollständig verstopfen. Erste Tests dieser Variante in einem eigenständigen Programm verliefen erfolgreich und deuten darauf hin, dass eine Integration in die aktuelle Version möglich ist.

Die Umsetzung solcher Erweiterungen erfordert eine sorgfältige Abwägung zwischen mathematischer Genauigkeit und Spielbarkeit. Zwar kann eine komplexere Simulation die inhaltliche Tiefe erhöhen, gleichzeitig muss jedoch gewährleistet bleiben, dass der Spielcharakter erhalten bleibt. Dieser ist entscheidend, da nur durch eine zugängliche und motivierende Spielform die intendierten Prozesse – etwa das Aushandeln von Mobilitätsstrategien der Agenten – in sinnvoller Weise stattfinden und dadurch die gewünschten Lerneffekte erreicht werden können.

Literatur

- Abrami, G., Daré, W., Ducrot, R., Salliou, N., & Bommel, P. (2021). Participatory modeling. In *The Routledge Handbook of Research Methods for Social-Ecological Systems* (1. Aufl., S. 189–204). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003021339-16>
- Adnan, M. (2015). SimMobility: A Multi-Scale Integrated Agent-based Simulation Platform.
- Andrae, S., & Pobuda, P. (2021). *Agentenbasierte Modellierung: Eine interdisziplinäre Einführung*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-34953-0>
- Axhausen, K. W., & ETH Zürich. (2016). *The Multi-Agent Transport Simulation MATSim* (ETH Zürich, A. Horni, K. Nagel & TU Berlin, Hrsg.). Ubiquity Press. <https://doi.org/10.5334/baw>
- Balke, T., & Gilbert, N. (2014). How Do Agents Make Decisions? A Survey. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 17(4), 13. <https://doi.org/10.18564/jasss.2687>
- Barreteau, O., Bousquet, F., & Attonaty, J.-M. (2001). Role-playing games for opening the black box of multi-agent systems: Method and lessons of its application to Senegal River Valley irrigated systems. *JASSS*.
- Barreteau, O., d'Aquino, P., Aubert, S., & Antona, M. (2003). Our companion modelling approach. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 6.
- Barth, M., & Boriboonsomsin, K. (2009). Traffic Congestion and Greenhouse Gases. (35).
- Berlingorio, M., Coscia, M., Giannotti, F., Monreale, A., & Pedreschi, D. (2011). Foundations of Multidimensional Network Analysis. *2011 International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining*, 485–489. <https://doi.org/10.1109/ASONAM.2011.103>
- Blum, W. (2010). Modellierungsaufgaben Im Mathematikunterricht – Herausforderung für Schüler und Lehrer. *Praxis der Mathematik*, 34(52), 42–48.
- Boccaletti, S., Bianconi, G., Criado, R., Genio, C. I. del, Gómez-Gardeñes, J., Romance, M., Sendiña-Nadal, I., Wang, Z., & Zanin, M. (2014). The Structure and Dynamics of Multilayer Networks. *Physics Reports*, 544(1), 1–122. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2014.07.001>

Literatur

- Box, G. E. P. (1976). Science and Statistics. *Journal of the American Statistical Association*, 71(356), 791–799. <https://doi.org/10.1080/01621459.1976.10480949>
- Calvin, K., Dasgupta, D., Krinner, G., Mukherji, A., Thorne, P. W., Trisos, C., Romero, J., Aldunce, P., Barrett, K., Blanco, G., Cheung, W. W., Connors, S., Denton, F., Diongue-Niang, A., Dodman, D., Garschagen, M., Geden, O., Hayward, B., Jones, C., ... Péan, C. (2023, 25. Juli). *IPCC, 2023: Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]*. IPCC, Geneva, Switzerland. (First). Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). <https://doi.org/10.59327/IPCC/AR6-9789291691647>
- Caron-Lormier, G., Humphry, R. W., Bohan, D. A., Hawes, C., & Thorbek, P. (2008). Asynchronous and Synchronous Updating in Individual-Based Models. *Ecological Modelling*, 212(3), 522–527. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2007.10.049>
- Chiacchio, F., Pennisi, M., Russo, G., Motta, S., & Pappalardo, F. (2014). Agent-Based Modeling of the Immune System: NetLogo, a Promising Framework. *BioMed Research International*, 2014(1), 907171. <https://doi.org/10.1155/2014/907171>
- Codecamp. (2020, 10. Januar). *Interpreted vs Compiled Programming Languages: What's the Difference?* freeCodeCamp.org. Verfügbar 28. August 2025 unter <https://www.freecodecamp.org/news/compiled-versus-interpreted-languages/>
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C. (2022). *Introduction to algorithms* (Fourth edition). The MIT Press.
- Crooks, A., Heppenstall, A., & Malleson, N. (2018). Agent-Based Modeling. In *Comprehensive Geographic Information Systems* (S. 218–243). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409548-9.09704-9>
- Daganzo, C. F. (1994). The cell transmission model: A dynamic representation of highway traffic consistent with the hydrodynamic theory. *Transportation Research Part B: Methodological*, 28(4), 269–287. [https://doi.org/10.1016/0191-2615\(94\)90002-7](https://doi.org/10.1016/0191-2615(94)90002-7)
- Diestel, R. (2017). *Graph Theory* (Fifth edition). Springer.
- Dijkstra, E. W. (1959). A Note on Two Problems in Connexion with Graphs. *Numerische Mathematik*, 1, 269–271. Verfügbar 27. August 2025 unter <https://eudml.org/doc/131436>
- Eck, C., Garcke, H., & Knabner, P. (2017). *Mathematische Modellierung* (3. Aufl. 2017). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-54335-1>
- Edmonds, B., & Moss, S. (2005). From KISS to KIDS – An ‘Anti-simplistic’ Modelling Approach. In D. Hutchison, T. Kanade, J. Kittler, J. M. Kleinberg, F. Mattern,

Literatur

- J. C. Mitchell, M. Naor, O. Nierstrasz, C. Pandu Rangan, B. Steffen, M. Sudan, D. Terzopoulos, D. Tygar, M. Y. Vardi, G. Weikum, P. Davidsson, B. Logan & K. Takadama (Hrsg.), *Multi-Agent and Multi-Agent-Based Simulation* (S. 130–144, Bd. 3415). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-32243-6_11
- Epstein, J. M., & Axtell, R. L. (1996, 11. Oktober). *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up*. The MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/3374.001.0001>
- Étienne, M. (Hrsg.). (2014). *Companion Modelling: A Participatory Approach to Support Sustainable Development*. Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-017-8557-0>
- Fricke, J., & Overhagen, T. (2025). *Graphentheorie: Eine elementare Einführung in Begriffe, Konzepte, Probleme und Algorithmen*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-70247-5>
- für politische Bildung, B. (2016). *Homo oeconomicus*. Das Lexikon der Wirtschaft. Verfügbar 3. Juli 2025 unter <https://www.bpb.de/kurz-knapp/lexika/lexikon-der-wirtschaft/19635/homo-oeconomicus/>
- Greenshields, B. D. (1934). The Photographic Method of Studying Traffic Behaviour. *Proceedings of the Highway Research Board*, 13, 382–399.
- Grehn, J., & Krause, J. (Hrsg.). (2015). *Metzler Physik. Schülerbd.* (4. Aufl., Dr. A 9). Schroedel.
- Grimm, V., Berger, U., Bastiansen, F., Eliassen, S., Ginot, V., Giske, J., Goss-Custard, J., Grand, T., Heinz, S. K., Huse, G., Huth, A., Jepsen, J. U., Jørgensen, C., Mooij, W. M., Müller, B., Pe'er, G., Piou, C., Railsback, S. F., Robbins, A. M., . . . DeAngelis, D. L. (2006). A Standard Protocol for Describing Individual-Based and Agent-Based Models. *Ecological Modelling*, 198(1), 115–126. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.04.023>
- Grimm, V., Railsback, S. F., Vincenot, C. E., Berger, U., Gallagher, C., DeAngelis, D. L., Edmonds, B., Ge, J., Giske, J., Groeneveld, J., Johnston, A. S. A., Milles, A., Nabe-Nielsen, J., Polhill, J. G., Radchuk, V., Rohwäder, M.-S., Stillman, R. A., Thiele, J. C., & Ayllón, D. (2020). The ODD Protocol for Describing Agent-Based and Other Simulation Models: A Second Update to Improve Clarity, Replication, and Structural Realism. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 23(2), 7.

Literatur

- Gupta, G. (2025, 11. Juli). *Advantages and Disadvantages of Python*. Verfügbar 28. August 2025 unter <https://www.squareboat.com/blog/advantages-and-disadvantages-of-python>
- Hagberg, A. A., Schult, D. A., & Swart, P. J. (2008). Exploring Network Structure, Dynamics, and Function using NetworkX, 11–15. <https://doi.org/10.25080/TCWV9851>
- Hochmuth, C. (2020). *Strategic Planning of Technical Capacity in Complex Production Systems: Mathematical Optimization of Graphical Models with the Software AURELIE*.
- Huang, J., Cui, Y., Zhang, L., Tong, W., Shi, Y., & Liu, Z. (2022). An Overview of Agent-Based Models for Transport Simulation and Analysis (P. J. Jin, Hrsg.). *Journal of Advanced Transportation*, 2022, 1–17. <https://doi.org/10.1155/2022/1252534>
- Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D Graphics Environment. *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 90–95. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55>
- Jungnickel, D. (1999). *Graphs, Networks and Algorithms*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-03822-2>
- Kennedy, W. G. (2012). Modelling Human Behaviour in Agent-Based Models. In A. J. Heppenstall, A. T. Crooks, L. M. See & M. Batty (Hrsg.), *Agent-Based Models of Geographical Systems* (S. 167–179). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8927-4_9
- Kessels, F. (2019). *Traffic Flow Modelling: Introduction to Traffic Flow Theory Through a Genealogy of Models*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-78695-7>
- Le Page, C., Dray, A., Perez, P., & Garcia, C. (2016). Exploring How Knowledge and Communication Influence Natural Resources Management With R E H AB. *Simulation & Gaming*, 47(2), 257–284. <https://doi.org/10.1177/1046878116632900>
- Lee, J.-S., Filatova, T., Ligmann-Zielinska, A., Hassani-Mahmooei, B., Stonedahl, F., Lorscheid, I., Voinov, A., Polhill, J. G., Sun, Z., & Parker, D. C. (2015). The Complexities of Agent-Based Modeling Output Analysis. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 18(4), 4.
- Lin, M., Lucas, H. C., & Shmueli, G. (2013). Research Commentary—Too Big to Fail: Large Samples and the p-Value Problem. *Information Systems Research*, 24(4), 906–917. <https://doi.org/10.1287/isre.2013.0480>
- Lopez, P. A., Behrisch, M., Bieker-Walz, L., Erdmann, J., Flötteröd, Y.-P., Hilbrich, R., Lücken, L., Rummel, J., Wagner, P., & Wiessner, E. (2018). Microscopic Traffic Simulation Using SUMO. *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2575–2582. <https://doi.org/10.1109/ITSC.2018.8569938>

Literatur

- Lotka, A. J. (1998). *Analytical Theory of Biological Populations*. Springer.
- Meyer, R. (2015). Event-Driven Multi-agent Simulation. In F. Grimaldo & E. Norling (Hrsg.), *Multi-Agent-Based Simulation XV* (S. 3–16). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-14627-0_1
- Miller, E. J. (2021). Transportation Modeling. In W. Shi, M. F. Goodchild, M. Batty, M.-P. Kwan & A. Zhang (Hrsg.), *Urban Informatics* (S. 911–931). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-15-8983-6_47
- Mohd, M. H. (2022). Revisiting discrepancies between stochastic agent-based and deterministic models. *Community Ecology*, 23(3), 453–468. <https://doi.org/10.1007/s42974-022-00118-2>
- Mönius, K., Steuding, J., & Stumpf, P. (2021a). *Algorithmen in der Graphentheorie: Ein konstruktiver Einstieg in die Diskrete Mathematik*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-34176-3>
- Mönius, K., Steuding, J., & Stumpf, P. (2021b). *Einführung in die Graphentheorie: Ein farbenfroher Einstieg in die Diskrete Mathematik*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-33108-5>
- Müller, B., Bohn, F., Dreßler, G., Groeneveld, J., Klassert, C., Martin, R., Schlüter, M., Schulze, J., Weise, H., & Schwarz, N. (2013). Describing Human Decisions in Agent-Based Models – ODD + D, an Extension of the ODD Protocol. *Environmental Modelling & Software*, 48, 37–48. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.06.003>
- Nasrinpour, H. R., Friesen, M. R., D, R., & McLeod. (2016). *An Agent-Based Model of Message Propagation in the Facebook Electronic Social Network*. arXiv: 1611.07454 [cs]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1611.07454>
- Orozco, L. G. N., Alessandretti, L., Saberi, M., Szell, M., & Battiston, F. (2023). Multimodal Urban Mobility and Multilayer Transport Networks. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 50(8), 2038–2070. <https://doi.org/10.1177/23998083221108190>
- Rao, A. S., & Georgeff, M. P. (1995). BDI Agents: From Theory to Practice. *Proceedings of the First International Conference on Multi-Agent Systems*, 312–319.
- Rittel, H. W. J., & Webber, M. M. (1973). Dilemmas in a General Theory of Planning. *Policy Sciences*, 4(2), 155–169. <http://www.jstor.org/stable/4531523>
- Schelewsky, M., Follmer, R., & Dickmann, C. (2020). *CO₂-Fußabdrücke im Alltagsverkehr: Datenauswertung auf Basis der Studie Mobilität in Deutschland*. Umweltbundesamt.
- Schelling, T. C. (1971). Dynamic Models of Segregation. *The Journal of Mathematical Sociology*, 1(2), 143–186. <https://doi.org/10.1080/0022250X.1971.9989794>

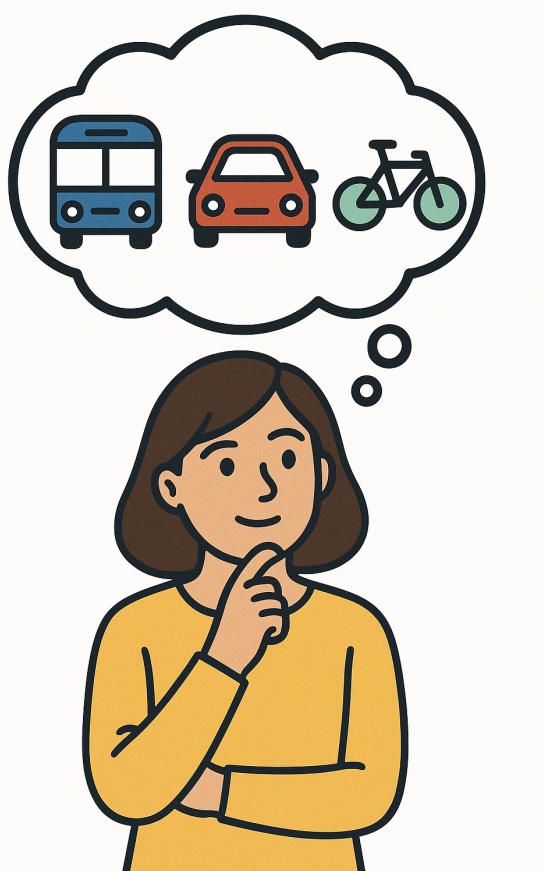
Literatur

- Schmidt, D. B. (2002). Modelling of Human Behaviour The PECS Reference Model. *Proceedings 14th European Simulation Symposium*.
- Steudle, G. A., Winkelmann, S., Fürst, S., & Wolf, S. (2024). Understanding Memory Mechanisms in Socio-Technical Systems: The Case of an Agent-Based Mobility Model. *Advances in Complex Systems*, 27(03), 2440003. <https://doi.org/10.1142/S0219525924400034>
- Sturzbecher, D., & Schmidt, J. (2020). Orientierungs- und Handlungsrahmen für das übergreifende Thema Mobilitätsbildung und Verkehrserziehung (L. für Schule und Medien Berlin-Brandenburg, Hrsg.). Verfügbar 31. Mai 2024 unter https://bildungsserver.berlin-brandenburg.de/fileadmin/bbb/themen/verkehrserziehung/SE_MobVe/2020_12_15_OHR_Mobilitaetsbildung_Verkehrserziehung.pdf
- Treiber, M., & Kesting, A. (2010). *Verkehrsdynamik und -simulation*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-05228-6>
- Underwood, R. T. (1961). Speed, Volume and Density Relationships. *Yale Bureau of Highway Traffic*, 88–141.
- Van Dyke Parunak, H., Savit, R., & Riolo, R. L. (1998). Agent-Based Modeling vs. Equation-Based Modeling: A Case Study and Users' Guide. In J. S. Sichman, R. Conte & N. Gilbert (Hrsg.), *Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation* (S. 10–25). Springer. https://doi.org/10.1007/10692956_2
- Weltner, K. (2001). *Flugphysik*. Aulis-Verl. Deubner.
- Will, M., Groeneveld, J., Frank, K., & Müller, B. (2020). Combining social network analysis and agent-based modelling to explore dynamics of human interaction: A review. *Socio-Environmental Systems Modelling*, 2, 16325–16325. <https://doi.org/10.18174/sesmo.2020a16325>
- Wolf, S., Fürst, S., Geiges, A., Laublichler, M., Mielke, J., Steudle, G., Winter, K., & Jaeger, C. (2023). The Decision Theatre Triangle for societal challenges—An example case and research needs. *Journal of Cleaner Production*, 394, 136299. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.136299>
- Worrapimphong, K., Gajaseni, N., Le Page, C., & Bousquet, F. (2010). A companion modeling approach applied to fishery management. *Environmental Modelling & Software*, 25(11), 1334–1344. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2010.03.012>

Anhang A.

Präsentation zum Spiel

Die folgende Präsentation diente dazu den Seminarteilnehmenden das Spiel und die Regeln dazu vorzustellen.



Mobility Game

„ Entscheide klug. Gewinne gemeinsam. “

Die Mischung macht's

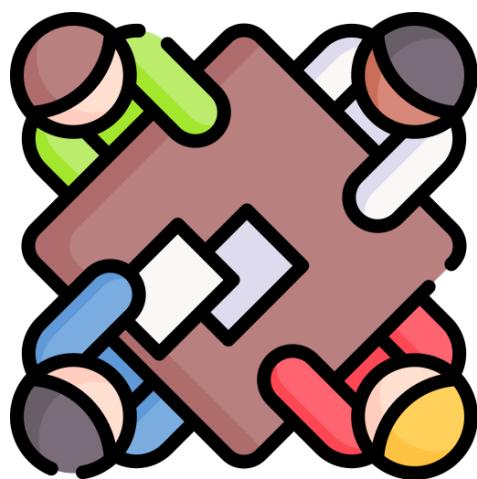


Zieht einen Zettel und setzt euch
in den Gruppen zusammen.



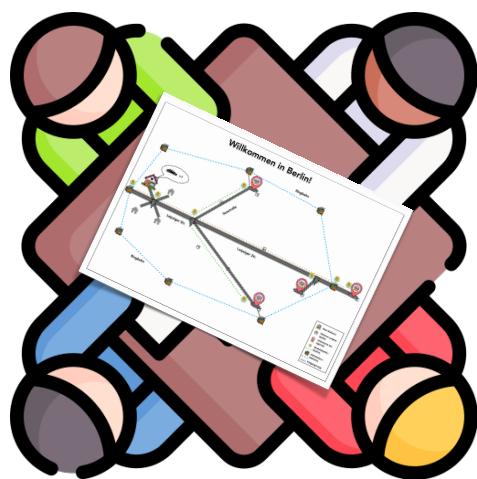
Worum geht es?

Spielablauf



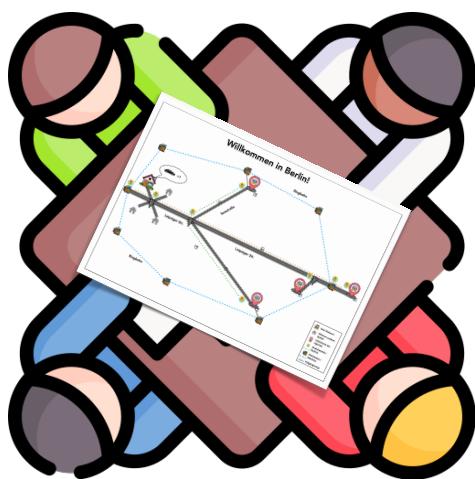
Worum geht es?

Spielablauf



Worum geht es?

Spielablauf



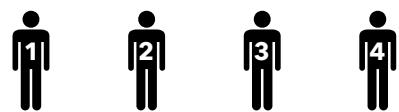
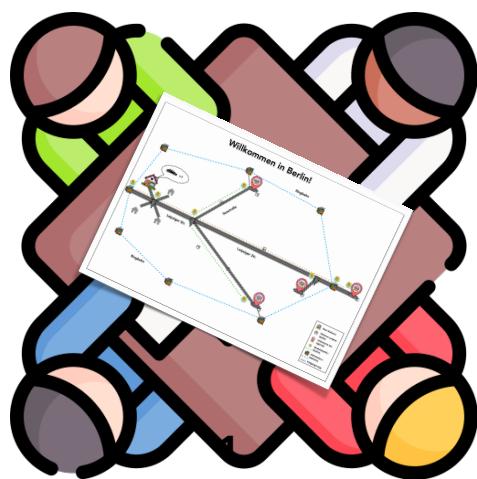
**Euer
Wohnort**



Arbeitsorte

Worum geht es?

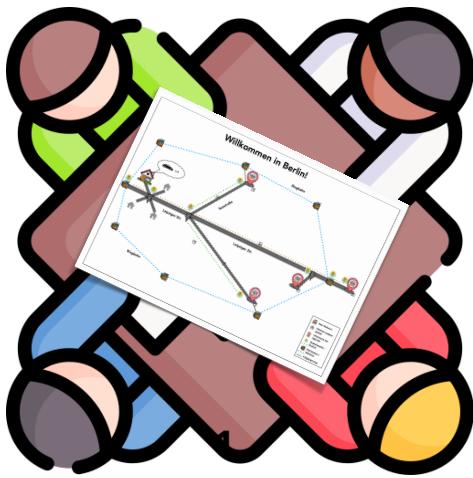
Spielablauf



Jede Gruppe steuert 4 Agenten

Worum geht es?

Spielablauf

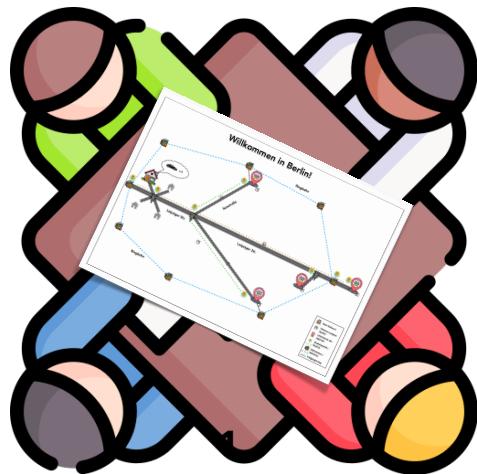


Jeder Agent muss zum Arbeitsort mit seiner Nummer

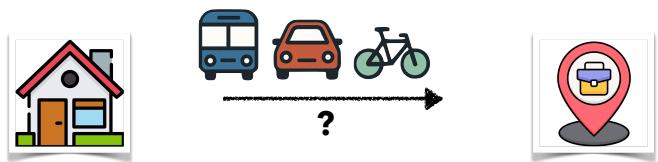


Worum geht es?

Spielablauf

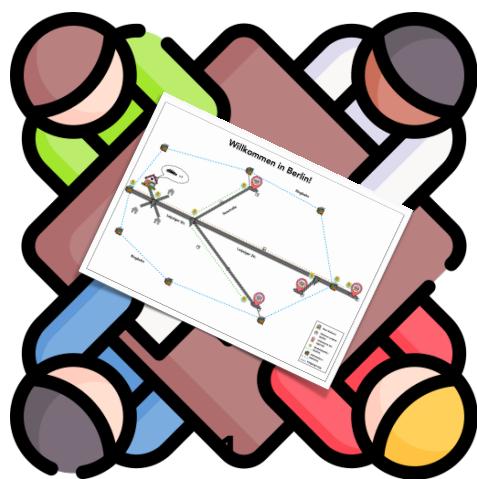


Welches Verkehrsmittel der Agent nimmt bestimmt ihr

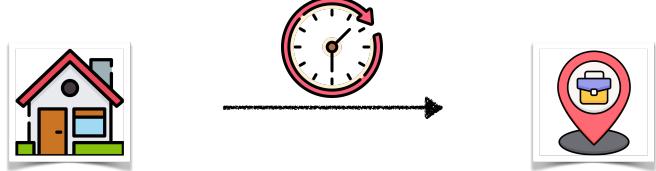


Worum geht es?

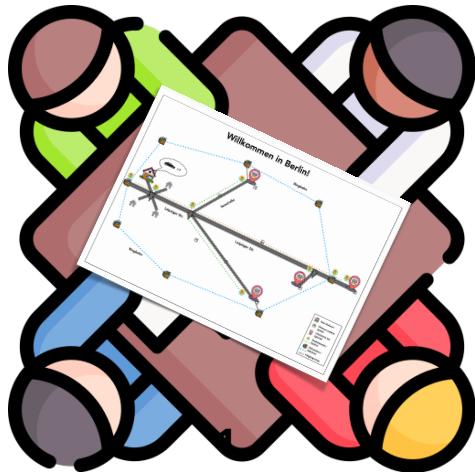
Spielablauf



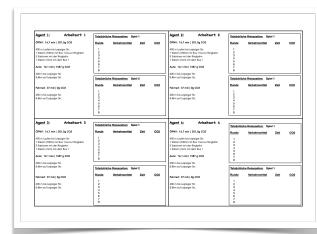
Das Ziel? Schnell sein!



Worum geht es? Spielablauf



Auf der Rückseite eurer Karte findet ihr als Entscheidungshilfe die schnellsten Wege für jeden Agenten.

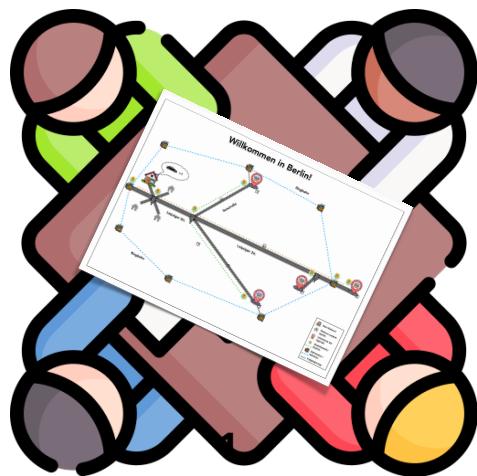


Aber Vorsicht! Es kann zu Stau und Wartezeiten beim Umsteigen kommen!



Worum geht es?

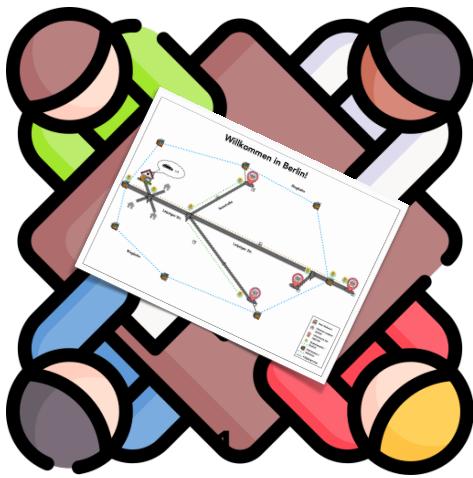
Spielablauf



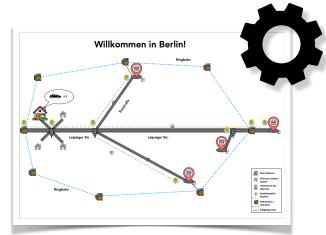
Jede Runde entscheidet ihr neu.

Worum geht es?

Spielablauf

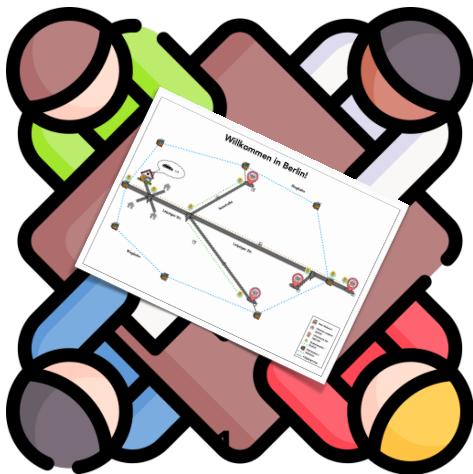


Zwischen manchen Runden darf ihr diskutieren und die Karte verändern.



Worum geht es?

Spielablauf



Was darf verändert werden?

1. Straßen um Spuren erweitern
2. Den Takt des ÖPNVs anpassen
3. Busspuren einführen
4. Einen Fahrradweg errichten

Doppelt hält besser!

Wir spielen eine zweite Runde

Aber etwas verändert
sich!

Als Gruppe maximal: 10kg CO₂ in 8 Runden!

Sonst verlieren alle!



Reflektion

Was nehmen wir mit?

- Was hat sich verändert an euerem Spielverhalten zwischen den beiden Spielen?
- Sollten alle Agenten nur mit Fahrrad fahren, um Emissionen zu sparen?
- Was sind die Herausforderungen gemeinsam den Ausbau der Karte festzulegen?

Danksagung

Quellen und Bildnachweise

Anhang B.

Programmüberblick

Das folgende Klassendiagramm Abbildung B.1 gibt einen Überblick über die in Python erstellten Klassen für das Programm und ihre Routinen.

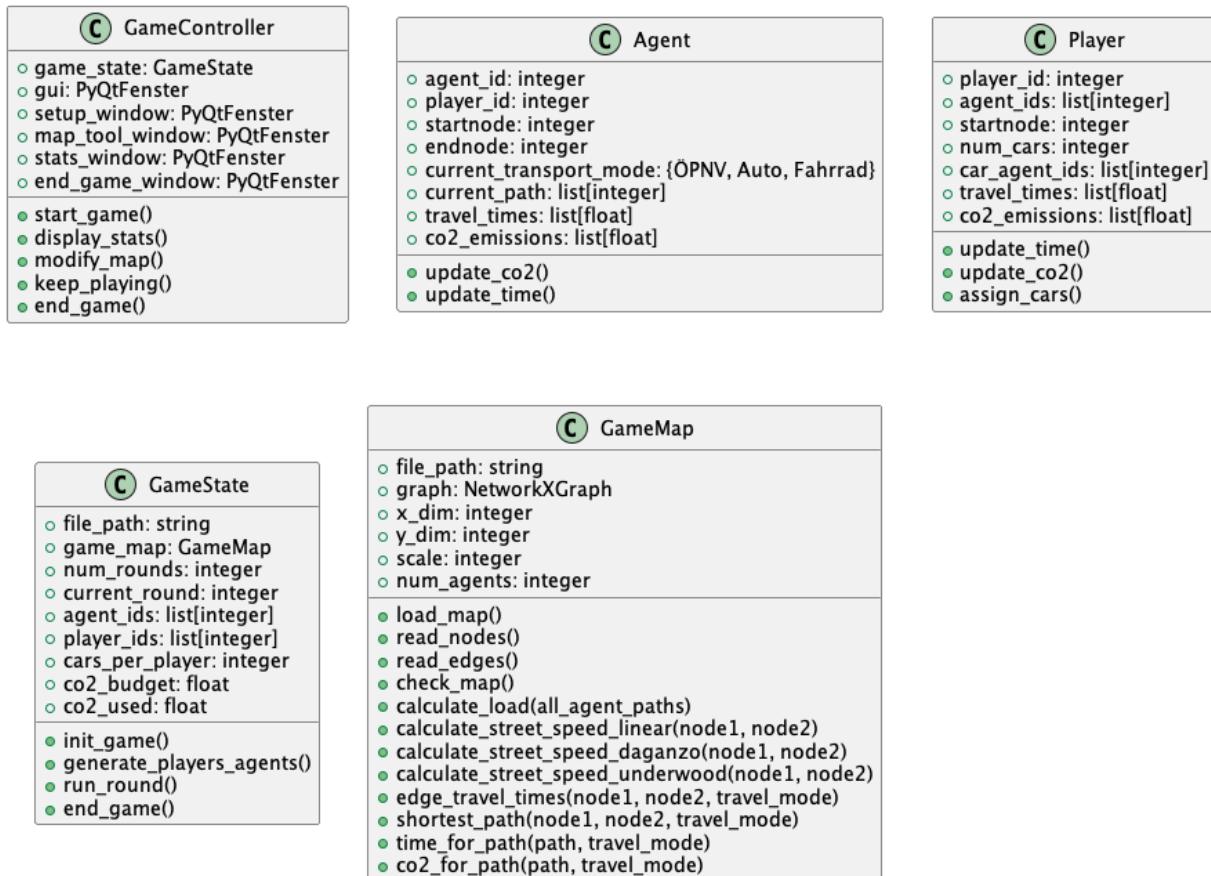


Abbildung B.1.: Überblick über die Klassen und ihre Routinen

Das Zusammenspiel zwischen den Klassen im Programmablauf ist hingegen als Sequenzdiagramm in Abbildung B.2 gezeigt.

Anhang B. Progammüberblick

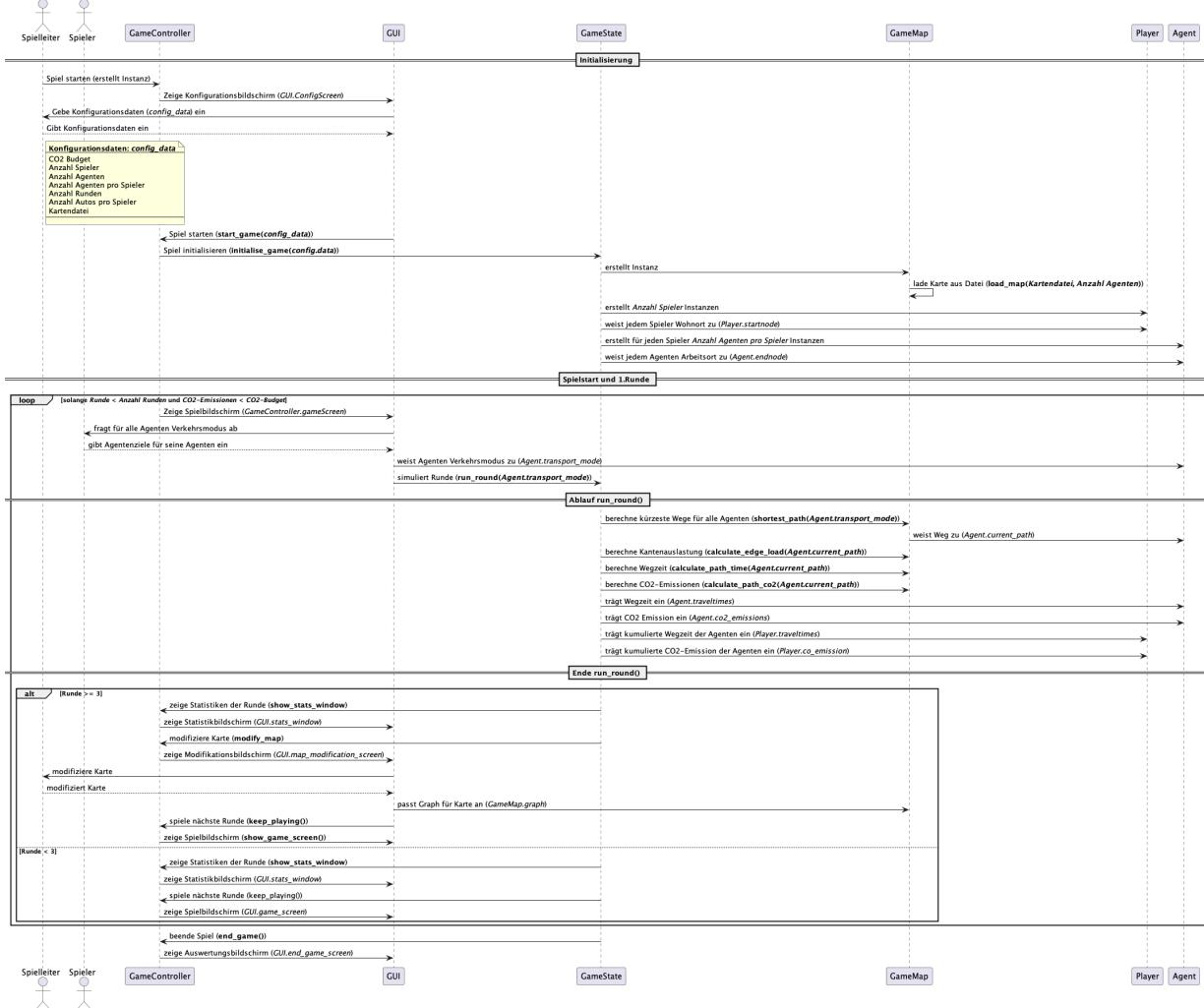


Abbildung B.2.: Überblick über das Zusammenspiel der einzelnen Klassen während des Programmablaufs