



**BERGISCHE
UNIVERSITÄT
WUPPERTAL**

Bachelorthesis

**Analyse von kollektiven Fußgängerdynamiken anhand
von Simulationen zur Identifizierung von kritischen
Parameterwerten**

Bergische Universität Wuppertal
Fakultät für Maschinenbau und Sicherheitstechnik
Fachgebiet für Verkehrssicherheit und Zuverlässigkeit

vorgelegt von

Furkan Sahin
Matrikelnummer: 1535812

Dormagen, den 02.11.2022

Bearbeitungszeitraum: 01.08.2022 – 06.11.2022
Betreuer und Prüfer: Jun.-Prof. Dr. Antoine Tordeux
Zweitbetreuer: Raphael Korbmacher

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die von mir eingereichte Bachelorthesis selbstständig verfasst und keine andere als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt sowie Stellen der Abschlussarbeit, die anderen Werken dem Wortlaut oder Sinn nach entnommen wurden, in jedem Fall unter Angabe der Quelle als Entlehnung kenntlich gemacht habe.

Dormagen, den 02.11.2022

Furkan Sahin

Inhaltsverzeichnis

EIDESSTATTLICHE ERKLÄRUNG.....	II
ABBILDUNGSVERZEICHNIS	IV
TABELLENVERZEICHNIS	VI
ZUSAMMENFASSUNG	1
1. EINLEITUNG.....	2
1.1 MOTIVATION	2
1.2 STRUKTURIERUNG	2
2. THEORIE DER FUBGÄNGERDYNAMIK.....	3
2.1 PARAMETER DER FUBGÄNGERDYNAMIK	3
2.1.1 Fußgänger	3
2.1.2 Trajektorien	3
2.1.3 Mikroskopische Parameter.....	3
2.1.4 Makroskopische Parameter.....	4
2.2 EMPIRISCHE CHARAKTERISTIKEN	6
2.2.1 Fundamentaldiagramm	6
2.2.2 Engstellen	7
2.2.3 Stop and Go Wellen.....	9
2.2.4 Dichte Wellen	9
2.2.5 Stau und Verstopfung	9
2.2.6 Spurbildung	9
2.2.7 Oszillation.....	10
2.2.8 Notfallsituation.....	10
2.3 MODELLIERUNGSANSÄTZE IN DER FUBGÄNGERDYNAMIK.....	11
2.3.1 Modellcharakteristiken.....	12
2.3.2 Konzepte für die Kollisionsvorhersage	12
2.3.3 Modellarten	13
2.3.4 Datenbasierte Algorithmen	22
3. NUMERISCHE SIMULATIONEN.....	23
3.1 ÜBERSICHT	23
3.2 NETLOGO	23
4. ANALYSE VON KOLLEKTIVEN FUBGÄNGERDYNAMIKEN	24
4.1 TORDEUX & TOTZECK: MULTISCALE DESCRIPTION OF PEDESTRIAN COLLECTIVE DYNAMICS WITH PORT-HAMILTONIAN SYSTEMS.....	24
4.2 DEFINITION DER MODELLPARAMETER	27
4.3 BASISSIMULATIONEN.....	28
4.3.1 Dynamiken ohne Dissipation	29
4.3.2 Dynamiken ohne Kontrolle der Eingaben.....	29
4.3.3 Dynamiken ohne Abstoßung.....	30
4.4 SIMULATIONEN	31
4.4.1 Identifizierung der Simulationsdauer.....	32
4.4.2 Einfluss der Wunschgeschwindigkeit.....	37
4.4.3 Einfluss des Interaktionsabstands.....	46
4.4.4 Auswertung der Simulationsergebnisse	52
5. FAZIT UND AUSBLICK	53
6. LITERATURVERZEICHNIS	54

Abbildungsverzeichnis

ABBILDUNG 1: VERGLEICH DER FUNDAMENTALDIAGRAMME VON UNI- UND MULTIDIREKTIONALEM FLUSS [1, s.11].....	7
ABBILDUNG 2: FLUSS DURCH UNTERSCHIEDLICH BREITE ENGSTELLEN [7, s. 3(250)].....	8
ABBILDUNG 3: LINIENBILDUNG MIT JE ZWEI LINIEN BEI GEGENVERKEHR [1, s.9].....	10
ABBILDUNG 4: EINTEILUNG DER MODELLIERUNGSANSÄTZE IN DER FUßGÄNGERDYNAMIK [2, s.5].....	11
ABBILDUNG 5: GESCHWINDIGKEITSBEREICH.....	14
ABBILDUNG 6: KEGELFÖRMIGE BEREICHE DES VELOCITY OBSTACLE MODELLS [2, s.9].....	15
ABBILDUNG 7: VERANSCHAULICHUNG DER ZUSAMMENSETZUNG VON KRAFTBASIERTEEN MODELLEN [2, s.8].....	17
ABBILDUNG 8: MÖGLICHE BEWEGUNGSRICHTUNGEN IN VERSCHIEDENEN GITTERSTRUKTUREN (LINKS: NEUMANNSCHE NACHBARSCHAFTSRELATION; MITTE: MOORESCHES NACHBARSCHAFTSRELATION; RECHTS: HEXAGONALE ANORDNUNG) [MAX PETTER S.13, QUELLE 31, S. 80].....	21
ABBILDUNG 9: KOMPONENTEN DES PORT-HAMILTONISCHEN MODELLS [13, s.5].....	24
ABBILDUNG 10: FEHLERANFÄLLIGKEIT DES MODELLS DURCH DISKRETISIERUNG MITTELS VERSCHIEDENER EULER VERFAHREN UND LEAPFROG NACH 20 SEKUNDEN [13].....	26
ABBILDUNG 11: GRUNDMODELL IN NETLOGO.....	28
ABBILDUNG 12: VERANSCHAULICHUNG DES BEWEGUNGSVERHALTENS VON FUßGÄNGERN OHNE DISSIPATION [13, s.10].....	29
ABBILDUNG 13: VISUALISIERUNG VON FUßGÄNGERDYNAMIKEN OHNE EINGABEKONTROLLE [13, s. 10]... 29	29
ABBILDUNG 14: DARSTELLUNG VON FUßGÄNGERDYNAMIKEN OHNE REPULSION [13, s.11].....	30
ABBILDUNG 15: SIMULATIONS OBERFLÄCHE IN NETLOGO MIT DER DURCHFÜHRUNG VON MEHREREN ZYKLEN UND DER DARSTELLUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT.....	31
ABBILDUNG 16: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 40 SEKUNDEN SIMULATIONS DAUER.....	32
ABBILDUNG 17: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 50 SEKUNDEN SIMULATIONS DAUER.....	33
ABBILDUNG 18: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 60 SEKUNDEN SIMULATIONS DAUER.....	33
ABBILDUNG 19: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 70 SEKUNDEN SIMULATIONS DAUER.....	34
ABBILDUNG 20: MESSWERTE DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 80 SEKUNDEN SIMULATIONS DAUER.....	35
ABBILDUNG 21: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN SIMULATIONS DAUER.....	35
ABBILDUNG 22: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 100 SEKUNDEN SIMULATIONS DAUER.....	36
ABBILDUNG 23: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 110 SEKUNDEN SIMULATIONS DAUER.....	36
ABBILDUNG 24: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN BEI EINER WUNSCHGESCHWINDIGKEIT VON 0,3M/S.....	37
ABBILDUNG 25: VISUALISIERUNG EINER GITTERÄHNLICHEN STRUKTUR BEI $u=0,3\text{M/S}$ UND $\lambda=0,15\text{s}^{-1}$	38
ABBILDUNG 26: VISUALISIERUNG VON ANNÄHERNDER LINIENBILDUNG BEI $u=0,3\text{M/S}$ UND $\lambda=0,8\text{s}^{-1}$	38
ABBILDUNG 27: LINIENBILDUNG FÜR $u=0,3\text{M/S}$ UND $\lambda=1\text{s}^{-1}$	39
ABBILDUNG 28: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN BEI EINER WUNSCHGESCHWINDIGKEIT VON 0,4M/S.....	39
ABBILDUNG 29: VISUALISIERUNG VON LINIENBILDUNG BEI $u=0,4\text{M/S}$ UND $\lambda=0,95\text{s}^{-1}$	40
ABBILDUNG 30: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN BEI EINER WUNSCHGESCHWINDIGKEIT VON 0,5M/S.....	40
ABBILDUNG 31: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN BEI EINER WUNSCHGESCHWINDIGKEIT VON 0,6M/S.....	41
ABBILDUNG 32: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN BEI EINER WUNSCHGESCHWINDIGKEIT VON 0,7M/S.....	42
ABBILDUNG 33: GROBE LINIENBILDUNG FÜR $u=0,7\text{M/S}$ UND $\lambda=0,4\text{s}^{-1}$	42
ABBILDUNG 34: LINIENBILDUNG FÜR $u=0,7\text{M/S}$ UND $\lambda=0,75\text{s}^{-1}$	43
ABBILDUNG 35: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN BEI EINER WUNSCHGESCHWINDIGKEIT VON 0,8M/S.....	43
ABBILDUNG 36: ZEITLICHE ABLEITUNG DES HAMILTONIAN FÜR $u=0,8\text{M/S}$ UND $\lambda=0,35\text{s}^{-1}$	44
ABBILDUNG 37: ZEITLICHE ABLEITUNG DES HAMILTONIAN BEI $u=0,8\text{M/S}$ UND $\lambda=0,5\text{s}^{-1}$	44

ABBILDUNG 38: MESSUNG DES HAMILTONIAN SOWIE H^* FÜR $u=0,8\text{M/S}$ UND $\lambda=0,75\text{s}^{-1}$	45
ABBILDUNG 39: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN BEI EINER WUNSCHGESCHWINDIGKEIT VON $0,9\text{M/S}$	45
ABBILDUNG 40: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN BEI EINEM INTERAKTIONSBAND VON $0,1\text{M}$	47
ABBILDUNG 41: VISUALISIERUNG DER FUßGÄNGERPOSITIONEN BEI $b=0,1\text{M}$ UND $\lambda=0,8\text{s}^{-1}$	47
ABBILDUNG 42: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN BEI EINEM INTERAKTIONSBAND VON $0,2\text{M}$	48
ABBILDUNG 43: ZEITLICHE ABLEITUNG DES HAMILTONIAN BEI $b=0,2\text{M}$ UND $\lambda=0,15\text{s}^{-1}$	48
ABBILDUNG 44: HAMILTONIAN BEI $b=0,2\text{M}$ UND $\lambda=0,4\text{s}^{-1}$	49
ABBILDUNG 45: MESSUNG DES HAMILTONIAN UND DER MITTLEREN GESCHWINDIGKEIT NACH 90 SEKUNDEN BEI EINEM INTERAKTIONSBAND VON $0,4\text{M}$	49
ABBILDUNG 46: VISUALISIERUNG DER GEBILDETEN GITTERSTRUKTUR BEI $b=0,4\text{M}$ UND $\lambda=0,1\text{s}^{-1}$	50
ABBILDUNG 47: VISUALISIERUNG DES BEWEGUNGSVERHALTENS DER FUßGÄNGER BEI $b=0,4\text{M}$ UND $\lambda=0,65\text{s}^{-1}$	50
ABBILDUNG 48: ZEITLICHE ABLEITUNG DES HAMILTONIAN BEI $b=0,4\text{M}$ UND $\lambda=0,75\text{s}^{-1}$	51
ABBILDUNG 49: ZEITLICHE ABLEITUNG DES HAMILTONIAN BEI $b=0,4\text{M}$ UND $\lambda=0,85\text{s}^{-1}$	51

Tabellenverzeichnis

TABELLE 1: DEFINITION DER PARAMETER UND SCHALTFLÄCHEN.....	27
--	----

Zusammenfassung

Fußgängerdynamiken gewinnen immer mehr an Bedeutung, um menschliche Verhaltensweisen nachzuvollziehen, zu verstehen und zu reproduzieren. Oftmals beeinträchtigen sich ankommende größere Personenströme, jedoch liegen im Gebiet der Fußgängerdynamiken noch wenig theoretische und praktische Erkenntnisse vor, um aussagekräftige Annahmen zu treffen.

In dieser Arbeit wird zunächst ein Überblick von wichtigen Kenngrößen bezüglich Personenströmen gegeben und anschließend verschiedene Modellarten erläutert. Nachdem eine kurze Übersicht über numerische Simulationen gegeben wird, wird das Modell multiscale description of pedestrian collective dynamics with port-Hamiltonian systems von Tordeux & Totzeck beschrieben und anhand von Simulationen erläutert.

Ziel der Simulationen ist das Identifizieren von kritischen Parameterwerten, bei denen frühestmöglich Linienbildung zu erkennen ist. Gleichzeitig wird untersucht, inwiefern sich die Wunschgeschwindigkeit und der Interaktionsabstand auf dieses Phänomen auswirken.

Zunächst zeigt sich, dass die Simulationszeit ausreichend hoch eingestellt werden muss, um mögliche Zufälle bezüglich der Anfangspositionen der Fußgänger möglichst gering zu halten. Eine Simulationszeit von 90 Sekunden erwies sich als ausreichend hoch. Für diese Simulationszeit wurde der kleinstmögliche Lambdawert für konstante Linienbildung bei $0,6 \text{ s}^{-1}$ festgestellt. Die Wunschgeschwindigkeit wirkt sich auf den Lambdawert positiv aus. Je höher die Wunschgeschwindigkeit desto geringere Lambdawerte mussten erreicht werden, damit konstant Linien gebildet werden. Gegenteiliges trifft für den Interaktionsabstand zu. Je höher der Interaktionsabstand ist desto höhere Werte muss Lambda für die Linienbildung erreichen. Wichtig ist hierbei die Verwendung von realistischen Parameterwerten, um verwertbare Ergebnisse zu erzielen.

Trotz einer einfachen und schnellen Bedienung des Modells, muss auf eine richtige Kalibrierung geachtet werden, damit das Modell realistische Verhaltensweisen reproduzieren kann.

1. Einleitung

1.1 Motivation

Fußgängerdynamiken haben in unserer heutigen Gesellschaft einen großen Wert und werden dazu verwendet, um die Sicherheit an öffentlichen Orten zu gewährleisten. Da moderne Gebäudestrukturen fortgehend größer und komplexer werden, gewinnen sicherheitsrelevante Faktoren bezüglich Prävention von Notfällen und die Reaktion auf diese immer mehr an Bedeutung [1]. Aus diesem Grund werden hohe Sicherheitsanforderungen an Gebäude gestellt, damit diese Teil des öffentlichen Lebens sein dürfen. Insbesondere überfüllte Orte oder große Veranstaltungen müssen gut geplant und organisiert werden, denn hohe Dichten bringen auch oftmals Stau und Gedränge mit sich, welche zu möglichen Gefahren führen können [2, 3]. Beispielhaft dafür sind Ereignisse wie die Love Parade oder die Pilgerfahrt nach Mekka, wo es jährlich zu Unglücken aufgrund von hohen Dichten kommt. Für eine optimale sicherheitsgerechte Planung wird ein ausreichendes Wissen über die Vorgänge in der Fußgängerdynamik sowie verlässliche Daten zur Auswertung benötigt [3]. Auch wenn die verwendeten Daten verlässlich sind, können kleine Störungen das Verhalten trotzdem maßgeblich verändern und unvorhergesehene Veränderungen hervorrufen.

1.2 Strukturierung

In dieser Arbeit werden zunächst die grundlegendsten Parameter für die Fußgängerdynamik, unterschieden in mikroskopische und makroskopische Parameter, erklärt. Daraufhin werden empirische Charakteristiken in der Fußgängerdynamik dargestellt, um eine Vorstellung von gängigen Effekten und Verhaltensweisen zu schaffen. Anschließend wird auf die Modellierungsansätze in der Fußgängerdynamik eingegangen. Dazu wird zu Beginn ein Überblick über die verschiedenen Einteilungen der Modelle gegeben. Darauffolgend werden verschiedene Modellcharakteristiken, Konzepte zur Kollisionsvorhersage sowie die wichtigsten Modellarten erläutert. Danach wird das Verfahren der numerischen Simulationen mit dem Fokus auf NetLogo erläutert, da auch das in dieser Arbeit betrachtete Modell in NetLogo simuliert wird. Nachfolgend beginnt die Analyse von kollektiven Fußgängerdynamiken, indem zunächst das Modell „multiscale description of pedestrian collective dynamics with port-Hamiltonian systems“ nach Tordeux und Totzeck dargestellt wird. Danach werden im praktischen Teil der Arbeit eigene Simulationen in NetLogo durchgeführt, um die kritischen Schwellenwerte zu ermitteln, ab denen eine Linienbildung im Gegenverkehr erfolgt und wie sich manche Parameter auf die Linienbildung auswirken. Untersucht und ausgewertet werden die Wunschgeschwindigkeit, die Empfindlichkeit der Fußgänger und der Interaktionsabstand zwischen den Fußgängern. Zum Schluss erfolgt zusätzlich zum Fazit ein Ausblick über mögliche Ziele und Entwicklungspotentiale in der Zukunft.

2. Theorie der Fußgängerdynamik

2.1 Parameter der Fußgängerdynamik

2.1.1 Fußgänger

Als Fußgänger werden alle Personen bezeichnet, die sich zu Fuß fortbewegen. Abhängig vom Kontext und vom Modellierungsansatz werden sie auch als Agent oder als Partikel angesehen. [1]

2.1.2 Trajektorien

In der Fußgängerdynamik werden Trajektorien als Bahnen bezeichnet, in denen sich die Fußgänger über die Zeit bewegen werden.

2.1.3 Mikroskopische Parameter

Für alle Parameter wird angenommen, dass sie sich auf den Fußgänger i zum Zeitpunkt t beziehen. Des Weiteren wird oftmals für die Beschreibung des Orts, der Geschwindigkeit und der Beschleunigung ein kartesisches Koordinatensystem, also ein aus senkrecht aufeinander stehenden Achsen bestehendes Koordinatensystem, verwendet. Dies ergibt sich daraus, dass die drei Größen aus der Kinematik stammen und über die Zeit miteinander verbunden sind. So ist die Geschwindigkeit die Ableitung der Position nach der Zeit, während die Beschleunigung auch als Ableitung der Geschwindigkeit nach der Zeit ausgedrückt werden kann.

2.1.3.1 Position

Mit der Position $x_i(t)$ kann der Ort des Fußgängers i zu jedem beliebigen Zeitpunkt t beschrieben werden. Dies findet in späteren Abschnitten seine Anwendung zur Bestimmung des Abstandes zwischen zwei Agenten. Da wir von einem zweidimensionalen System ausgehen, wird die Position wie folgt dargestellt:

$$x_i(t) = \begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix} \quad (1)$$

2.1.3.2 Geschwindigkeit

Die Geschwindigkeit $v_i(t)$ gibt den Quotienten aus dem zurückgelegten Weg Δs und der dafür benötigten Zeit Δt an.

$$v_i(t) = \frac{\Delta s}{\Delta t} \left[\frac{m}{s} \right] \quad (2)$$

Da die meisten Modellierungen in 2D stattfinden, muss auch die Geschwindigkeit als Vektor betrachtet werden.

$$\vec{v} = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} \quad (3)$$

Um aus dem Vektor \vec{v} die Geschwindigkeit zu bestimmen, wird der Betrag des Vektors wie folgt berechnet.

$$|\vec{v}| = \sqrt{v_x^2 + v_y^2} \left[\frac{m}{s} \right] \quad (4)$$

Zur Berechnung der Geschwindigkeit kann auch die Ableitung der Position nach der Zeit verwendet werden.

$$\vec{v} = \begin{pmatrix} \frac{dx}{dt}(t) \\ \frac{dy}{dt}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \end{pmatrix} \quad (5)$$

2.1.3.3 Beschleunigung

Die Beschleunigung $a_i(t)$ beschreibt die Änderung der Geschwindigkeit Δv in einem bestimmten Zeitabschnitt Δt .

$$a_i(t) = \frac{\Delta v}{\Delta t} \left[\frac{m}{s^2} \right] \quad (6)$$

Die Methode, um die Beschleunigung über die Ableitung der Geschwindigkeit nach der Zeit bzw. der zweiten Ableitung der Position nach der Zeit zu berechnen, sieht im zweidimensionalen System wie folgt aus.

$$\vec{a} = \begin{pmatrix} \frac{dv_x}{dt}(t) \\ \frac{dv_y}{dt}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{d^2x}{dt^2}(t) \\ \frac{d^2y}{dt^2}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{v}_x(t) \\ \dot{v}_y(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \ddot{x}(t) \\ \ddot{y}(t) \end{pmatrix} \quad (7)$$

2.1.4 Makroskopische Parameter

2.1.4.1 Dichte

Die Dichte ρ definiert das Verhältnis zwischen der Anzahl an Personen N , welche sich an einem Ort A aufhalten.

$$\rho = \frac{N}{A} \left[\frac{1}{m^2} \right] \quad (8)$$

Eine weitere Methode zur Ermittlung der Dichte wurde durch Predtechenskii und Milinskii aufgestellt. Hier wird die Dichte D als Quotient aus der Summe des projizierten Platzbedarfs aller Personen f und der Grundfläche A berechnet. Der projizierte Platzbedarf ist hierbei sehr stark von den Körpermaßen der jeweiligen Personen abhängig. Somit haben beispielsweise Kinder einen kleineren Platzbedarf als Erwachsene. [4]

$$D = \frac{\sum f}{A} \quad (9)$$

Fruin hingegen beschreibt die Fußgängerdichte in einem Gebäude mithilfe des Pedestrian Area Module, welches dem reziproken Wert der Dichte entspricht [5].

2.1.4.2 Fluss

Der Fluss J gibt die Anzahl an Personen an, die einen bestimmten Abschnitt pro Zeiteinheit durchqueren. Es wurden verschiedene Methoden eingeführt, um den Fluss zu bestimmen. Die am häufigsten verwendete Methode ist die Bestimmung durch die Zeiterfassung zwischen zwei aufeinanderfolgenden Personen. Hierbei wird der Zeitabschnitt als $\Delta t = t_{i+1} - t_i$ definiert, wobei die aufeinanderfolgenden Personen durch i und $i+1$ beschrieben werden. Diese Methode kann nur verwendet werden, wenn die Anzahl der beobachteten Personen bekannt ist.

$$J = \frac{1}{\Delta t} \text{ mit } \Delta t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_{i+1} - t_i) = \frac{t_{N+1} - t_1}{N} \left[\frac{1}{s} \right] \quad (10)$$

Eine weitere Methode ist die Verwendung der kumulativen Funktion des Flusses $N(t)$ und der Ableitung über die Zeit. Für die Verwendung dieser Methode muss der betrachtete Zeitabschnitt vorher festgelegt sein.

$$J_T = \frac{\Delta N}{T} \text{ mit } \Delta N = N(t) - N(t + T) \left[\frac{1}{s} \right] \quad (11)$$

Um den Fluss zu bestimmen, besteht außerdem die Möglichkeit, Ansätze aus der Fluidodynamik als Grundlage zu verwenden. Der Fluss wird in diesem Fall auch als hydrodynamische Beziehung bezeichnet und ergibt sich aus dem Produkt der Breite b , der Dichte ρ und der Geschwindigkeit v .

$$J = \rho \cdot v \cdot b = J_s \cdot b \left[\frac{1}{s} \right] \quad (12)$$

J_s ist der Fluss über eine Einheitsbreite und dient zur besseren Vergleichbarkeit zwischen den Methoden.

$$J_s = \rho \cdot b = \frac{J}{b} \left[\frac{1}{m \cdot s} \right] \quad (13)$$

Zusätzlich zu den vielen verschiedenen Möglichkeiten zur Bestimmung des Flusses, gibt es auch Unterschiede bei der Bestimmung der verwendeten Parameter, wie die Geschwindigkeit, die Dichte oder die Zeit. Die Mittelwerte dieser Parameter können beispielsweise über die Zeit oder über den Raum abgebildet werden. Um nun eine Übereinstimmung der Mittelwerte zu gewährleisten, muss die Durchschnittsgeschwindigkeit aller Fußgänger, die zu einem bestimmten Zeitpunkt zur Dichte beitragen, berücksichtigt werden. Da diese Methode aktuell sehr zeitaufwendig ist, ist sie nicht realisierbar. [1]

2.1.4.3 Mittlere Geschwindigkeit

Um die Berechnung der mittleren Geschwindigkeit zu veranschaulichen, wird angenommen, dass auf einer Strecke L , welche die Distanz zwischen den Punkten A und B definiert, der Weg von A nach B mit der Geschwindigkeit v_1 und der Weg von B nach A mit der Geschwindigkeit v_2 zurückgelegt wird. In diesem Fall berechnet sich die mittlere Geschwindigkeit wie folgt:

$$V = \frac{1}{L + L} (v_1 L + v_2 L) = \frac{1}{2} (v_1 + v_2) \quad (14)$$

Auch kann die mittlere Geschwindigkeit über die benötigten Zeiten für die jeweiligen Strecken berechnet werden. Für das oben genannte Beispiel gilt somit $t_1 = L/v_1$ und $t_2 = L/v_2$. Daraus ergibt sich folgende Gleichung:

$$V_H = \frac{1}{t_1 + t_2} (v_1 t_1 + v_2 t_2) = \frac{2}{1/v_1 + 1/v_2} \quad (15)$$

2.2 Empirische Charakteristiken

2.2.1 Fundamentaldiagramm

Das Fundamentaldiagramm zeigt die durchschnittliche Beziehung zwischen der Dichte ρ und der Geschwindigkeit v auf. Außerdem wird dadurch die Darstellung der Abhängigkeiten zwischen $J_s(\rho)$, $v(\rho)$ und $v(J_s)$ ermöglicht. Fundamentaldiagramme kennzeichnen sich durch starke Empfindlichkeit gegenüber Veränderungen. So sind trotz ähnlicher Szenarien und Räumlichkeiten andere Fundamentaldiagramme in der Literatur aufzufinden. Auslöser hierfür können unterschiedliche Methoden für die Datenerhebung sein [6]. Aufgrund von Bewegung auf unterschiedlichen Anlagentypen wie einer Treppe oder einer Engstelle, können die Ergebnisse ebenfalls variieren [2]. Als einheitlichen Effekt belegen empirische Studien, dass die Geschwindigkeit mit zunehmender Dichte abnimmt, jedoch sind auch hier Abweichungen aufzuweisen [1]. Mögliche Ursachen dafür sind kulturelle Unterschiede der Fußgänger [7, 8, 9], uni- oder multidirektionaler Fluss [10, 11, 12], kurzfristige Schwankungen [12], psychologische Einflüsse [13] oder

die Art des beobachteten Verkehrs [14]. Bezüglich unterschiedlicher Kulturen konnten andere Zusammenhänge und Abhängigkeiten festgestellt werden. Das wird am Beispiel deutlich, dass die Geschwindigkeit von Indern nicht so stark von der Dichte abhängt wie bei Deutschen [7, 15].

Für sich in einer Linie bewegende Fußgänger haben Untersuchungen ergeben, dass die Geschwindigkeit linear von der Schrittweite [16] und vom Kehrwert der Dichte abhängt [17]. Des Weiteren konnte beobachtet werden, dass die innere Reibung, seitliche Störungen und Krümmungseffekte des Pfades in den betrachteten Dichtebereichen keinen Einfluss auf das Fundamentaldiagramm hatten [18].

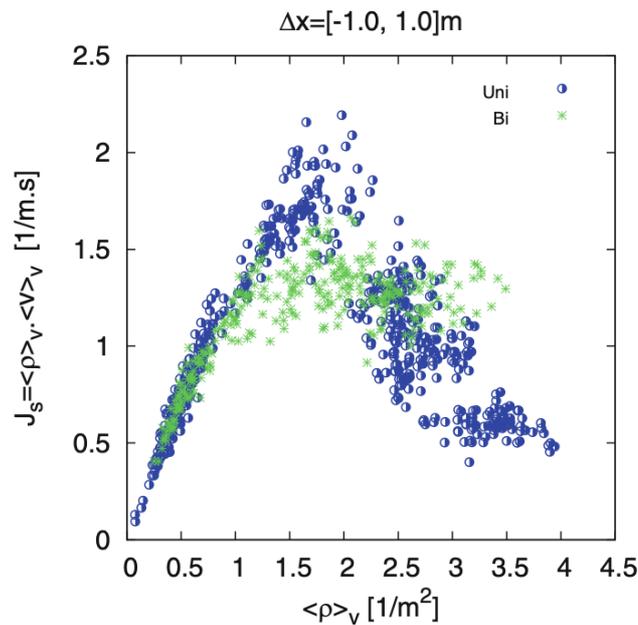


Abbildung 1: Vergleich der Fundamentaldiagramme von uni- und multidirektionalem Fluss [1, s.11]

Auch wenn lange angenommen wurde, dass die Unterschiede der Fundamentaldiagramme von uni- und multidirektionalem Fluss vernachlässigbar gering sind [19], konnte Zhang et al [20] durch Abbildung 1 veranschaulichen, dass die Fundamentaldiagramme signifikant abweichen.

2.2.2 Engstellen

Engstellen, auch Bottleneck oder Flaschenhals genannt, bezeichnen bauliche Teile von Gebäuden, welche den Fußgängerfluss einschränken. Diese können in Form von einer Tür, Treppe oder einem enger werdenden Korridor auftreten. Bei diesen Gebäudeteilen kommt es zum Stau wenn der Zufluss höher als die Kapazität der Engstelle ist, weshalb die Wahrscheinlichkeit für gefährliche Situationen erhöht wird.

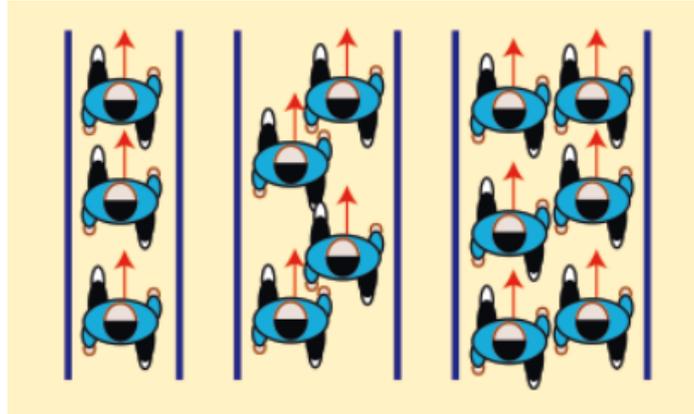


Abbildung 2: Fluss durch unterschiedlich breite Engstellen [3, s. 250]

Die Kapazität einer Engstelle wird von seiner Breite definiert. So kann man ableiten, dass der Fluss mit einer höheren Breite zunimmt. Experimente belegen, dass sich die Fußgänger in solch einer Situation an die Gegebenheiten anpassen und versuchen den Fluss zu optimieren. Das wird geschafft, indem der seitliche Abstand nebeneinander laufender Fußgänger maximiert wird, wobei versucht wird den Abstand zum Vordermann möglichst gering zu halten. [3]

Außerdem werden Engstellen in zwei Fälle unterschieden, damit diese besser kategorisiert werden können. Diese sind der freie Fluss (free flow case) und der überlastete Fall (congested case). Im Fall des freien Flusses ist der Fluss durch die Engstelle äquivalent zum Zufluss, wodurch ein ungehindertes Passieren der Engstelle gewährleistet werden kann. Man spricht hingegen vom überlasteten Fall wenn der Zufluss größer als die Kapazität ist. Das resultiert wiederum im Stau und einer Zunahme der Dichte vor der Engstelle. Die Hauptcharakteristik dieser Kategorie ist eine größere Dichte vor der Engstelle als innerhalb [21, 13, 22]. In diesem Fall ist entscheidend, ob die Fußgänger zusammen oder gegeneinander arbeiten. [1]

Deshalb sind auch Effekte, die aus Evakuierungsfällen bekannt sind, relevant. Der schneller-ist-langsamere Effekt (faster-is-slower) besagt, dass die Evakuierungszeit ansteigen kann, wenn sich viele Fußgänger schneller in Richtung Ausgang bewegen. Der Ausgang wirkt wie eine Engstelle, da der Zufluss stark ansteigt und die Kapazität überschritten wird und das wiederum kann vermehrt zu Stauungen, Verstopfungen und Konflikten führen. Zudem werden Gewölbe, also Strukturen, die sich gegenseitig durch Reibung stabilisieren und weitere Bewegungen verhindern, gebildet. [3]

Untersuchungen von Evakuierungen aus Flugzeugen ergaben, dass ein egoistisches Verhalten bei breiteren Türen zu kürzeren Evakuierungszeiten führt, da die Kapazität des Bauteils so groß dimensioniert wurde, um einen zu hohen Zufluss zu verhindern. So entstehen nur in seltenen Fällen Stau und Drängeleien und die Evakuierungszeit wird größtenteils durch die Geschwindigkeit der Fußgänger bestimmt. Bei schmalen Türen hingegen wurden kürzere Evakuierungszeiten durch kooperatives Verhalten erzielt. Da schmalere Türen eine geringere Kapazität haben und zu Stauungen und Verstopfungen neigen, wird versucht mit dem kooperativen Verhalten dem entgegenzuwirken. [3]

2.2.3 Stop and Go Wellen

Das Phänomen der Stop-and-Go Wellen beschreibt das sich ständig wiederholende Beschleunigen und Abbremsen, um einen gewissen Abstand zum Vordermann einzuhalten. Die Ursache dieses Effekts ist auf die individuellen Geschwindigkeiten jedes einzelnen Fußgängers zurückzuführen. Auch können manche Personen auch als eine Art Hindernis angesehen werden, wenn sie sich nicht fortbewegen. [1]

2.2.4 Dichte Wellen

Dichte Wellen beschreiben den Zustand einer eingeschränkten Bewegung an einem dicht besiedelten Ort wie zum Beispiel ein stark besuchter Bahnhof, an dem es fast zum Bewegungsstillstand kommt. Die Eigenschaften von Dichtewellen sind ähnlich wie die von Stop-and-Go Wellen. [1]

2.2.5 Stau und Verstopfung

Stau und Verstopfungen treten oftmals an Orten auf, an denen der Zufluss größer als die Kapazität der Einrichtung ist. Dieser Zustand ist häufig bei hohen Dichten aufzufinden. Des Weiteren treten diese Effekte auch bei zwei größeren Fußgängergruppen auf, wenn sie sich im Gegenverkehr befinden und sich somit gegenseitig blockieren, weil nicht ausreichend Platz zum Ausweichen vorhanden ist. Um die Bedingungen einzuschränken, kann eine entsprechende Berücksichtigung bei der Planung für Evakuierungen durchgeführt werden. [1]

2.2.6 Spurbildung

Spurbildung ist ein sehr bekanntes Phänomen und tritt auf, wenn Gegenverkehr herrscht und führt zur automatischen Bildung von imaginären Spuren, wodurch Störungen und Kollisionen durch den entgegenkommenden Personenfluss verhindert werden. Die Spuren ermöglichen durch die Kollisionsvermeidung höhere Geschwindigkeiten und gewährleisten mehr Komfort für die Fußgänger. Die Anzahl der Spuren ist hierbei variabel. Zudem erfolgt die Anordnung der Spuren anhand kultureller Faktoren und ist ansonsten unabhängig. In Deutschland ist beispielsweise der Eingang rechts und der Ausgang auf der linken Seite. Yamori [23] führte den band index ein, um diesen Effekt zu charakterisieren. Dieser bildet das Verhältnis von den Fußgängern innerhalb einer Spur zur Gesamtanzahl ab. [1]



Abbildung 3: Linienbildung mit je zwei Linien bei Gegenverkehr [1, s.9]

2.2.7 Oszillation

Oszillation beschreibt den Effekt, dass wenn eine Engstelle durchquert wird, darauffolgende Fußgänger die Engstelle in dieselbe Richtung schneller durchqueren können bis ein anderer Fußgänger die Engstelle in der entgegengesetzten Richtung passiert. [1]

2.2.8 Notfallsituation

Notfallsituationen treten häufig auf, wenn eine größere Menschenmenge in „Panik“ gerät oder „panisches Verhalten“ vorhanden ist. Auch wenn es noch keine einheitliche Definition für diesen Effekt gibt, wird in der Wissenschaft der Begriff „Panik“ vermieden, da dieser das Ereignis nicht präzise genug beschreibt. Aus diesem Grund wird der Begriff „crowd disaster“ verwendet, welcher ein auf menschliches Verhalten zurückführbaren Unfall definiert. Notfallsituationen entstehen immer in Situationen bei denen Ressourcenknappheit vorzufinden oder zu erwarten ist. Dies führt bei den meisten Menschen zu egoistischem oder irrationalen Handeln. Auch sind die Verhaltensweisen aufgrund von unkontrolliertem Handeln teilweise asozial. Dieses Verhalten verstärkt in der Regel den Effekt, da sich dieses Handeln unter den Menschen verbreitet. So kommt es in Stausituationen vermehrt zum Drücken und Schubsen unter den Fußgängern. Dieses Verhalten wird zusätzlich durch Gefahren oder Angstzustände, die beispielsweise durch einen Brandfall entstehen, begünstigt. [1]

Oftmals sind die qualitativen Ursachen für Unfälle nicht auf diese Charakteristiken zurückzuführen, sondern auf einfachere Aspekte wie eine zu gering ausgelegte Kapazität eines Gebäudes oder überfüllte Gebiete. Trotz dieser Erkenntnisse sowie Videomaterial von crowd disasters und mehreren Berichten von Überlebenden sind quantitative Schlussfolgerungen diesbezüglich aktuell fast unmöglich. Dies ergibt sich daraus, dass

menschliches Verhalten in solchen Situationen sehr individuell und nicht vorhersehbar ist. [1, 24]

2.3 Modellierungsansätze in der Fußgängerdynamik

In der Fußgängerdynamik gibt es verschiedene Modelle, die sich für bestimmte Anwendungsbereiche spezialisiert haben, indem bestimmte Annahmen getroffen werden, wohingegen einige Gegebenheiten vernachlässigt oder vereinfacht werden müssen. Es ist jedoch anzumerken, dass eine klare Differenzierung der verschiedenen Modellierungsansätze nicht möglich ist, da häufig auf Mischformen der Ansätze zurückgegriffen wird. Der allgemeine Zweck von den Simulationen ist das Verstehen, Vorhersehen oder Reproduzieren vom menschlichen Gruppenverhalten [25]. Hierbei ist von großer Bedeutung, dass die Modellierungen so einfach wie möglich gestaltet werden, um den Aufwand möglichst gering zu halten. Gleichzeitig muss das Verhalten realistisch reproduziert werden können [26]. Oftmals werden die Fußgänger dafür, ähnlich wie in der Physik, als Teilchen angenommen.

Nach Daamen [27] und Hoogendoorn [28] werden Fußgängermodelle in drei Ebenen klassifiziert. Unter die strategische Ebene fallen alle Modelle, bei denen die Fußgänger selbst entscheiden, welche Aktivitäten sie ausführen möchten und in welcher Reihenfolge diese ablaufen. Die taktische Ebene umfasst kurzfristige Entscheidungen der Fußgänger. Zuletzt beschreibt die operationale Ebene das tatsächliche Gehverhalten der Agenten.

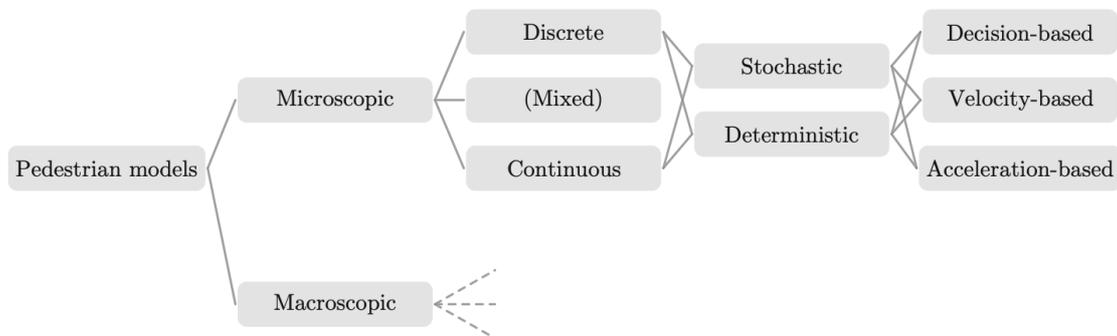


Abbildung 4: Einteilung der Modellierungsansätze in der Fußgängerdynamik [2, s.5]

Außerdem ist der Anwendungszweck entscheidend für die Umsetzung des Modells. Modelle für die Unterhaltung zielen auf eine gute Visualisierung der Ergebnisse ab, wobei die Vermeidung von Oszillationen, Kollisionen und plötzlichen Beschleunigungen im Vordergrund stehen. Modelle für Sicherheit hingegen dienen der Vorhersage von Ereignissen. Der Fokus liegt zudem auf dem Vergleich zwischen realen und simulierten Werten.

2.3.1 Modellcharakteristiken

2.3.1.1 Mikroskopische und makroskopische Modelle

Zuallererst wird unterschieden, ob ein Modell mikroskopisch oder makroskopisch ist. In mikroskopischen Modellen wird jeder Fußgänger separat simuliert. Dies ermöglicht die individuelle Betrachtung von Geschwindigkeiten, Routenwahlen sowie Interaktionen zwischen den Fußgängern. Auch ist eine Modellierung von unterschiedlichen Fußgängertypen möglich. [1]

In makroskopischen Modellen hingegen werden die Fußgänger nicht separat, sondern als Gesamtheit dargestellt. Die simulierte Menschenmenge wird als homogenes Medium angesehen, dessen Bewegung durch die Kontinuitätsgleichung erläutert werden kann. Diese besagt, dass der Zufluss in einem geschlossenen System gleich dem Ausfluss bleibt. Da sich das makroskopische Modell an der Fluidodynamik anlehnt, wird es durch Größen wie die Dichte und den Fluss charakterisiert. [1, 24]

Zuletzt wurde der mesoskopische Ansatz eingeführt, welcher als Verbindungsstück zwischen den mikroskopischen und makroskopischen Modellen dient [24].

2.3.1.2 Diskrete und kontinuierliche Modelle

In diesen Fällen der Simulation können die Basisvariablen zur Beschreibung eines Fußgängersystems, welche die Zeit, den Raum und die Zustandsvariablen umfassen, mithilfe von ganzzahligen oder reellen Zahlen definiert werden. Je nach Modellierung werden hierbei entweder diskrete oder kontinuierliche Größen verwendet, wobei auch Kombinationen von beiden Typen möglich sind. In zellulären Automaten sind alle Variablen diskret, wohingegen die Variablen in hydrodynamischen Modellen kontinuierlich sind. [26]

2.3.1.3 Deterministische und stochastische Modelle

In deterministischen Modellen basieren die Handlungen der Fußgänger auf ihrem aktuellen Zustand. Demgegenüber beruht die Entscheidungsfällung in stochastischen Systemen auf Wahrscheinlichkeiten. Dies hat zur Folge, dass gleiche Szenarien in unterschiedlichen Ergebnissen enden können. Stochastische Modelle haben den Vorteil, dass komplexe Systeme wie Menschenmengen realistisch dargestellt werden können. [26]

2.3.2 Konzepte für die Kollisionsvorhersage

Neben der Einteilung von Modellansätzen werden in diesem Kapitel vier verschiedene Konzepte vorgestellt, die von van Toll [29] zur Kollisionsvermeidung entwickelt wurden. Die Konzepte beruhen immer auf einem definierten Parameter, durch den aussagekräftige Annahmen getroffen werden, ob für das jeweilige System eine Kollision erwartet wird oder nicht.

2.3.2.1 Time to collision

Die Zeit bis zur Kollision, im englischen auch mit ttc abgekürzt, beschreibt die Zeit in Sekunden nach der ein Agent A_j mit der festgelegten Geschwindigkeit v' mit einem anderen Agenten A_k mit der konstanten Geschwindigkeit v_k kollidiert. Falls keine Kollision der Agenten erwartet wird, ist $ttc = \infty$. [29]

2.3.2.2 Distance to collision

Der Abstand zur Kollision, welcher durch DC abgekürzt wird, gibt die Distanz zum Kollisionspunkt zwischen den Agenten A_j und A_k an. Hierbei gelten identische Annahmen wie bei der Zeit bis zur Kollision. Wenn keine Kollision erwartet wird, ist auch hier $DC = \infty$. [29]

2.3.2.3 Time to closest approach

Die Zeit bis zur engsten Annäherung ($ttca$) definiert die Zeit, bei der die Distanz zwischen den beiden Agenten A_j und A_k am geringsten ist. Da jede Distanz messbar ist, kann dieser Wert niemals unendlich sein. Des Weiteren ist der Wert negativ, wenn sich die beiden Agenten voneinander entfernen. In diesem Konzept kommt es zur Kollision, wenn der Betrag von $ttca$ dem von ttc entspricht. [29]

2.3.2.4 Distance of closest approach

Die Distanz von der engsten Annäherung (dca) verdeutlicht die geringste, vorhergesagte Distanz zwischen den Agenten A_j und A_k . Es wird eine Kollision vorhergesagt, wenn die Distanz in diesem Konzept Null beträgt. [29]

2.3.3 Modellarten

2.3.3.1 Geschwindigkeitsbasierte Modelle

Die Besonderheit der seit 2007 immer stärker erforschten geschwindigkeitsbasierten Modelle ist das Erreichen einer Wunschgeschwindigkeit ohne eine dafür notwendige Beschleunigungszeit. Dies erfolgt durch eine Vernachlässigung der Reaktionszeit, wodurch die Geschwindigkeit der Fußgänger ohne Zeitverzögerungen an das Umfeld und an benachbarte Agenten angepasst werden kann. Durch die aktive Anpassung der Geschwindigkeiten mithilfe von Abwägungen von vorher festgelegten Kriterien wird die Vermeidung von Kollisionen sichergestellt. Deshalb sind die Berechnungen dieses Modellierungsansatzes aufwendiger. Geschwindigkeitsbasierte Modelle fallen unter die mikroskopischen Modelle und sind mathematisch betrachtet Modelle, die durch ein System von Differentialgleichungen erster Ordnung definiert sind. Das heißt, dass die Positionen der modellierten Fußgänger berechnet werden kann, indem die resultierende Geschwindigkeit einmal integriert wird. [26]

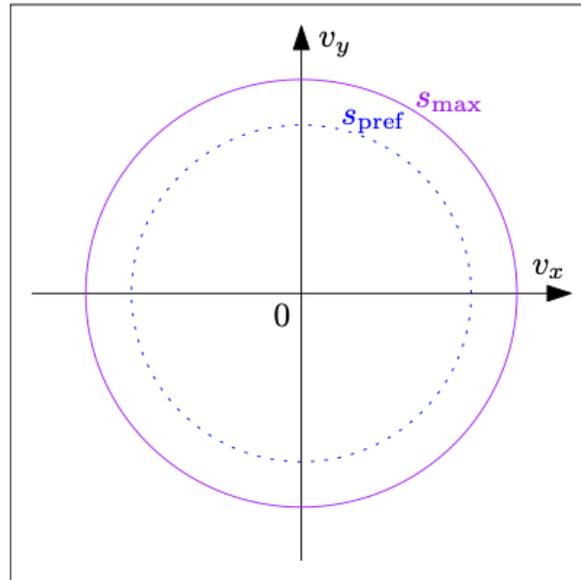


Abbildung 5: Geschwindigkeitsbereich

Geschwindigkeitsbasierte Modelle können in zwei Kategorien eingeteilt werden. Mit der ersten Methode wurde ein Geschwindigkeitsbereich \mathcal{V} eingeführt, welcher alle nutzbaren Geschwindigkeiten eines Fußgängers umfasst und in einer Scheibe darstellt [25]. Dabei ist s_{\max} die höchstmögliche Geschwindigkeit und s_{pref} die Wunschgeschwindigkeit. Die Richtung der Bewegung wird durch das Koordinatensystem visualisiert. Diese Methode definiert zusätzlich eine Kostenfunktion C , welche jeder Geschwindigkeit in dem Geschwindigkeitsbereich einen Kostenwert zuordnet, wobei gilt, je kleiner der Kostenwert desto günstiger die gewählte Geschwindigkeit [25].

Das zweite Verfahren der geschwindigkeitsbasierten Modelle teilt den Geschwindigkeitsbereich in die zwei Teile \mathcal{V}^+ und \mathcal{V}^- ein. Ähnlich wie im ersten Modell werden auch hier alle möglichen Geschwindigkeiten eines Fußgängers dargestellt. Der Unterschied besteht darin, dass \mathcal{V}^+ den Bereich definiert, in dem sich die Agenten innerhalb eines bestimmten Zeitabschnitts kollisionsfrei bewegen können. Im restlichen Bereich, der als \mathcal{V}^- gekennzeichnet wird, werden Kollisionen erwartet. So spricht man in \mathcal{V}^+ von zulässigen Geschwindigkeiten und in \mathcal{V}^- von unzulässigen Geschwindigkeiten. [25]

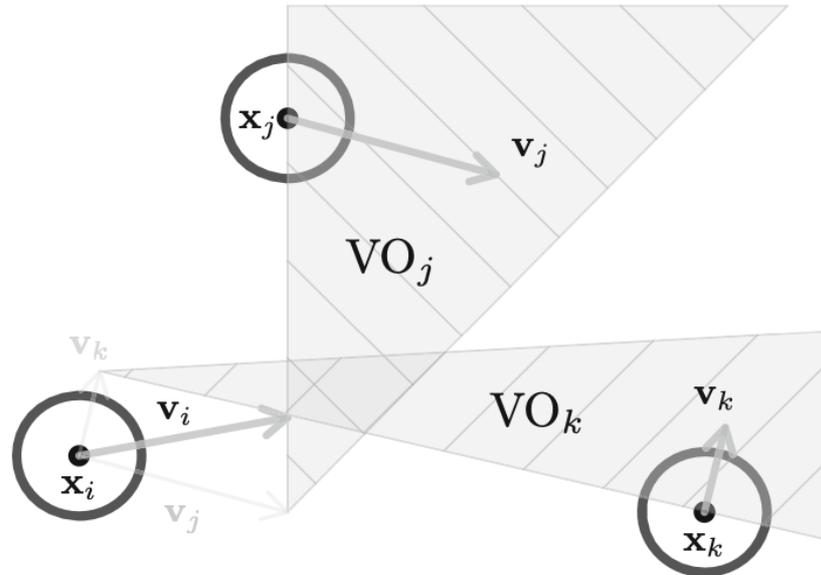


Abbildung 6: Kegelförmige Bereiche des Velocity Obstacle Modells [2, s.9]

Das Grundmodell wurde anhand von Erweiterungen immer weiter verbessert. Das Velocity Obstacle Modell (VO) [30], welches seinen ursprünglichen Anwendungsbereich in der Robotik fand, wurde an die Fußgängerdynamik angepasst und übernommen. Das Ziel besteht in der Kollisionsvermeidung und gleichzeitig in der Minimierung von Abweichungen zur Wunschgeschwindigkeit. Zur Erreichung dieses Ziels wurde angenommen, dass die Geschwindigkeit der Nachbaragenten konstant bleibt. Zusätzlich dazu wird ein kegelförmiger Bereich definiert, in dem die Wahrscheinlichkeit für Kollisionen ansteigt. Es erfolgt infolgedessen eine kontinuierliche Anpassung der Geschwindigkeit, um außerhalb dieses Kegels zu bleiben und somit Kollisionen zu umgehen. Hierbei ist aber das Auftreten von Oszillationen möglich, weil die Geschwindigkeit der Agenten von ihren Nachbarn abhängt und umgekehrt. [26]

Mit dem reciprocal velocity Modell (RVO) [31] wurde erstmals ein geschwindigkeitsbasiertes Modell vorgestellt, welches eine Kostenfunktion beinhaltet, die durch sampling, also dem Ausprobieren bis die günstigste Kostenfunktion identifiziert werden konnte, bestimmt wird. Außerdem definiert das reciprocal velocity Modell das aus den vorherigen Modellen bestimmte \mathcal{V}^- neu. In diesem Zusammenhang stellt \mathcal{V}^- eine Vereinigung von Geschwindigkeitshindernissen dar. Ähnlich wie zuvor sind diese Geschwindigkeitshindernisse ebenfalls kegelförmig. Damit dieses Modell einen flüssigeren Ablauf und bessere Ergebnisse als seine Vorläufer liefert, muss die Annahme getroffen werden, dass zwei Agenten gleich viel Aufwand betreiben, um eine Kollision zu vermeiden. [25]

Als Nachfolger vom reciprocal velocity obstacle Modell wurde das optimal reciprocal collision avoidance Modell (ORCA) [32] eingeführt und ermöglichte damit auch eine Verbesserung des velocity obstacle Modells, indem die Bedingungen umgangen werden können. ORCA verbessert RVO, indem das Sampling abgeschafft wird. Stattdessen wird

die mathematische Definition der Kollisionsvermeidung transformiert, damit jeder einzelne Agent seine optimale Geschwindigkeit analytisch berechnen kann. Ähnlich wie im Grundmodell wird der Geschwindigkeitsbereich in zwei Teile unterteilt. Dies erfolgt durch die Nachbaragenten, weil diese eine Linie induzieren, welche im Geschwindigkeitsbereich die Grenze zwischen dem „optimalen Geschwindigkeitsbereich“ und dem „nicht-optimalen Geschwindigkeitsbereich“ darstellt. Im „optimalen Geschwindigkeitsbereich“ werden Kollisionen vermieden, wohingegen das Gegenteil für den „nicht-optimalen Geschwindigkeitsbereich“ gilt. [25]

Im PLEdestrians Modell [33], welches sehr viele Gemeinsamkeiten mit ORCA hat, wird die Fußgängerdynamik jedoch aus einer anderen Perspektive betrachtet. Das Ziel von PLEdestrians ist das Schaffen von Gemeinsamkeiten zu menschlichem Verhalten. Dafür wird eine Kostenfunktion eingeführt, welche auf dem Prinzip der Energieminimierung beruht. Das Prinzip des geringsten Aufwands (principle of least effort (PLE)) ist der Namensgeber dieses Modells.

Aufgrund der nicht vorhandenen Entspannungs- oder Verzögerungsmechanismen aller geschwindigkeitsbasierten Modelle, zeigen sie das Problem auf, dass Stop-and-Go Wellen nicht beschrieben werden können. Dieses Problem kann jedoch verbessert werden, wenn die Modelle additiv durch Geräusche unterstützt werden. [26]

2.3.3.2 Beschleunigungsbasierte Modelle

Beschleunigungsbasierte Modelle, auch kraftbasierte Modelle genannt, gehören ebenfalls zu den mikroskopischen Modellen, mit dem Unterschied, dass sie durch ein System von Differentialgleichungen zweiter Ordnung definiert sind. Das besagt, dass die Beschleunigung zweimal integriert wird, um die Geschwindigkeit und die Position der modellierten Fußgänger zu berechnen [26]. Bei beschleunigungsbasierten Modellen wird die Bewegung der Fußgänger durch Überlagerungen von äußeren Kräften definiert. Grundsätzlich gilt, dass die Beschleunigung der Fußgänger zu einem bestimmten Zeitpunkt proportional zu der Kraft ist, die den Agenten in eine Richtung lenkt [25]. Für entgegengesetzte Kräfte, die zum Abbremsen des Agenten führen, gilt, je geringer der Abstand zwischen zwei Fußgängern desto größer werden diese Kräfte [25]. Dieser Zusammenhang beruht auf der Kollisionsvermeidung. Ebenso wie die geschwindigkeitsbasierten Modelle erfolgt die Simulation von kraftbasierten Modellen in der Regel im zweidimensionalen Raum, jedoch ist eine Erweiterung auf den dreidimensionalen Raum möglich. Damit verbunden ist eine aufwendigere Rechenarbeit [34].

Da in diesem Modell Kräfte die Ursache für eine Bewegung sind, werden die Agenten vereinfacht als Partikel betrachtet. Zusätzlich werden die Kräfte hinsichtlich ihrer Wirkung unterteilt. So wirkt zum einen eine Kraft, die zum Ziel führt. Diese wird durch die jeweilige Wunschgeschwindigkeit und -richtung definiert, wobei jede Beschleunigung in diesem Modellansatz exponentiell erfolgt. Zum anderen ist eine abstoßende Kraft vorhanden, welche von Nachbarn und Objekten hervorgehen, weil sie als Hindernisse gelten. [34]

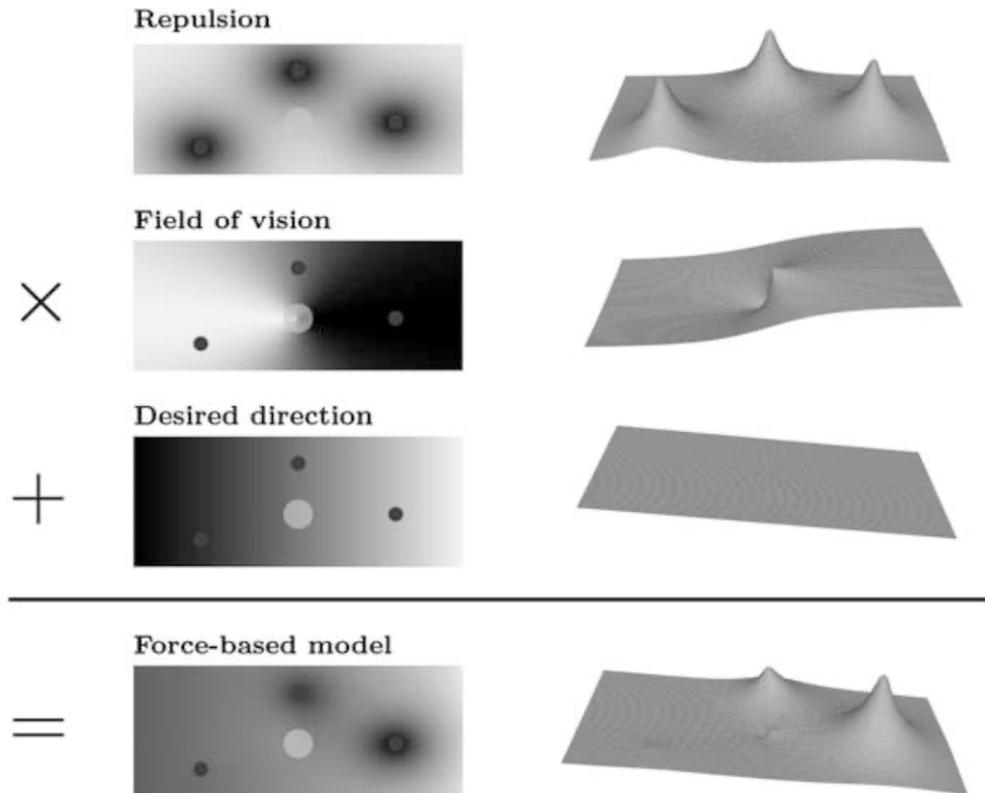


Abbildung 7: Zusammensetzung von kraftbasierten Modellen [2, s.8]

Abbildung 7 zeigt die verschiedenen Einflussfaktoren für ein kraftbasiertes Modell. In der Abbildung wird der betrachtete Agent als weißer Punkt dargestellt, wohingegen Hindernisse oder Nachbaragenten als dunkle Punkte abgebildet werden. Zudem zeigen weiße Flächen günstige Bereiche und dunkle Flächen ungünstige Bereiche an. So ist bei der Repulsion zu erkennen, dass der weiße Agent einen bestimmten Abstand zu den Nachbaragenten einhalten will und somit eine Abstoßung stattfindet, wenn sich dieser ihnen zu sehr annähert. Im Sichtbereich gibt der weiße Bereich die Blickrichtung des Agenten an. Folglich steht der Agent mit dem Rücken zur dunklen Seite. Dieser Faktor hat Einfluss auf das Modell, da wahrgenommene Hindernisse oder Nachbaragenten die Handlungen jedes Agenten stärker beeinflussen als Objekte, die sich hinter einem befinden. Auch wird die gewünschte Richtung durch helle oder dunkle Bereiche veranschaulicht. Ähnlich wie zuvor zeigt auch hier der helle Bereich die angestrebte Richtung an. Das kraftbasierte Modell setzt sich aus dem Zusammenspiel dieser Aspekte zusammen.

Das Herai-Tarui-Modell [35] wurde als erstes bekanntes mikroskopisches kraftbasiertes Modell entwickelt, um das Bewegungsverhalten von Fußgängern in einem zweidimensionalen Raum zu untersuchen. Das Ziel dieses Modells ist dabei eine kollisionsfreie Bewegung in eine bestimmte Richtung zu ermöglichen. Dafür wirken auf jeden Agenten die nachfolgenden drei Kräfte. Beginnend mit einer treibenden Kraft f_{ai} durch die sich der Agent i mit einer konstanten Geschwindigkeit in eine bestimmte Richtung fortbewegt. Darauf folgt eine Kraft f_{bi} , die die Interaktionen zwischen dem

Agenten i und anderen Individuen umfasst. Abschließend ist eine Kraft f_{ci} vorhanden, die nur in Kraft tritt, wenn sich Agenten in einer Gruppe bewegen. Erste und letztere Kraft sind dabei distanz- und winkelabhängig. Die Gesamtkraft f_{1i} setzt sich aus der Summe der drei Kräften zusammen.

Das am ausführlichsten untersuchte beschleunigungsbasierte Modell ist das aus der Soziologie stammende social force Modell. Charakteristisch für dieses Modell ist, dass die Bewegungen der Fußgänger nur auf operativer Ebene beschrieben werden. Das ursprüngliche social force [36] Modell ist in der Lage die Oszillation sowie die Linienbildung zu reproduzieren, wobei immer eine exponentielle Beschleunigung einer Person i auf die gewünschte Endgeschwindigkeit erfolgt. Die Summe der Kräfte kann so beschrieben werden, dass sie die Abstoßung mit den Nachbaragenten und Objekten wiedergibt. Es gilt, dass die Stärke der abstoßenden Kraft abnimmt, je höher der Abstand zu den Nachbaragenten oder Objekten ist. Diese Kräfte werden durch den negativen Gradienten eines Potentialfeldes mit elliptischen Äquipotentiallinien beschrieben. Anschließend wird diese Kraft anhand des Sichtfelds und der treibenden Kraft in die angestrebte Richtung gewichtet. Das im Jahr 1995 entwickelte Modell wurde in den nachfolgenden Jahren weiterentwickelt. So wurden 2002 durch Helbing [37] weitere physikalische Kräfte wie Reibung und Kompression in das Modell implementiert. Gleichzeitig wurde angenommen, dass die abstoßenden Kräfte ebenfalls exponentiell wirken. [26]

Auch spielen psychologische Faktoren eine wichtige Rolle in diesem Modell. So legen zum einen psychologische Kräfte fest, wie stark und in welche Richtung sich eine Person bewegt [38]. Zum anderen werden die wirkenden Kräfte zwischen antreibenden und hindernden Kräften unterschieden. Zudem zeigt das social force Modell keine Dichteabhängigkeit oder andere unerwünschte Nebeneffekte wie Rückwärtsbewegungen oder Paarbildungen bei zu hohen Dichten auf. Obwohl dieses Modell zahlreiche Vorteile und Erleichterungen bietet, eignet sich dies aufgrund der hohen Rechenzeit nur in den seltensten Fällen für große Simulationen und findet seinen Einsatzbereich eher in kleineren Systemen. [2]

Das social force Modell deckt folgende fünf natürliche Eigenschaften der Fußgängerdynamik ab: [39]

1. Jeder Fußgänger wählt die schnellste Route, um ein klar definiertes Ziel zu verfolgen
2. Konzept der gewünschten Geschwindigkeit wird eingeführt, damit die Motivation der Fußgänger widerspiegelt werden kann, um das gewünschte Ziel mit der gewünschten Geschwindigkeit zu erreichen
3. Jeder Agent hat eine individuelle Geschwindigkeit, welche von dem Alter, Geschlecht, der körperlichen Verfassung, Umwelt sowie weiteren Einflüssen

abhängig ist. Die Geschwindigkeit wird als Gauß'sche Verteilung angenommen [40].

4. Fußgänger halten immer einen bestimmten Abstand zu anderen Fußgängern. Der Abstand ist abhängig von der Dichte der Fußgänger sowie deren Geschwindigkeit.
5. Personen in einer Gruppe versuchen das Gruppengefüge aufrechtzuerhalten. Wenn beispielsweise die Gruppe getrennt wird, weil einem Objekt ausgewichen werden muss, wird anschließend versucht die Gruppe erneut zu bilden.

2011 ergab eine Untersuchung, dass mehrere der gängigsten Varianten von social force Modellen ein konstantes Zeitfenster mit dem Parameter τ definiert haben. Dieser gibt an, wie weit ein Agent A_j in die Zukunft schaut, um seine Kräfte zu berechnen. Die Kraft F_{jk} , welche durch den Agenten A_k auf A_j wirkt, basiert auf den vorhergesagten Positionen von A_j und A_k nach τ Sekunden. Daraufhin ersetzte Zanlungo nach seinen Analysen dieses Zeitfenster durch die Zeit bis zur Kollision und führte ein social force Modell mit dem ttc [41] ein.

Allgemein kann man sagen, dass social force Modelle einfach zu implementieren und zu erweitern sind, wodurch sie sehr flexibel sind und ihr Einsatzbereich auf verschiedene Gebiete angepasst werden kann. Der Hauptunterschied zu geschwindigkeitsbasierten Modellen besteht darin, dass das social force Modell nur Reaktionen der Agenten wiedergeben kann, weshalb der Entscheidungsspielraum eingeschränkt ist. [34]

Im Jahr 2014 wurde das beliebte Modell Universal Power Law [42] eingeführt. Anders als die vorherigen kraftbasierten Modelle mit Kollisionsvorhersagen basiert dieses Modell auf der Minimierung der verbrauchten Energie für Interaktionen. F_{jk} hängt hier von ttc zwischen den Agenten A_j und A_k sowie deren aktuelle Geschwindigkeit ab. Bei $F_{jk} = 0$ wird keine Kollision vorhergesagt. Seine Beliebtheit erlangte es voraussichtlich aufgrund der leichteren Anwendbarkeit im Vergleich zu geschwindigkeitsbasierten Modellen wie dem RVO oder ORCA, welche im selben Zeitraum entwickelt wurden.

Grundsätzlich ergeben sich für kraftbasierte Modelle die meisten Nachteile aufgrund der Analogie zum Ansatz der Newtonschen Dynamik. Das größte Problem besteht darin, dass Fußgänger in der Realität ein komplexes Verhalten aufzeigen und plötzliche Entscheidungen treffen können wie ein abruptes Abbremsen. Dies ist allerdings bei beschleunigungsbasierten Modellen nur bedingt möglich, da sie die Agenten als Partikel mit Trägheit beschreiben. Das Beschreiben der Agenten als Partikel mit Trägheit bringt zusätzlich ein weiteres Problem von beschleunigungsbasierten Modellen mit sich. Dadurch kann es nämlich zu Überlappung und Oszillation der modellierten Fußgänger kommen, wodurch das Prinzip des Volumenausschlusses verletzt wird. [26]

2.3.3.3 Zelluläre Automaten

Die aus anderen Anwendungsbereichen bekannten Zellulären Automaten finden auch in der Fußgängerdynamik ihren Einsatz. So wurde beispielsweise das Nagel-Schreckenberg-Modell [43], welches für die Modellierung von Kraftfahrzeugen auf Autobahnen entwickelt wurde, an die Simulation von Agenten abgeändert. Trotz der Anpassung an die Fußgängerdynamik, erwies sich dieser Prozess als sehr komplex.

Zelluläre Automaten sind Modelle, in denen der Raum und die Zeit diskret sind und alle Zustandsvariablen eine endliche Menge diskreter Werte annehmen. Dieser Modellierungsansatz beruht auf regel- und entscheidungsbasierten Modellen und basiert deshalb nicht auf Differentialgleichungen wie die zuvor beschriebenen Modellen, sondern auf Regeln und Entscheidungen, die von den Agenten getroffen werden, um ihre neue Position und Geschwindigkeit sowie andere Parameter zu bestimmen. Aufgrund der Annahme, dass die Zeit als eine diskrete Variable betrachtet wird, nimmt die Zeit zu, wenn Entscheidungen von Agenten getroffen werden. Insgesamt erfolgt das Simulieren von größeren Menschenmengen aufgrund der diskreten Variablen sehr effizient. [26, 3]

Zuallererst wird bei Zellulären Automaten im betrachteten Raum eine gleichmäßige Gitterstruktur erstellt, wobei sowohl die Maße als auch die Anordnung des Gitters zu Beginn definiert werden. Die vorher definierten Zellen bieten Platz für einen einzelnen Agenten. Dabei kann jede Zelle den Zustand „frei“ oder „belegt“ annehmen. Somit können sich Agenten in einem Zeitschritt nur in eine freie Zelle bewegen. Die Bewegung der Agenten kann grundsätzlich in jede beliebige Richtung erfolgen, mit der einzigen Einschränkung, dass sie innerhalb der Reichweite von einer Zelle pro Zeitschritt liegt. Für den Sonderfall, dass mehrere Agenten beabsichtigen, dieselbe Zelle innerhalb des gleichen Zeitschritts zu besetzen, muss eine sequenzielle Strategie angewandt werden. Mithilfe dieser sequenziellen Strategie wird eine Reihenfolge festgelegt, nach der sich die einzelnen Agenten bewegen dürfen. Auch hier entspricht ein Zeitschritt der Zeit, in der jeder Agent eine Bewegung durchgeführt hat. Beispiele hierfür sind „Egress“ [44] oder „Pedroute“. [26, 24]

Am weitesten verbreitet ist die quadratische Zellanordnung. Dies ist auf den Zusammenhang von der Zellgröße mit der Fußgängerdichte zurückzuführen, da somit der benötigte Platzbedarf pro Person einfacher berechnet werden kann. Üblicherweise wird eine maximale Dichte von 6,25 Personen pro m^2 [45] angegeben, woraus anschließend eine Zellgröße von 40 cm mal 40 cm resultiert. Mit anderen Gitterstrukturen sind auch andere Vor- und Nachteile verbunden, jedoch gibt es Unterschiede bei quadratischen Gitterstrukturen. So wird bei der Bewegungsrichtung unterschieden, ob sich der Agent nach der Neumannschen Nachbarschaftsrelation in vier Richtungen bewegen kann oder nach der Mooreschen Nachbarschaftsrelation in acht Richtungen bewegen kann. Im Gegensatz zu quadratischen Strukturen ermöglicht eine hexagonale Zellanordnung eine realistischere Darstellung von Personen in einem Raum. Damit verbunden ist aber auch ein höherer Aufwand. Aus diesem Grund muss die Struktur für jeden Anwendungsfall und für jedes System individuell festgelegt werden.

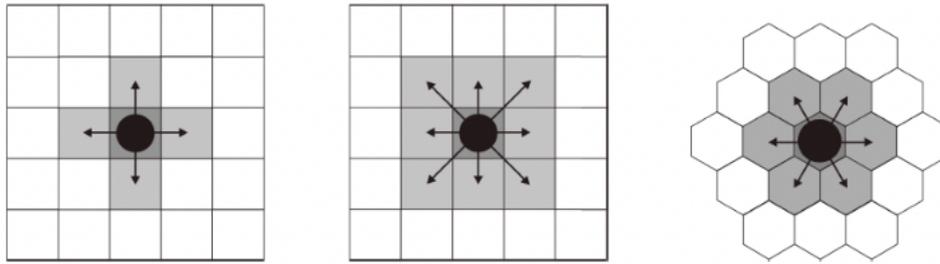


Abbildung 8: mögliche Bewegungsrichtungen in verschiedenen Gitterstrukturen (Links: Neumannsche Nachbarschaftsrelation; Mitte: Mooresche Nachbarschaftsrelation; Rechts: hexagonale Anordnung) [46, s. 80]

Eine Erweiterung der zellulären Automaten, welche sich zugleich als Standardmodell dieser Modellklasse etabliert hat, ist das Bodenfeldmodell (Floor Fields). In diesem Modell werden als Bewegungsgrundlage üblicherweise die Interaktionen mit den Zellnachbarn und Zellen genutzt. Durch die Floor Fields werden die Wahrscheinlichkeiten für einen Wechsel zu einer Nachbarzelle kontinuierlich beeinflusst, da diese Wahrscheinlichkeiten im Gegensatz zu früheren Modellen nicht mehr statisch sind. Trotz dessen gibt es statische und dynamische Floor Fields. Statische Floor Fields ändern sich nicht und sind zeitlich konstant, wohingegen dynamische Floor Fields variabel sind. Statische Floor Fields können auch ohne die Anwesenheit von Fußgängern existieren. So wird eine Zelle beispielsweise durch eine Wand oder ein Hindernis belegt. Damit ist diese Zelle „blockiert“ und kann von den Agenten nicht betreten werden. Dagegen sind dynamische Floor Fields zeitlich veränderlich und ähneln einer Spur, welche von anderen Agenten bestimmt wird. Diese Spur führt oftmals dazu, dass andere Agenten von dieser beeinflusst werden oder ihr sogar direkt folgen. [26]

Weitere Aktualisierungsvorgänge werden durch verschiedene Modelle, wie dem Blue-Adler-Modell [47, 48], gegeben. Das Blue-Adler-Modell basiert auf dem Nagel-Schreckenberg-Modell für mehrspurige Autobahnen. Die Aktualisierung durch das Modell erfolgt durch folgende vier Schritte, vorausgesetzt, dass alle Agenten die Schritte parallel durchführen: [26]

1. Auswahl der bevorzugten Bahn
2. Bahnwechsel werden durchgeführt
3. Geschwindigkeiten werden anhand der freien Lücken auf der neuen Bahn festgelegt
4. Agenten bewegen sich mit der aus dem vorherigen Schritt festgelegten Geschwindigkeit fort

2.3.4 Datenbasierte Algorithmen

Datenbasierte Modelle und Deep Learning

Die ersten Methoden von datenbasierten Modellen wurden 2007 durch Lerner [49] und Lee [50] eingeführt. Die Modelle basieren auf einem Datenabgleich, indem Daten mit einem identischen Bewegungsmuster kopiert und eingefügt werden. Dadurch kann das jeweilige Verhalten reproduziert werden, welches aus den realen Daten ausgewertet werden konnte. Zwar ist dieser Ansatz für viele Szenarien geeignet, jedoch müssen auch für jedes Szenario entsprechende Daten implementiert werden, weshalb die Suche nach passenden Daten zeitaufwendig sein kann. Zudem ist das Modell nicht adaptiv und jede kleine Änderung muss manuell durch neue passende Daten aktualisiert werden. Verbesserungen des Ansatzes sind möglich, wenn die Daten strukturiert [51] oder geclustert und klassifiziert [52] werden.

Um diese Probleme zu beheben, wurde Deep Learning eingeführt, welches ein großes Spektrum umfasst und sehr allgemein gehalten ist, damit es auf möglichst viele Situationen angewandt werden kann. Deep Learning ist ein Modellansatz, welcher sich mit den implementierten Daten und den durchgeführten Simulationen stets weiterentwickelt.

Eine Methode des Deep Learnings ist das Multilayer Perceptron, welcher in verschiedenen Problemstellungen eingesetzt werden kann. In dieser Methode werden die Einzelwerte in verbundenen Rechenknoten, welche in Schichten organisiert sind, gespeichert und in eine Richtung verarbeitet. Dabei ist die Wahl der Anzahl der Schichten essenziell für ein individuelles neuronales Netzwerk, um eine bestimmte Funktion zu erfüllen. Dieses neuronale Netzwerk dient zur Erstellung der gewünschten Ausgabe aus den gegebenen Eingaben. [53]

Auch wurde mit dem recurrent neural network (RNN) ein datenbasiertes Deep Learning Modell entwickelt. Das recurrent neural network lernt erwartete zukünftige Ereignisse in Bezug auf aktuellen Beobachtungen zu berechnen. Die meisten RNN-basierten Modelle werden in der Computervisualisierung genutzt, um Bewegungen zu verfolgen oder die Trajektorien vorherzusagen. [25]

Für die optimale Nutzung von neuronalen Netzwerken ist erforderlich, dass diese ideal trainiert werden. Um das zu erreichen, wird eine ausreichende Datenmenge benötigt. Falls nur wenige Daten bereitgestellt werden, kann das zur Unteranpassung (Underfitting) führen. Wenn jedoch dieselben Daten zu häufig verwendet werden, kann es zur Überanpassung (Overfitting) kommen. In diesem Falls ist das neuronale Netzwerk dann sehr spezifisch und nur für ähnliche Situationen wie die der Daten ausgelegt. Trotz allem ist aber eine Verbesserung des Ergebnisses durch Optimierungstechniken möglich. [54]

Die Verfahren von datenbasierten Modellen und Deep Learning haben sich im Laufe der Zeit von „Verhaltensweisen aus Daten kopieren“ zu „Verhaltensweisen aus Daten lernen“ entwickelt. [34]

3. Numerische Simulationen

3.1 Übersicht

Numerische Simulationen werden für die Entwicklung und Anwendung von mathematischen Verfahren zur Abbildung eines Sachverhalts verwendet. In der Regel ist ein Problem so komplex, dass die physikalischen Systeme mithilfe von Computertechnologie dargestellt werden müssen. Dies erfolgt, indem ein System von Gleichungen als mathematisches Modell formuliert wird. Ein System gilt als zu komplex und erfordert numerische Lösungsverfahren, wenn unrealistische Vereinfachungen zur Lösung des Problems getroffen werden müssen oder das Gleichungssystem nicht gelöst werden kann. Für die Lösung eines mathematischen Gleichungssystems muss der Raum, die Zeit und das Gleichungssystem deshalb diskret sein. Durch die Diskretisierung von Raum und Zeit ist es möglich, diese in einem räumlichen Gitter mit endlich vielen Gitterpunkte darzustellen. Die Gitterabstände können dabei gleich sein, jedoch ist dies nicht immer der Fall. [55]

Im Allgemeinen wird bei größeren Modellierungen nur ein Bruchteil der Gesamtanzahl der Fußgänger modelliert, falls nur ein bestimmter Effekt betrachtet wird. Somit wird der Fokus nur auf einen Abschnitt des Gesamtsystems gelegt, da die jeweiligen Effekte oftmals nur lokal sind und nicht alle Fußgänger betroffen sind. Dadurch wird der Umfang der Simulation stark reduziert und handhabbarer gemacht. [24]

Bezüglich der Simulationsprogramme in der Fußgängerdynamik wird in dieser Arbeit nur NetLogo genauer beschrieben, weil auch das in Kapitel 4 betrachtete Modell darauf basiert.

3.2 NetLogo

Sicherheitsrelevante Faktoren wie die Prävention und Reaktion auf Not-/Unfällen gewinnen immer mehr an Bedeutung. Aufgrund der wachsenden und immer komplexer werdenden Gebäudestrukturen sowie der Zunahme an Rechenleistung ist es heutzutage gängig, dass die Fußgänger in den Gebäudestrukturen simuliert werden, um mögliche Verhaltensweisen und Gefahren zu beschreiben.

NetLogo wurde im Jahr 1999 von Uri Wilensky am Center for Connected Learning and Computer-Based Modelling entwickelt. Das kostenlose und quelloffene Programm basiert auf einer multi-Agenten-Programmiersprache mit interagierbarer Modellierungsumgebung. Dadurch eignet es sich für viele komplexe Systeme und findet seine Anwendung in verschiedenen Bereichen wie der Biologie, Physik oder Wirtschaft. Die Simulation in NetLogo erfolgt in der Regel in einem quadratischen Fenster bestehend aus 33 x 33 Feldern, auch Patches genannt. Anders als bei den zellulären Automaten können sich mehrere Agenten in einem Patch aufhalten. Es können sowohl für die Agenten verschiedene Arten als auch für die Patches Eigenschaften festgelegt werden, wie zum Beispiel eine Gattung oder eine Farbe. [56]

Modelle in NetLogo sind so aufgebaut, dass zu Beginn ein Setup-Knopf erstellt wird. Anschließend wird die Umgebung modelliert und die Art der Agenten festgelegt, welche

beim Drücken des Setup-Knopfs initialisiert werden. Danach werden durch Befehle Schieberegler implementiert, wodurch für das jeweilige Modell relevante Parameter reguliert werden können. So können beispielsweise die Geschwindigkeit der Agenten, ihre Größe oder ihr Abstand zueinander verändert werden.

4. Analyse von kollektiven Fußgängerdynamiken

Das von Tordeux und Totzeck entwickelte Modell ist ein makroskopisches Modell, welches auf dem social force Modell basiert und auch auf den grundlegenden Eigenschaften der Kinematik beruht. Um die Anwendung des Modells zu erleichtern wird der Sichtbereich vom ursprünglichen social force Modell vernachlässigt. Dafür kann das Modell durch eine Differentialgleichung zweiter Ordnung als port-Hamiltonisches System formuliert werden. So kann durch zweimaliges Integrieren der Beschleunigung die Position des jeweiligen Fußgängers berechnet werden. Die Besonderheit des Modells liegt genau in der Einführung des Hamiltonian, da damit eine makroskopische Darstellung von mikroskopischen Modellen ermöglicht werden kann. Ziel dieses Modells ist das Schaffen eines generischen kraftbasierten Fußgängermodells mittels des port-Hamiltonischen Systems, welches im Allgemeinen für jeden Anwendungsbereich verwendet werden kann, jedoch hat sich herausgestellt, dass das Modell eher für größere Systeme ausgelegt ist. Die Ausführung erfolgt wie zuvor schon erwähnt mittels NetLogo, da es die Simulation und Modellierung eines multi-agentenbasierten Systems ermöglicht.

4.1 Tordeux & Totzeck: multiscale description of pedestrian collective dynamics with port-Hamiltonian systems

Zur Beschreibung des Modells wird es zunächst als vereinfachtes social force Modell dargelegt. Die Hauptvereinfachung bezogen auf das social force Modell nach Helbing & Molnar [36] liegt darin, dass der anisotrope Sichtbereich vernachlässigt wird. Gleichzeitig lassen sich zwei Hauptkomponenten für das Modell identifizieren: [57]

1. Isotrope und distanzabhängige Abstoßung zwischen den Fußgängern
2. Einstellung auf eine exogene Wunschgeschwindigkeit

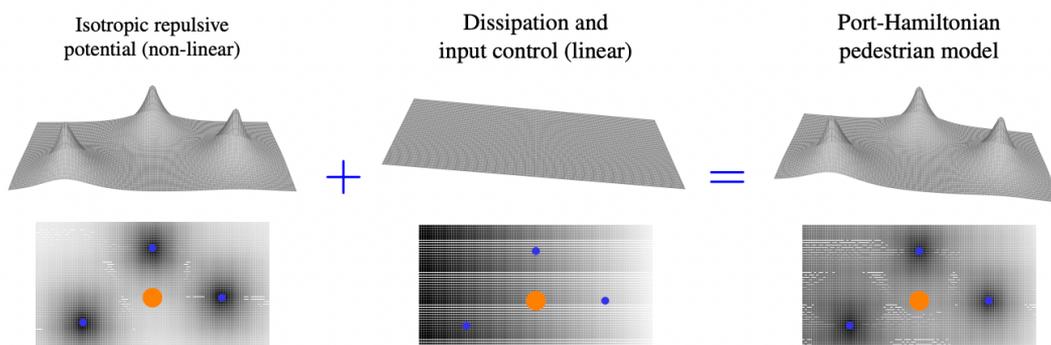


Abbildung 9: Komponenten des port-Hamiltonischen Modells [13, s.5]

Abbildung 9 veranschaulicht, dass sich das port-Hamiltonische Modell aus einer nicht-linearen und einer linearen Komponente zusammensetzt. Der nicht-lineare Teil umfasst das isotrope Abstoßungspotential, während der lineare Teil aus der Dissipation und der Kontrolle von Eingaben besteht.

Außerdem wird in diesem Modell angenommen, dass die Wechselwirkungen von zwei Agenten nur von deren Abständen abhängen. Diese Annahme und die oben genannten Hauptkomponenten ermöglichen erst die Formulierung des port-Hamiltonischen Systems. Der Hamiltonian H ist dabei die Summe der abstands-basierten Abstoßungspotentiale U von den Fußgängern mit ihren Nachbarn und der quadratischen Geschwindigkeiten p . Mit ihm wird die Energie innerhalb des Systems ermittelt und Zweck des Hamiltonian ist die Quantifizierung der Linienbildung. Es ist anzumerken, dass der Hamiltonian generisch und nicht spezifisch für kollektive Dynamiken ist. [57]

$$H(z(t)) = \frac{1}{2} \|p(t)\|^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N U(Q_{ij}(t)) \quad (16)$$

Wenn nun davon ausgegangen wird, dass mehr als zwei Agenten betrachtet werden und deren Abstände

$$Q_{ij} = q_i - q_j \quad (17)$$

ist, so ergibt sich für das mikroskopische Fußgängermodell folgende stetige Gleichung:

$$\begin{cases} \dot{Q}_{ij} = p_i - p_j \\ \dot{p}_i = a(Q_i, p_i) = \lambda(u_i - p_i) + \sum_{j \neq i} \nabla U(Q_{ij}) \end{cases} \quad (18)$$

Hierbei ist Q_i die Positions-differenz und p_i die jeweilige Geschwindigkeit des Agenten. u_i beschreibt die Wunschgeschwindigkeit dieser und ist gleichzeitig der Kontrollterm. Da die Wunschgeschwindigkeit konstant ist, findet mit p_i ein Anpassungsprozess statt. Also konvergiert p_i gegen u_i . Man kann festhalten, dass u_i die Soll-Geschwindigkeit ist und p_i die Ist-Geschwindigkeit. λ ist die Entspannungsrate, welcher die Empfindlichkeit der Fußgänger angibt. Dieser fällt immer positiv aus und gibt zudem den Dissipationsterm wieder. $U(x)$ ist das isotrope Abstoßungspotential und umfasst den hamiltonischen Term. Dieser setzt sich wiederum zusammen aus

$$U(x) = AB e^{-|x|/B} \quad (19)$$

Im hamiltonischen Term gibt der Parameter A an, wie stark die Abstoßung unter den Agenten stattfindet. Die Größe von B bestimmt darüber, ab welcher Distanz eine Interaktion bzw. eine Abstoßung stattfindet. Man spricht auch von einer Reaktionszeit. Aus diesen Festlegungen kann erkannt werden, dass der hamiltonische Term das gesamte

Modell am stärksten beeinflusst. Dies ergibt sich daraus, dass der hamiltonische Term exponentiell ist, wohingegen der Dissipationsterm sowie der Kontrollterm linear sind. [57]

Die Diskretisierung des Modells erfolgt durch verschiedene numerische Schemata. Beispielhaft wird das Euler explizit/explicit Schema erläutert, jedoch wird für das Modell das Leapfrog-Schema verwendet, da die Fehleranfälligkeit geringer ausfällt. Das Euler explizit/explicit Schema lautet wie folgt:

$$\begin{cases} p^{k+1} = p^k + \delta t a(q^k, p^k) \\ q^{k+1} = q^k + \delta t p^k \end{cases} \quad (20)$$

Im Euler explizit/explicit Schema wird die nächste Geschwindigkeit p^{k+1} berechnet, indem die aktuelle Geschwindigkeit p^k mit dem Produkt aus δt und der Beschleunigung a addiert wird. Ähnlich dazu wird die nächste Position q^{k+1} aus der Summe der aktuellen Position q^k und dem Produkt aus δt und der aktuellen Geschwindigkeit berechnet. Auch sind Verfahren wie das Euler explizit/implizit Schema, das Euler implizit/explicit Schema und das Euler implizit/implizit Schema vorhanden, jedoch werden diese nicht erläutert, sondern nur deren Fehleranfälligkeit in Abbildung 10 verglichen.

Das in diesem Modell verwendete Leapfrog-Schema sieht folgenderweise aus:

$$\begin{cases} q^{k+1} = q^k + \delta t p^k + \frac{\delta t^2}{2} a(q^k, p^k) \\ p^{k+1} = p^k + \frac{\delta t}{2} (a(q^k, p^k) + a(q^{k+1}, p^{k+1})) = p^k + \frac{\delta t}{2 + \lambda \delta t} (a(q^k, p^k) + a(q^{k+1}, p^{k+1})) \end{cases} \quad (21)$$

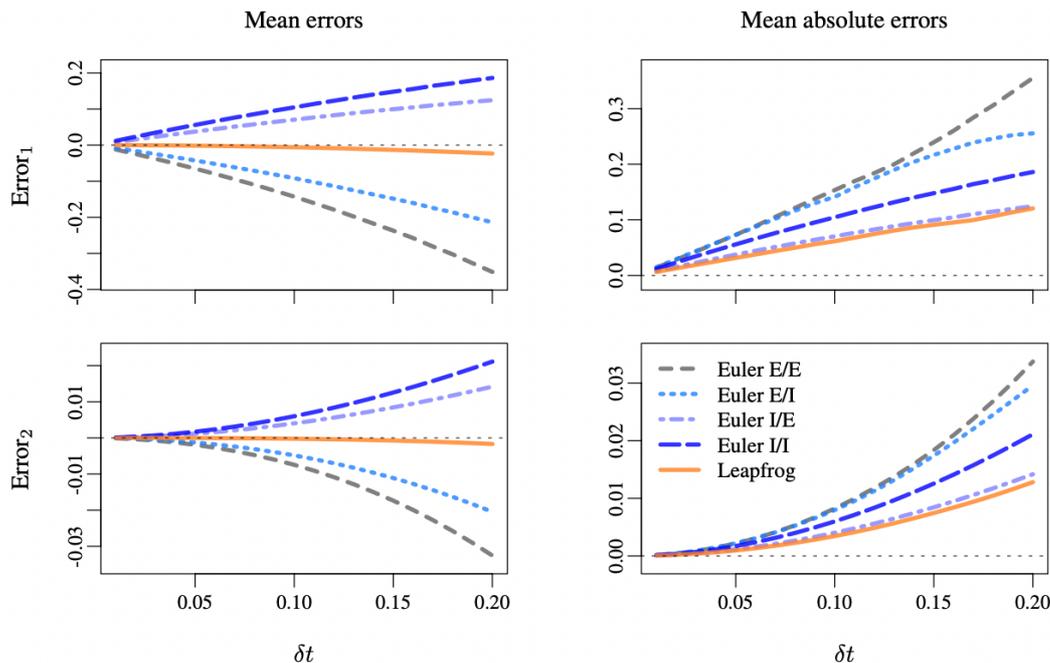


Abbildung 10: Fehleranfälligkeit des Modells durch Diskretisierung mittels verschiedener Euler Verfahren und Leapfrog nach 20 Sekunden [13]

In Abbildung 10 ist deutlich erkennbar, dass das Leapfrog-Schema eine geringere Fehleranfälligkeit als die Euler-Verfahren ermöglicht. Auffällig ist insbesondere, dass die durchschnittlichen Fehler mittels Leapfrog nahe Null sind. Im Bereich der durchschnittlichen absoluten Fehler zeigt der Vergleich, dass die Fehleranzahl des Euler explizit/explicit Schemas nach 20 Sekunden etwa dreimal so hoch ist wie die des Leapfrog-Verfahrens. Auch wenn zu erkennen ist, dass Verbesserungen unter den verschiedenen Euler Schemata vorhanden sind, ist die Fehlerhäufigkeit des Leapfrog-Verfahrens am besten.

4.2 Definition der Modellparameter

Für die Simulation in NetLogo können die nachfolgenden Parameter in den jeweils angegebenen Wertebereichen eingestellt werden.

Tabelle 1: Definition der Parameter und Schaltflächen

Parameter	Wertebereich/Optionen	Erläuterung
Initialisierung		
#pedestrians	0 - 100	Anzahl der simulierten Fußgänger; daraus wird auch die Dichte berechnet
dt	0,01 – 0,2	Simulierte Zeitabschnitte
Kontrolle		
Scenario	Uni-directional; Counter-flow; Crossing-flow	Bewegungsrichtung des Personenstroms
u	0 – 2	Wunschgeschwindigkeit der Fußgänger
Fußgänger		
Lambda	0 – 10 [1/s]	Empfindlichkeit der Fußgänger (Entspannungsrate)
A	0 – 20 [m/s ²]	Interaktionsstärke: Je größer A desto reaktiver sind die Fußgänger
B	0,1 – 2 [m]	Interaktionsabstand: Je größer B desto früher interagieren die Fußgänger miteinander
Umgebung		
Create-obs		Einfügen eines Objekts / Hindernisses
Create-dest		Einfügen eines Ziels
Withdraw?		Entfernen von eingefügten Objekten oder Zielen
Bottleneck		Erstellung einer Engstelle

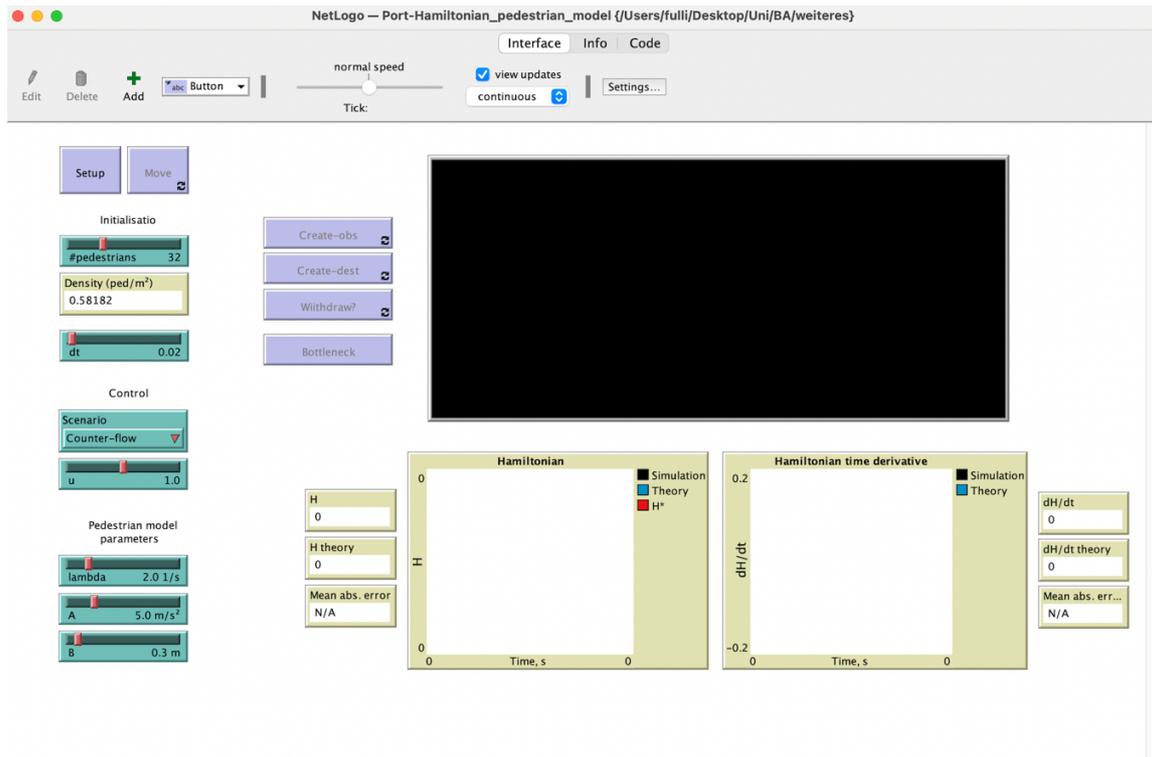


Abbildung 11: Grundmodell in NetLogo

Abbildung 11 zeigt die Simulationsoberfläche des Grundmodells in NetLogo. Daraus kann man erkennen, dass grundsätzlich 32 Fußgänger modelliert werden, was einer Dichte von 0,58182 Fußgängern pro m^2 entspricht. Mit dt kann die Simulationsgeschwindigkeit erhöht werden, jedoch muss beachtet werden, dass die Fehleranfälligkeit mit höherem dt ansteigt. Eine fehlerhafte Simulation ist durch eine Abweichung vom simulierten Wert zum theoretischen Wert zu erkennen. In den durchgeführten Simulationen ist dt dabei 0,02. Als Szenario wird „counter-flow“ gewählt, da in dieser Arbeit nur der Fall mit Gegenverkehr untersucht wird. Zudem wird die Wunschgeschwindigkeit u mit 1 festgehalten. Die Entspannungsrate λ wird im Bereich von $0,05 \text{ s}^{-1}$ bis 1 s^{-1} untersucht. Zusätzlich beträgt der Interaktionsabstand b 0,3m, während die Interaktionsstärke A mit 5 m/s^2 vorgegeben ist.

Neben den oben erläuterten Parametern werden in Echtzeit sowohl der Hamiltonian als auch die zeitliche Ableitung des Hamiltonian graphisch dargestellt. Im nächsten Kapitel werden einige Basissimulationen beschrieben und anhand dessen die Bedeutung des Hamiltonian für kollektive Dynamiken erklärt.

4.3 Basissimulationen

In diesem Kapitel werden Simulationen durchgeführt, bei denen jeweils ein Parameter auf null gesetzt wird. Anschließend werden die beobachteten Effekte erläutert sowie Zusammenhänge mit dem Hamiltonian dargestellt. In allen Versuchen wurde jeweils nur der Gegenverkehr untersucht.

4.3.1 Dynamiken ohne Dissipation

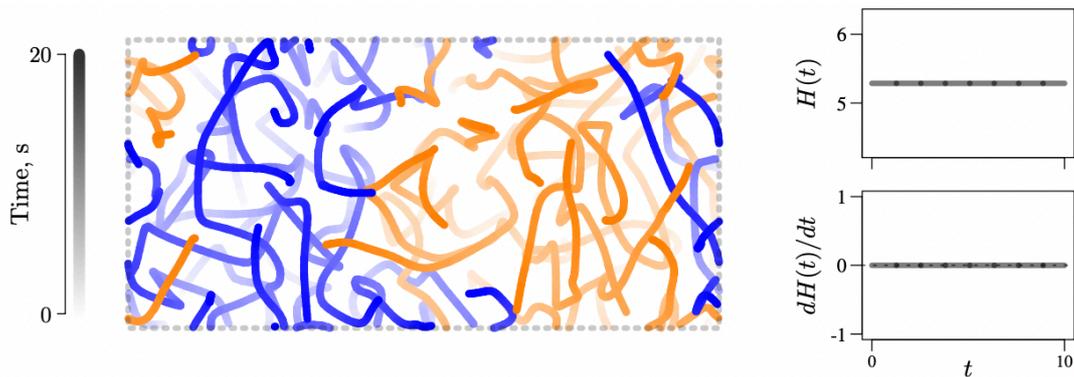


Abbildung 12: Veranschaulichung des Bewegungsverhaltens von Fußgängern ohne Dissipation [57, s.10]

In dieser Simulation wird für das port-Hamiltonische Modell $\lambda = 0 \text{ s}^{-1}$ gesetzt, um das Verhalten der Fußgänger zu beobachten. Dieses Szenario wird als purer hamiltonischer Fall deklariert. Bei der Durchführung der Simulation ist ein zweidimensionales Kollisionsverhalten erkennbar und das Abstoßungsverhalten ist ähnlich wie bei Billardkugeln. Zudem bleibt in diesem System die gesamte Energie erhalten, weshalb auch der Hamiltonian sowie seine Ableitung konstant sind. Somit wird das Bewegungsmuster allein durch das Abstoßungspotential beschrieben. [57]

4.3.2 Dynamiken ohne Kontrolle der Eingaben

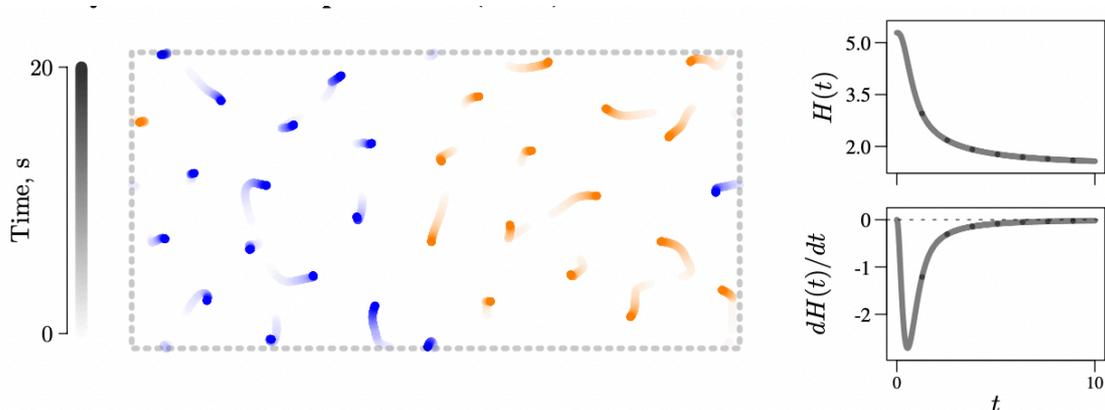


Abbildung 13: Visualisierung von Fußgängerdynamiken ohne Eingabekontrolle [57, s. 10]

In diesem Szenario wird der dissipative hamiltonische Fall dargestellt, indem λ ein positiver Wert zugewiesen wird und u null entspricht. Dies hat zur Folge, dass die Agenten keine konkrete Richtung präferieren, weshalb, wie in Abbildung 13 zu erkennen ist, eine homogene Struktur wie bei einer Kristallisation gebildet wird. Abhängig von der Interaktionsdistanz und dem λ werden unterschiedliche Gitterstrukturen gebildet. Oftmals handelt es sich um hexagonale oder quadratische homogene Gitterstrukturen. Der Hamiltonian nähert sich niedrigen Werten des Abstoßungspotentials an, während die Ableitung des Hamiltonian systematisch negativ ist. [57]

4.3.3 Dynamiken ohne Abstoßung

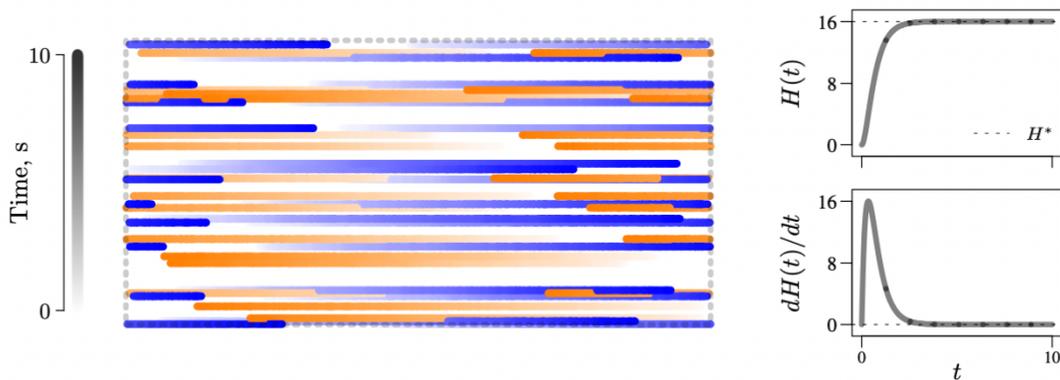


Abbildung 14: Darstellung von Fußgängerdynamiken ohne Repulsion [57, s.11]

Wenn nun in diesem Fall $A = 0$ gewählt wird, wird verhindert, dass die Fußgänger miteinander interagieren. Da somit auch keine Repulsion zwischen den Agenten stattfindet, nehmen diese ihre Wunschgeschwindigkeit u an und folgen ihrer angestrebten Richtung. Der Hamiltonian konvergiert hierbei gegen $H^* = \frac{Nu^2}{2} = 16$. [57]

Einerseits ergaben Untersuchungen auch, dass der Wert des Hamiltonian hoch und stabil bleibt, wenn kollektive Dynamiken vorzufinden sind. Andererseits ist dieser Wert in ungeordneten Zuständen eher gering und schwankt stärker. Außerdem wurde beobachtet, dass der Hamiltonian die Schwelle von $H^* = \frac{Nu^2}{2} = 16$ überschreitet, falls kollektive Dynamiken aufzuweisen sind. Im Gegensatz dazu bleibt der Hamiltonian unter der Schwelle von H^* wenn keine kollektiven Dynamiken zu erkennen sind und schwankt ebenfalls. Vergleichbare Ergebnisse konnten ebenfalls mit dem Dissipationsterm λ festgestellt werden. So konnten für hohe Werte von λ (z.B. $\lambda = 2s^{-1}$) kollektive Effekte wie die Linienbildung beobachtet werden. Für geringere Werte wie $\lambda = 0,1s^{-1}$ befindet sich das System in einem ungeordneten Zustand. [57]

4.4 Simulationen

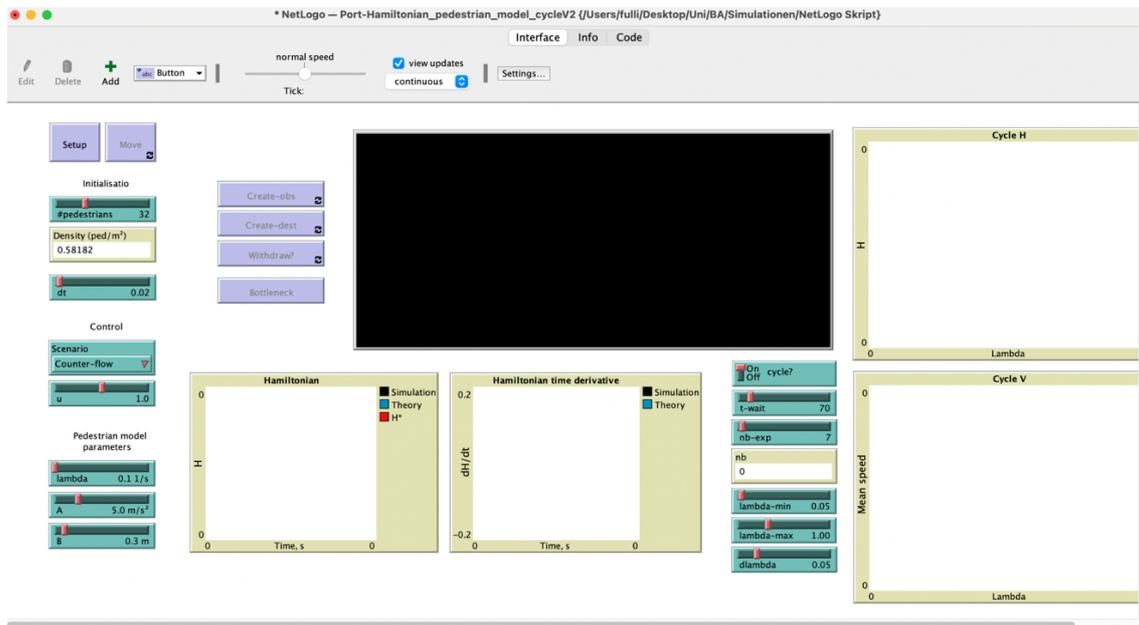


Abbildung 15: Simulationsoberfläche in NetLogo mit der Durchführung von mehreren Zyklen und der Darstellung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit

Zunächst ist anzumerken, dass sich das verwendete Modell für die Auswertungen (siehe Abbildung 15) leicht von dem zuvor beschriebenen Grundmodell aus Kapitel 4.2 unterscheidet. Der Unterschied besteht darin, dass das Programm mehrere Simulationen in einem Zyklus durchführt und anschließend den Hamiltonian und die mittlere Geschwindigkeit in einem Graphen darstellt. Ziel ist es einen Schwellenwert für Lambda zu identifizieren, ab dem eine Linienbildung erfolgt und wie sich der Interaktionsabstand und die Wunschgeschwindigkeit darauf auswirken. Hierbei beschreibt λ -min die untere Intervallgrenzen und λ -max die obere Grenze, mit dem Schrittwert $d\lambda$. In dieser Arbeit wird λ zwischen 0,05 und 1 untersucht, wobei der Schrittwert 0,05 beträgt. Mit nb -exp wird angegeben, wie viele Simulationen durchgeführt werden, bis Lambda um den Schrittwert erhöht wird. Nb -exp wird als 7 festgelegt. Weiter ist t -wait die Zeit, die jede einzelne Simulation durchgeführt wird und nach der sowohl der Hamiltonian als auch die mittlere Geschwindigkeit gemessen werden.

Als erstes muss in Kapitel 4.4.1 ermittelt werden, wie groß diese Zeit sein muss, damit das gesamte System einen stationären Zustand annimmt. Dieser stationäre Zustand des Systems muss eintreten, da abhängig von den Anfangspositionen große Unterschiede zwischen dem Anfang und dem späteren Verlauf der Simulationen entstehen können. Die Ergebnisse im späteren Verlauf und damit im stationären Zustand sind somit verlässlicher, weil zufällige Ereignisse am Anfang der Simulation nicht in die Auswertung aufgenommen werden. Anschließend wird in den folgenden Kapiteln der Einfluss der Wunschgeschwindigkeit und des Interaktionsabstandes auf die Linienbildung untersucht, um die kritischen Parameterwerte festzulegen, ab denen Linienbildung auftritt.

4.4.1 Identifizierung der Simulationsdauer

Die in diesem Kapitel durchgeführten Simulationen werden mit den vorbestimmten Grundparametern wie in Abbildung 11 durchgeführt. So ist u als 1, λ als 1 s^{-1} , A als 5 m/s^2 und b als $0,3 \text{ m}$ festgelegt. Nach jedem kompletten Simulationsdurchlauf wird die Simulationsdauer um 10 Sekunden erhöht, während alle anderen Parameter unverändert bleiben. Betrachtet wird die Simulationszeit $t_{\text{wait}}=40 \text{ s}$ bis 110 s .

$t_{\text{wait}} = 40 \text{ Sekunden}$

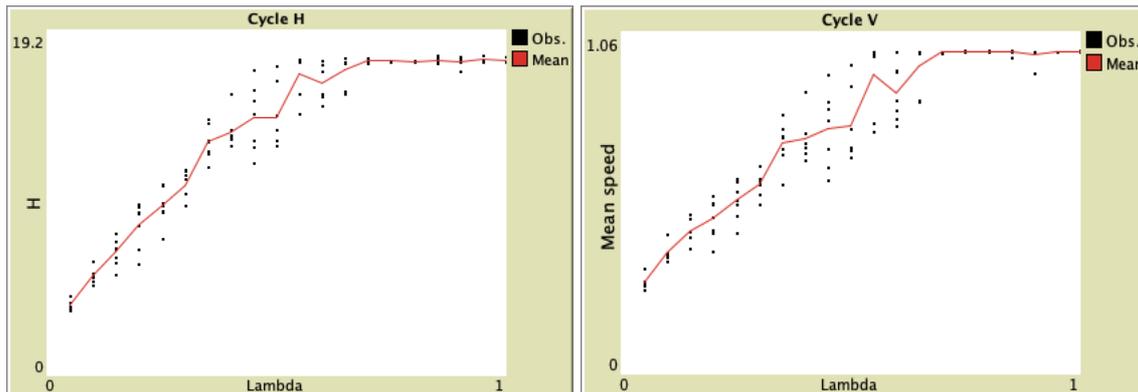


Abbildung 16: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 40 Sekunden Simulationsdauer

In den beiden Diagrammen aus Abbildung 16 fällt bei geringem λ auf, dass sowohl der Hamiltonian als auch die mittlere Geschwindigkeit sehr gering sind. Das ist darauf zurückzuführen, dass die Empfindlichkeit der Fußgänger so gering ist, dass kein geordnetes System entstehen kann. Im Bereich, wo λ sich zwischen $0,45 \text{ s}^{-1}$ und $0,65 \text{ s}^{-1}$ befindet, erreicht das System nur in einigen wenigen Fällen den stationären Zustand nach 40 Sekunden. Dies ist daran zu erkennen, dass die Messwerte von H sowie der mittleren Geschwindigkeit aufgrund der unterschiedlichen Anfangspositionen sehr stark schwanken. Für $\lambda = 0,45 \text{ s}^{-1}$ beträgt der geringste Wert von H $11,83$, während der höchste Wert bei $16,99$ liegt. Die Spannweite der Messungen ist also bei $5,16$. Bei $\lambda = 0,5 \text{ s}^{-1}$ ist die Spannweite ebenfalls sehr hoch und beträgt $4,47$. Eine deutliche Verbesserung kann bei $\lambda = 0,55 \text{ s}^{-1}$ beobachtet werden, da die Spannweite hier nur noch $2,98$ beträgt. Ab $\lambda \geq 0,7 \text{ s}^{-1}$ ist der Wert von H ausreichend hoch, damit Linien gebildet werden können. Trotzdem ist anzumerken, dass dies erst kurz vor Ablauf der 40 Sekunden erfolgt. Somit kann es auch zu einem kleineren Ausreißer wie bei $\lambda = 0,9 \text{ s}^{-1}$ kommen.

t-wait = 50 Sekunden

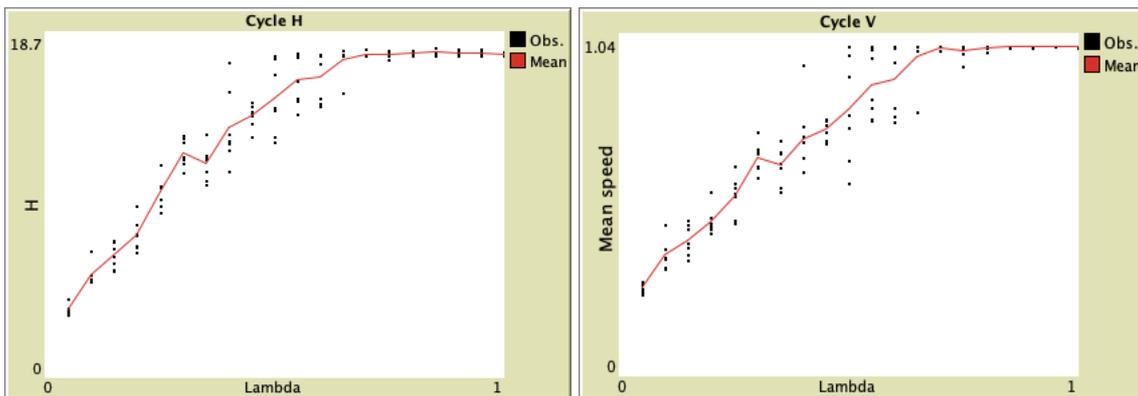


Abbildung 17: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 50 Sekunden Simulationsdauer

Bei einer Simulationsdauer von 50 Sekunden fällt auf, dass die Ergebnisse bei geringen bis mittleren Lambdawerten zu einem gewissen Grad zufällig sind, da in den Graphen großen Abweichungen zu erkennen sind, jedoch fällt positiv auf, dass ab $\lambda = 0,65 \text{ s}^{-1}$ schon fast keine Schwankungen mehr gemessen werden konnten. Bei $\lambda = 0,4 \text{ s}^{-1}$ liegt der höchste Messwert von H bei 17,03 und der kleinste Wert bei 11,11, wodurch sich eine Spannweite von 5,92 ergibt. Die großen Schwankungen zeigen sich auch bei der mittleren Geschwindigkeit von $\lambda = 0,5 \text{ s}^{-1}$, mit einer Spannweite von 0,41. Deutlich konstantere Messungen vom Hamiltonian werden bei $\lambda = 0,6 \text{ s}^{-1}$ erzielt, welche auch durch eine kleinere Spannweite von 2,8 verdeutlicht wird. Außerdem ist bei $\lambda = 0,3 \text{ s}^{-1}$ ein Sprung im Durchschnittswert auffällig, da der Wert größer ist als der Durchschnittswert von $\lambda = 0,35 \text{ s}^{-1}$. Auch in diesem Fall werden die Beobachtungen dadurch bestätigt, dass die Linienbildung oftmals erst kurz vor Ende der 50 Sekunden erfolgte.

t-wait = 60 Sekunden

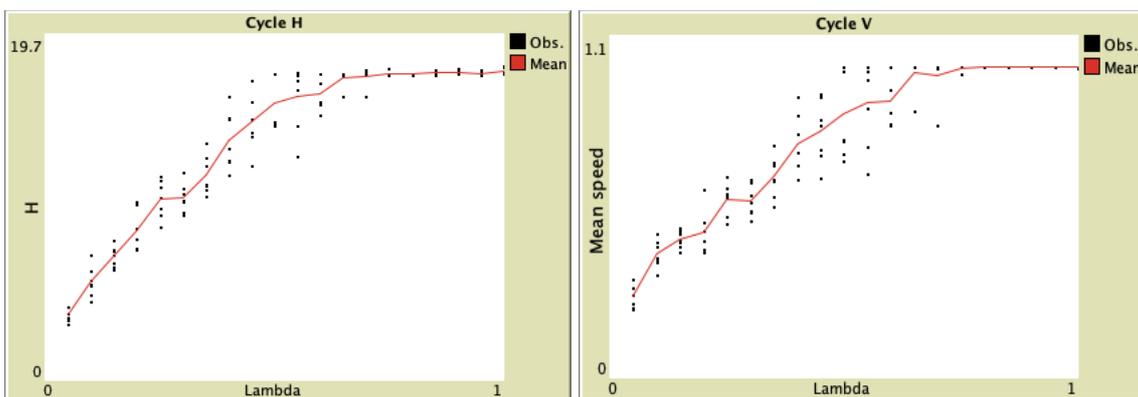


Abbildung 18: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 60 Sekunden Simulationsdauer

Wenn die Simulationsdauer auf 60 Sekunden erhöht wird, sieht der Verlauf der Messwerte des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit ähnlich aus wie im Fall zuvor als nach 50 Sekunden gemessen wurde. Die Steigung der Durchschnittswerte

erfolgt jedoch etwas gleichmäßiger, wodurch der Sprung bei $\lambda = 0,35 \text{ s}^{-1}$ etwas kleiner ausfällt. Insgesamt führt sich das zuvor beobachtete Ergebnis fort, dass die Messwerte zwischen $\lambda = 0,4 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,6 \text{ s}^{-1}$ sehr stark schwanken und somit nicht aussagekräftig sind, da der stationäre Zustand in den meisten Fällen noch nicht erreicht wird. Somit kann angenommen werden, dass die Messergebnisse noch von der Anfangsposition der Fußgänger abhängen. Für $\lambda \geq 0,65 \text{ s}^{-1}$ sind nur 2 Ausreißer vorhanden, jedoch ist der Durchschnittswert trotzdem hoch genug, um zu sagen, dass Lambda zu dem Zeitpunkt hoch genug ist, um nach 60 Sekunden Linien zu bilden.

t-wait = 70 Sekunden

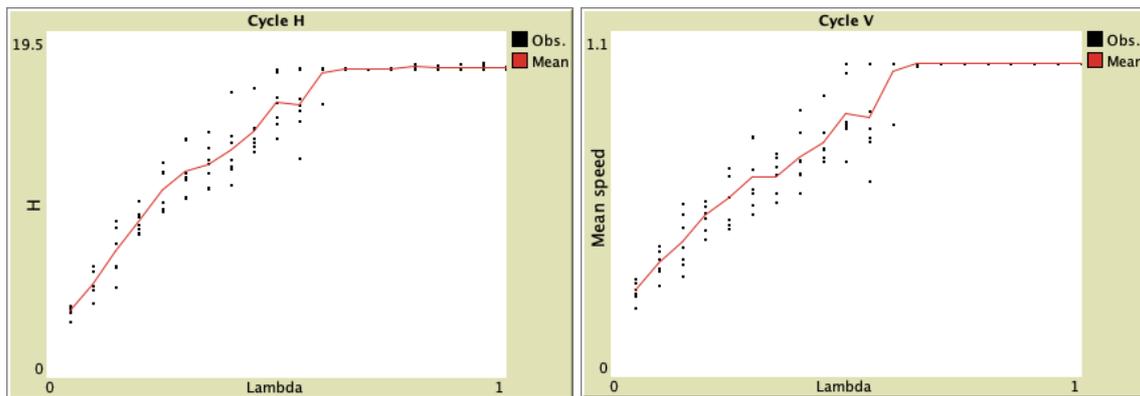


Abbildung 19: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 70 Sekunden Simulationsdauer

Für eine Simulationsdauer von 70 Sekunden fällt in den beiden Diagrammen auf, dass bis $\lambda = 0,3 \text{ s}^{-1}$ keine Linien gebildet werden und dementsprechend die mittlere Geschwindigkeit und der Hamiltonian sehr gering sind. Zwischen $\lambda = 0,35 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,55 \text{ s}^{-1}$ werden, abhängig von dem Anfangszustand, nur in manchen Fällen Linien gebildet. Dies zeigt sich erneut in den großen Schwankungen bei den Messwerten im Diagramm, welche eine Spannweite von 0,37 für die mittlere Geschwindigkeit bei einem Lambdawert von $0,55 \text{ s}^{-1}$ wiedergibt. Die Simulationsdauer von 70 Sekunden ist für größere Lambdawerte in der Regel ausreichend, damit der stationäre Zustand erreicht wird und Linienbildung erfolgt. In diesem Fall ist bei $\lambda = 0,6 \text{ s}^{-1}$ ein größerer Ausreißer vorzufinden, jedoch ist der Durchschnittswert der mittleren Geschwindigkeit trotzdem hoch, da die anderen 6 Simulationen sehr konstante Ergebnisse liefern. Der Ausreißer liegt bei 0,80, während alle anderen gemessenen Geschwindigkeiten bei ungefähr 1 liegen.

t-wait = 80 Sekunden

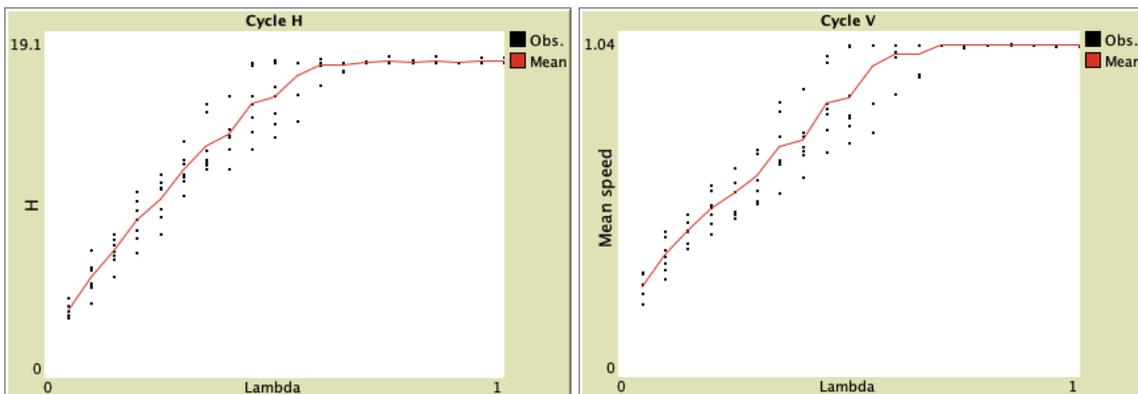


Abbildung 20: Messwerte des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 80 Sekunden Simulationsdauer

Wie in Abbildung 20 zu erkennen, schwanken die Messergebnisse nach 80 Sekunden im Vergleich zu den Messungen nach 70 Sekunden erneut etwas weniger. Insbesondere liegt eine genauere Messung zwischen $\lambda = 0,45 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,55 \text{ s}^{-1}$ vor. Insgesamt ist in diesem Bereich die Streuung geringer, weshalb auch die Durchschnittswerte deutlich weniger Sprünge aufweisen. Für $\lambda \geq 0,6 \text{ s}^{-1}$ erreicht das System den stationären Zustand und sowohl der Hamiltonian als auch die mittlere Geschwindigkeit liefern konstante Messwerte. Für diese Lambdawerte bilden sich Linien.

t-wait = 90 Sekunden

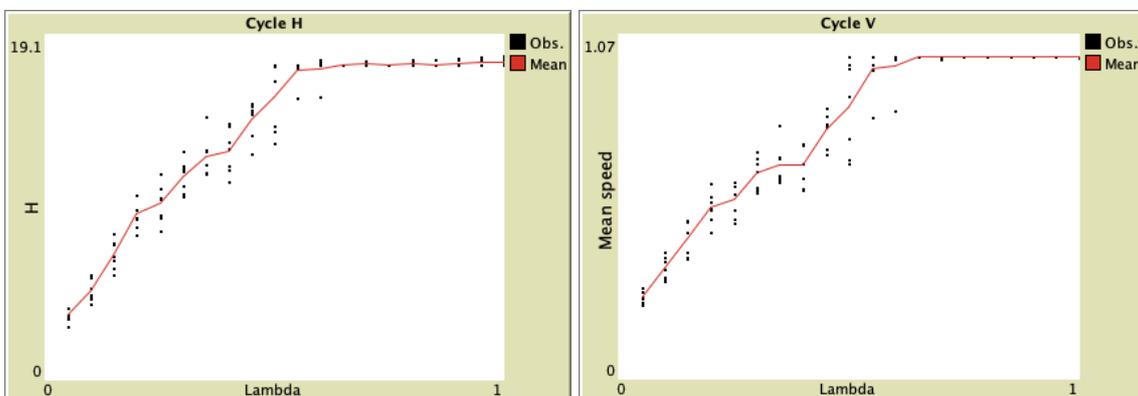


Abbildung 21: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden Simulationsdauer

Nach einer Simulationsdauer von 90 Sekunden ist zu erkennen, dass die Messwerte in vielen Bereichen weniger stark schwanken. Dies ist vor allem für Lambdawerte kleiner als $0,5 \text{ s}^{-1}$ der Fall. Für $\lambda = 0,5 \text{ s}^{-1}$ sind die Abweichungen von H und v sehr ähnlich wie bei einer Simulationsdauer von 80 Sekunden. Ab $\lambda = 0,55 \text{ s}^{-1}$ sind wieder nur 2 Ausreißer zu erkennen, jedoch werden die Durchschnittswerte dadurch nur gering beeinflusst.

t-wait = 100 Sekunden

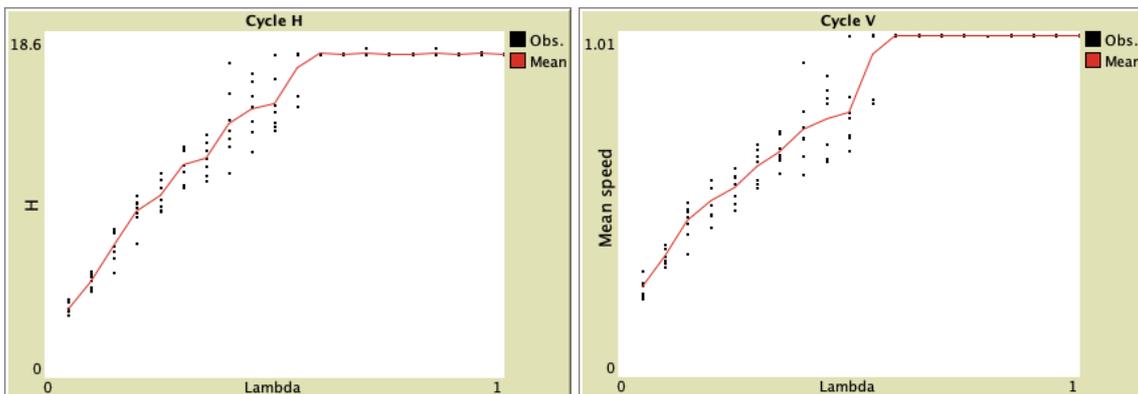


Abbildung 22: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 100 Sekunden Simulationsdauer

In den beiden Diagrammen aus Abbildung 22 ist zu erkennen, dass die Messwerte bis zu $\lambda = 0,35 \text{ s}^{-1}$ enger beieinander liegen als in den Simulationen, bei denen die Simulationsdauer geringer war. Auch wenn zunächst angenommen werden kann, dass die Simulationsergebnisse weniger abweichen, sind die Messungen bei $\lambda = 0,4 \text{ s}^{-1}$, $\lambda = 0,45 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,5 \text{ s}^{-1}$ nicht mehr so konstant wie zuvor, da der stationäre Zustand nicht immer erreicht werden kann. In diesen Fällen kann die Verschlechterung damit begründet werden, dass der Anfangszustand sehr ungünstig war und die 100 Sekunden nicht ausreichend waren. Trotzdem werden diese Ergebnisse als Ausnahmen betrachtet, da schon bei kürzeren Simulationszeiten bessere und konstantere Ergebnisse erzielt werden konnten.

t-wait = 110 Sekunden

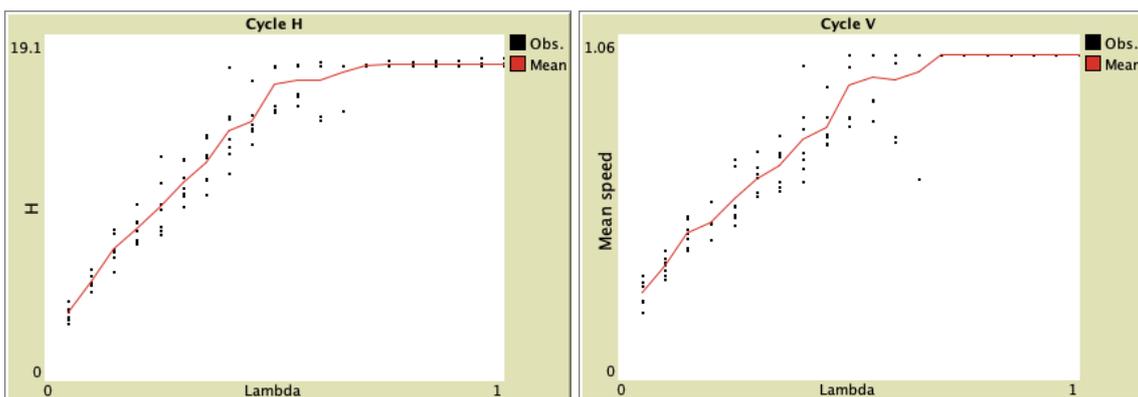


Abbildung 23: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 110 Sekunden Simulationsdauer

Nach einer Simulationsdauer von 110 Sekunden ist keine signifikante Verbesserung erkennbar, da die Abweichungen der Messwerte nur geringfügig besser sind. Bei $\lambda = 0,6 \text{ s}^{-1}$ sind zwei größere Ausreißer in der mittleren Geschwindigkeit zu erkennen, während $\lambda = 0,65 \text{ s}^{-1}$ einen sehr großen Ausreißer liefert, der nicht im Rahmen des zu

erwartenden liegt. Nach diesen Ausnahmen befindet sich der Hamiltonian und die mittlere Geschwindigkeit fast konstant bei $H \approx 17,5$ und $v \approx 1$.

Nach der Betrachtung aller Simulationszeiten wurde das Verhältnis zwischen der Qualität der Messergebnisse und dem Rechenaufwand abgewogen. Somit wird in den nachfolgenden Simulationen eine Simulationsdauer von $t - wait = 90 s$ festgelegt, da die Messungen ausreichend geeignet sind und der Rechenaufwand möglichst klein gehalten wird.

4.4.2 Einfluss der Wunschgeschwindigkeit

In diesem Kapitel wird untersucht, welche Auswirkungen eine Veränderung der Wunschgeschwindigkeit der Fußgänger auf die Linienbildung mit sich bringt. Dafür wird die Simulation begonnen mit $u = 0,3 m/s$, womit ein kompletter Simulationsdurchlauf durchgeführt wird, wobei die Parameter mit Ausnahme von Lambda unverändert bei ihren Grundwerten aus Abbildung 11 bleiben. Lambda wird wie zuvor von lambda-min bis lambda-max mit dem Schrittwert d_{lambda} stückweise erhöht. Nach jedem kompletten Simulationsdurchlauf wird die Wunschgeschwindigkeit um $0,1 m/s$ erhöht, bis eine Wunschgeschwindigkeit von $1 m/s$ erreicht wird.

U = 0,3 m/s

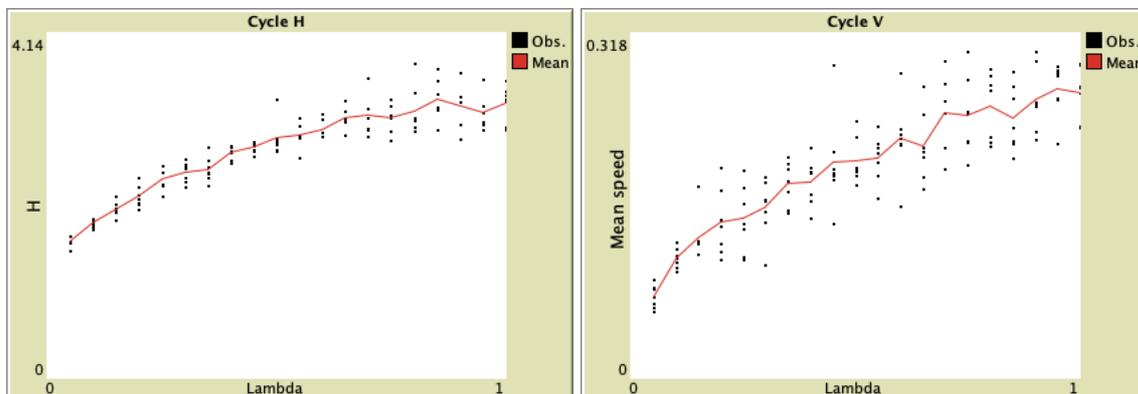


Abbildung 24: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden bei einer Wunschgeschwindigkeit von $0,3m/s$

In Abbildung 25 ist erkennbar, dass geringe Lambdawerte bis $0,25 s^{-1}$ zu einer gitterähnlichen Struktur führen. Diese sind aber noch leicht dynamisch, weil sich die Fußgänger in geringem Maße vor und zurück bewegen.

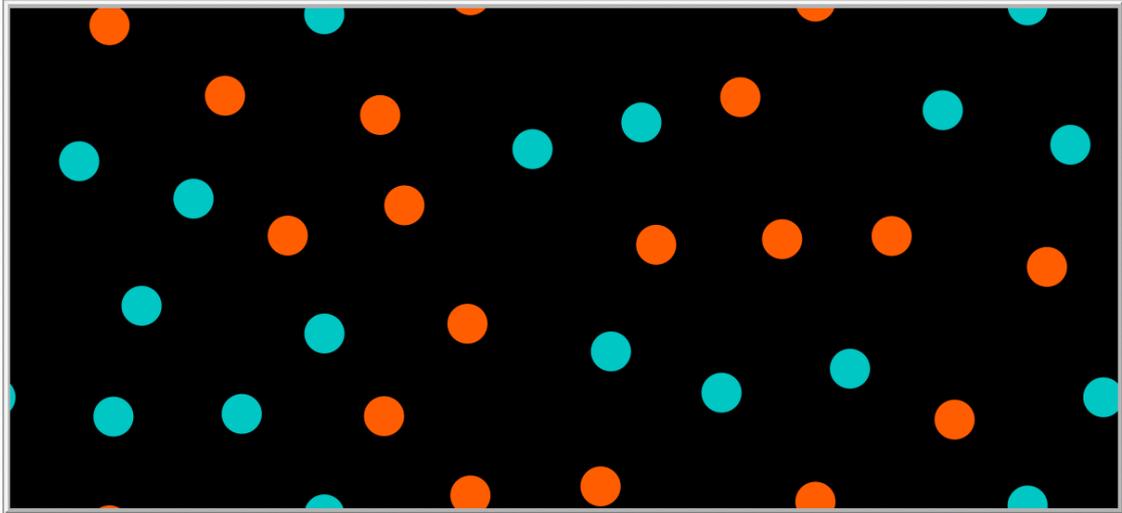


Abbildung 25: Visualisierung einer gitterähnlichen Struktur bei $u=0,3\text{m/s}$ und $\lambda=0,15\text{s}^{-1}$

Für die Lambdawerte von $0,3\text{ s}^{-1}$ und $0,35\text{ s}^{-1}$ werden diese gitterähnlichen Strukturen nicht gebildet. Dafür kann beobachtet werden, dass sich die Fußgänger gegenseitig behindern und somit kein Fluss entsteht. Ob die Messwerte nun etwas höher oder geringer ausfallen, ist aus diesem Grund eher zufällig. Für den Bereich von $\lambda = 0,4\text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,7\text{ s}^{-1}$ fallen die gegenseitigen Blockierungen etwas geringer aus als zuvor. Nach jedem Schrittwert verbessert sich der Zustand aber nur leicht. Trotzdem wird kein stationärer Zustand erreicht. Zwischen $\lambda = 0,75\text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,95\text{ s}^{-1}$ sind im Simulationsverlauf ab und zu Anzeichen von Linienbildung zu erkennen, jedoch können diese nicht aufrechterhalten werden und ein stationärer Zustand wird somit nicht erreicht.

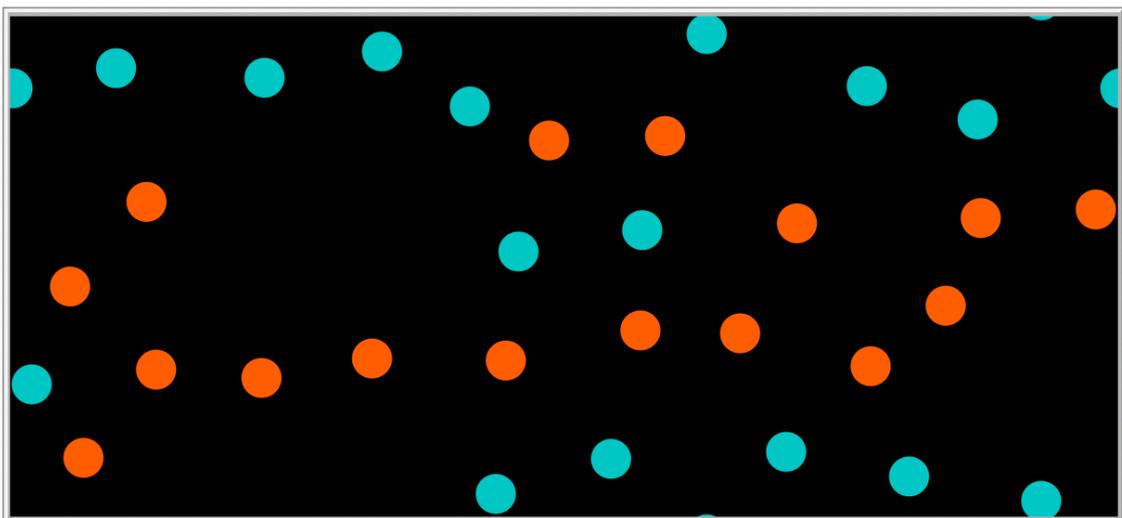


Abbildung 26: Visualisierung von annähernder Linienbildung bei $u=0,3\text{m/s}$ und $\lambda=0,8\text{s}^{-1}$

Erst für $\lambda = 1\text{ s}^{-1}$ sind in den meisten Simulationen konstant Linien zu erkennen. Die beobachteten Bewegungsmuster werden insbesondere durch das Geschwindigkeitsdiagramm aus Abbildung 24 veranschaulicht, da das gegenseitige

Behindern durch die großen Abweichungen in den gemessenen Geschwindigkeiten gezeigt wird.

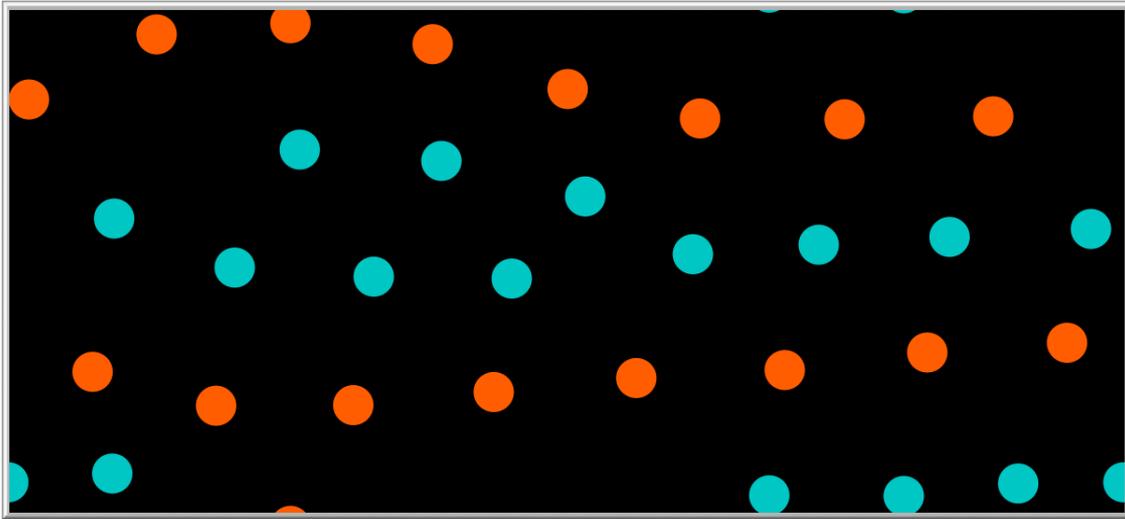


Abbildung 27: Linienbildung für $u=0,3\text{m/s}$ und $\lambda=1\text{s}^{-1}$

Insgesamt sind für die Messwerte des Hamiltonian nur geringe Abweichungen vorzufinden, während die Abweichungen der mittleren Geschwindigkeit hoch sind. Die größte Spannweite liegt bei $\lambda = 0,45\text{ s}^{-1}$ mit 0,14 vor. Selbst bei hohen Lambdawerten von $0,75\text{ s}^{-1}$ befindet sich die Spannweite der Messwerte noch bei 0,11.

U = 0,4 m/s

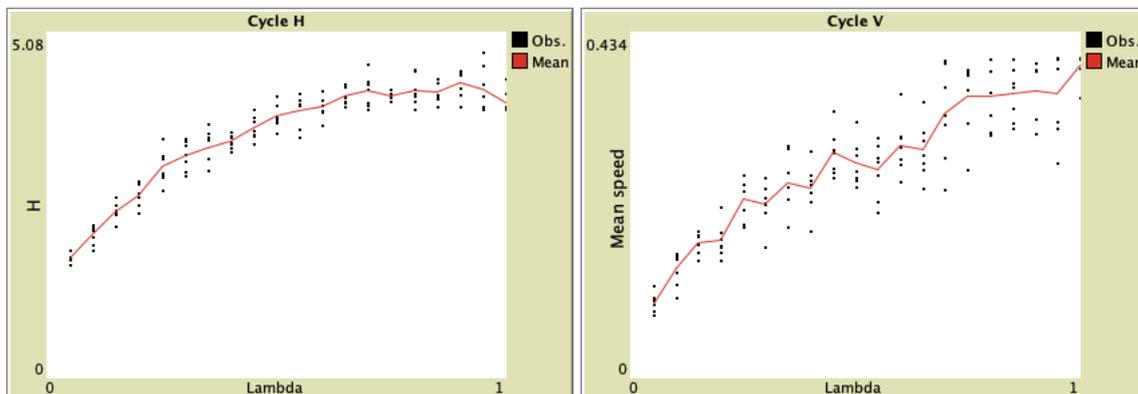


Abbildung 28: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden bei einer Wunschgeschwindigkeit von $0,4\text{m/s}$

Für diese Parameterwerte ist für $\lambda \leq 0,25\text{ s}^{-1}$ kein Fluss der Fußgänger zu erkennen, da sie sich gegenseitig blockieren. Diese Blockierungen werden zwischen $\lambda = 0,3\text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,45\text{ s}^{-1}$ etwas geringer und es kann für kurze Zeitabschnitte ein Fluss beobachtet werden, jedoch wird dieser sofort wieder gestört. Dadurch, dass kein Fluss entsteht, können auch keine Linien gebildet werden. Der Fluss kann erstmals für $\lambda = 0,5\text{ s}^{-1}$ bis $\lambda = 0,6\text{ s}^{-1}$ gewährleistet werden. In diesen Fällen können auch ab und zu Linien

gebildet werden, aber diese können nicht aufrechterhalten werden. Erst zwischen $\lambda = 0,65 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,9 \text{ s}^{-1}$ kann der stationäre Zustand manchmal erreicht werden, aber auch hier erfolgt dies nicht Konstant. Dies ist beispielsweise in den Messwerten in Abbildung 28 erkennbar, da der Durchschnittswert vom Hamiltonian bei $\lambda = 0,75 \text{ s}^{-1}$ erneut abnimmt. Außerdem weichen die mittleren Geschwindigkeiten sehr stark voneinander ab. Der höchste Wert liegt für $\lambda = 0,7 \text{ s}^{-1}$ bei 0,39 und der geringste gemessene Wert bei 0,23. Sobald Lambda größere Werte als $0,9 \text{ s}^{-1}$ annimmt, werden, wie in Abbildung 29 dargestellt, fast immer Linien gebildet. Trotzdem weichen die gemessenen Geschwindigkeiten für $\lambda = 0,95 \text{ s}^{-1}$ noch ab. Die Spannweite ist bei 0,09.

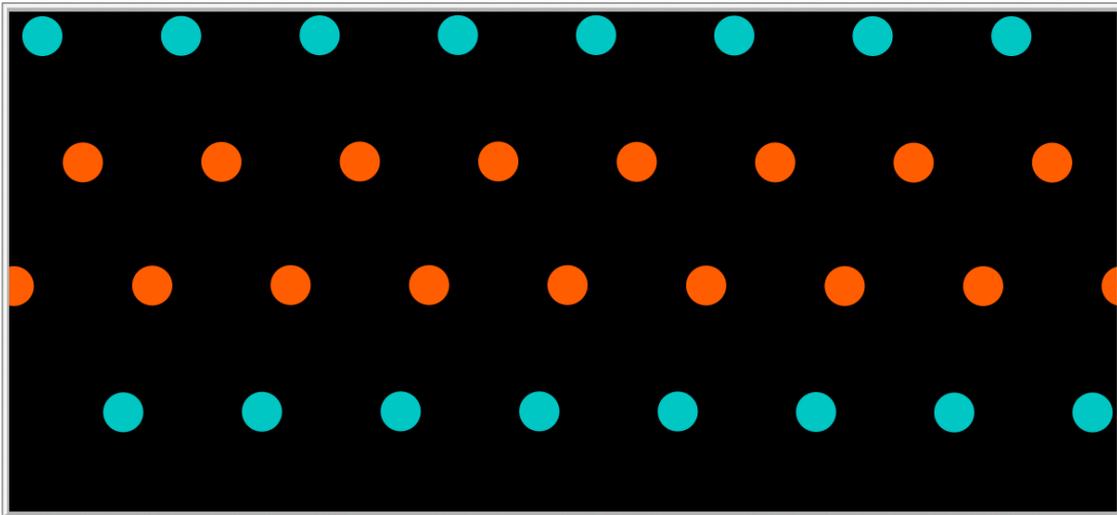


Abbildung 29: Visualisierung von Linienbildung bei $u=0,4\text{m/s}$ und $\lambda=0,95\text{s}^{-1}$

U = 0,5 m/s

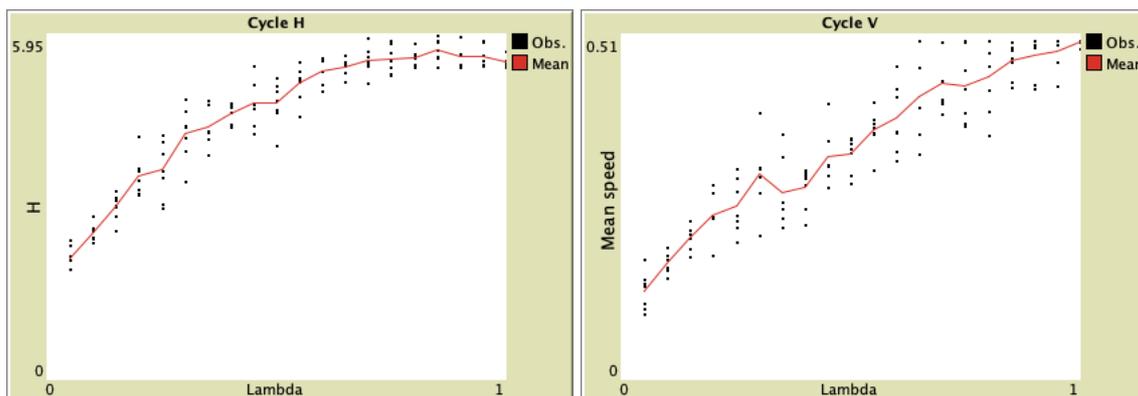


Abbildung 30: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden bei einer Wunschgeschwindigkeit von $0,5\text{m/s}$

Insgesamt können ähnliche Beobachtungen wie bei $u = 0,4 \text{ m/s}$ gemacht werden. Wie zuvor blockieren sich die Fußgänger auch hier bei $\lambda \leq 0,25 \text{ s}^{-1}$ und es kann kein geordneter Zustand erreicht werden. Im Bereich von $\lambda = 0,3 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,55 \text{ s}^{-1}$

werden die Blockierungen etwas geringer, jedoch können noch keine Linien gebildet werden. Bei $\lambda = 0,3 \text{ s}^{-1}$ liegt die Spannweite für die mittlere Geschwindigkeit bei 0,18. Zwischen $\lambda = 0,6 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,9 \text{ s}^{-1}$ sind die Blockierungen dann so gering, dass vereinzelt Linien zu erkennen sind, diese aber nicht konstant bleiben. Die Messwerte fallen eher hoch aus, weil die Messungen oftmals im Moment der Linienbildung aufgenommen wurden. Der stationäre Zustand wird aber nicht erreicht. Auch bei $\lambda = 0,8 \text{ s}^{-1}$ ist die Spannweite nur minimal geringer als bei $\lambda = 0,3 \text{ s}^{-1}$. Der stationäre Zustand wird wie zuvor auch erst für $\lambda \geq 0,95 \text{ s}^{-1}$ erreicht. Insgesamt weichen die mittleren Geschwindigkeiten noch sehr stark ab. Nur für $\lambda = 1 \text{ s}^{-1}$ sind die Werte sehr konstant. Der obere Messwert ist bei 0,50 und der untere bei 0,48.

U = 0,6 m/s

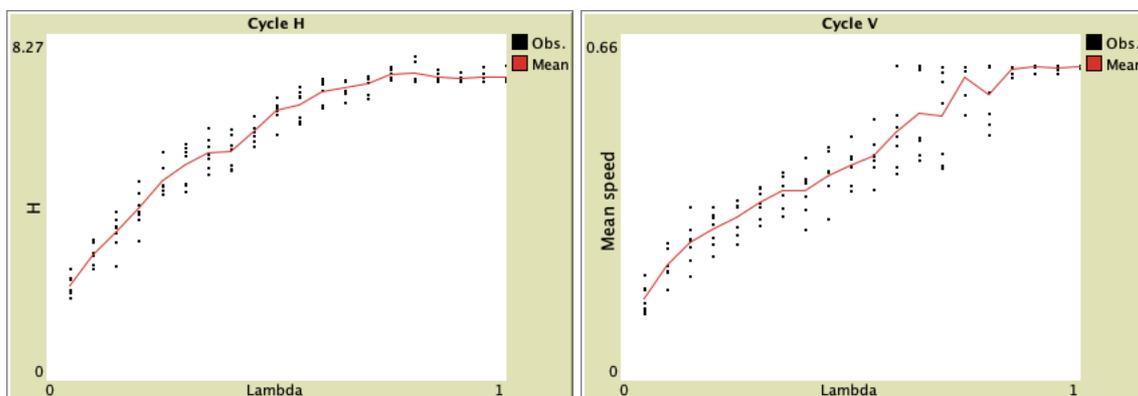


Abbildung 31: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden bei einer Wunschgeschwindigkeit von 0,6m/s

Zunächst ist bei geringen Lambdawerten kein bestimmtes Bewegungsmuster zu erkennen. Viel eher stellt das Verhalten eine Mischung aus dem reinen hamiltonischen Fall (siehe Kapitel 4.3.1) und einer Gitterstruktur dar. Dies wird bis zu $\lambda = 0,1 \text{ s}^{-1}$ beobachtet. Zwischen $\lambda = 0,15 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,3 \text{ s}^{-1}$ blockieren sich die Fußgänger wie zuvor auch gegenseitig und es können keine Linien gebildet werden. Für den Bereich von $\lambda = 0,35 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,55 \text{ s}^{-1}$ nehmen die Blockierungen etwas ab und es entstehen mehr Freiräume, wodurch sich die Fußgänger besser bewegen können. Trotz dessen sind noch keine Anzeichen von Linienbildung vorhanden. Erste Linien können erst im Bereich von $\lambda = 0,6 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,7 \text{ s}^{-1}$ gebildet werden, aber diese sind nicht kontinuierlich bei jedem Simulationsdurchlauf vorhanden. Das ist auch durch die Abweichungen in den gemessenen mittleren Geschwindigkeiten zu sehen. Der höchste Wert für $\lambda = 0,7 \text{ s}^{-1}$ liegt bei 0,59 und der kleinste Wert bei 0,40. Die kontinuierliche Linienbildung ist erst für $\lambda \geq 0,75 \text{ s}^{-1}$ der Fall. Hier wird der stationäre Zustand nach ungefähr 45 Sekunden erreicht. Trotzdem nimmt die Konstanz bei $\lambda = 0,8 \text{ s}^{-1}$ etwas ab. Hier ist wieder eine Spannweite von 0,14 vorzufinden. Ab $\lambda = 0,85 \text{ s}^{-1}$ befinden sich die Messwerte sehr nah aneinander. Die Spannweite beträgt hier nur noch 0,02. Wenn die Messungen aus dem Diagramm für die mittleren Geschwindigkeiten betrachtet werden, fällt außerdem

auf, dass die Schwankungen insgesamt etwas geringer ausfallen als bei kleineren Wunschgeschwindigkeiten.

$U = 0,7 \text{ m/s}$

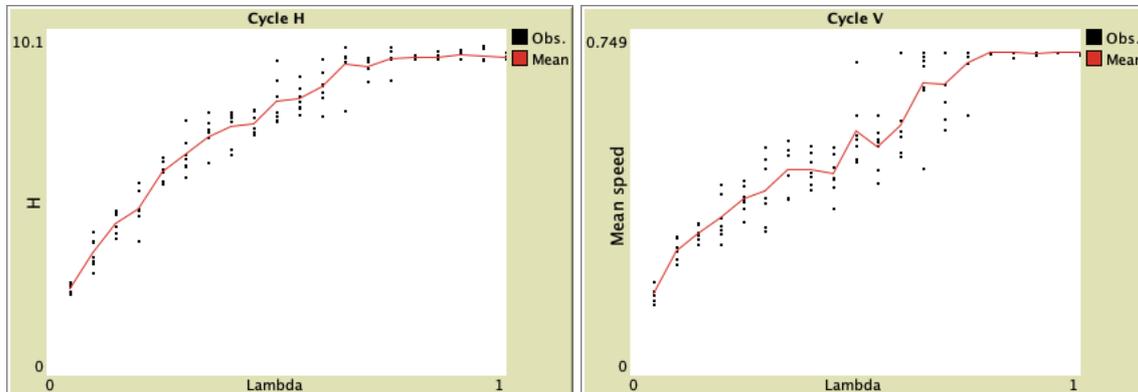


Abbildung 32: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden bei einer Wunschgeschwindigkeit von $0,7 \text{ m/s}$

Für Lambdawerte, die kleiner als $0,35 \text{ s}^{-1}$ sind, sind keine konkreten Bewegungsmuster zu erkennen. Die Fußgänger stehen sich in den Simulationen häufig gegenseitig im Weg und es kommt folglich nur zu Abstoßungen. Für $\lambda = 0,4 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,45 \text{ s}^{-1}$ sind manchmal kleine Anzeichen von Linienbildung zu sehen, jedoch sind diese Anzeichen von kurzer Dauer und sie sind auch nicht in jedem Simulationsdurchlauf vorhanden, siehe Abbildung 33.

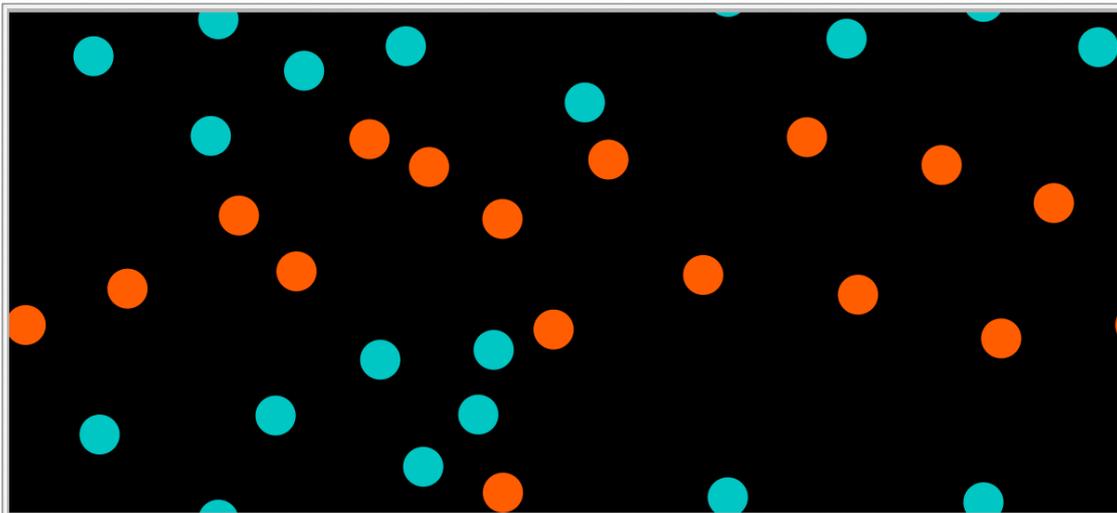


Abbildung 33: Grobe Linienbildung für $u=0,7 \text{ m/s}$ und $\lambda=0,4 \text{ s}^{-1}$

Abhängig von den Anfangspositionen der Agenten wird zwischen $\lambda = 0,5 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,6 \text{ s}^{-1}$ in einigen Fällen der stationäre Zustand erreicht, welches aber eher zufällig ist. Bei $\lambda = 0,65 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,7 \text{ s}^{-1}$ werden die Linien sehr häufig gebildet, aber die Bildung entsteht nicht kontant genug. Dies ist in Abbildung 32 zu sehen, da der

Durchschnitt vom Hamiltonian bei $\lambda = 0,7 \text{ s}^{-1}$ wieder etwas abnimmt. Sobald Lambda größer als $0,7 \text{ s}^{-1}$ ist, sind die Linien in fast jeder Simulation deutlich ausgeprägt. Der stationäre Zustand wird dabei häufig nach ungefähr 40 Sekunden erreicht. Besonders auffallend sind die Messwerte für $\lambda = 0,8 \text{ s}^{-1}$, da die Werte fast konstant bei $H = 9,2$ liegen und somit sehr wenig Differenz zwischen den Messungen vorhanden ist.

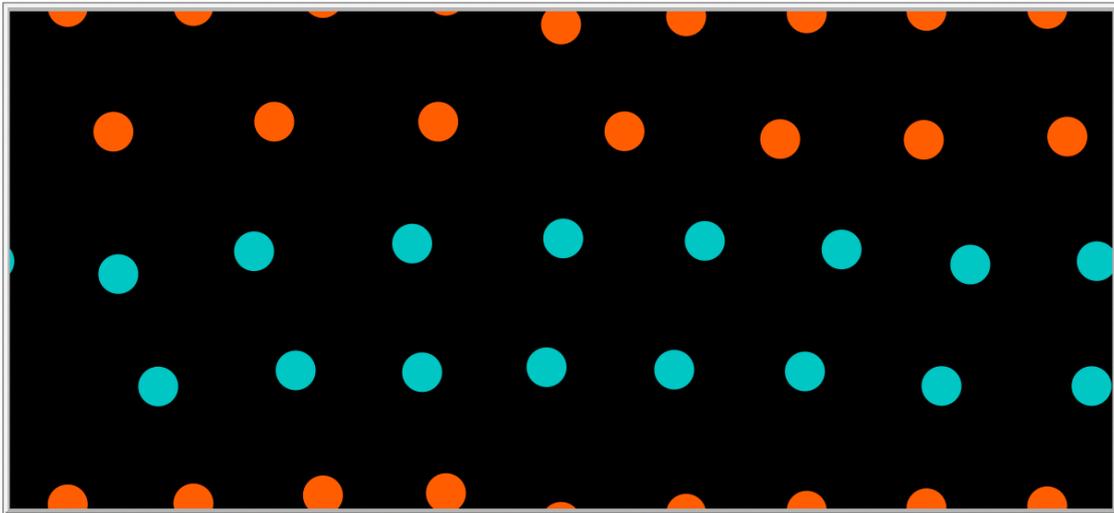


Abbildung 34: Linienbildung für $u=0,7\text{m/s}$ und $\lambda=0,75\text{s}^{-1}$

U = 0,8 m/s

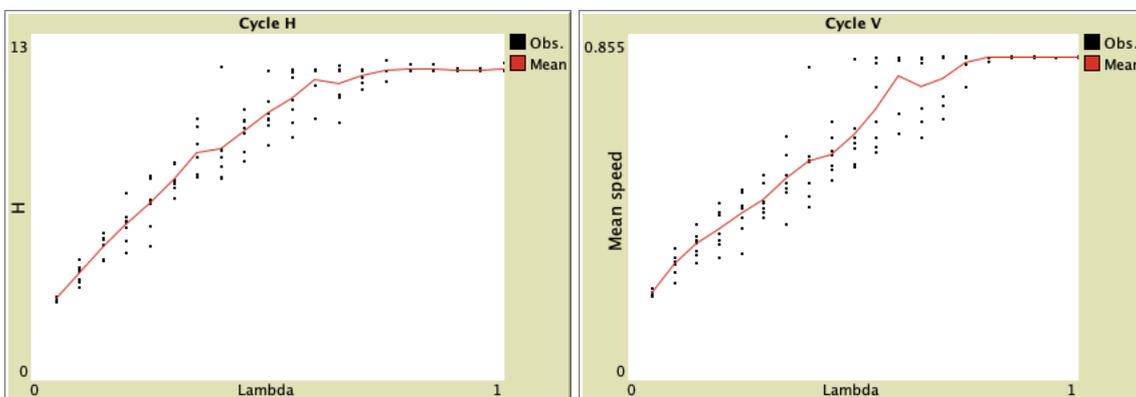


Abbildung 35: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden bei einer Wunschgeschwindigkeit von $0,8\text{m/s}$

In den ersten Simulationen mit geringen Lambdawerten ist auch diesmal kein konkretes Bewegungsmuster erkennbar. Wie zuvor blockieren sich die Fußgänger gegenseitig und es führt zu Abstoßungen. Zwischen $\lambda = 0,2 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,4 \text{ s}^{-1}$ ist zu sehen, dass sich die Agenten in die jeweilige Wunschrichtung bewegen möchten, aber dies aufgrund von Unordnung und Blockierungen nicht möglich ist. Abbildung 36 veranschaulicht dies anhand der großen Schwankungen der zeitlichen Ableitung des Hamiltonian, welche darauf hindeuten, dass kein stationärer Zustand erreicht wird.

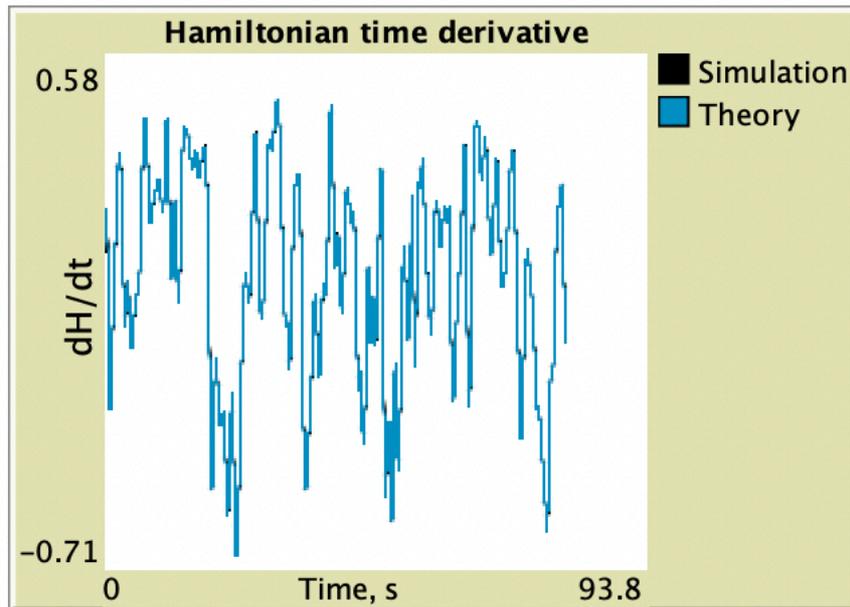


Abbildung 36: zeitliche Ableitung des Hamiltonian für $u=0,8\text{m/s}$ und $\lambda=0,35\text{s}^{-1}$

Für Lambda zwischen $0,45\text{ s}^{-1}$ und $0,55\text{ s}^{-1}$ sind erste Anzeichen von Linienbildung vorzufinden, aber auch diesmal sind sie nicht konstant. In den Fällen, in denen die Linien gebildet werden, können sie nicht aufrechterhalten werden. Durch die zeitliche Ableitung des Hamiltonian in Abbildung 37 kann erkannt werden, dass die Linienbildung stattfindet, wenn die Ableitung nahe null ist und die Linien aufgelöst werden, sobald die zeitlichen Änderungen größer werden.

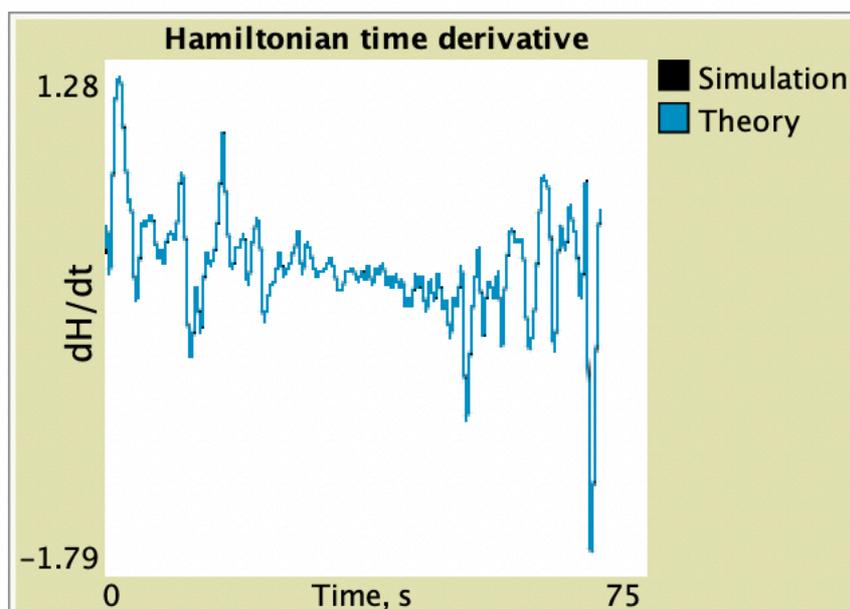


Abbildung 37: zeitliche Ableitung des Hamiltonian bei $u=0,8\text{m/s}$ und $\lambda=0,5\text{s}^{-1}$

Zwischen $\lambda = 0,6 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,7 \text{ s}^{-1}$ konnte häufiger die Bildung von Linien und das Erreichen des stationären Zustands beobachtet werden. Für $\lambda \geq 0,75 \text{ s}^{-1}$ kann gesagt werden, dass der stationäre Zustand so gut wie immer erreicht wird. Dies wird auch durch Abbildung 38 belegt, da der Hamiltonian sehr schnell viel größere Werte als H^* annimmt und auch permanent über dieser Schwelle liegt.

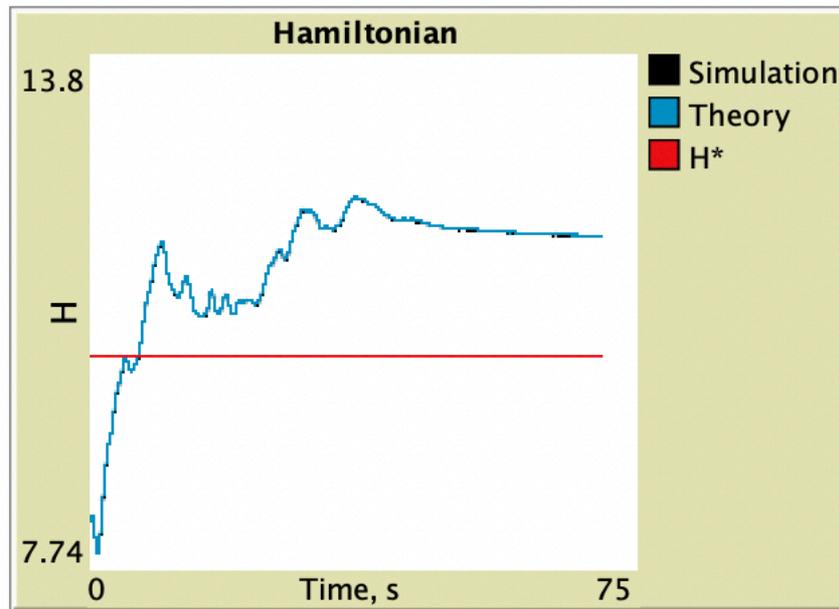


Abbildung 38: Messung des Hamiltonian sowie H^* für $u=0,8\text{m/s}$ und $\lambda=0,75\text{s}^{-1}$

U = 0,9 m/s

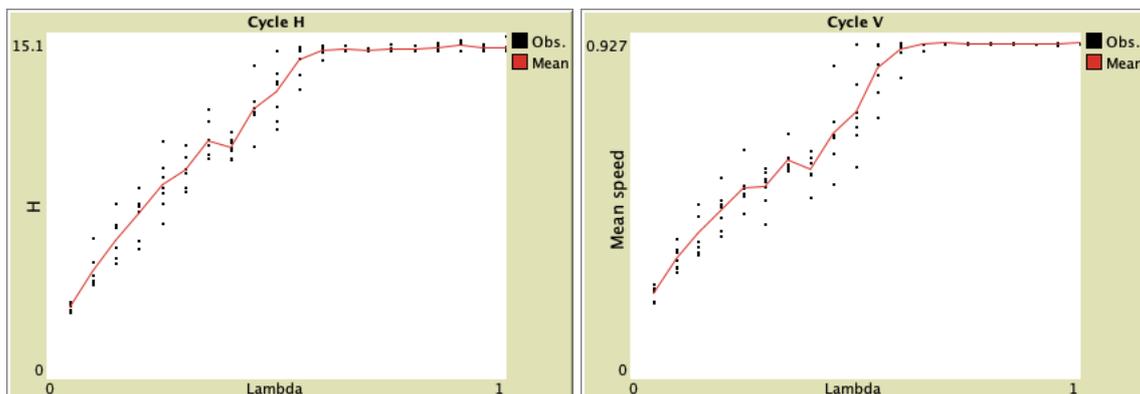


Abbildung 39: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden bei einer Wunschgeschwindigkeit von $0,9\text{m/s}$

In diesen Simulationen ist selbst zu Beginn zu sehen, dass die Fußgänger eine bestimmte Wunschrichtung haben, aber noch keine Linien gebildet werden können, da die Agenten sich auch hier gegenseitig blockieren. Dieses Verhalten wurde schon beim kleinsten simulierten Lambdawert beobachtet und zieht sich bis zu $\lambda = 0,4 \text{ s}^{-1}$ fort. Für $\lambda = 0,45 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,5 \text{ s}^{-1}$ sind dann erstmals kleinere Anzeichen von Linienbildung zu erkennen, auch wenn diese nicht gehalten werden können. Trotzdem ist in Abbildung 39

eine deutliche Verbesserung in den Messwerten von $\lambda = 0,45 \text{ s}^{-1}$ im Vergleich zu den Messwerten aus den Simulationen zu $\lambda = 0,4 \text{ s}^{-1}$ erkennbar. Für $\lambda = 0,55 \text{ s}^{-1}$ sind regelmäßig Linienbildungen zu erkennen und in einigen Fällen wird auch der stationäre Zustand erreicht. Nachdem Lambda größere Werte als $0,55 \text{ s}^{-1}$ annimmt, werden die Linien immer gebildet und der stationäre Zustand wird ebenfalls in jedem Fall erreicht. Dabei sind auch sehr geringe Abweichungen in den Messwerten vorzufinden, siehe Abbildung 39.

u = 1 m/s

Die Versuche für diesen Parameterwert wurden bereits in Kapitel 4.4.1 unter $t\text{-wait}=90$ Sekunden durchgeführt, weshalb die Simulationen nicht erneut vollzogen werden. Es werden ausschließlich die Ergebnisse dargestellt, da mit $u = 1 \text{ m/s}$ der Parameterwert des Grundmodells erreicht wird.

Ähnlich wie zuvor ist auch hier sehr früh bis zu $\lambda = 0,25 \text{ s}^{-1}$ zu erkennen, in welche Richtung sich die jeweiligen Agenten bewegen möchten, aber es kommt zu keinem Fluss, da sich die Fußgänger gegenseitig blockieren. Es können dadurch keine Linien gebildet werden. Die ersten Andeutungen von Linien sind bei $\lambda = 0,3 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,35 \text{ s}^{-1}$ zu beobachten, jedoch können diese nicht aufrechterhalten werden. Zwischen $\lambda = 0,4 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,5 \text{ s}^{-1}$ werden in einigen Fällen Linien gebildet. Ob diese aufrechterhalten bleiben, hängt von der Ausrichtung der Linien ab, was eher zufällig erfolgt. Nachdem Lambda größere Werte als $0,5 \text{ s}^{-1}$ annimmt, werden die Linien fast immer gebildet und bleiben auch erhalten. Der stationäre Zustand wird erreicht.

4.4.3 Einfluss des Interaktionsabstands

In diesem Kapitel wird untersucht, ob und wie stark sich der Interaktionsabstand auf die Linienbildung in dem Modell auswirkt. Dafür wird die Simulation mit einem Interaktionsabstand von $0,1 \text{ m}$ angefangen und mit jedem Durchlauf um $0,1 \text{ m}$ erhöht. Untersucht wird das Modell bis $b = 0,4 \text{ m}$. Wie zuvor wird λ erneut von $0,05 \text{ s}^{-1}$ bis 1 s^{-1} mit einem Schrittwert von $0,05$ simuliert. Alle anderen Parameter bleiben unverändert wie im Grundmodell.

B = 0,1 m

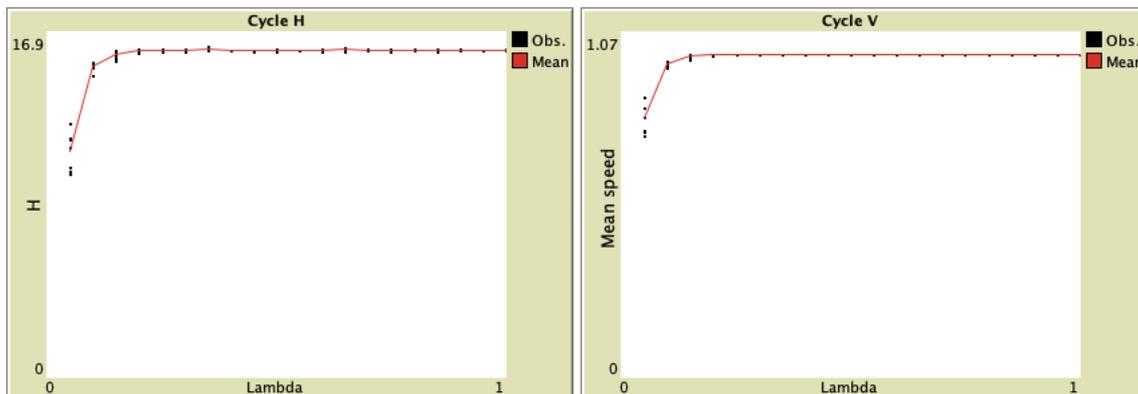


Abbildung 40: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden bei einem Interaktionsabstand von 0,1m

Aus den Messergebnissen der Simulationen kann erkannt werden, dass für $\lambda \leq 0,1 \text{ s}^{-1}$ keine Linienbildung erfolgt. $\lambda = 0,15 \text{ s}^{-1}$ ermöglicht nur in manchen Fällen die Bildung von Linien. Bei $\lambda = 0,2 \text{ s}^{-1}$ werden zwar in den meisten Fällen Linien gebildet, jedoch geschieht dies erst kurz vor Ende der 90 Sekunden. So ist anzumerken, dass bei ungünstigeren Anfangspositionen nicht mit Linienbildung zu rechnen ist. Für $\lambda \geq 0,25 \text{ s}^{-1}$ ist der Hamiltonian immer konstant knapp unter 16, weshalb Linienbildung fast sofort erfolgt. Obwohl sich Linien bilden, ist das Verhalten nicht realistisch, da der Interaktionsabstand viel zu gering ist. Dies wird durch Abbildung 41 veranschaulicht, da sich die Fußgänger sehr stark aneinander annähern und sich teilweise auch ineinander befinden. Außerdem ist erkennbar, dass die Simulationen zwischen $\lambda = 0,25 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 1 \text{ s}^{-1}$ fast identisch ablaufen. Anhand dieser Erkenntnisse hat dieser Fall keine Aussagekraft.

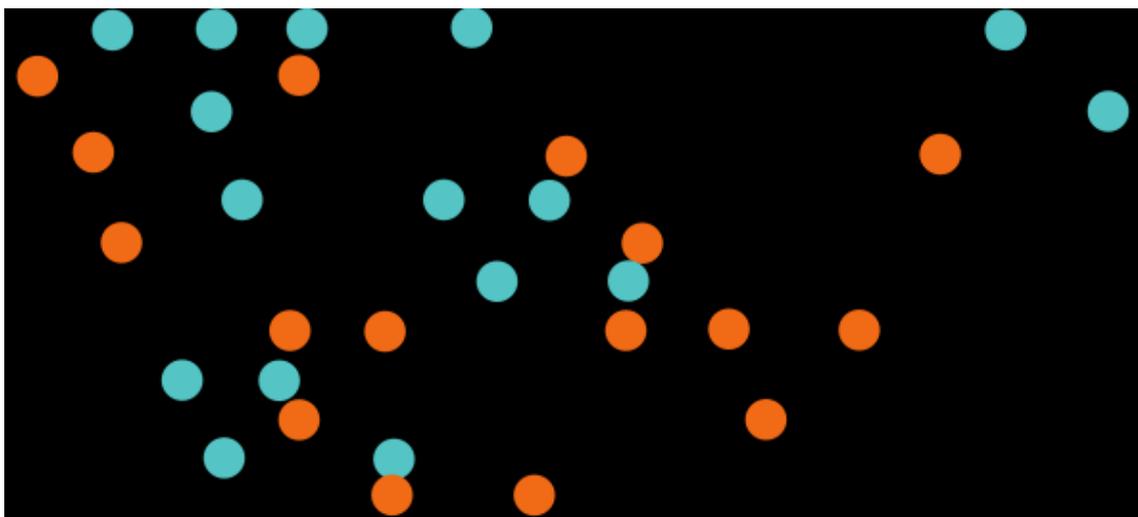


Abbildung 41: Visualisierung der Fußgängerpositionen bei $b=0,1\text{m}$ und $\lambda=0,8\text{s}^{-1}$

B = 0,2 m

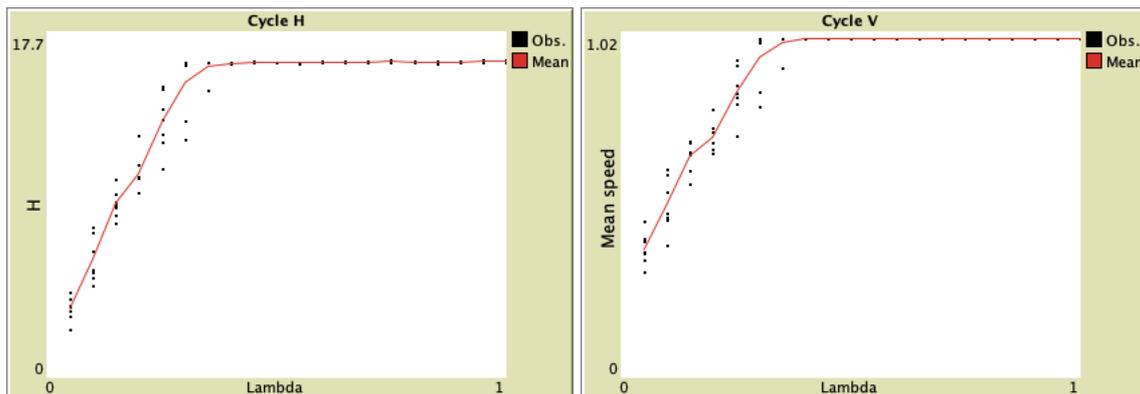


Abbildung 42: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden bei einem Interaktionsabstand von 0,2m

In Abbildung 42 kann erkannt werden, dass die Fußgänger für $\lambda \leq 0,25 \text{ s}^{-1}$ keine Linien bilden. Die Bewegungsmuster der Fußgänger sind sehr durcheinander und es ist kein konkretes Muster zu erkennen. Abbildung 43 zeigt beispielsweise für einen Lambdawert von $0,15 \text{ s}^{-1}$, dass der Hamiltonian permanent am schwanken ist und sich somit kein stationärer Zustand bildet.

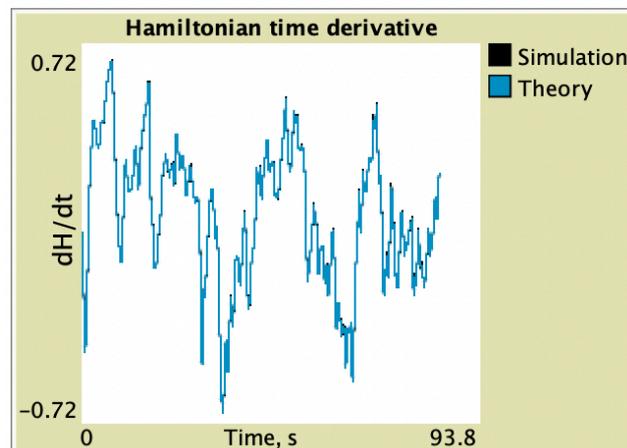


Abbildung 43: zeitliche Ableitung des Hamiltonian bei $b=0,2m$ und $\lambda=0,15s^{-1}$

Für $\lambda = 0,3 \text{ s}^{-1}$ ist der Hamiltonian ab und zu hoch genug, dass von Linienbildung gesprochen werden kann, jedoch sind die Schwankungen etwas zu stark. Das kommt zustande, weil nicht immer ein stationärer Zustand erreicht werden kann, da die Anfangsposition in manchen Fällen ungünstig ist. Ab $\lambda \geq 0,35 \text{ s}^{-1}$ erfolgt die Linienbildung konstant nach ungefähr 30 Sekunden. Dies wird auch in Abbildung 44 mit dem Hamiltonian verdeutlicht, da dieser nach etwa 30 Sekunden durchgehend einen nahen Wert zu H^* hat.

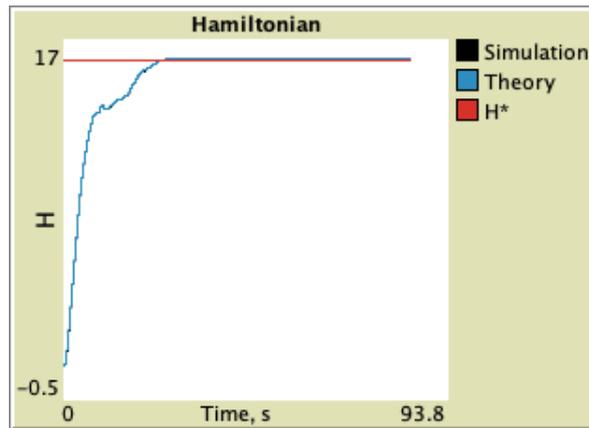


Abbildung 44: Hamiltonian bei $b=0,2m$ und $\lambda=0,4s^{-1}$

Lediglich bei $\lambda = 0,35 s^{-1}$ gibt es einen einzigen Ausreißer, welcher aber vernachlässigt werden kann, da sich die durchschnittlichen Werte trotzdem noch in einem hohen Bereich befinden. In den Simulationen, bei denen Linien gebildet werden, nimmt der Hamiltonian fast durchgehend Werte von 16 an und liegt dadurch auch häufig beim Wert von H^* .

B = 0,3 m

Da 0,3 m als Interaktionsabstand auch beim Grundmodell eingestellt wird, wird die Simulation ähnlich ablaufen wie in Kapitel 4.4.1 unter dem Abschnitt $t\text{-wait}=90$ Sekunden. Aus diesem Grund wird die Simulation nicht erneut durchgeführt, sondern es werden ausschließlich die Ergebnisse dargestellt.

Bis zu einem Lambdawert von $0,15 s^{-1}$ ist in den Simulationen kein bestimmtes Bewegungsmuster zu verfolgen. Zwischen $\lambda = 0,2 s^{-1}$ und $\lambda = 0,35 s^{-1}$ ist zumindest eine Wunschrichtung von den Fußgängern zu sehen, jedoch kommt kein Fluss zustande, da sie sich gegenseitig blockieren. Im Bereich von $\lambda = 0,4 s^{-1}$ und $\lambda = 0,45 s^{-1}$ kommt es in manchen Situationen zu Linienbildung. Dies ist aber zufällig und hängt von den Anfangspositionen der Agenten ab. Erst ab $\lambda \geq 0,5 s^{-1}$ werden die Linien fast immer gebildet und es wird nach ungefähr 40 Sekunden ein stationärer Zustand erreicht.

B = 0,4 m

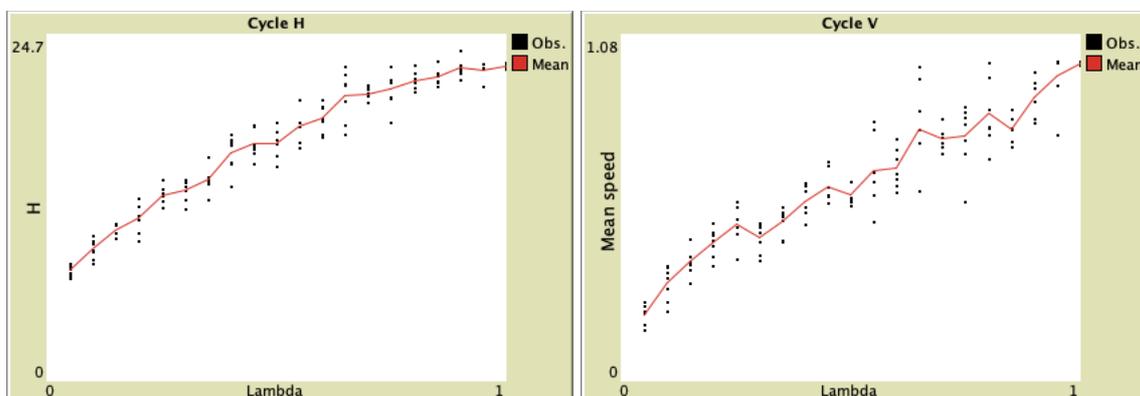


Abbildung 45: Messung des Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit nach 90 Sekunden bei einem Interaktionsabstand von 0,4m

Bis zu einem Lambdawert von $0,25 \text{ s}^{-1}$ bewegen sich die Fußgänger zu Beginn der Simulation viel, jedoch wird nimmt diese Bewegung schnell ab und es bildet sich zum Ende der Simulationszeit fast eine Gitterstruktur, siehe Abbildung 46. In diesem Zustand bleiben die Fußgänger fast auf ihrer Stelle, da sie sich aufgrund des hohen Interaktionsabstandes immer wieder aufgrund von Abstoßung vor und zurück bewegen. In diesen Fällen sinkt H fast schlagartig ab.

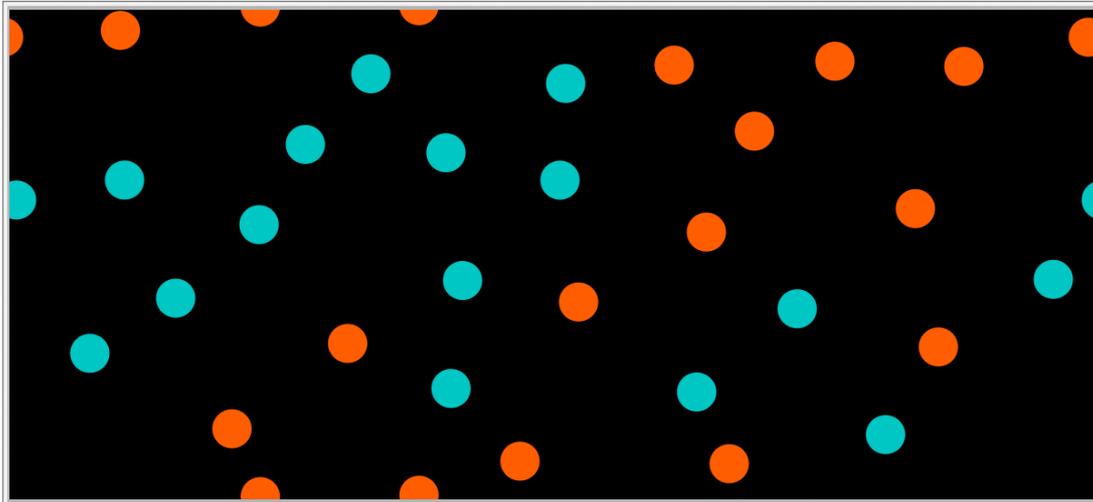


Abbildung 46: Visualisierung der gebildeten Gitterstruktur bei $b=0,4\text{m}$ und $\lambda=0,1\text{s}^{-1}$

Zwischen $\lambda = 0,3 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,35 \text{ s}^{-1}$ nimmt das System keinen geordneten Zustand an. Hierbei können anders als zuvor nicht mal eine Gitterstruktur gebildet werden. Somit ist kein Muster zu erkennen. Für Lambdawerte zwischen $0,4 \text{ s}^{-1}$ und $0,55 \text{ s}^{-1}$ sind im Wechsel leichte Anzeichen von Linienbildung und Stau erkennbar, weshalb sich kein stationärer Zustand einstellen kann. Im Bereich von $\lambda = 0,6 \text{ s}^{-1}$ und $\lambda = 0,9 \text{ s}^{-1}$ sind die Linie etwas länger zu erkennen (siehe Abbildung 47), aber der stationäre Zustand kann trotzdem nicht aufrechterhalten werden, da der Interaktionsabstand zu hoch ist und sich die Fußgänger somit gegenseitig behindern.

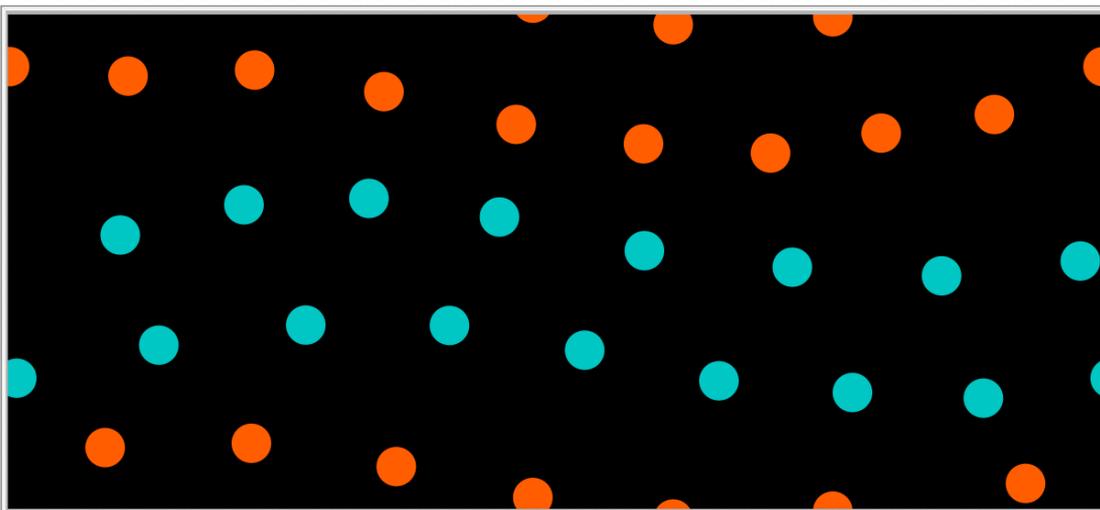


Abbildung 47: Visualisierung des Bewegungsverhaltens der Fußgänger bei $b=0,4\text{m}$ und $\lambda=0,65\text{s}^{-1}$

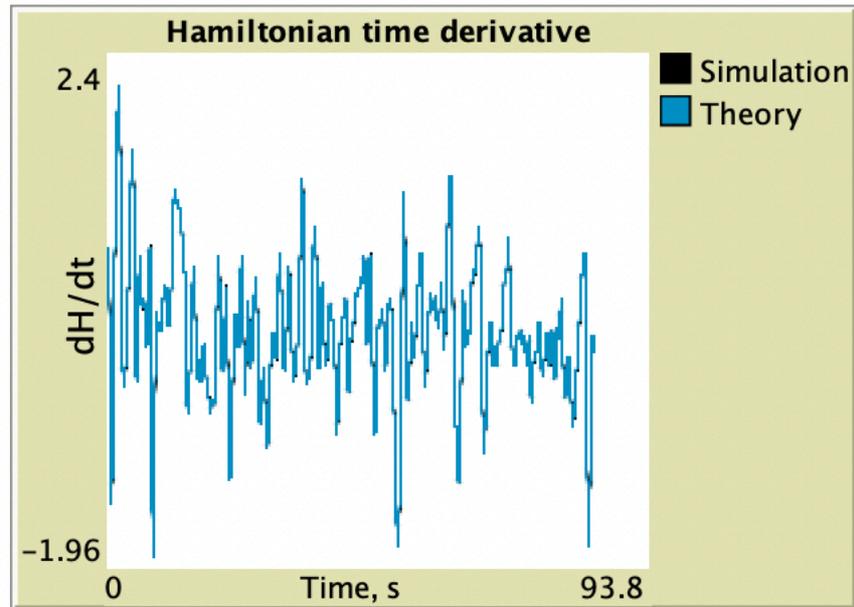


Abbildung 48: zeitliche Ableitung des Hamiltonian bei $b=0,4m$ und $\lambda=0,75s^{-1}$

In Abbildung 48 ist die zeitliche Ableitung des Hamiltonian zusehen, welcher aufgrund der enormen Schwankungen zeigt, dass sich das System bei $\lambda = 0,75 s^{-1}$ in keinem geordneten Zustand befindet und somit in dieser Simulation auch keine Linien gebildet werden konnten.

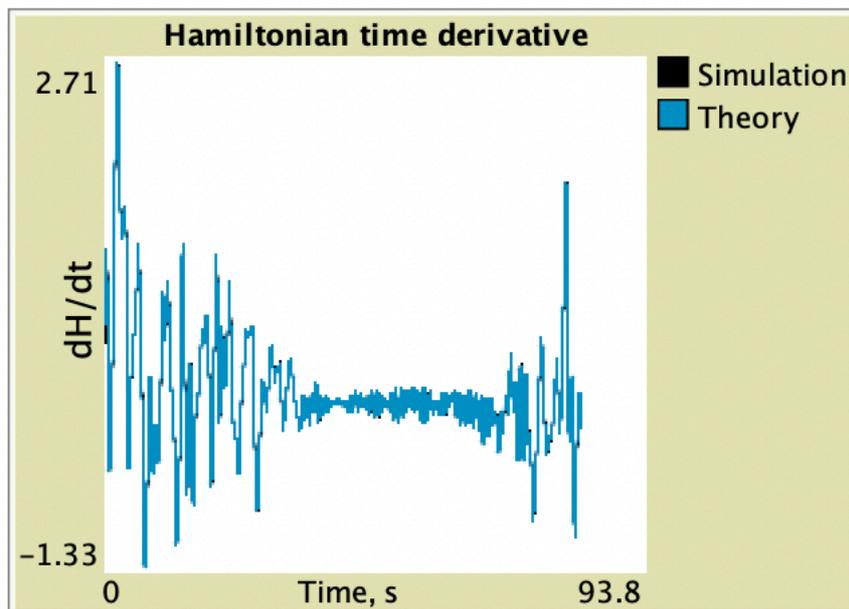


Abbildung 49: zeitliche Ableitung des Hamiltonian bei $b=0,4m$ und $\lambda=0,85s^{-1}$

Der Verlauf der zeitlichen Ableitung des Hamiltonian bei $\lambda = 0,85 s^{-1}$ wie in Abbildung 49 zeigt, dass in der Zeit, in der die Ableitung des Hamiltonian größtenteils konstante Werte liefert, Linien gebildet werden. Es ist aber auch zu erkennen, dass dieser Zustand

nicht durchgehend aufrechterhalten bleibt und gestört wird. $\lambda > 0,9 \text{ s}^{-1}$ zeigt in dieser Hinsicht bessere Ergebnisse. Wenn einmal Linien gebildet werden können, bleiben diese auch erhalten, aber es fällt auf, dass die Linienbildung von den Anfangspositionen abhängen.

4.4.4 Auswertung der Simulationsergebnisse

In diesem Kapitel werden anhand der durchgeführten Simulationen die kritischen Parameterwerte für die Linienbildung identifiziert und zudem erläutert, wie sich die Wunschgeschwindigkeit und der Interaktionsabstand darauf auswirken.

Aufgrund der durchgeführten Simulationen bei $t - wait = 90 \text{ s}$ mit den voreingestellten Parametern aus dem Grundmodell wird der kleinstmögliche Wert für Lambda, bei dem stetig Linien gebildet werden und auch ein stationärer Zustand erreicht wird, als $0,6 \text{ s}^{-1}$ festgelegt. Trotzdem sollte berücksichtigt werden, dass $\lambda = 0,55 \text{ s}^{-1}$ ebenfalls gute Ergebnisse bezüglich der Linien liefert, aber die Konstanz der Simulationen nach 90 Sekunden kritisiert werden kann. Aus diesem Grund sollte dieser Lambdawert für höhere Simulationszeiten nicht vernachlässigt werden. Es wird zudem angenommen, dass größere Wunschgeschwindigkeiten zu noch kleineren Schwellenwerten für Lambda führen können.

Bezüglich der Wunschgeschwindigkeit stellt sich heraus, dass je kleiner die Geschwindigkeit ist desto höhere Werte muss Lambda erreichen, damit der stationäre Zustand erreicht wird und Linien gebildet werden. Beispielweise wird bei $u = 0,5 \text{ m/s}$ ein Lambda von $0,95 \text{ s}^{-1}$ benötigt, um den stationären Zustand zu erreichen. Auch ist auffallend, dass die Messwerte vom Hamiltonian und der mittleren Geschwindigkeit bei geringen Wunschgeschwindigkeiten sehr stark voneinander abweichen. Dies ist damit begründbar und auch so vorstellbar, als hätten die Fußgänger kein eigenes Ziel und würden nur auf ihre Nachbarn reagieren. Je mehr sich die Wunschgeschwindigkeit an den höchsten untersuchten Wert von $u = 1 \text{ m/s}$ annähert desto geringer wird das benötigte Lambda, bis die Bildung von Linien erzielt werden kann. Ebenso werden die Messwerte bei diesen Geschwindigkeiten konstanter, weil auch ein realistischeres Verhalten reproduziert werden kann.

Der Interaktionsabstand hingegen wirkt mit geringeren Abständen positiv auf die Linienbildung, aber es muss auch überprüft werden, ob diese Verhaltensweisen realistisch sind. So werden bei einem Interaktionsabstand von $0,1 \text{ m}$ fast sofort Linien gebildet, jedoch bewegen sich die Fußgänger in der Simulation teilweise durch ihre Nachbarn hindurch. Sobald der Abstand größer als der des Grundmodells ist, wie zum Beispiel $b=0,4 \text{ m}$, wirkt sich das negativ auf die Linienbildung aus, da es nicht realisierbar ist, so große Abstände einzuhalten. Selbst wenn manchmal Linien gebildet werden, ist es durchaus möglich, dass diese wieder aufgelöst werden, weil die Fußgänger versuchen die Abstände einzuhalten.

5. Fazit und Ausblick

Grundsätzlich können Modelle in der Fußgängerdynamik dabei hilfreich sein, bestimmte Verhaltensweisen und mögliche Gefahren vorherzusagen, jedoch ist es aktuell ein nicht vollständig erforschtes Thema. So gibt es viele Unterschiede zwischen den Modellen durch diverse Vereinfachungen und dem vorgesehenen Anwendungsbereich sowie teilweise auch das Vorhandensein von einigen Widersprüchen. Das liegt an der Komplexität der Fußgängerdynamik, denn die Betrachtung dieser ist auf physikalischer, physiologischer, psychologischer und sozialer Ebene möglich. Insbesondere die soziopsychologischen Faktoren haben einen großen Einfluss auf die Fußgänger und deren Verhaltensweisen, jedoch ist die Berücksichtigung dieser Faktoren bei einer Modellierung schwierig.

Insgesamt werden mehr empirische Daten benötigt, um die Prinzipien von Fußgängerdynamiken besser zu verstehen, aber auch um die Parameter für Modelle präziser und somit realistischer zu gestalten. Problematisch hierbei ist die Datenerfassung der Fußgänger, da die Sensorik dafür in den meisten Fällen nicht vorhanden ist.

Das in dieser Arbeit analysierte Modell nach Tordeux & Totzeck erweist aufgrund der geringen Parameteranzahl eine vergleichsweise geringe Komplexität. Dadurch ergibt sich ein einfacher und schneller Simulationsablauf für verschiedene Bewegungsrichtungen der Fußgänger. Die geringe Anzahl an Parametern bringt aber auch Grenzen mit sich und erlaubt eine Anwendung nur für bestimmte Anwendungsfälle. Aus diesem Grund muss umso mehr auf die Verwendung von realistischen Parameterwerten geachtet werden, da ansonsten Effekte auftreten können, die in der Realität nicht auftreten würden.

Neben den Vorhersagen von Verhaltensweisen ist auch denkbar, dass realistische Simulationsergebnisse im Krisenmanagement sowie bei der Planung in der Architektur oder im Städtebau verwendet werden können, um bestimmte Effekte gezielt zu schaffen oder zu vermeiden und den Fluss dadurch zu optimieren.

Für Analysen in den kommenden Jahren ist die Zunahme an realen und simulierten Daten sehr wichtig, da dadurch verbesserte Vorhersagen ermöglicht werden, insbesondere durch machine learning. Trotzdem muss beachtet werden, dass es sich hierbei um ein sehr komplexes und aufwendiges Verfahren handelt, da hohe Datenmengen benötigt werden und viele Parameter berücksichtigt werden müssen.

Auch ist zu erwarten, dass in der Zukunft weitere Untersuchungen häufiger mittels deep learning und virtual reality durchgeführt werden, da sie sich an neue Situationen anpassen und diese auch virtuell für die Nutzer veranschaulichen können. Dadurch wäre das Hinzufügen eines interaktiven Aspekts möglich, wodurch einige Zusammenhänge verständlicher werden können.

6. Literaturverzeichnis

- [1] Maik Boltes, Jun Zhang, Antoine Tordeux, Andreas Schadschneider, Armin Seyfried (2018) Empirical Results of Pedestrian and Evacuation Dynamics, Springer Science+Business Media LLC R. A. Meyers (ed.), Encyclopedia of Complexity and Systems Science
- [2] Andrea Portz Eindimensionale Modellierung der Fußgängerdynamik – Quantitative Validierung und Aspekte der Rechenzeit, Berichte des Forschungszentrums Jülich; 4296 ISSN 0944-2952 Jülich Supercomputing Centre (JSC)
- [3] Andreas Schadschneider, Armin Seyfried (2021) die Physik von Menschenströmen: Menschen sicher leiten und evakuieren, The Authors. Physik in unserer Zeit published by Wiley-VCH GmbH
- [4] Predtetschenski W, Milinski A (1971) Personenströme in Gebäuden – Berechnungsmethoden für die Modellierung. Müller, Köln-Braunsfeld
- [5] FRUIN, J.J. Pedestrian Planning and Design. Metropolitan Association of Urban Designers and Environmental Planners, New York, 1971
- [6] A. Seyfried, M. Boltes, J. Kähler, W. Klingsch, A. Portz, A. Schadschneider, B. Steffen, and A. Winkens. Enhanced empirical data for the fundamental diagram and the flow through bottlenecks. In Pedestrian and Evacuation Dynamics 2008. Springer, 2008
- [7] Chattaraj U, Seyfried A, Chakroborty P (2009) Comparison of pedestrian fundamental diagram across cultures. Adv Complex Syst 12(3):393–405
- [8] Helbing D, Johansson A, Al-Abideen HZ (2007) Dynamics of crowd disasters: an empirical study. Phys Rev E 75:046109
- [9] Morrall JF, Ratnayake LL, Seneviratne PN (1991) Comparison of central business district pedestrian characteristics in Canada and Sri Lanka. Transp Res Rec 1294:57
- [10] Lam WHK, Lee JYS, Chan KS, Goh PK (2003) A generalised function for modeling bi-directional flow effects on indoor walkways in Hong Kong. Transp Res A Policy Pract 37:789–810
- [11] Navin FD, Wheeler RJ (1969) Pedestrian flow characteristics. Traffic Eng 39:30–36
- [12] Pushkarev B, Zupan JM (1975) Capacity of walkways. Transp Res Rec 538:1–15
- [13] Predtechenskii VM, Milinskii AI (1978) Planing for foot traffic flow in buildings. Amerind Publishing, New Delhi. Translation of: Proekttirovanie Zhdanii s Uchetom Organizatsii Dvizheniya Lyuddskikh Potokov, Stroizdat Publishers, Moscow 1969

- [14] Oeding D. Verkehrsbelastung und Dimensionierung von Gehwegen und anderen Anlagen des Fußgängerverkehrs. Forschungsbericht 22, Technische Hochschule Braunschweig, 1963
- [15] Liu X, Song W, Zhang J (2009) Extraction and quantitative analysis of microscopic evacuation characteristics based on digital image processing. *Physica A* 388(13):2717–2726
- [16] Weidmann U (1993) Transporttechnik der Fussgänger. Technical report. Schriftenreihe des IVT Nr. 90, Institut für Verkehrsplanung, Transporttechnik, Strassen- und Eisenbahnbau, ETH Zürich
- [17] Seyfried A, Steffen B, Klingsch W, Boltes M (2005) The fundamental diagram of pedestrian movement revisited. *J Stat Mech* 2005:P10002
- [18] Ziemer V, Seyfried A, Schadschneider A (2016) Congestion dynamics in pedestrian single-file motion. In: *Traffic and granular flow 2015*
- [19] Fruin JJ (1971) *Pedestrian planning and design*. Elevator World, New York
- [20] Zhang J, Klingsch W, Schadschneider A, Seyfried A (2012b) Ordering in bidirectional pedestrian flows and its influence on the fundamental diagram. *J Stat Mech Theory Exp* 2012:P02002
- [21] Daamen W, Hoogendoorn SP (2006) Flow-density relations for pedestrian traffic. In: Schadschneider A et al (eds) *Traffic and granular flow '05*. Springer, Berlin
- [22] Seyfried A, Rupperecht T, Passon O, Steffen B, Klingsch W, Boltes M (2007) Capacity estimation for emergency exits and bottlenecks. In: *Interflam 2007 – conference proceedings*
- [23] Yamori K (1998) Going with the flow: micro-macro dynamics in the macrobehavioral patterns of pedestrian crowds. *Psychol Rev* 105:530–557
- [24] Bernhard Schneider die Simulation menschlichen Panikverhaltens: ein Agenten-basierter Ansatz, Vieweg+Teubner Verlag, Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH 2011
- [25] Wouter van Toll, Julien Pettré. *Algorithms for Microscopic Crowd Simulation: Advancements in the 2010s*. Computer Graphics Forum, Wiley, 2021, Eurographics 2021, 40 (2)
- [26] Mohcine Chraïbi, Antoine Tordeux, Andreas Schadschneider, Armin Seyfried *Modelling of Pedestrian and Evacuation Dynamics*, Springer Science+Business Media LLC 2018 R. A. Meyers (ed.), *Encyclopedia of Complexity and Systems Science*
- [27] Daamen W (2004) *Modelling passenger flows in public transport facilities*. PhD thesis, Technical University of Delft

- [28] Hoogendoorn SP, Bovy PHL, Daamen W (2002) Microscopic pedestrian wayfinding and dynamics modelling. In: Pedestrian and evacuation dynamics, pp 123–154
- [29] VAN TOLL W., GRZESKOWIAK F., LÓPEZ A., AMIRIAN J., BERTON F., BRUNEAU J., DANIEL B. C., JOVANE A., PETTRÉ J.: Generalized microscopic crowd simulation using costs in velocity space. In Proc. ACM SIGGRAPH Symp. Interactive 3D Graphics and Games (2020)
- [30] Fiorini P, Shiller Z (1998) Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles. *Int J Robot Res* 17:760772
- [31] VAN DEN BERG J., LIN M., MANOCHA D.: Reciprocal velocity obstacles for real-time multi-agent navigation. In Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation (2008), IEEE, pp. 1928–1935
- [32] VAN DEN BERG J. P., GUY S. J., LIN M. C., MANOCHA D.: Reciprocal n-body collision avoidance. In Proc. 14th Int. Symp. Robotics Research (2011), pp. 3–19
- [33] GUY S. J., CHHUGANI J., CURTIS S., DUBEY P., LIN M. C., MANOCHA D.: PLEdestrians: a least-effort approach to crowd simulation. In Proc. ACM SIGGRAPH/Eurographics Symp. Computer Animation (2010), Eurographics Association, pp. 119–128
- [34] Wouter van Toll, Julien Pettré (2021), [youtube.com/watch?v=JvTwzPh3Bww](https://www.youtube.com/watch?v=JvTwzPh3Bww)
- [35] Hirai K, Tarui K (1975) A simulation of the behavior of a crowd in panic. In: Proceedings of the 1975 international conference on cybernetics and society, San Francisco, pp 409–411
- [36] Helbing D, Molnár P (1995) Social force model for pedestrian dynamics. *Phys Rev E* 51:4282–4286
- [37] Helbing D, Farkas I, Molnár P, Vicsek T (2002) Simulation of pedestrian crowds in normal and evacuation situations. In: Schreckenberg M, Sharma SD (eds) Pedestrian and evacuation dynamics. Springer, Berlin/ Heidelberg, pp 21–58
- [38] K. Lewin, editor. *Field Theory in Social Science*. Greenwood Press, Publishers, 1951
- [39] Nicola Bellomo, Christian Dogbe On the Modeling of Traffic and Crowds: A Survey of Models, Speculations and Perspectives, 2011 Society for Industrial and Applied Mathematics, *Siam review*, Vol. 53, No. 3, pp. 409–463
- [40] L. F. Henderson, The statistics of crowd fluids, *Nature*, 229 (1971), pp. 381–383
- [41] ZANLUNGO F., IKEDA T., KANDA T.: Social force model with explicit collision prediction. *EPL (Europhysics Letters)* 93, 6 (2011), 68005
- [42] KARAMOUZAS I., SKINNER B., GUY S. J.: Universal power law governing pedestrian interactions. *Phys. Rev. Lett.* 113 (2014), 238701:1–5

- [43] Nagel K, Schreckenberg M (1992) A cellular automaton model for freeway traffic. *J Phys I France* 2:2221
- [44] AEA Technology: A Technical Summary of the AEA EGRESS Code. Technical report. AEAT/NOIL/27812001/002(R) Issue 1, 2002
- [45] WEIDMANN, U. Transporttechnik der Fußgänger - Transporttechnische Eigenschaften des Fußgängerverkehrs (Literaturauswertung). Schriftenreihe des IVT 90, ETH Zürich, 1993. Zweite, ergänzte Auflage
- [46] C. Kinkeldey und M. Rose, „Fußgängersimulation auf der Basis sechseckiger zellulärer Automaten.“ in *Forum Bauinformatik 2003 – Junge Wissenschaftler forschen*, K. Kaapke, A. Wulf, Eds., Aachen, Deutschland: Shaker, 2003, pp. 77-86
- [47] Blue VJ, Adler JL (2000) Cellular automata micro-simulation of bi-directional pedestrian flows. *J Transp Res Board* 1678:135–141
- [48] Blue VJ, Adler JL (2002) Flow capacities from cellular automata modeling of proportional splits of pedestrians by direction. In: Schreckenberg M, Sharma SD (eds) *Pedestrian and evacuation dynamics*. Springer, Berlin/ Heidelberg
- [49] LERNER A., CHRYSANTHOU Y., LISCHINSKI D.: Crowds by example. *Comput. Graph. Forum* 26, 3 (2007), 655–664
- [50] LEE K. H., CHOI M. G., HONG Q., LEE J.: Group behavior from video: A data-driven approach to crowd simulation. In *Proc. ACM SIGGRAPH/Eurographics Symp. Computer Animation (2007)*, pp. 109–118
- [51] CHARALAMBOUS P., KARAMOUZAS I., GUY S. J., CHRYSANTHOU Y.: A data-driven framework for visual crowd analysis. *Comput. Graph. Forum* 33, 7 (2014), 41–50
- [52] ZHAO M., TURNER S. J., CAI W.: A data-driven crowd simulation model based on clustering and classification. In *Proc. IEEE/ACM 17th Int. Symp. Distributed Simulation and Real Time Applications (2013)*, pp. 125–134
- [53] M. A. Nielsen, *Neural networks and deep learning*, vol. 2018. Determination press San Francisco, CA, 2015
- [54] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, “Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 15, no. 56, pp. 1929–1958, 2014
- [55] *Numerische Simulationen*, 2001 Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg: <https://www.spektrum.de/lexikon/geographie/numerische-simulation/5570>
Zugriff: 10.09.2022
- [56] Arbeit mit NetLogo-Simulationen: <https://lehrerweb.wien/praxis/arbeit-mit-netlogo-simulationen>, Zugriff: 10.09.2022
- [57] Antoine Tordeux, Claudia Totzeck (2021) Multiscale description of pedestrian collective dynamics with port-Hamiltonian systems