BACHELORARBEIT

Navigation around pedestrian groups and queueing using a dynamic adaption of traveling times in the Fast Marching Algorithm

Navigation um Gruppen und Schlangenbildung durch dynamische Anpassung der Reisegeschwindigkeit im Fast Marching Algorithmus

Autor:	Benedikt Zönnchen
Matrikel-Nr.:	02357310
Betreut durch:	Prof. Dr. Gerta Köster
Fakultät:	Mathematik und Informatik
Studienrichtung:	Informatik
Abgabetermin:	17.09.2013

Abstract

Is there a way to influence the medium scale navigation of pedestrians by taking other pedestrians into account and how can this phenomenon increase the realism of the simulation? Inspired by Dirk Hartmann, the Optimal Steps Model, which was developed at the University of Applied Sciences Munich, is extended to navigation around pedestrain groups and queueing. In his contribution, Dirk Hartmann considers a new method for dynamic medium scale navigation in microscopic pedestrian simulation. The central idea is to replace the constant speed function $F = 1$ in the Eikonal equation by a speed function that depends on the local density. A new contribution is to calculate potential differentials to consider the influence of walking direction and walking speed on navigation behavior. Another important part of this work is a first contribution to forced-based modelling of queueing. The idea is to increase the speed F for areas with a high local pedestrian density. An adequate definition of density is required and has to be discussed. It will be shown that the measurement of the density can be done efficiently using image processing techniques.

Zusammenfassung

Können Personen andere Personen in ihrer Navigation mittlerer Reichweite beeinflussen und wenn ja, wie können wir diese Phänomen nutzen um die Realitätsnähe der Simulation zu verbessern? Inspiriert durch Dirk Hartmann, wird das Optimal Steps Model, welches an der Hochschule für angewandte Wissenschaften München entwickelt wurde, um die Navigation um Gruppen und Schlangenbildung erweitert. Dirk Hartmann schlägt eine neue Methode für die dynamische Navigation über mittlere Reichweite in mikroskopischen Personenstromsimulationen vor. Die zentrale Idee ist, die konstante Reisegeschwindigkeitsfunktion $F = 1$ in der Eikonalgleichung durch eine, von der lokalen Dichte abhängigen Funktion, zu ersetzten. Ein neuer Beitrag ist die Berechnung von Potentialdifferenzen, über welche der Einfluss der Laufrichtung und der Laufgeschwindigkeit in das Navigationsverhalten der Personen eingeht. Ein weiterer wichtiger Teil der Arbeit ist ein erster Beitrag zur kraft-basierten Modellierung von Schlangenbildung. Die Idee ist die Reisegeschwindigkeit an dichten Stellen zu erhöhen. Eine adäquate Definition der Dichte wird benötigt und muss diskutiert werden. Es wird gezeigt, dass die Berechnung der Dichte unter Verwendung von Bildverarbeitungstechniken sehr effizient implementiert werden kann.

Vorwort

Ich bin sehr glücklich meinen Teil bei der Erweiterung des Optimal Steps Model beigetragen zu haben. Für das Thema selbst, die viele Zeit, welche für Verbesserungsvorschläge aufgebracht wurde und für die Unterstützung außerhalb der Bachelorarbeit möchte ich dem ganzen Forschungsteam, insbesondere meiner Betreuerin Fr. Prof. Dr. Köster, danken.

Diese Arbeit stellt für mich die Vollendung meines Bachelorstudiums dar und ist die Ernte für drei schöne Jahre an der Hochschule München. Viele Menschen haben ihren Teil hierzu beigetragen. Zu jeder Zeit wurden meine Bestrebungen von allen Professoren und Mitarbeitern der Hochschule München unterstützt. Hierfür möchte ich mich bedanken. Ein weiterer Dank geht an die Studienstiftung des deutschen Volkes und das Max Weber-Programm, welche mich in finanzieller und ideeller Weise gefördert haben und noch immer fördern. Im Zuge der erfolgreichen Aufnahme in diese Begabtenförderungsprogramme möchte ich Herrn Prof. Dr. Werner und Herrn Prof. Dr. Zugenmaier danken. Für eine wundervolle Zeit, bedanke ich mich bei der Fachschaft der Fakultät für Mathematik und Informatik.

Ich bedanke mich bei allen Förderern, die mich von klein auf unterstützt haben und es mir ermöglicht haben, ein möglichst normales Leben zu führen. Mein allergrößter Dank geht an meine Familie und Freunde, die die richtigen Weichen gelegt, mir mit Rat und Tat zur Seite standen und zu jederzeit versucht haben, das Beste aus der Situation zu machen. Die Arbeit widme ich meinem Vater, der sich sicherlich sehr für mich gefreut hätte.

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung **1**

1.1 Motivation 1
1.2 Das Optimal Steps Model 2
1.3 Navigationsverhalten der Personen 3
1.4 Das Ziel dieser Arbeit 4
1.5 Herangehensweise 5
1.6 Abgrenzung 6

2 Die statische Navigation mittlerer und weiter Reichweite **7**

2.1 Die Berechnung des Zielpotentialfeldes 7
2.2 Der Algorithmus von Dijkstra 9
2.3 Die Fast Marching Methode 9
2.3.1 Berechnung der Reisezeit 11

3 Strategien der Dichtemessung **15**

3.1 Eine einfache Definition für Dichte 16
3.2 Die Voronoi-Dichte 17
3.2.1 Das Voronoi-Diagramm 17
3.2.2 Dichtemessung mithilfe des Voronoi-Diagramms 18
3.3 Kontinuierliches Dichtemaß nach Seitz u. Köster 20
3.3.1 Gaußverteilung 21
3.4 Vergleich der Dichtemessungen 22

4 Das Dynamische Zielpotentialfeld **23**

4.1 Die Idee von Dirk Hartmann 25
4.1.1 Problematik 27
4.2 Grenzen des dynamischen Zielpotentialfeldes 28

4.3 Erweiterung der Navigation um Gruppen 28
4.3.1 Distanz zwischen Personen 29
4.3.2 Distanzänderung zwischen Person und Ziel 29
4.3.3 Gewichtungsfunktion 34
4.3.4 Funktion für die Reisegeschwindigkeit für die Navigation um Gruppen 36
4.4 Die Schlangenbildung 37
4.4.1 Schlangenbildung mit mehreren Schlangen 39
4.4.2 Funktion für die Reisegeschwindigkeit der Schlangenbildung 39
4.5 Erzeugung der Zielpotentialfelder 41
4.6 Grenzen des Modells 41

5 Implementierung 43
5.1 Das gewichtete kontinuierliche Dichtemaß 43
5.1.1 Naive Personendichteberechnung 44
5.1.2 Berechnung über die diskrete Faltung 44
5.1.3 Laufzeitvergleich der Personendichteberechnungen 48
5.1.4 Ergebnisvergleich der Personendichteberechnungen 49
5.2 Das dynamische Zielpotentialfeld 51
5.3 Designentscheidungen 52

6 Kalibrierung, Validierung & Tests 55
6.1 Kalibrierung der Parameter 55
6.2 Leistung & Laufzeit 58
6.3 Steigerung der Realitätsnähe 60
6.3.1 Alternative Pfadwahl 60
6.3.2 Streuung an Ecken 63
6.3.3 Bahnenbildung 64
6.3.4 Schlangenbildung mit einer Schlange 66
6.3.5 Schlangenbildung mit mehreren Schlangen 69

7 Bewertung & Ausblick 71

Literaturverzeichnis I

Abbildungsverzeichnis

1.1 Problemstellung 4

2.1 Visualisierung eines Zielpotentialfeldes 7
2.2 Vergleich zwischen Dijkstra und Fast Marching Method 9
2.3 Funktionsweise des Fast Marching Algorithmus 10
2.4 Relevante Gitterpunkte der Reisezeitberechnung 11

3.1 Einfluss der Hindernisdichte 15
3.2 Einfache Definition für Dichte 16
3.3 Voronoi-Diagramm 17
3.4 Unterschiedliche Definition der Voronoi-Dichte 19

4.1 Grundprinzip des dynamischen Zielpotentialfeldes 25
4.2 Problem der statischen Gewichtung 27
4.3 Einfluss der Distanzänderung auf das Navigationsverhalten 30
4.4 Distanzänderung zu Zielen 31
4.5 Aussagekraft der Potentialdifferenzen 32
4.6 Überblick des Informationsflusses 33
4.7 Die Gewichtungsfunktion r 35
4.8 Prinzip der Schlangenbildung 38
4.9 Abhängigkeit zwischen der Reisegeschwindigkeit F und der Personendichte D_p 40

5.1 Visualisierung der Dichte 48
5.2 Szenario für den Ergebnisvergleich der Dichtemessungen 49
5.3 Paketstruktur 52
5.4 Klassendiagramm der Zeitkostenfunktionen 53

5.5 Klassendiagramm der Gewichtungsfunktionen 54

6.1 Evakuierungsszenario 56
6.2 Pfadwahlszenario unter Verwendung des statischen Potentialfeldes . 60
6.3 Pfadwahlszenario unter Verwendung des dynamischen Potentialfeldes 61
6.4 Diskretisierungseffekt 62
6.5 Szenario der Streuung an Ecken 63
6.6 Bahnenbildungsszenario 64
6.7 Komplexes Bahnenbildungsszenario 65
6.8 Einfaches Schlangenbildungsszenario mit einem Ziel 67
6.9 Schlangenbildungsszenario mit Bildung von Teilschlangen 68
6.10 Schlangenbildung mit fest zugeordneten Zielen 69
6.11 Schlangenbildungsszenario mit zwei frei wählbaren Zielen 69

Tabellenverzeichnis

5.1 Laufzeitvergleich der unterschiedlichen Dichtemessungen 48
5.2 Absolute Fehler der Messergebnisse 50
5.3 Relative Fehler der Messergebnisse 51

6.1 Mittelwerte der Evakuierungszeiten unter Verwendung der dynamischen Gewichtung 56
6.2 Mittelwerte der Evakuierungszeiten unter Verwendung der konstanten Gewichtung 57
6.3 Überblick der Parameter der Reisegeschwindigkeitsfunktionen . . . 58
6.4 Laufzeitvergleich 58

1 Einleitung

1.1 Motivation

Für die Planung neuer oder die Veränderung bestehender Infrastrukturen wie Flughäfen, Großgebäude, Konzerthallen, Fußballstadien oder U-Bahnhaltestellen ist es wichtig, die Dynamik von Personenströmen zu verstehen. Dadurch können Gefahrenzonen, die durch die Einschränkung der Bewegungsfreiheit entstehen, frühzeitig erkannt werden. Durch Analyse der Szenarien kann der Fluss von Personenströmen erhöht werden. Das führt zu einer Verringerung von Evakuierungszeiten bzw. zu einem höheren Durchsatz bei der Abfertigung von Menschenmassen [Köster u. a., 2011] und damit auch zu Kostenersparnissen. Diese Erkenntnisse können dann zum Beispiel an Flughäfen oder vor Stadien zum Einsatz kommen.

All diese Anwendungsgebiete erfordern realistische Simulationsmodelle, die jederzeit kostengünstig und schnell ermöglichen, große Szenarien durchzuspielen. Die Qualität des Simulationsmodells kann dabei nur über einen Vergleich mit der Realität bestimmt werden [Schadschneider u. Seyfried, 2011].

Es gibt zahlreiche Vorschläge zur Modellierung von Personenströmen. Zu den bekanntesten zählen differentialgleichungsbasierte DEM-Modelle (Discrete-Element-Method), wie etwa das Social-Force-Model, und Modelle die auf zellulären Automaten basieren. Beide Modelle bringen einige Nachteile mit sich.

Zelluläre Automaten sind diskretisiert in Raum und Zeit. Eine grobe Ortsdiskretisierung ruft Artefakte, wie zum Beispiel bevorzugte Routenwahl in Richtung der Symmetrieachsen der Diskretisierung, hervor. Personen der zellulären Automaten

sind gezwungen von Zelle zu Zelle zu laufen und können keinen direkten Weg wählen [Köster u. a., 2011].

Das Social-Force-Model ist von den Newtonschen Gesetzen inspiriert und arbeitet, anders als der zelluläre Ansatz, im kontinuierlichen Raum und mit kontinuierlicher Zeit. Kräfte, die zwischen Personen untereinander, zwischen Personen und Hindernissen und zwischen Personen und Zielen wirken, motivieren die Bewegung. Bei diesem Ansatz kommt es allerdings zu oszillierenden Bewegungsabläufen. Ein weiterer Nachteil sind die unter Umständen eintretenden Überlappungen der Personen. Diesem Phänomen muss auf Kosten erhöhter Modellkomplexität entgegengewirkt werden. Insgesamt ist der Berechnungsaufwand im Vergleich zum zellulären Ansatz deutlich höher [Chraibi u. a., 2011; Köster u. a., 2013].

1.2 Das Optimal Steps Model

An der Hochschule für angewandte Wissenschaften München wurde von Michael Seitz, Isabella von Sivers und Gerta Köster ein neues Modell, das Optimal Steps Model (OSM) entwickelt. Dieses Modell ist inspiriert durch die Vorteile der differentialgleichungsbasierten DEM-Modelle und der Modelle, die auf zellulären Automaten basieren. Das Bewegungsmodell beruht weiterhin auf Kräften, wie dies beim Social-Force-Modell der Fall ist. Die Geschwindigkeit wird allerdings nicht durch diese Kräfte bestimmt. Die Kräfte werden als Gradient eines skalaren Potentials aufgefasst. Durch Superposition der Teilpotentiale wird jeder Person l, in jedem Punkt $\vec{x}$ im Raum, ein Gesamtpotential P_l zugeordnet. Das Hindernispotential P_o und das Personenpotential P_p haben eine abstoßende, das Zielpotential P_t eine anziehende Wirkung. Es gilt:

$$P_l(\vec{x}) = P_t(\vec{x}) + \sum_{i=1, l\neq i}^{n} P_{p,i}(\vec{x}) + \sum_{j=1}^{m} P_{o,j}(\vec{x}) \tag{1.1}$$

mit $n-1$ anderen Personen und m Hindernissen im Szenario [Seitz u. Köster, 2012]. Die Schrittweite bzw. Geschwindigkeit bestimmt den Radius eines Schrittkreises der Personen. Innerhalb dieses Kreises suchen sich die Personen den für sie

attraktivsten Punkt. Dieser ist gegeben durch das Minimum des Potentials durch das die auf die Person wirkenden Kräfte ausgerückt werden [Seitz u. Köster, 2012; von Sivers, 2013]. Das Potentialfeld hat somit direkte Auswirkungen auf die Bewegungsrichtung, Schrittweite und damit auf die Geschwindigkeit. Alle Personen, die das gleiche Ziel haben, teilen sich das gleiche Zielpotentialfeld. Das Zielpotentialfeld sorgt dafür, dass Personen versuchen, den schnellsten bzw. kürzesten Weg zum Ziel zu wählen. Für das Zielpotential bleiben alle anderen Personen, die sich im Szenario befinden, bisher unberücksichtigt. Das heißt, dass sich das System für die Berechnung des Zielpotenzials immer im gleichen Zustand befindet. Somit müssen die Zielpotentiale im bestehenden Simulator nur einmal am Anfang berechnet werden. Im Rahmen dieser Arbeit wird eine Anpassung des OSM bzw. des Simulators, der für dieses Modell geschaffen wurde, durchgeführt.

1.3 Navigationsverhalten der Personen

Das Navigationsverhalten der einzelnen Personen in der Personenstromsimulation ist für eine realistische Simulation von größter Bedeutung. Die Navigation in den vorherrschenden Modellen kann in zwei Klassen eingeteilt werden: Die Navigation über große Reichweite sowie die Navigation über mittlere bzw. kleine Reichweiten. Betrachten wir große Reichweiten, so werden hierbei grobe Entscheidungen getroffen. Ein Beispiel wäre die Wahl eines Korridors oder welches Ziel als nächstes besucht werden muss. Die Navigation über große Reichweiten kann über einen Pfadfindungsgraphen, der alle signifikanten Punkte des Szenarios enthält, durchgeführt werden [Kneidl, 2013]. Auf kleiner bis mittlerer Distanz wählen die Personen den optimalen Pfad, also den kürzesten bzw. schnellsten Weg zum Ziel. Im OSM ist eine Navigation auf mittlere Distanz über das Zielpotential gegeben. Personen versuchen idealerweise großen Menschenansammlungen auszuweichen. Dazu ist eine dynamische Navigation mittlerer Reichweite, wie in [Hartmann u. a., 2012] beschrieben, nötig. Im OSM war diese dynamische Navigation bisher nicht integriert.

1.4 Das Ziel dieser Arbeit

Ein großes Problem am bestehenden Modell (OSM) ist der fehlende direkte Einfluss, den Personen in mittlerer bzw. weiter Distanz aufeinander ausüben. Zwar stoßen sich Personen innerhalb eines kleinen Einflussradius - realisiert durch Personenpotentiale - gegenseitig ab, doch haben weiter entferntere Personen keinen Einfluss auf den Bewegungsablauf der Personen. Größere Menschenansammlungen, denen Personen in der Realität ausweichen würden, bleiben unberücksichtigt. Ein Szenario, in dem dies sichtbar wird, ist eine Engstelle mit zwei Durchgängen

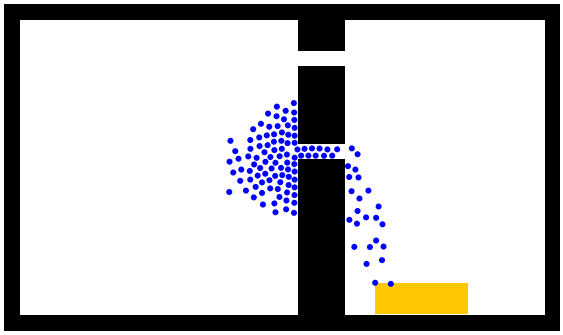


Abb. 1.1: Die Personen (blau) laufen von links nach rechts zum Ziel (gelb) in der unteren, rechten Ecke. Es kommt zur Überfüllung an der unteren Engstelle. Durch den fehlenden direkten Einfluss, den Personen in mittlerer Distanz aufeinander ausüben, bleibt der obere Eingang ungenutzt.

(siehe Abbildung 1.1). Aufgrund des statischen Zielpotenzials wählen alle Personen den gleichen Weg. Ist der erste Eingang überfüllt, so wäre es realistisch, wenn sich Personen für den zweiten, etwas weiter entfernteren Durchgang, entscheiden würden. Selbst wenn die Distanz zum Personenpulk noch etwas größer ist, müsste die Person das Problem erkennen und dementsprechend ihren Bewegungsablauf anpassen. Ein weiteres Phänomen ist die übermäßig starke Zunahme der Dichte der Personen an scharfen Ecken, wie sie auch in [Hartmann u. a., 2012] beschrieben werden. Auch in solchen Situationen müssten Personen einen abgeänderten, größeren Bogen um die Ecke einschlagen. Wir gehen immer davon aus, dass der Person alle nötigen Informationen zur Infrastruktur vorliegen.

Ziel dieser Arbeit ist es, die Zielpotentiale im OSM soweit zu modifizieren, dass Personen dichte Ansammlungen meiden. Es wird ein Vorschlag von Dirk Hartmann aufgegriffen (siehe Kapitel 4.1). Der Einfluss auf kleiner Distanz der Personen zueinander bleibt unverändert [Hartmann u. a., 2012]. Die Grenzen dieser Modifizierung sollen aufgezeigt werden.

Über die Idee von Hartmann hinausgehend wird der abstoßende Effekt einer hohen Dichte umgedreht, wodurch die Schlangenbildung sehr effizient modelliert werden kann.

1.5 Herangehensweise

Im bisherigen Modell wurde bereits das statische Zielpotential verwendet. Um den Vorschlag von Dirk Hartmann umsetzen zu können, ist es wichtig, die Bedeutung der Zielpotentiale zu verstehen. Die konkrete Implementierung muss, bevor die Erweiterung durch Einbeziehung der Personendichten integriert wird, analysiert werden.

Eine weitere große Herausforderung stellt die Wahl einer adäquaten Dichtemessung dar. Hierzu gibt es unterschiedliche Vorschläge. Teilweise wurden Algorithmen zur Dichtemessung bereits in den Simulator eingebaut. Inwieweit diese Varianten für die Berechnung des dynamischen Potentialfeldes geeignet sind, wird in dieser Arbeit untersucht (siehe Kapitel 3). Nach Analyse des bestehenden Systems bzw. der bestehenden Algorithmen folgt die Implementierung.

Ein großer und wichtiger Teil dieser Arbeit besteht in der Validierung des Ergebnisses. Die Modellparameter müssen kalibriert, die neuen Möglichkeiten aufgezeigt und ein Vergleich mit der Realität vollzogen werden. Hierfür werden geeignete Szenarien konstruiert und die Ergebnisse der Simulationen mit dem alten Modell, sowie mit unterschiedlichen Parametern und Berechnungsarten des neuen Modells, verglichen. Aufgrund fehlender Vergleichswerte aus der Realität, basiert der Vergleich zur Realität auf einer subjektiven, visuellen Bewertung.

- In Kapitel 2 wird die Bedeutung des Zielpotentialfeldes erläutert und der Fast Marching Algorithmus, welcher zur Berechnung verwendet wird, vorgestellt.
- In Kapitel 3 wird auf die unterschiedlichen Möglichkeiten der Dichtemessung eingegangen.
- In Kapitel 4 wird schließlich der Vorschlag von Dirk Hartmann, mit zusätzlichen Erweiterungen, vorgestellt. Anschließend wird eine neue Reisegeschwindigkeitsfunktion vorgestellt, welche die Schlangenbildung ermöglichen soll.
- In Kapitel 5 wird die Implementierung beschrieben. Dabei stehen die Techniken aus der Bildverarbeitung im Vordergrund.
- In Kapitel 6 werden verschiedene Szenarien vorgestellt. Zunächst werden die Modellparameter kalibriert und anschließend das Ergebnis der Szenarien bewertet. Insbesondere werden die Möglichkeiten und Grenzen der Schlangenbildung dargestellt.
- Im letzten Kapitel (7) folgt eine kurze Gesamtbewertung. Außerdem werden Anreize für zukünftige Arbeiten im Bereich des dynamischen Potentialfeldes gegeben.

1.6 Abgrenzung

Die Navigation großer Reichweite wird im OSM nicht über einen Graphen, sondern über das statische Zielpotentialfeld geregelt. Über diese Methode findet die Person, unabhängig von ihrem Sichtfeld, stets den kürzesten Weg. Der Person stehen somit zu jeder Zeit alle Informationen der Umgebung zur Verfügung. Im Rahmen dieser Arbeit gehen wir ebenfalls von dieser Annahme aus. Es findet somit keine, wie in [Kneidl u. a., 2013] beschriebene Zerteilung des dynamischen Zielpotentialfeldes anhand eines Pfadfindungsgraphen statt. Trotzdem sollte dieser Vorschlag nicht unbeachtet bleiben und selbstverständlich kann die Implementierung im nächsten Schritt dorthin überführt werden.

2 Die statische Navigation mittlerer und weiter Reichweite

2.1 Die Berechnung des Zielpotentialfeldes

Um die Reisezeit einer Person zum Ziel an jedem Punkt im Raum zu bestimmen, wird vom Ziel aus eine sich nach außen hin ausbreitende Wellenfront gestartet (siehe Abbildung 2.1). Die Reisegeschwindigkeit F basiert auf einem Geschwindigkeitsfeld, welches im ursprünglichen OSM gleichförmig angenommen wurde. Bei Hindernissen wurde die Ausbreitung der Welle gestoppt.

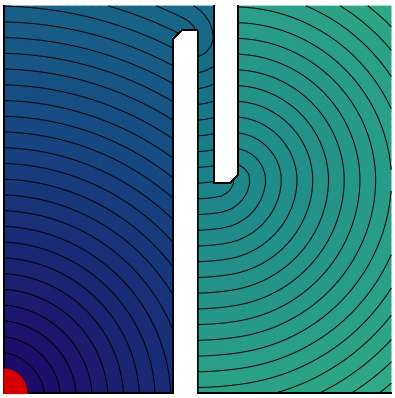


Abb. 2.1: Zielpotentialfeld für $F(\vec{x}) = 1 \ \forall \vec{x}$ mit einem Ziel links unten (rot) und Wänden (weiß) in der Mitte. Der Farbverlauf dient der Visualisierung der Potentiale. Je höher der Grünanteil an der Position (x, y) ist, desto höher ist das Potential (die Reisezeit) an dieser Position. Alle Punkte, die sich auf einer schwarzen Linie befinden, erreicht die Wellenfront zur gleichen Zeit.

Sei die Reisegeschwindigkeit der Wellenfront $F > 0$. Das heißt, die Wellenfront breitet sich stets aus. Ein Weg, um die Position und somit auch das Zielpotenzial für diese Position der sich ausbreitenden Front zu charakterisieren, ist die Reisezeit $\Phi(\vec{x})$, der Front, am Punkt $\vec{x}$ zu berechnen.

Die Gleichung der Reisezeit $\Phi(\vec{x})$ kann leicht abgeleitet werden [Sethian, 1999]. Es gilt: *Distanz = Geschwindigkeit · vergangene Zeit*. Für den eindimensionalen Fall gilt dann:

$$dx = F \cdot d\Phi \iff 1 = F \cdot \frac{d\Phi}{dx}. \tag{2.1}$$

Für den mehrdimensionalen Fall gilt:

$$||\nabla\Phi|| \cdot F = 1, \quad \Phi = 0 \text{ auf } \Gamma, \tag{2.2}$$

wobei Γ die Zielregion ist. Hängt die Reisegeschwindigkeit F nur von der Position $\vec{x}$ ab, so reduziert sich die Gleichung zur sogenannten Eikonalgleichung [Sethian, 1999]

$$|\nabla\Phi(\vec{x})| \cdot F(\vec{x}) = 1, \quad \Phi(\vec{x}) = 0 \text{ auf } \Gamma. \tag{2.3}$$

Sei nun $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ der Bereich des Szenarios. Das Zielpotentialfeld im OSM weist jeder Position $\vec{x} \in \Omega$ die Reisezeit $\Phi(\vec{x}) \in \mathbb{R}$ zum Ziel zu. Somit kann jeder Person, die sich an der Position $\vec{x}$ befindet, ein Zielpotenzial zugeordnet werden. Mit der Fast Marching Methode von Sethian wird die Eikonalgleichung sehr effizient gelöst und somit $\Phi(\vec{x})$ $\forall\vec{x} \in \Omega$ berechnet [Sethian, 1999].

2.2 Der Algorithmus von Dijkstra

Die Fast Marching Methode ist stark vom Dijkstra Algorithmus inspiriert. Der Algorithmus von Dijkstra wird zum Beispiel in Routern eingesetzt, um den kürzesten Netzwerkpfad zum Ziel zu finden. Er eignet sich allerdings nicht für die Lösung des kontinuierlichen Eikonalproblems, da in einem vorgegebenen Gitter immer von Nachbar zu Nachbar gesprungen wird und es keine Möglichkeit gibt, Wege dazwischen zu wählen (siehe Abbildung 2.2). Trotzdem übernimmt die Fast Marching Methode die Idee, dass Informationen immer vom Startgebiet nach außen fließen [Sethian, 1999].

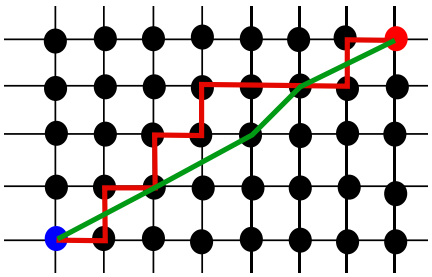


Abb. 2.2: Vereinfachter Vergleich zwischen Dijkstra und FMM: Oben rechts befindet sich das Ziel (rot) und unten links der Start (blau). Der rote Pfad repräsentiert das Ergebnis des Dijkstra Algorithmus. Der grüne Pfad repräsentiert das Ergebnis der Fast Marching Methode.

2.3 Die Fast Marching Methode

Die Fast Marching Method (FMM) ist eine numerische Technik zur Berechnung einer sich ausbreitenden Front [Sethian, 1999]. Die Methode ist nur anwendbar, wenn die Geschwindigkeit $F(\vec{x})$ stets positiv ist. Im Folgenden wird die Funktionsweise des Algorithmus beschrieben.

Zunächst werden alle Punkte eines Gitters, die zum Zielgebiet gehören, eingefroren (siehe Abbildung 2.3). Das Gitter diskretisiert den Raum. Zusätzlich wird die Reisezeit für jeden Nachbarn der eingefrorenen Punkte berechnet (siehe Kapitel

2.3.1). Alle Punkte, die noch nicht eingefroren sind und deren Reisezeit berechnet wurden, werden nach Sethain als *Narrow Band Voxels* bezeichnet. Für jede Iteration des Algorithmus wird der Punkt im Narrow Band mit der kleinsten Reisezeit eingefroren und die Reisezeit für dessen Nachbarn berechnet.

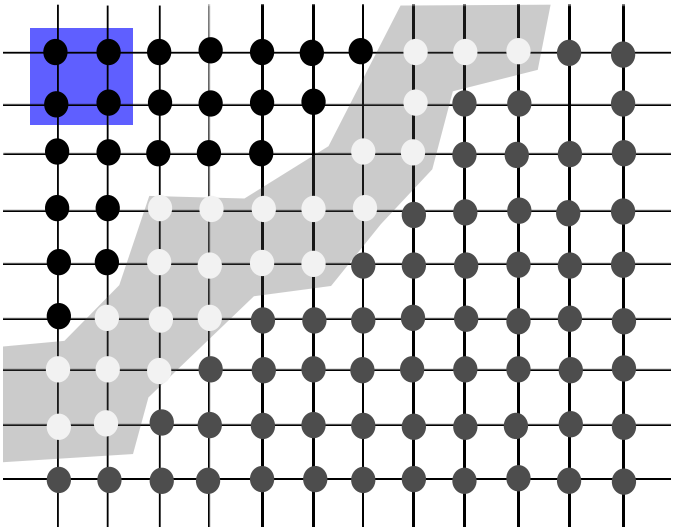


Abb. 2.3: Funktionsweise der FMM: Oben links befindet sich das Zielgebiet (blaues Gebiet). Die Narrow Band (graues Gebiet) bewegt sich nach außen und friert nach und nach alle Punkte ein (schwarz).

Eingefrorene Punkte werden zwar dazu verwendet um die Reisezeit für andere Punkte zu berechnen, ihre eigene Reisezeit muss allerdings nicht erneut berechnet werden (siehe Algorithmus 1). Es ergibt sich das Bild, dass sich das Narrow Band vom Zielgebiet hinweg ausbreitet und dabei nach und nach alle Punkte einfriert [Bærentzen, 2001]. Für den schnellen Zugriff auf das kleinste Element in der Narrow Band wird als Datenstruktur ein binärer Heap H verwendet. Schlüssel ist die Reisezeit Φ und Wert der entsprechende Punkt. Der Punkt mit der nächst kleineren Reisezeit ist stets das erste Element des Heaps. Das Entfernen des ersten Elements aus dem binären Heap und das Hinzufügen eines Elements in den Heap haben jeweils im ungünstigsten Fall eine Komplexität von $\mathcal{O}(\log(N))$, wobei N die Anzahl der Punkte ist. Jeder Punkt muss einmal besucht werden. Damit ergibt sich die Komplexität von $\mathcal{O}(N \log(N))$.

2.3.1 Berechnung der Reisezeit

Sei ein zweidimensionales Gitter G aus Punkten gegeben (siehe Abbildung 2.4). Ein Punkt $\vec{g}$ des Gitters hat die Koordinaten $\vec{g} = (x, y)$ und die Reisezeit $G_{x,y}$.

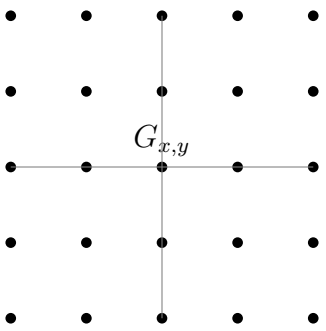


Abb. 2.4: Gitter mit Punkt $\vec{g}$ in der Mitte. Die Linien schneiden die Punkte, die bei der Berechnung der Reisezeit $\Phi(\vec{g})$ eine Rolle spielen.

Es wird, wie in [Bærentzen, 2001; Sethian, 1999], folgende Notation festgelegt:

$$D^{-x}G = G_{x,y} - G_{x-1,y}$$
$$D^{+x}G = G_{x+1,y} - G_{x,y} \iff -D^{+x}G = G_{x,y} - G_{x+1,y}$$

Die Reisezeit wird durch die Lösung der Eikonalgleichung 2.3 berechnet. Es ergibt sich für die Reisezeit $||\nabla\Phi||$

$$||\nabla\Phi(\vec{x})|| = \frac{1}{F(\vec{x})}, \text{ mit } F \text{ als Reisegeschwindigkeit im Punkt } \vec{x}. \tag{2.4}$$

Für das Quadrat der Länge des Gradienten am Punkt $\vec{x}$ formuliert Sethian folgende Formel:

$$||\nabla\Phi(\vec{x})||^2 = \left(\frac{\partial\Phi}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial\Phi}{\partial y}\right)^2 = \begin{cases} \max\{D^{-x}\Phi, -D^{+x}\Phi, 0\}^2 + \\ \max\{D^{-y}\Phi, -D^{+y}\Phi, 0\}^2 \end{cases} \tag{2.5}$$

$\Phi_{x,y}$ ist die gesuchte, unbekannte Reisezeit und $\Phi_{x-1,y}, \Phi_{x+1,y}, \Phi_{x,y-1}, \Phi_{x,y+1}$ sind die Reisezeiten der Nachbarn von $\Phi_{x,y}$. Um Gleichung 2.4 zu lösen wird 2.5 in die

Gleichung eingesetzt und es ergibt sich

$$\frac{1}{F(\vec{x})^2} = \begin{cases} \max\{D^{-x}G, -D^{+x}G, 0\}^2 + \\ \max\{D^{-y}G, -D^{+y}G, 0\}^2 \end{cases} \tag{2.6}$$

Es wird also für jede Dimension ein Term addiert. Aus der Betrachtung des Terms $\max\{D^{-x}G, -D^{+x}G, 0\}^2$ folgt trivialerweise

$$G_{x-1,y} < G_{x+1,y} \Rightarrow D^{-x}G > -D^{+x}G. \tag{2.7}$$

Damit bleibt ein Term der folgenden Form zu lösen

$$\begin{aligned} &(x-a)^2 + (x-b)^2 = F^{-2} \\ &\text{mit} \\ &a \in \{G_{x-1,y}, G_{x+1,y}\},\ b \in \{G_{x,y-1}, G_{x,y+1}\}. \end{aligned} \tag{2.8}$$

Nach Sethian sollten nur eingefrorene Punkte für die Berechnung der Reisezeit zugelassen werden [Sethian, 1999]. Deshalb ergeben sich im zweidimensionalen Raum entweder zwei, einer oder kein Ausdruck der Form $(x-a)^2$. Gleichung 2.8 kann auch in folgender Form geschrieben werden

$$F^{-2} = c_0 x^2 - c_1 x + c_2. \tag{2.9}$$

So werden für jeden eingefrorenen Punkt die endgültigen Koeffizienten des gesamten Ausdrucks wie folgt geändert:

$$\begin{aligned} c_{0,neu} &= c_0 + 1 \\ c_{1,neu} &= c_1 - 2a \\ c_{2,neu} &= c_2 + a^2. \end{aligned} \tag{2.10}$$

Die Reisezeit im Punkt $\vec{g}$ ist damit:

$$\Phi(\vec{g}) = \max\left\{ \frac{-c_1^2 + \sqrt{c_1^2 - 4c_0(c_2 - F^{-2})}}{2c_0}, \frac{-c_1^2 - \sqrt{c_1^2 - 4c_0(c_2 - F^{-2})}}{2c_0} \right\} \tag{2.11}$$

High Accuracy Variante

Wird x aus 2.8 für $b = a = 1$ und $F = 1$ berechnet, ergibt sich $x = 1 + \sqrt{\frac{1}{2}}$. Die exakte Lösung wäre allerdings $\sqrt{2}$. In [Sethian, 1999] wird eine abgeänderte Variante beschrieben. Diese bezieht die Terme $D_2^{-x}\Phi$ und $D_2^{+x}\Phi$ mit ein. Gilt für eine Dimension

$$\Phi_{x-2,y} < \Phi_{x-1,y} < \Phi_{x+1,y} \ \vee \ \Phi_{x+2,y} < \Phi_{x+1,y} < \Phi_{x-1,y} \tag{2.12}$$

kommen diese Approximationen der Differenzen zum Einsatz. Dabei sind diese wie folgt definiert:

$$D_2^{-x}G = \frac{3 \cdot G_{x,y} - 4 \cdot G_{x-1,y} + G_{x-2,y}}{2}, \quad D_2^{+x}G = -\frac{3 \cdot G_{x,y} - 4 \cdot G_{x+1,y} + G_{x+2,y}}{2}$$

Daraus ergibt sich in Analogie zu 2.8: $F^{-2} = \left[(3x - 4a + c)^2 + (3x - 4b + d)^2\right]/4$ und in Analogie an 2.10 ändern sich die Koeffizienten wie folgt:

$$\begin{aligned} c_{0,neu} &= c_0 + \frac{9}{4}, \quad c_{1,neu} = c_1 - 6a + \frac{3}{2}c \text{ mit } c < a, \\ c_{2,neu} &= c_2 + 4a^2 - 2ac + \frac{1}{4}c^2 \text{ mit } c < a, \end{aligned} \tag{2.13}$$

dabei gilt $a \in \{G_{x-1,y}, G_{x+1,y}\}$ und

$$c = \begin{cases} G_{x-2,y} & \text{, falls } a = G_{x-1,y} \\ G_{x+2,y} & \text{, falls } a = G_{x+1,y}. \end{cases} \tag{2.14}$$

Zusammenfassung

Für jede Dimension werden die Koeffizienten nach 2.10 oder 2.13 verändert und am Ende für die Lösung der quadratischen Gleichung 2.11 verwendet. Die High Accuracy Variante besitzt einen um den Faktor 10 kleineren durchschnittlichen Fehler und einen um den Faktor $4,4$ kleineren maximalen Fehler [Bærentzen, 2001]. Der Aufwand bleibt bei $\mathcal{O}(N \log(N))$.

Algorithm 1: Fast Marching Method nach [Bærentzen, 2001]

input : I a set of voxels of the source surface
output: V set of all voxles with the fastest arrival time

Initialization()

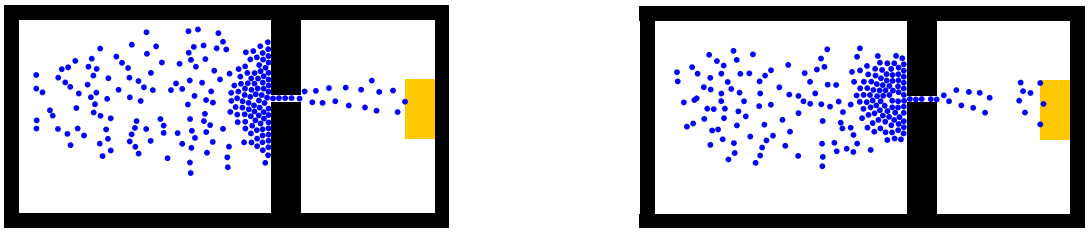
for *each voxel* v *in* I **do**
    freeze v;
    for *each neighbour* vn *of* v **do**
        compute arrival time d at vn;
        if vn *is not in narrow band* **then**
            tag vn as narrow band;
            insert (d, vn) in H;
        else
            decrease key of vn in H to d;

Loop()

while $H \neq \emptyset$ **do**
    Extract v from top of H;
    freeze v;
    for *each neighbour* vn *of* v **do**
        if vn *is not frozen* **then**
            compute arrival time d at vn;
            if vn *is not in narrow band* **then**
                tag vn as narrow band;
                insert (d, vn) in H;
            else
                decrease key of vn in H to d;

3 Strategien der Dichtemessung

Ein großes Problem bei der Analyse von Menschenansammlungen ist die Bestimmung und Festlegung eines Maßes für die Dichte. Es gibt hierzu unterschiedliche Vorgehensweisen.



(a) Keine Berücksichtigung der Hindernisdichte

(b) Berücksichtigung der Hindernisdichte

Abb. 3.1: Engstelle, an der die Personen dicht an der Wand stehen (a) und Engstelle, mit einer deutlich ausgewogeneren Menschentraube (b). Die ausgewogenere Menschentraube kommt durch die Berücksichtigung der Hindernisdichte zustande (siehe Kapitel 3.3.1 Gleichung 3.14). Es ist deutlich zu erkennen, dass die Abstände der Menschentraube zur Engstelle rechts kleiner sind. Des Weiteren laufen die Personen im rechten Szenario nicht so nah an der Wand vorbei.

Es ist anzumerken, dass zwar meist von der Dichte gesprochen wird, es sich aber eigentlich um den Grad an Besetzung bzw. den Grad der Beklemmung handelt. Im Falle einer voll besetzten Fläche soll die Dichte gleich 1 sein. In [Seitz u. Köster, 2012] wird zwischen zwei verschiedenen Besetzungsgraden unterschieden: Zum einen dem Personenbesetzungsgrad D_p und zum anderen dem Hindernisbesetzungsgrad D_o. Grund für die Berücksichtigung der Hindernisse ist folgende Argumentation: Eine Person neben einer Wand befindet sich in einer ähnlich beklemmenden Situation, wie eine Person die sich inmitten einer Menschenmenge

aufhält [Seitz u. Köster, 2012]. Deshalb muss die Dichte, die den Grad der Beklemmung ausdrücken soll, an dieser Position höher sein als im freien Raum. Durch die Berücksichtigung der Hindernisse bei der Bestimmung der Dichte, versuchen Personen den Abstand zu einer Engstelle klein zu halten (siehe Abbildung 3.1). Die gesamte Dichte D_l in einem Punkt ist dann wie folgt definiert:

$$D_l = D_p + D_o \in [0, 1]. \tag{3.1}$$

Die folgenden Kapitel beschreiben die Berechnung der Dichte genauer.

3.1 Eine einfache Definition für Dichte

In der Strömungsdynamik ist die Dichte definiert als Partikel pro Fläche, in unserem Fall Personen pro Quadratmeter. Für die Messung wird eine Fläche, meist ein Rechteck, ausgelegt. Innerhalb dieser Fläche wird die Anzahl der Partikel gezählt [Steffen u. Seyfried, 2010]. Es gilt

$$D_p(\vec{x}) = \frac{N}{|A|}, \tag{3.2}$$

wobei N die Anzahl der Partikel in einem Bereich A mit der Größe $|A|$ ist. Es wird hierbei also die Nachbarschaft von $\vec{x}$ betrachtet (siehe Abbildung 3.2).

Abb. 3.2: Messung über das Zählen der Partikel (hier Personen) in einem Bereich A (schwarzes Rechteck).

Die Dichte ist nur für eine große Anzahl von Partikeln in einem kleinen Messbereich klar definiert. Diese beiden Bedingungen stehen bei der Messung der Personendichte im Widerspruch zueinander. Um akkurate Ergebnisse zu erzielen reicht diese einfache Art der Dichtemessung nicht aus [Steffen u. Seyfried, 2010].

3.2 Die Voronoi-Dichte

Die Dichtemessung mithilfe des Voronoi-Diagramms stellt im Fall der Personenstromsimulation eine gute Möglichkeit dar. Grund hierfür ist, dass sie auch dann wohldefiniert ist, wenn der Messbereich groß und die Anzahl der Personen klein ist [Steffen u. Seyfried, 2010].

3.2.1 Das Voronoi-Diagramm

Gegeben sei eine Menge X von verschiedenen Punkten in der $\mathbb{R}^2$-Ebene mit $|X| > 1$. Diese Punkte werden, zur besseren Unterscheidung von den anderen Punkten in der Ebene, als Standorte bezeichnet. Die Voronoi-Region eines Standortes $\vec{x}_i \in X$ besteht aus allen Punkten der Ebene, deren euklidische Entfernung zu $\vec{x}_i$ nicht länger als die Entfernungen zu einem beliebigen anderen Standort aus X ist. Man

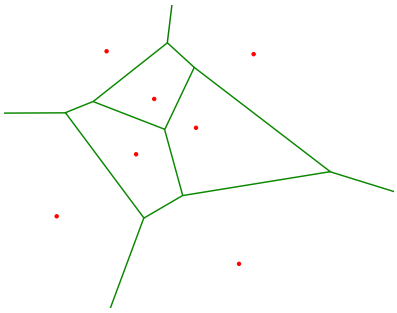


Abb. 3.3: Beispiel eines Voronoi-Diagramms mit sieben Standorten (rote Punkte) und sieben Voronoi-Regionen (grün umrandete Gebiete).

schreibt für die Voronoi-Region um einen Punkt x_i häufig $V(x_i)$. Formal

$$V(\vec{x}_i) = \{\vec{x} \in \mathbb{R}^2 \mid ||\vec{x} - \vec{x}_i||_2 \leq ||\vec{x}_j - \vec{x}_i||_2\} \quad i, j = 1 \ldots, |X|,\ i \neq j \tag{3.3}$$

Als Voronoi-Diagramm zu einer endlichen Menge von Standorten X bezeichnet man die Zerlegung der Ebene in Voronoi-Regionen $V(\vec{x}_i)$ mit $\vec{x}_i \in X$ (siehe Abbildung 3.3). Interessant sind die Ränder der Voronoi-Regionen, d.h. die zugehörigen

Polygone bzw. Polygonzüge. Das Voronoi-Diagramm ist ein dualer Graph der Delaunay Triangulation [Press u. a., 2007]. Mit dem Fortune-Algorithmus existiert ein Algorithmus, durch den das Voronoi-Diagramm mit einer Komplexität von $\mathcal{O}(N \log(N))$ berechnet werden kann.

3.2.2 Dichtemessung mithilfe des Voronoi-Diagramms

Gegeben sei eine Menge von Trajektorien von R Personen $\{\vec{z_1}(t), \vec{z_2}(t), \ldots, \vec{z_R}(t)\}$. Im zweidimensionalen Raum sei $\vec{z}_i(t_j) = (x, y)$ eine exakte Position zum Zeitpunkt t_j für die Person i. Daraus lässt sich zu jedem Zeitpunkt t_j ein Voronoi-Diagramm für die gegebenen Positionen $\vec{z}$ berechnen. Ist die Dichte bzw. der Besetzungsgrad maximal, so hätten alle Voronoi-Zellen eine Fläche von $|A_{min}| = g_p^2\sqrt{3}/2$. Dabei ist g_p gleich der Durchmesser des kreisförmigen Torsos einer Person [Seitz u. Köster, 2012]. $|A_{min}|$ dient der Normierung, sodass die Dichte zwischen 0 und 1 liegt. Eine Personendichteverteilung kann wie folgt definiert werden:

$$\rho_v(\vec{x}) = \sum_i \rho_{v,i}(\vec{x}) \quad \text{mit} \quad \rho_{v,i}(\vec{x}) = \begin{cases} \frac{|A_{min}|}{|A_i|} & \text{für } \vec{x} \in A_i \\ \\ 0 & \text{sonst,} \end{cases} \tag{3.4}$$

wobei A_i die Voronoi-Zelle i ist. Für die Fläche der Voronoi-Zelle i gilt:

$$|A_i| = \int_{A_i} d\vec{x} \tag{3.5}$$

Für einen gegebenen Messbereich A kann die Voronoi-Dichte, welche gleich der Personendichte ist, wie folgt definiert werden:

$$\forall \vec{x} \in A \ : \ D_{v',p}(\vec{x}) = \frac{\int_A \rho_v(\vec{x}) d\vec{x}}{|A|}. \tag{3.6}$$

Es gibt allerdings auch noch eine andere Definition. Wird ein Messbereich A festgelegt, so kann die Summe aus den Flächen der Voronoi-Zellen $|A_i|$, deren Standort

$\vec{z}_i$ innerhalb des Messbereichs liegt, gebildet werden. Es ergibt sich folgende Definition

$$\forall \vec{x} \in A \ : \ D_{v,p}(\vec{x}) = \sum_{z_i \in A} \frac{|A_{min}|}{|A_i|}. \tag{3.7}$$

Die erste Definition 3.6 ist für kleine Messbereiche zu bevorzugen, da in diesem Fall die zweite Definition eventuell nicht definiert ist. Für die zweite Definition 3.7 reicht es aus, die Positionen der Standorte und nicht zusätzlich alle Punkte innerhalb der Voronoi-Zelle zu betrachten [Steffen u. Seyfried, 2010]. Um ein dynamisches Zielpotentialfeld zu erzeugen, muss eine Dichtemessung für das gesamte Szenario durchgeführt werden. Wird die Voronoi-Dichte verwendet, so bezieht sich dies immer auf die zweite Definition 3.7.

(a) Voronoi-Dichte $D_{v',p}$ (siehe 3.6)

(b) Voronoi-Dichte $D_{v,p}$ (siehe 3.7)

Abb. 3.4: Unterschiedliche Definitionen der Voronoi-Dichte in einem Messbereich A (blaues Rechteck). Die eingefärbten Voronoi-Zellen werden bei der Berechnung verwendet.

Für die Berechnung der gesamten Dichte D_l müssen die Flächen $|A_o|$, die durch Hindernisse belegt sind, von den Voronoi-Zellen abgezogen werden.

$$\forall \vec{x} \in A \ : \ D_l(\vec{x}) = \sum_{z_i \in A} \frac{|A_{min}|}{|A_i| - |A_{i_o}|}, \text{ mit } A_{i_o} \in A_i \tag{3.8}$$

wobei $|A_{i_o}|$ die Fläche der Hindernisse innerhalb der Voronoi-Zelle A_i ist.

3.3 Kontinuierliches Dichtemaß nach Seitz u. Köster

Eine andere Methode ist es, jede Person i mit der Position $\vec{p_i}$ eine eigene Dichte ρ_c generieren zu lassen. Die Abhängigkeit der Wirkung der Dichte von der Entfernung wird modelliert, indem diese Dichte abnimmt, je weiter der Messpunkt von der Person entfernt ist. Der Grad der Beklemmung nimmt mit zunehmender Distanz zu einem besetzten Bereich ab. Es wird für alle Personen die Position $\vec{p_i}$ der Person i zum Messpunkt $\vec{x}$ betrachtet. Ein Beispiel für eine Dichtefunktion wäre

$$\rho_c(\vec{p_i}, \vec{x}) = \begin{cases} \frac{1}{2r^2\pi} & \text{für } ||\vec{x} - \vec{p_i}|| < r \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \tag{3.9}$$

[Steffen u. Seyfried, 2010]. Bei vollständiger Abdeckung durch Personen soll, wie für die Voronoi-Dichte (siehe Kapitel 3.2.2), die Dichte 1 ergeben. Deshalb wird ρ_c so gewählt, dass

$$\int_{\mathbb{R}^2} \rho_c(\vec{p_i}, \vec{x}) d\vec{x} = 1 \tag{3.10}$$

gilt [Seitz u. Köster, 2012]. Die gesamte Personendichte in einem Punkt $\vec{x}$ ist die Summe aller einzelnen Dichten, welche durch die Personen generiert werden. Damit alle Werte im Intervall $[0, 1]$ liegen, wird ein Normalisierungsfaktor S_p eingeführt [Seitz u. Köster, 2012]. Insgesamt gilt:

$$D_p(\vec{z}) = S_p \sum_{i=1}^{N} \rho_c(\vec{p_i}, \vec{x}), \quad \text{mit } N \text{ gleich Anzahl der Personen.} \tag{3.11}$$

Für $\rho_c(\vec{p_i}, \vec{x})$ kommen verschiedene Funktionen in Frage (siehe 3.9 u. 3.12).

3.3.1 Gaußverteilung

Nach Vorschlag von [Seitz u. Köster, 2012] wird die Gaußverteilung

$$\rho_c(\vec{p}_i, \vec{x}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot \exp\left(-\frac{||\vec{x} - \vec{p}_i||^2}{2\sigma^2}\right) \tag{3.12}$$

für die Berechnung der lokalen Dichte verwendet. Für eine geeignete Wahl von σ ergeben sich gleichmäßige Ergebnisse. Die Fläche einer Voronoi-Zelle bei einer maximalen Besetzung durch Personen ist durch $|A_i| = g_p^2\sqrt{3}/2$ gegeben, wobei g_p der Durchmesser des kreisförmigen Torsos einer Person ist [Seitz u. Köster, 2012].

Der Normalisierungsfaktor S_p wird nach [Seitz u. Köster, 2012] wie folgt berechnet: Wird g_p kleiner so passen mehr Personen auf die gleiche Fläche, damit wird die Anzahl der Summanden größer. Wird von einer maximalen Besetzung ausgegangen, so wird aus

$$\sum_{i=1}^{N} \rho_c(\vec{p}_i, \vec{x}) \cdot g_p^2\sqrt{3}/2,$$

wenn $g_p \to 0$, das Riemann-Integral aus 3.10, was gleich 1 ist. Genau dies sollte erreicht werden:

$$\begin{aligned} \lim_{g_p \to 0} D_p(\vec{x}) \cdot g_p^2\sqrt{3}/2 &= \lim_{g_p \to 0} S_p \underbrace{\sum_{i=1}^{N} \rho_c(\vec{p}_i, \vec{x})}_{\int_{\mathbb{R}^2} \rho_c(\vec{p}, \vec{x})} \cdot \underbrace{g_p^2\sqrt{3}/2}_{d\vec{p}} = \\ &= S_p \int_{\mathbb{R}^2} \rho_c(\vec{p}, \vec{x}) d\vec{p} = S_p \cdot 1 = S_p. \end{aligned} \tag{3.13}$$

Für die Hindernisdichte wird die Gaußfunktion über die Hindernisse integriert

$$D_o(\vec{x}) = \sum_{i=1}^{m} \int_{O_i} \rho_c(\vec{p}, \vec{x}) d\vec{p} \tag{3.14}$$

[Seitz u. Köster, 2012].

3.4 Vergleich der Dichtemessungen

Die Voronoi-Dichte (siehe Gleichung 3.7) ist eine lokale durchschnittliche Dichte in einem Messbereich. Sie ist angemessen und exakt, wenn die Dichte über einen Bereich gemittelt werden soll [Seitz u. Köster, 2012]. Für die Erkennung von großen Menschenansammlungen reicht es, die gemittelte Voronoi-Dichte zu verwenden. Es wurde keine effiziente Variante für die Berechnung der Fläche der Voronoi-Zellen abzüglich der durch Hindernisse belegten Fläche, gefunden. Deshalb kann die Voronoi-Dichte nur innerhalb hindernisfreier Flächen gemessen werden. Dies nimmt dem Simulator Dynamik und verfälscht das Gesamtergebnis.

Das kontinuierliche Dichtemaß, wie es in Kapitel 3.3 beschrieben ist, berechnet die Dichte für einen speziellen Punkt. Der Nachteil besteht in der Abhängigkeit des gewählten Parameters σ und der genauen Platzierung des Messbereichs [Schadschneider u. Seyfried, 2011]. Wird der Messbereich für die Dichtemessung mit der Gaußfunktion (siehe Gleichung 3.12 bzw. 3.14) eingeschränkt, ist also $A \subset \mathbb{R}^2$, so ist der Messwert der Dichte stets kleiner als $\int_{\mathbb{R}^2} \rho_c(\vec{p}_i\vec{x})d\vec{x}$. Wird der Messbereich nicht eingeschränkt, so wird die Berechnung sehr aufwendig. Dies ist kritisch, da die Dichte in jedem Simulationsschritt berechnet wird.

Wie Kapitel 5.1.2 zeigen wird, kann das kontinuierliche Dichtemaß sehr effizient berechnet werden. Der Fehler ist für einen Messbereich von $9 \times 9\,[m^2]$ sehr klein (siehe Berechnung 5.1). Die Platzierung des Messbereichs spielt somit kaum noch eine Rolle. Für $\sigma = 0.7$ besitzen die Ergebnisse eine glatte und ausreichend detaillierte Auflösung [Seitz u. Köster, 2012]. Das kontinuierliche Dichtemaß hängt von der Distanz der Personen zum Messpunkt ab. Diese Abhängigkeit ist, wie Kapitel 4.3.1 zeigen wird, notwendig. Für eine höhere Auflösung der gemessenen Dichte, wie sie bei der Schlangenbildung benötigt wird (siehe Kapitel 4.4), ist das kontinuierliche Dichtemaß zu bevorzugen. Aus diesen Gründen wird das kontinuierliche Dichtemaß nach [Seitz u. Köster, 2012] für alle Dichtemessungen verwendet.

4 Das Dynamische Zielpotentialfeld

Ein Zielpotentialfeld wird für genau ein Ziel berechnet. Potentialfelder ordnen jedem Raumpunkt eines Beobachtungsgebiets ein Potential zu. Die Potentiale eines dynamischen Potentialfeldes ändern sich mit der Zeit. Grund für die Änderung ist, das sich ändernde Reisegeschwindigkeitsfeld, was für die Berechnung der Reisezeiten (siehe Kapitel 2), verwendet wird. Im bisherigen OSM ändert sich innerhalb einer Simulation nur der Zustand der Personen. Das bedeutet, dass das Reisegeschwindigkeitsfeld und somit die dynamische Änderung der Potentiale des dynamischen Zielpotentialfeldes, ausschließlich von den Zuständen der Personen im Szenario abhängt. Der Zustand einer Person ist durch die Zusammenfassung aller ihrer Eigenschaften festgelegt. Damit ist klar: Unterschiedliche Eigenschaften der Personen beeinflussen den Bewegungsablauf anderer Personen.

Mithilfe eines dynamischen Zielpotentialfeldes kann eine Navigation mittlerer bzw. weiter Reichweite realisiert werden. Die Einsatzmöglichkeiten sind vielfältig und noch nicht ausgeschöpft. Eine bereits bekannte Verwendung ist die Navigation um Gruppen, wie sie von Dirk Hartmann in [Hartmann u. a., 2012] vorgestellt wurde. Dieser Vorschlag wird im ersten Teil des Kapitels beschrieben. Anschließend folgt eine Verfeinerung des Vorschlags. Im dritten Teil des Kapitels wird die Schlangenbildung als weitere, neue Verwendungsmöglichkeit vorgestellt.

Wird sich in die Lage einer einzelnen Person j versetzt und eine andere einzelne Person i betrachtet, so sind die Eigenschaften die der Person j als Entscheidungsgrundlage dienen können:

- die Distanz zur Person i (siehe Kapitel 4.3.1 bzw. 4.4)
- die Distanzänderung zur Person i, also die Laufrichtung und Laufgeschwindigkeit der Person i (siehe Kapitel 4.3.2)

Allein diese, sich während der Simulation ändernden Eigenschaften, werden in dieser Arbeit betrachtet. Eine weitere Rolle spielt die Kenntnis über das Gebiet, durch das sich die Person bewegt. Diese Informationen und die Motivation der Person führen zu einem bestimmten Verhalten.

Besteht die Motivation der Person darin, das Gebiet möglichst schnell zu verlassen, so wählt sie, auf Kosten der höheren Distanz, einen schnelleren Weg. Es könnte aber auch sein, dass sich die Person in der Umgebung nicht auskennt und somit lieber einer Gruppe folgt. Ein weiteres Beispiel ist die Situation an einem Flughafenterminal. Dort möchten Personen zügig durch das Terminal gelangen. Gleichzeitig wird erwartet, dass Personen, die zeitlich früher am Terminaleingang ankommen, auch früher durch das Terminal gelangen. Deshalb stellen sich die Personen in Reihen an.

Im OSM versuchen Personen immer ihr Zielpotential zu verringern. Soll ein Verhalten modelliert werden, welches durch eine Motivation hervorgerufen wird, so müssen die Potentiale verändert werden. Für die folgenden Erklärungen wird folgende Notation festgelegt:

$T = \{t_1, t_2, \ldots, t_n\}$	Menge an Zeitpunkten
$Z = \{z_1, z_2, \ldots, z_m\}$	Menge an Zielen
$\vec{p_i}(t_k)$	Trajektorie der Person i (Position zum Zeitpunkt t_k)
$s_i(z_j, t_k)$	Geschwindigkeit in Richtung des Ziels z_j der Person i zum Zeitpunkt t_k (siehe Gleichung 4.7)
$\hat{s}_i(z_j, t_k)$	bewertete Geschwindigkeit in Richtung des Ziels z_j der Person i zum Zeitpunkt t_k (siehe Gleichung 4.8)
$P_t(\vec{x}, z_j)$	Zielpotential (Reisezeit) für das Ziel z_j mit $F = 1$
$\mathcal{P}_t(\vec{x}, z_j, t_k)$	dynamisches (F nicht konstant) Zielpotential (Reisezeit) für das Ziel z_j zum Zeitpunkt t_k
$\mathcal{Z}(z_i, z_j)$	statisches Gewicht der Zielkombination (z_i, z_j) (siehe Gleichung 4.2, 4.16)
$r(s_i)$	dynamisches Gewicht der Geschwindigkeit s_i (siehe Gleichung 4.10)

4.1 Die Idee von Dirk Hartmann

Die Grundidee (siehe Abbildung 4.1), welche von Dirk Hartmann inspiriert ist, ist es die Geschwindigkeit bei der Lösung der Eikonalgleichung 2.3 bzw. bei der Berechnung der Zielpotentiale 2.11 anzupassen. $F(\vec{x}) = 1$ wird ersetzt durch:

$$F(\vec{x}) = \frac{1}{c \cdot D(\vec{x})} \tag{4.1}$$

wobei $D(\vec{x})$ ein Maß für die lokale Dichte der Person ist [Hartmann u. a., 2012]. Der Effekt ist, dass Personen auf andere Personen eine abstoßende Wirkung auf weiter bzw. mittlerer Distanz ausüben.

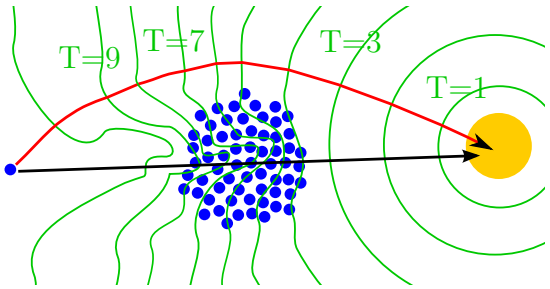


Abb. 4.1: Darstellung des Grundprinzips des dynamischen Zielpotentialfeldes. Die linke Person (blau), versucht aufgrund des dynamischen Zielpotentialfeldes dem Personenpulk (blau) in der Mitte auszuweichen und zum rechten Ziel (gelb) zu gelangen. Anstatt des schwarzen Pfads, wählt sie den roten Pfad. Für alle Punkte $\vec{x_i}$ auf einer grünen Linie i gilt $\Phi(\vec{x_i}) = a_i$, mit $a_i \in \mathbb{R}^+$.

Als erweiterte Variante schlägt Hartmann vor, die Laufrichtung der Personen miteinzubeziehen. Ein einfacher Ansatz dies zu erreichen, ist es, Personen, die zum gleichen Ziel z_i laufen, weniger stark zu gewichten als Personen, die zu einem an-

deren Ziel z_j laufen. Es wird folgende Funktion definiert:

$$\mathcal{Z}(z_i, z_j) = \begin{cases} c_Z & \text{für } i = j \\ c_{Z'} & \text{sonst.} \end{cases} \tag{4.2}$$

Das erste Ziel sei dabei das Ziel der Person i und das zweite Ziel sei das Ziel des Potentialfeldes, für welches die Berechnung durchgeführt wird. Für die Reisegeschwindigkeit schlägt Hartmann folgende Definition vor:

$$F(\vec{x}) = \frac{1}{c_Z \cdot D_Z(\vec{x}) + c_{Z'} \cdot D_{Z'}(\vec{x})}, \tag{4.3}$$

wobei D_Z die Personendichte der Personen die zum Ziel z_i laufen und $D_{Z'}$ die Personendichte aller anderen Personen ist. Wie in [Hartmann u. a., 2012] wird angenommen, dass Personen mit anderer Laufrichtung - also anderem Ziel - signifikant mehr ausgewichen wird, d. h. $\Rightarrow c_Z < c_{Z'}$. Aus dieser Erweiterung ergibt sich ein realistischeres Navigationsverhalten, da sie unter anderem den Effekt der Bahnenbildung unterstützt [Hartmann u. a., 2012]. Nach Kapitel 3 soll die Hindernisdichte ebenfalls eine abstoßende Wirkung ausüben. Unter Verwendung der in Kapitel 3.3 festgelegte Definition der Dichte, ergibt sich somit folgende Reisegeschwindigkeitsfunktion:

$$F(\vec{x}) = \frac{1}{1 + \underbrace{S_p \sum_{i=1}^{n} \left[\rho_c(\vec{p}_i(t_k), \vec{x}) \cdot \underbrace{\mathcal{Z}(z_i, z_j)}_{\text{(siehe 4.2)}} \right]}_{\text{(siehe 3.11)}} + c_o \cdot \underbrace{D_o(\vec{x})}_{\text{(siehe 3.14)}}}, \tag{4.4}$$

dabei ist c_o ein konstantes Gewicht für die Hindernisdichte, z_j das Ziel und t_k der Zeitpunkt für welches die Reisegeschwindigkeit berechnet wird.

Es ist auch möglich eine feinere Unterscheidung zwischen einzelnen Zieltupeln zu definieren. Für jedes Zieltupel (z_i, z_j) könnte ein Gewicht fest vergeben werden. $\mathcal{Z}$ könnte dann wie folgt definiert werden:

$$\mathcal{Z}(z_i, z_j) = \begin{cases} c_Z & \text{für } i = j \\ c_{i,j} & \text{sonst.} \end{cases} \quad \text{mit } c_{i,j} = c_{j,i} \ \forall i, j \tag{4.5}$$

Die Wahl geeigneter Gewichte stellt sich allerdings als schwierig heraus, da sie für jedes Szenario kalibriert werden müssen. Werden konstante Gewichte verwendet, bezieht sich dies auf die Funktion 4.2. Im folgenden Kapitel wird auf die Erzeugung dynamischer Gewichte eingegangen. Es werden alle konstanten Gewichte ersetzt.

4.1.1 Problematik

Sich an den Zielen zu orientieren, ist ein simpler Trick, die Laufrichtung billig einzubeziehen. Unschön an dieser Lösung ist allerdings, dass $F(\vec{x})$ unabhängig von der Laufgeschwindigkeit der einzelnen Personen ist und nicht zwischen „ähnlichen“ und wirklich unterschiedlichen Zielen unterschieden wird. Es wird lediglich eine für alle Personen geltende Gewichtung festgelegt. Außerdem müssen die Gewichte für jedes Szenario kalibriert werden. Grund ist die manuelle Festlegung der Gewichte. Genau an dieser Stelle wird die Idee von Dirk Hartmann erweitern. Zum einen, um die angesprochene Problematik zu lösen (siehe Kapitel 4.3.2) und zum anderen, um Schlangenbildung zu modellieren (siehe Kapitel 4.4).

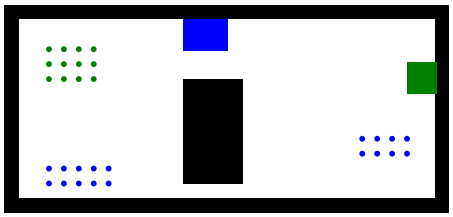


Abb. 4.2: Szenario mit 2 unterschiedlichen Zielen, die farblich den Personen zugeordnet sind. Die Personen links oben möchten zum Ziel an der rechten Wand. Die Personen links und rechts unten möchten zum Ziel an der oberen Wand. Für die Personen links unten stellen die Personen über ihnen kaum ein Hindernis dar, denn sie laufen in die gleiche Richtung. Die Personen rechts werden sich hingegen mit dem Personenpulk links oben kreuzen und somit stören sich diese beiden Personengruppen stark. Diese Situation kann mit der Gleichung 4.4, selbst unter Verwendung von 4.5, nicht modelliert werden.

4.2 Grenzen des dynamischen Zielpotentialfeldes

Es muss sich an dieser Steller über eine Tatsache bewusst gemacht werden: Die einzige Abhängigkeit zwischen Zielpotential $P_t(\vec{x}, z_j)$ bzw. $\mathcal{P}_t(\vec{x}, z_j, t_k)$ und Person, ist die aktuelle Position $\vec{p}_i(t_k)$ der Person i. Zum einen geht die Position der Person in die Berechnung der Dichte ein und zum anderen wird der Person anhand ihrer Position ein Zielpotential zugewiesen. Somit besteht eine direkte Beziehung zwischen der Position der Person i und allen Positionen aller anderen Personen. Diese Beziehung wäre für die Laufgeschwindigkeit und die Laufrichtung ebenfalls wünschenswert. Das Potential $P_t(\vec{x}, z_j)$ bzw. $\mathcal{P}_t(\vec{x}, z_j, t_k)$ auf einem Potentialfeld ist für jede Person, unabhängig von ihren anderen Eigenschaften, gleich. Somit kann es keinen Bezug zwischen der spezifischen Laufgeschwindigkeit bzw. Laufrichtung einer Person und allen anderen Laufgeschwindigkeiten bzw. Laufrichtungen aller anderen Personen geben. Sollen diese Eigenschaften trotzdem in die Berechnung eingehen, bleibt es nicht aus, pauschale Annahmen für die Personen zu treffen.

4.3 Erweiterung der Navigation um Gruppen

Im folgenden Kapitel werden Evakuierungsszenarien betrachtet, d. h. die Motivation der Personen ist es möglichst schnell ihr Ziel zu erreichen. Um die Problematik aus Kapitel 4.1.1 zu lösen wird der Vorschlag von Dirk Hartmann erweitert.

Ist in der Gleichung 4.1

$$c \cdot D(\vec{x}) \in]1, \infty[\tag{4.6}$$

so verringert sich die Reisegeschwindigkeit für die Berechnung des Zielpotentialfeldes an dichten stellen im Szenario. Damit erhöhen sich die Reisezeit, welche gleich dem Zielpotential P_t bzw. $\mathcal{P}_t$ ist, durch dichte Ansammlungen. Personen brauchen länger, um durch dichte Gebiete zu gelangen. Dies kann in der der Realität ebenfalls beobachtet werden: der schnellste Weg entspricht nicht dem kürzesten,

sondern dem mit der kürzesten Reisezeit. Da im OSM eine Person durch ein Potentialfeld wandert und stets versucht ihr Potential zu verringern, haben hohe Potentiale im Feld eine abstoßende Wirkung. Da andere Personen bei der Navigation um Gruppen die Potentiale indirekt erhöhen, wird im folgenden vom Grad der Abstoßung von einer oder mehrerer Personen gesprochen.

4.3.1 Distanz zwischen Personen

In der Realität weichen Personen störenden Personen oder Personenansammlungen aus. Es kann beobachtet werden, dass Personen beklemmende Situationen meiden. Läuft die Person j auf die stillstehende Person i zu, so erhöht sich der Grad der Beklemmung mit der Verkürzung der Distanz zwischen den beiden Personen. Das Modell muss deshalb folgende Anforderung erfüllen:

$\Rightarrow$ Je kleiner die Distanz zwischen zwei Personen ist, desto höher sollte der Grad der Abstoßung sein.

Die Dichte, nach Gleichung 3.12, beschreibt den Grad der Abstoßung einer Person i mit der Position $\vec{p_i}$ in Abhängigkeit von der Entfernung zum Punkt $\vec{x}$. Damit fließt diese Eigenschaft bereits in die Berechnung mit ein.

4.3.2 Distanzänderung zwischen Person und Ziel

In den folgenden zwei Abschnitten geht es um die Ersetzung der Funktion $\mathcal{Z}$ durch eine dynamische Gewichtung der Personendichte. Folgendes kann beobachtet werden: Angenommen eine Person i steht vor zwei gleich langen und breiten Durchgängen die zum gleichen Ziel führen. In beiden Durchgängen befinden sich die gleichen Personen an den exakt gleichen Positionen. Im ersten Durchgang bewegen sich die Personen allerdings auf die Person i zu, im zweiten von ihr weg (siehe Abbildung 4.3). In der Realität würde die Person den Durchgang wählen in dem sich die Personen von ihr wegbewegen. Im Idealfall bewegen sich die Personen schneller oder genauso schnell wie die Person i. Die Person i würde demnach die

Personen, die sich von ihr wegbewegen, niemals erreichen. Demnach erhöhen diese Personen den Grad der Beklemmung der Person i weit weniger, als die Personen die sich auf die Person i zubewegen.

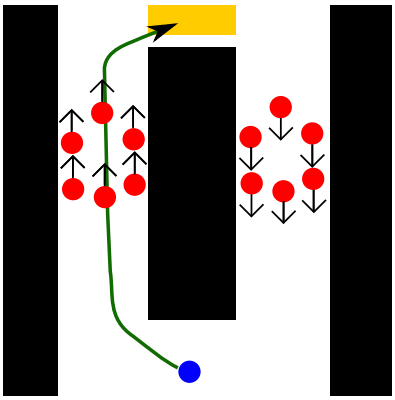


Abb. 4.3: Die Person i (blau) möchte zum obigen Ziel (gelb). In den beiden Durchgängen befinden sich Personen (rot). Die Pfeile deuten die Bewegungsrichtung an. Falls der Person i alle nötigen Informationen vorliegen, würde sie sich in der Realität für den linken Durchgang entscheiden.

Entscheidend ist somit die Distanzänderung zwischen Personen. Das Modell muss deshalb folgende Anforderung erfüllen:

⇒ Je schneller sich die Distanz zwischen zwei Personen verringert, desto höher sollte der Grad der Abstoßung sein.

Gewichtung der Ziele

Aufgrund der Grenzen des dynamischen Potentialfeldes (siehe Kapitel 4.2) macht es Sinn, die Distanzänderung in Bezug auf das Ziel des Zielpotentialfeldes zu betrachten. Genau dies wird durch den Vorschlag von Dirk Hartmann (Gleichung 4.3) bewirkt. Personen die zu ihrem Ziel laufen, verkürzen die Distanz zu ihrem Ziel trivialerweise schneller, als Personen die zu einem anderen Ziel laufen (siehe Abbildung 4.4). Unter diesem Aspekt erschließt sich auch der Ausdruck $c_Z < c_{Z'}$.

Da alle Personen allesamt gleich gewichtet werden, wird allerdings davon ausgegangen, dass sich alle Personen eines Ziels mit annähernd gleicher Geschwindigkeit in die annähernd gleiche Richtung bewegen.

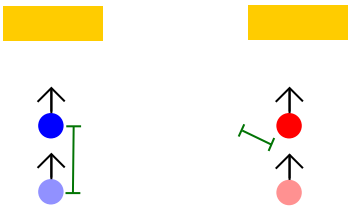


Abb. 4.4: Die Person links (blau) läuft zum linken Ziel die Person rechts (rot) zum rechten Ziel. Es ist die vorherige (hell), die aktuelle (dunkel) Position und die Distanzänderung zum linken Ziel (grün) eingezeichnet.

Gewichtung der Geschwindigkeit in Richtung des Ziels

Die Erweiterung des Vorschlags besteht in der Berechnung und Gewichtung der Geschwindigkeit $s_i(z_j, t_k)$ in Richtung des Ziels z_j einer Person i. Sind die beiden letzten Positionen einer Person i bekannt, so ist es möglich die Geschwindigkeit in Richtung jedes beliebigen Ziels der Person i zu berechnen. Es muss lediglich das statische Potentialfeld für das jeweilige Ziel existieren. Ist die Geschwindigkeit in Richtung des Ziels für welches das Potentialfeld berechnet wird hoch, so sollte die Dichte der Person gering gewichtet werden. Ist sie niedrig oder negativ, so sollte die Dichte der Person hoch gewichtet werden. In Abbildung 4.5 würde die Person für das linke Ziel z_1 gering gewichtet und für das rechte Ziel z_2 hoch gewichtet werden. Die Geschwindigkeit $s_i(z_j, t_k)$ der Person i in Richtung des Ziels z_j zum Zeitpunkt t_k wird wie folgt berechnet:

$$s_i(z_j, t_k) = \frac{P_t(\vec{p}_i(t_{k-1}), z_j) - P_t(\vec{p}_i(t_k), z_j)}{t_k - t_{k-1}}. \tag{4.7}$$

Problematisch ist allerdings, dass eine Bewegungsbahn entgegen des Ziels nicht unbedingt bedeutet, dass die entsprechende Person einen „störenden“ Weg wählt. Bei der Navigation um Gruppen sollen Personen ausweichen. Damit laufen sie einen günstigen Weg, allerdings nicht in Bezug auf das statische Zielpotentialfeld

sondern in Bezug auf das dynamische Zielpotentialfeld. Über die Zielpotentiale $\mathcal{P}_t(\vec{x}, z_j, t_k)$ kann allerdings keine Geschwindigkeit in Richtung des Ziels berechnet werden. Es kann lediglich eine Potentialänderung berechnet werden. Da diese stark vom Zustand des Szenarios abhängt, kann der Wert nur schwer bewertet werden.

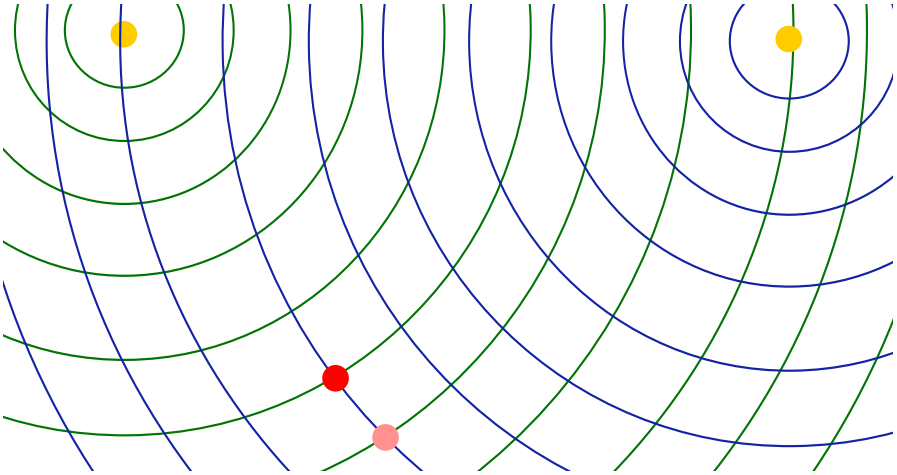


Abb. 4.5: Die Person (rot) läuft zum linken Ziel z_1. Die grünen Linien visualisieren das Potentialfeld des linken Ziels, die blauen die des rechten Ziels. Es ist die vorherige Position $\vec{p}_i(t_{k-1})$ (hell) und die aktuelle Position $\vec{p}_i(t_k)$ (dunkel) der Person eingezeichnet. Es wird deutlich, dass die Geschwindigkeit $s_i(z_2, t_k)$ in Richtung des rechten Ziels z_2 gleich 0 ist.

Angenommen t_1 sei der aktuelle Zeitpunkt und die dynamischen Zielpotentiale $\mathcal{P}_t(\vec{x}, z_j, t_1)$ werden für die Berechnung der Geschwindigkeit $s_i(z_j, t_1)$ in Richtung des Ziels verwendet. $s_i(z_j, t_1)$ geht in die Berechnung der Reisegeschwindigkeiten $F(\vec{x})$ ein. Somit hängen die Potentiale $\mathcal{P}_t(\vec{x}, z_j, t_2)$ von $\mathcal{P}_t(\vec{x}, z_j, t_1)$ ab. Damit besteht eine ungewollte Abhängigkeit zwischen dem aktuelle Feld und dem nächsten Feld.

Aus diesen beiden Gründen werden für die Gewichtung, die Informationen beider Zielpotentiale P_t und $\mathcal{P}_t$ verwendet (siehe Abbildung 4.6). Ist die Zielpotentialänderung in Bezug auf das dynamische Zielpotential positiv, „stört“ die Person kaum. In diesem Fall wird die Geschwindigkeit s_i in Richtung des Ziels auf dem

statischen Zielpotentialfeld positiv gewertet:

$$\hat{s}_i(z_j, t_k) = \begin{cases} |s_i(z_j, t_k)| & \text{für } \mathcal{P}_t(\vec{p}_i(t_{k-1}), z_j, t_k) - \mathcal{P}_t(\vec{p}_i(t_k), z_j, t_k) \geq 0 \\ \\ s_i(z_j, t_k) & \text{sonst.} \end{cases} \tag{4.8}$$

Das bedeutet, dass die Geschwindigkeit in Richtung des Ziels einer Person die einen „nicht störenden“ Weg wählt, stets ≥ 0 ist. Selbstverständlich ist dies keine optimale Lösung, sondern nur eine Schätzung. Die in Kapitel 4.1.1 angesprochene Problematik wird damit gelöst. Durch diese dynamische Gewichtung der Personendichte wird ein realistischeres Verhalten erzielt (siehe Kapitel 6.3.3 und 6.3.1). Bleibt die Herausforderung eine geeignete, von $\hat{s}_i$ abhängige, Gewichtungsfunktion zu finden. Dies wird im folgenden Abschnitt besprochen.

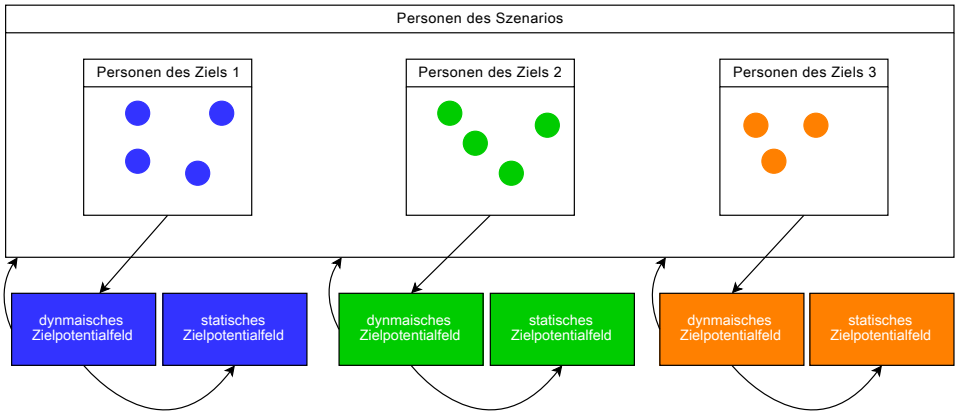


Abb. 4.6: Überblick des Informationsflusses. Personen verwenden für ihre Entscheidung die dynamischen Zielpotentiale ihres Ziels z_j. Für die Berechnung der Potentiale $\mathcal{P}_t(\vec{p}_i(t_k), z_j, t_k)$ werden Informationen von allen Personen, die statischen Potentiale $P_t(\vec{x}, z_j)$ sowie die dynamischen Potentiale $\mathcal{P}_t(\vec{p}_i(t_{k-1}), z_j, t_{k-1})$ verwendet.

4.3.3 Gewichtungsfunktion

Für die Navigation um Gruppen muss eine geeignete Gewichtungsfunktion der Personendichte gefunden werden. Es wird die Gleichung 4.4 erweitert, indem die Gewichtung der Personendichte als Funktion $r : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$, welche die Geschwindigkeit $\hat{s}_i(z_j, t_k)$ in Richtung eines Ziels z_j einer Person i auf einen Funktionswert abbildet, aufgefasst wird. Der Ausdruck

$$c_p \cdot r(\hat{s}_i(z_j, t_k)) \cdot \underbrace{\rho_c(\vec{p}_i(t_k), \vec{x})}_{\text{siehe 3.12}} \tag{4.9}$$

beschreibt dann den Grad der Abstoßung, der an einer Position $\vec{x}$ durch die Person i zum Zeitschritt t_k, ausgeübt wird. Dabei ist c_p eine Konstante, die kalibriert werden muss und dafür sorgt, dass alle Gewichte in einem geeigneten Intervall liegen. Für die Wahl einer geeigneten Funktion r wurde sich an der relativen Geschwindigkeit bzw. der Distanzänderung zwischen zwei Personen orientiert.

Folgende Annahme wird gemacht: Es wird davon ausgegangen, dass alle Personen, die zum Ziel z_j wollen, sich mit der mittleren Geschwindigkeit von $\overline{s}$, dorthin bewegen. In den Szenarien wurde $\overline{s} = 1.34 \left[\frac{m}{s}\right]$ gewählt, da dies die durchschnittliche Fussgängergeschwindigkeit nach [Weidmann, 1992] ist. Wie bereits in Kapitel 4.3.2 angesprochen, bleibt uns diese Pauschalierung nicht erspart. Wenn die Geschwindigkeit einer Person in Zielrichtung gleich null ist, so bewegen sich alle anderen Personen, die dieses Ziel erreichen möchten, mit einer mittleren Geschwindigkeit von $\overline{s}$ auf diese Person zu. Es soll daher gelten:

$$r(0) \approx \overline{s}$$

Wird mit dieser Logik weiter verfahren, so gilt außerdem:

$$r(-\overline{s}) \approx 2 \cdot \overline{s} \quad \wedge \quad r(\overline{s}) \approx 0$$

Die Funktion sollte allerdings niemals negativ werden, da im freien Raum der Grad der Abstoßung gleich null sein sollte. Außerdem sollte die Funktion den Effekt, der durch die Diskretisierung hervorgerufen wird (siehe Kapitel 6.3.1), nicht

verstärken. Deshalb sollte sie stetig differenzierbar sein. Für die Modellierung wird folgende Gewichtungsfunktion definiert:

$$r(s) = \begin{cases} 2 \cdot \overline{s} \cdot \exp\left[\left(\frac{s+\overline{s}}{\overline{s}}\right)^2 \cdot \ln(0.5)\right] & \text{für } s \geq -\overline{s} \\ 2 \cdot \overline{s} & \text{sonst,} \end{cases} \tag{4.10}$$

wobei $\overline{s}$ die mittlere Geschwindigkeit aller Personen und s die Geschwindigkeit in Richtung des Ziels ist. Mit der beschriebenen Gewichtungsfunktion (siehe Abbildung 4.7) werden alle, in der Reisegeschwindigkeitsfunktion verwendeten konstanten Gewichte $\mathcal{Z}(z_i, z_j)$ durch $c_p \cdot r(s)$ ersetzt. Damit reduziert sich der Aufwand bei der Kalibrierung und die Dynamik des Simulators erhöht sich.

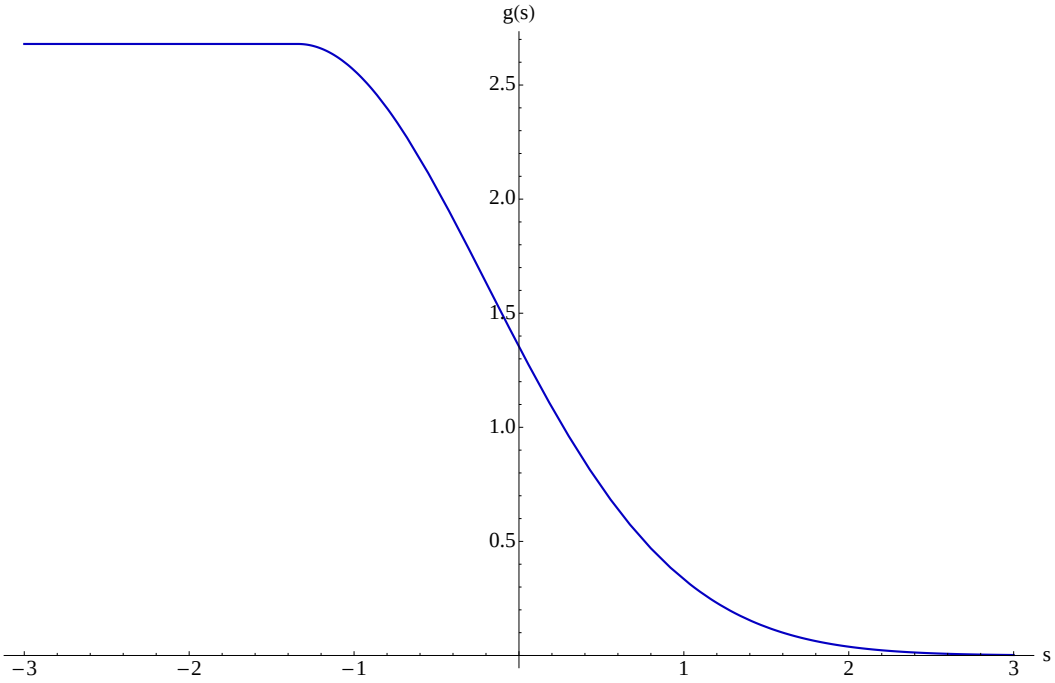


Abb. 4.7: Die Gewichtungsfunktion $r(s) \cdot c_p$ mit $c_p = 1$ aus Kapitel 4.3.3.

4.3.4 Funktion für die Reisegeschwindigkeit für die Navigation um Gruppen

Für die Navigation um Gruppen lautet unsere Funktion für die Reisegeschwindigkeit schließlich:

$$F(\vec{x}) = \frac{1}{1 + \underbrace{S_p \sum_{i=1}^{n} \left[\rho_c(\vec{p}_i(t_k), \vec{x}) \cdot c_p \cdot \underbrace{r(\hat{s}_i(z_j, t_k))}_{\text{(siehe 4.10)}} \right]}_{\text{(siehe 3.11)}} + c_o \cdot \underbrace{D_o(\vec{x})}_{\text{(siehe 3.14)}}}, \tag{4.11}$$

dabei ist c_o ein konstantes Gewicht für die Hindernisdichte, c_p ein Faktor für das dynamische Gewicht $c_p \cdot r(\hat{s}_i(z_j, t_k))$, t_k der Zeitpunkt und z_j das Ziel, für welches die Reisegeschwindigkeit berechnet wird.

Die Hindernisdichte wirkt sich, wegen der in Kapitel 3 beschriebenen Gründen, auf die Reisegeschwindigkeit F aus. Es wird jede von einer einzelnen Person generierten Dichte $\rho_c(\vec{p}_i(t_k), \vec{x})$ mit einem individuellen Gewicht $c_p \cdot r(\hat{s}_i(z_j, t_k))$ multipliziert. Dieses soll die Anforderung aus Kapitel 4.3.2, unter den erwähnten Einschränkungen, möglichst gut erfüllen. Für den freien Raum ohne Hindernis soll $F = 1$, weiterhin gelten. Deshalb wird zur Dichte inklusive Gewichtung eins dazu addiert. Es gilt dann:

$$\left(S_p \sum_{i=1}^{n} \left[\rho_c(\vec{p}_i(t_k), \vec{x}) \cdot r(\hat{s}_i(z_j, t_k)) \right] + c_o \cdot D_o(\vec{x}) \right) \to 0 \Rightarrow F(\vec{x}) \to 1.$$

Für die Navigation um Gruppen wird in unserem Modell stets diese Funktion für Reisegeschwindigkeit mit der dynamischen Gewichtung verwendet. c_p und c_o werden in Kapitel 6 für alle Szenarien dieses Typs, kalibriert.

4.4 Die Schlangenbildung

Im folgenden Kapitel wird die Schlangenbildung vorgestellt. An Flughafenterminals, vor Fußballstadien und vielen anderen Orten stellen sich Personen in Schlangen an. Diese Szenarien sollen modelliert werden. Es wird davon ausgegangen, dass eine Schlange überall annähernd gleich breit ist und es keine Überholungen innerhalb der Schlange gibt. Folgende Bedingungen sollen für die Modellierung der Schlangenbildung erfüllt sein:

1. Personen sollen sich auf direktem Weg in die Schlange einreihen.
2. Die Schlange soll eine feste Struktur aufweisen, d. h. es sollte zu möglichst wenig Überholungen innerhalb der Schlange kommen.
3. Die Schlange sollte überall nahezu gleich breit sein und es sollte die gleiche Anzahl an Personen nebeneinander stehen ⇒ die Personendichte ist, in unserem Modell, im Zentrum der gesamten Schlange annähernd gleich und nimmt nach außen hin ab.
4. Die Schlange sollte sich als feste Struktur in Richtung des Ziels bewegen.

Um die Schlangenbildung zu modellieren wird die Reisegeschwindigkeit F in der Eikonalgleichung an dichten Stellen erhöht (siehe Ausdruck 4.12). Es soll eine obere Schranke F_{max} für die Reisegeschwindigkeit geben (siehe Ausdruck 4.15). Die Hindernisdichte soll weiterhin F verringern (siehe Ausdruck 4.14). Personen sollen sich somit gegenseitig anziehen. Je größer die Personendichte D_p ist, desto größer soll die anziehende Wirkung sein (siehe Ausdruck 4.13). Es soll somit gelten:

$$(D_p(\vec{x}) > 0 \wedge D_o(\vec{x}) = 0) \Rightarrow F(\vec{x}) > 1,\ \forall \vec{x} \in \Omega \tag{4.12}$$

$$(D_p(\vec{x_1}) > D_p(\vec{x_2}) \wedge D_o(\vec{x_1}) \leq D_o(\vec{x_2})) \Rightarrow F(\vec{x_1}) \geq F(\vec{x_2}),\ \forall \vec{x}_1, \vec{x}_2 \in \Omega \tag{4.13}$$

$$(D_o(\vec{x_1}) > D_o(\vec{x_2}) \wedge D_p(\vec{x_1}) \leq D_p(\vec{x_2})) \Rightarrow F(\vec{x_1}) < F(\vec{x_2}),\ \forall \vec{x}_1, \vec{x}_2 \in \Omega \tag{4.14}$$

$$F_{max} \geq F(\vec{x}),\ \forall \vec{x} \in \Omega. \tag{4.15}$$

Ist die Anziehung groß genug wird Punkt 1 erfüllt. Durch die Personenpotentiale $P_{p,i}$ (siehe Gleichung 1.1) bleiben Personen hintereinander angeordnet. Ein

Ausbrechen aus der Schlange kann ebenfalls vermieden werden, sofern die Reisegeschwindigkeit groß genug ist. Wird eine maximale Reisegeschwindigkeit F_{max} schon für kleinere Dichten als $D_p = 1$ erreicht, so wird automatisch die Breite der Schlange beschränkt.

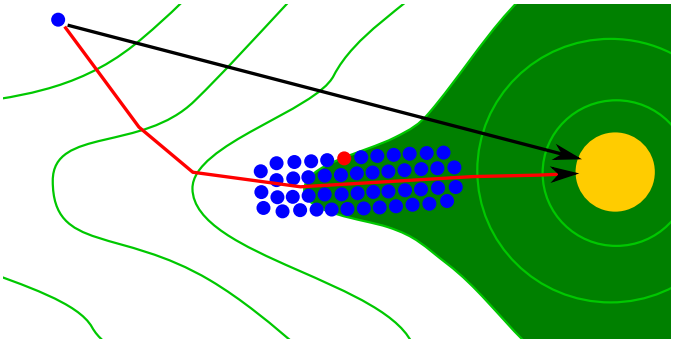


Abb. 4.8: Darstellung des Effekts, der durch die oberen Forderungen entsteht. Rechts befindet sich das Ziel (gelb). Die linke Person (blau), wird durch die Personendichte der Personengruppe in der Mitte angezogen. Anstatt des schwarzen Pfads, wählt sie den roten Pfad. Für alle Punkte $\vec{x_i}$ auf einer grünen Linie i gilt: $\Phi(\vec{x_i}) = a_i$, mit $a_i \in \mathbb{R}^+$. Die Person in der Schlange (rot) behält ihre Position anstatt nach vorne aus der Schlange auszubrechen. Sie würde ansonsten die grüne Fläche verlassen und damit ihr Zielpotential erhöhen.

Grund für diese beiden Effekte ist, dass alle vorderen Positionen, bis auf jene, die durch andere Personen in der Schlange besetzt sind, höhere Zielpotentiale aufweisen als die aktuelle Position. Abbildung 4.8 illustriert diesen Effekt. Denken wir uns die äußersten Personen der Schlange weg. Personen würden aus der Schlange ausbrechen und zwar genau solange bis die abgebildete Schlangenbreite wieder erreicht ist. Angenommen F_{max} wird für eine geringere Dichte als in der Abbildung erreicht. In diesem Fall wären die Linien auf denen sich gleiche Reisezeiten befinden „schmaler“ und die grüne Fläche kleiner. Damit käme es bei geringeren Schlangenbreite zu keinem Ausbrechen der Personen. Damit werden die Punkte 2 und 3 erfüllt. Da sich an der Spitze der Schlange keine Personen befinden, deren Personenpotentiale $P_{p,i}$ hinderlich wären, bewegen sich diese Personen und damit die gesamte Schlange zum Ziel. Somit wird Punkt 4 erfüllt.

4.4.1 Schlangenbildung mit mehreren Schlangen

Sollen mehrere Schlangen erzeugt werden, so entsteht folgendes Problem: Da sich Personen gegenseitig anziehen, beeinflussen sich Schlangen gegenseitig. Innerhalb von Schlangenbildungsszenarien laufen Personen üblicherweise in die annähernd gleiche Richtung (zum Beispiel im Falle mehrerer Flughafenterminals). Die Geschwindigkeit in Richtung des Ziels bietet keine Lösungsmöglichkeit. Sind zwei Schlangen zu nah beieinander, so verschmelzen sie zu einer großen Schlange. Grund hierfür ist, dass an den Rändern der Schlangen eine Dichte herrscht, die auf die Personen anziehend wirkt. Irgendwann wirkt eine der beiden Schlangen anziehender als die andere und somit bewegen sich die Personen zu dieser Schlange (siehe auch Kapitel 6.3.5).

Die derzeit einzige Möglichkeit im OSM mehrere Schlangen zu erzeugen, ist eine Zuordnung der Personen zu unterschiedlichen Zielen festzulegen. Personen, die zu einem anderen Ziel laufen, werden einfach nicht gewichtet:

$$\mathcal{Z}(z_j, z_i) = \begin{cases} 1 & \text{für } i = j \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \tag{4.16}$$

Ein wahlfreies Anstellen an mehreren Schlangen wird somit nicht modelliert. Das Problem könnte mit mehr Intelligenz der Agenten gelöst werden. Dies ist allerdings nicht Teil dieser Arbeit.

4.4.2 Funktion für die Reisegeschwindigkeit der Schlangenbildung

Zusammenfassend wird schließlich die Funktion für die Reisegeschwindigkeit in der Eikonalgleichung gebildet. Sei

$$\mathcal{D}_p(\vec{x}) = \min \left(c_q \cdot \underbrace{S_p \sum_{i=1}^{n} \left[\rho_c(\vec{p}_i(t_k), \vec{x}) \cdot \underbrace{\mathcal{Z}(z_j, z_i)}_{\text{(siehe Gleichung 4.16)}} \right]}_{\text{(siehe Gleichung 3.11)}}, 1 - \epsilon \right), \tag{4.17}$$

wobei $\mathcal{Z}(z_i, z_j)$ dafür sorgt, dass nur Personen, die zum selben Ziel laufen, die Reisegeschwindigkeit beeinflussen. ϵ ist ein sehr kleiner Wert ($\epsilon = 0.0001$). c_q ist ein Maß für die Schlangenbreite und bestimmt ab welcher Dichte F_{max} erreicht wird (siehe Abbildung 4.9). Die Auswirkungen werden in Kapitel 6 aufgezeigt. Für einen Punkt im freien Raum soll weiterhin $F = 1$ gelten. Um diese und all die oben angesprochenen Anforderungen zu erfüllen, ist der Vorschlag für die Funktion für die Reisegeschwindigkeit in der Eikonalgleichung:

$$F(\vec{x}) = \frac{1}{1 - \mathcal{D}_p(\vec{x}) + D_o(\vec{x}) \cdot c_o}, \tag{4.18}$$

dabei ist $D_o(\vec{x})$ die Hindernisdichte (siehe Gleichung 3.14) und c_o eine Konstante. Es wird weiterhin gefordert, dass Personen enge Durchgänge meiden. Deshalb wird die Hindernisdichte miteinbezogen. Für einen Punkt $\vec{x}$ im freien Raum folgt dann:

$$D_o(\vec{x}) \to 0 \ \wedge \ \mathcal{D}_p(\vec{x}) \to 0 \Rightarrow F(\vec{x}) \to \frac{1}{1} = 1. \tag{4.19}$$

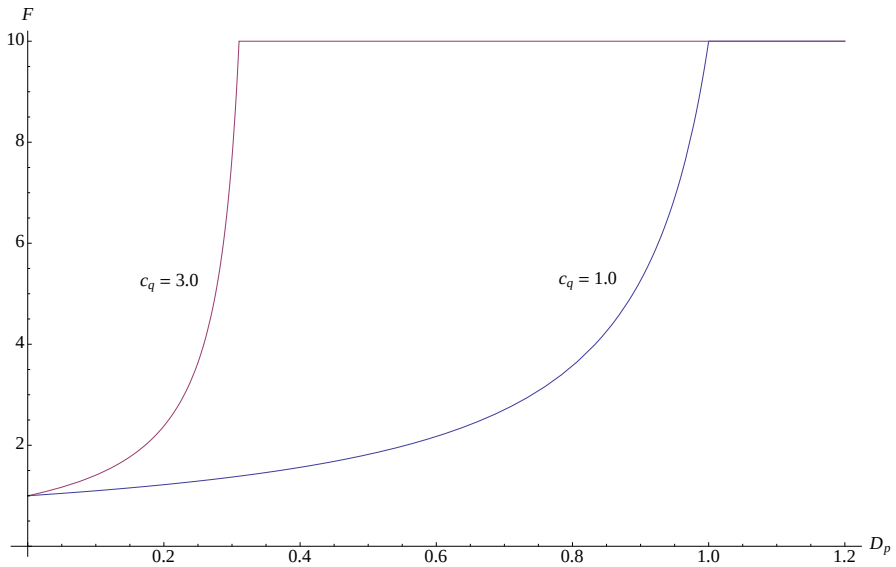


Abb. 4.9: Abhängigkeit zwischen der Reisegeschwindigkeit F und der Personendichte D_p, mit $F_{max} = 10$, $D_o = 0$, $c_q = 1.0$ und $c_q = 3.0$ unter Verwendung von Gleichung 4.18. Je größer c_q ist, desto geringer muss D_p sein um F_{max} zu erreichen.

4.5 Erzeugung der Zielpotentialfelder

Um ein dynamisches Zielpotentialfeld mit den Potentialen $\mathcal{P}_t(\vec{x}, z_j, t_k)$ zu erhalten, muss zu jedem Zeitpunkt $t_k \in T$ der Simulation ein neues Zielpotentialfeld für das Ziel z_j, berechnet werden. Für alle Simulationen dieser Arbeit gilt: $t_{k+1} - t_k = 0.4s$. Dazu muss die komplette Dichtemessung durchgeführt werden und anschließend das Potentialfeld unter der Verwendung der Dichte ρ_c, der Geschwindigkeit s in Richtung des Ziels und des Ziels z der Personen mittels der Fast Marching Methode (siehe Algorithmus 1) aufgebaut werden (siehe Algorithmus 2).

Algorithm 2: Dynamic Navigation Field Algorithm

```
for each target z in Z do
    solve eikonal equation for target z, use F = 1∀ x⃗
compute obstacle density
for each time step t in T do
    compute pedestrian density
    for each target z in Z do
        solve eikonal equation for target z, use F defined in 4.11 or 4.18
```

4.6 Grenzen des Modells

Da sich die Situation innerhalb des Szenarios mit der Zeit ständig ändert und diese Änderungen in die Berechnung der Reisezeit $\Phi(\vec{x})$ einbezogen werden und zusätzlich nur eine grobe Annäherung für die relative Laufgeschwindigkeiten der Personen zueinander berechnet wird, kann es sich hierbei nur um eine Näherung handeln. Die Genauigkeit der Näherung hängt davon ab, wie dynamisch sich die Dichte der Personen ändert [Kneidl u. a., 2013] bzw. wie exakt die Berechnung der Distanzänderungen ist. Zusätzlich besteht das Problem, dass das dynamische Potentialfeld lediglich für bestimmte Zeitpunkte berechnet wird. Angenommen alle Personen innerhalb eines Zeitraums zwischen t_k und t_{k+1} führen eine Bewegung aus. Die Situation von Zeitpunkt t_k zu t_{k+1} ändert sich sprunghaft. Das führt zu

einem unerwünschten sprunghaften Verhalten welches in Kapitel 6.3.1 beschrieben wird. Ein weiteres Problem der oben beschriebenen Vorschläge ist, dass alle Personen, auch jene die sich nicht im Sichtfeld befinden, Einfluss auf den Bewegungsablauf der Personen haben. Somit nutzen die Personen eventuell Informationen, die sie in der Realität gar nicht besitzen würden. In Kapitel 6 wird gezeigt, dass sich der Grad an Realismus dennoch deutlich erhöht und die Einführung des dynamischen Potentialfeldes somit eine Verbesserung des Modells bewirkt.

5 Implementierung

Die dynamische Navigation mittlerer Reichweite und die hierzu benötigte Dichtemessung wurden in den bestehenden Simulator des Optimal Steps Model integriert. Der Simulator besitzt nach abgeschlossener Implementierung die gleichen Bedienungsmöglichkeiten. Er ist abwärtskompatibel und kann durch Änderung der Konfigurationsdatei die neuen Funktionen nutzen. Einstellbar ist die zu verwendende Reisegeschwindigkeitsfunktion F (4.4, 4.11 oder 4.18) und damit auch die Art der Gewichtung. Außerdem können alle Konstanten, wie zum Beispiel σ aus Gleichung 3.12, alle c's oder die Größe des Messbereichs A, gesetzt werden.

5.1 Das gewichtete kontinuierliche Dichtemaß

Die Potentiale des Zielfeldes werden nicht für jeden Punkt $\vec{x} \in \mathbb{R}^2$ berechnet, sondern nur für bestimmte Punkte innerhalb eines Gitters. Zwischen den Punkten wird linear interpoliert. Ausschlaggebend sind die Gitterpunktabstände a. Ist unser Szenario $w \times h$ $[m^2]$ groß, so müssen für alle Gitterpunkte

$$\vec{g} = (x, y), \text{ mit}$$
$$x \in \{x = n \cdot a \mid n \in \mathbb{N}, 0 \leq x \leq w\}, y \in \{y = n \cdot a \mid n \in \mathbb{N}, 0 \leq y \leq h\}$$

die Potentiale berechnet werden. Dazu wird die Hindernisdichte $D_o(\vec{g})$ und die Personendichte $D_p(\vec{g})$ an jeder Position $\vec{g}$ benötigt. Für die Berechnung der Dichten wird der Messbereich immer auf $A = 9 \times 9\,[m^2]$ beschränkt. Der Fehler ist für diesen Messbereich und das gewählte $\sigma = 0.7$ (in Gleichung 3.12) klein. Bei einer maximal

herrschenden Hindernisdichte weicht das Ergebnis um den folgenden Wert ab:

$$1 - \int_{-4.5}^{4.5} \int_{-4.5}^{4.5} \frac{1}{2\pi \cdot 0.7^2} \cdot e^{\frac{x^2+y^2}{2 \cdot 0.7^2}} \approx 1 - 0.999982 \approx 0.000018. \tag{5.1}$$

5.1.1 Naive Personendichteberechnung

Für die Berechnung der Personendichte kann die Dichte jeder einzelnen Person, die sich im Messbereich $A = 9 \times 9\,[m^2]$ befinden, über Gleichung 3.12, berechnet werden. Aufsummiert ergibt sich die Personendichte D_p. Seien die Gitterpunktabstände $a = 0.1$ gegeben, so muss 3.12 für eine Person im ungünstigsten Fall (im Umkreis von $9 \times 9\,[m^2]$ ist kein Hindernis),

$$9 \cdot 9 \cdot 10^2 = 8100 \tag{5.2}$$

mal angewandt werden. Schon für 20 Personen liegt die Laufzeit, unter Verwendung einer gängigen CPU (Intel Core 2 Duo $2.4\,[Ghz]$), bei ca. 450 Millisekunden. Sie steigt annähernd linear mit der Anzahl der Personen (siehe Tabelle 5.1). Aus diesem Grund musste eine effizientere Berechnungsmöglichkeit für die Hindernis- und Personendichte gefunden werden.

5.1.2 Berechnung über die diskrete Faltung

Für die Hindernisdichteberechnung muss über die Hindernisfläche integriert werden. Diese Fläche kann allerdings ein beliebiges Polygon sein. Die naive Personendichteberechnung besitzt eine sehr schlechte Laufzeit (siehe Kapitel 5.1.1). Deshalb wird sowohl für die Hindernisdichteberechung als auch für die Personendichteberechnung eine Technik aus der Bildverarbeitung verwendet. Es wird jeweils eine geeignete Matrix generiert und ein Tiefpassfilter mit einem geeigneten Kern erzeugt. Der Filter wird auf die gesamte Matrix angewendet. Die Dichte an einem bestimmten Punkt $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ kann dann aus der gefilterten Matrix, über den Farbwert des Pixels $\vec{v} = \vec{g} \cdot a^{-1} \in \mathbb{N}^2$, herausgelesen werden. Die Anwendung der

Filter entspricht der diskreten Faltung. Eine Position innerhalb der Matrix entspricht einer Gitterposition. Die Koordinaten sind damit ganzzahlig. Um genügend Positionen abbilden zu können müssen die Gitterpunktabstände, klein genug sein. Für alle Berechnungen wird $a = 0.1$ und einen Messbereich von $A = 9 \times 9\,[m^2]$ gewählt. Mit diesen Einschränkungen sind Laufzeit (siehe Kapitel 5.1.3) und Fehler (siehe Kapitel 5.1.4) akzeptabel. Sei zum Beispiel die Breite und Länge des Beobachtungsgebiet gleich 10, so hätte die Matrix 1000 Einträge. Gegeben sei

$x = 0, 1, \ldots, L-1$	L Matrixzeile
$y = 0, 1, \ldots, R-1$	R Matrixspalten
$\vec{g} = (x, y) \in \mathbb{R}^2$	Gitterpunkt
$G = \{\vec{g}_1, \vec{g}_2 \ldots \vec{g}_{R \cdot L-1}, \vec{g}_{R \cdot L}\}$	Menge aller Gitterpunkte
$\vec{v} = (x, y) \in \mathbb{N}^2$	Matrixkoordinate
$V = \{\vec{v}_1, \vec{v}_2 \ldots \vec{v}_{R \cdot L-1}, \vec{v}_{R \cdot L}\}$	Menge aller Matrixkoordinaten mit $v_i = g_i \cdot a^{-1}$
$M = (m(\vec{v}))$	Matrix welche das Gitter abbildet
$m(\vec{v}) = \omega \in \mathbb{R}$	Wert der Matrix an der Stelle $\vec{v}$
$X = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \ldots \vec{x}_{n-1}, \vec{x}_n\}$	Menge aller derzeitigen Personenpositionen gerundet auf $\log(a^{-1})$ Nachkommerstellen.

Matrixerzeugung

Nachfolgend dient die Matrix M_1 der Berechnung der Personendichte für die Schlangenbildung (siehe Gleichung 4.18) und der Navigation um Gruppen mit konstanten Gewichten (siehe Gleichung 4.4), die Matrix M_2 der Berechnung der dynamisch gewichteten Personendichte für die Navigation um Gruppen (siehe Gleichung 4.11) und die Matrix M_3 der Berechnung der Hindernisdichte. Alle Matrizen haben $L = h/a$ Zeilen und $R = w/a$ Spalten. Damit gilt für die Anzahl der Einträge $L \cdot R = h \cdot w \cdot a^{-2}$.

Für M_1, welche für das Zielpotentialfeld mit dem Ziel z_j erzeugt wird, gilt:

$$m_1(\vec{v}) = \begin{cases} S_p \cdot \mathcal{Z}(z_j, z_i) & \text{falls } \vec{v} \cdot a \in X \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \tag{5.3}$$

mit $\mathcal{Z}$ definiert wie in Ausdruck 4.16 bzw. 4.2. Für M_2 gilt:

$$m_2(\vec{v}) = \begin{cases} S_p \cdot c_p \cdot r(\hat{s}_i(z_j, t_k)) & \text{falls } \vec{v} \cdot a \in X \\ 0 & \text{sonst,} \end{cases} \tag{5.4}$$

wobei $\hat{s}_i(z_j, t_k)$ die Laufgeschwindigkeit in Richtung des Ziels z_j der Person i mit der Position $\vec{v} \cdot a = \vec{x}_i$ ist. z_i ist das Ziel der Person i. Vereinfacht ausgedrückt wird für alle relevanten Positionen $\vec{x}_i \in X$ ein entsprechender Wert gesetzt. Für M_3 gilt:

$$m_3(\vec{v}) = \begin{cases} 1 & \text{falls } \vec{v} \cdot a \text{ durch ein Hindernis besetzt ist} \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \tag{5.5}$$

Umformung der Dichteberechnung

Mit der Umformung von Gleichung 3.12 kann die Summe der Dichteberechnung als diskrete Faltung geschrieben werden. Es sei

$$\hat{\rho}_c(\vec{d}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot \exp\left(-\frac{||\vec{d}||^2}{2\sigma^2}\right) = \rho_c(\vec{p}, \vec{x}) \text{ mit } \vec{d} = \vec{p} - \vec{x}. \tag{5.6}$$

Für die Summe aus der Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.17 bzw. 4.4 gilt dann:

$$S_p \sum_{i=1}^{n} \left[\rho_c(\vec{p}_i(t_k), \vec{x}) \cdot \mathcal{Z}(z_j, z_i)\right] \approx \sum_{\vec{v} \in V} m_1(\vec{v}) \cdot \hat{\rho}_c(\vec{x} - \vec{v} \cdot a) = (m_1 * \hat{\rho}_c)(\vec{x}). \tag{5.7}$$

Für die Summe aus der Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.11 gilt dann:

$$S_p \sum_{i=1}^{n} \left[\rho_c(\vec{p}_i(t_k), \vec{x}) \cdot c_p \cdot r(\hat{s}_i(z_j, t_k))\right] \approx \sum_{\vec{v} \in V} m_2(\vec{v}) \cdot \hat{\rho}_c(\vec{x} - \vec{v} \cdot a) = (m_2 * \hat{\rho}_c)(\vec{x}). \tag{5.8}$$

und für die Berechnung der Hindernisdichte über das Integral (siehe Gleichung 3.14) gilt:

$$D_o(\vec{x}) \approx \sum_{\vec{v} \in V} m_3(\vec{v}) \cdot \hat{\rho}_c(\vec{x} - \vec{v} \cdot a) = (m_3 * \hat{\rho}_c)(\vec{x}). \tag{5.9}$$

Der Vorteil dieser Umformungen ist, dass die Faltungen 5.7, 5.8 und 5.9 über einen geeigneten Tiefpassfilter berechnen werden können. Der Kern muss nur einmal berechnet werden. Alle weiteren Berechnungen sind einfache Multiplikationen und Additionen, die extrem parallelisierbar sind. Dadurch können mehrere Prozessoren zeitgleich für die Berechnung eingesetzt werden.

Der Filterkern

Alle oben beschriebenen Faltungen können durch den gleichen Filterkern und somit über den gleichen Filter realisiert werden. Die Größe des Kerns spiegelt die Größe des Messbereichs wieder. Für einen Kern mit $N \times N$, wobei N die Anzahl der Spalten und Zeilen ist, gilt:

$$K = \begin{bmatrix} \hat{p}_c(-N/2, -N/2) & \hat{p}_c(-N/2+1, -N/2) & \cdots & \hat{p}_c(N/2, -N/2) \\ \hat{p}_c(-N/2, -N/2+1) & \vdots & & \vdots \\ \hat{p}_c(-N/2, -N/2+2) & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \hat{p}_c(-N/2, N/2) & \hat{p}_c(-N/2+1, N/2) & \cdots & \hat{p}_c(N/2, N/2) \end{bmatrix}$$

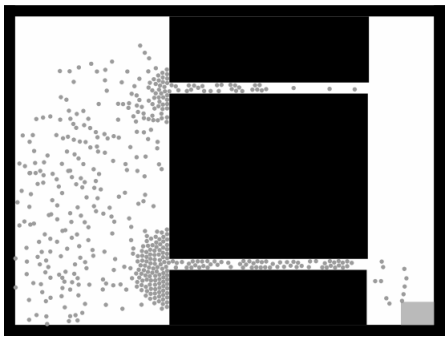
Da der Kern symmetrisch ist, können anstatt des zweidimensionalen Filters zwei eindimensionale Filter eingesetzt werden. Durch die Separierbarkeit verringert sich die Komplexität bei der Berechnung eines Werts in der Matrix von $\mathcal{O}(N^2)$ auf $\mathcal{O}(2 \cdot N)$, wobei N die Anzahl der Spalten bzw. Zeilen des Filterkerns ist.

Bildverarbeitungsbibliotheken

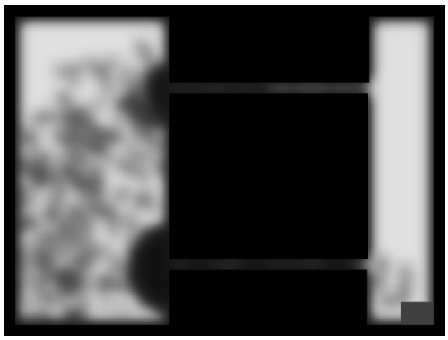
Es gibt Java-Bibliotheken (OpenCV bzw. JavaCV), welche Unterstützung für diese Art von Bildverarbeitung bieten. Diese Bibliotheken wurden zur Unterstützung herangezogen.

Visualisierung der Dichte

Die gleiche Berechnung kann ohne großen Aufwand zur Visualisierung verwendet werden (siehe Abbildung 5.1). Dabei wird anstatt einer Matrix, ein Bild für die Berechnung verwendet. Der Unterschied ist, dass ein Bild nur positive, ganzzahlige Farbwerte enthält.



(a) Pfadwahlszenario



(b) Visualisierung der Dichte

Abb. 5.1: Pfadwahlszenario in dem die Personen, um zum Ziel (rechts unten) zu kommen, beide Durchgänge verwenden.

5.1.3 Laufzeitvergleich der Personendichteberechnungen

Personen	Laufzeit in $[ms]$ (Gaußfilter)	Laufzeit in $[ms]$ (naive Berechnung)
20	68	450
60	73	1760
200	69	6040
500	73	11500

Tab. 5.1: Vergleich der Laufzeiten der Dichtemessung über die Faltung und über das naive Verfahren in Abhängigkeit zur Anzahl der Personen im Szenario für einen $40 \times 30\,[m^2]$ großen Raum. Beide Laufzeiten wurden für das exakt gleiche Szenario gemessen. Für die Berechnung über die Faltung bleibt die Laufzeit konstant. Bei der naiven Variante steigt die Laufzeit linear an.

Die Laufzeit der Filterung bleibt, unter Verwendung einer herkömmlichen CPU (Intel Core Duo mit 2.4 $[Ghz]$), annähernd konstant zwischen 60-100 Millisekunden und ist bei Weitem besser als die der naiven Berechnung (siehe Tabelle 5.1).

5.1.4 Ergebnisvergleich der Personendichteberechnungen

Drei Faktoren beeinflussen eine Ungenauigkeit in der Dichteberechnung:

1. die Implementierungseigenheiten der verwendeten Bibliotheken (JavaCV)
2. die Diskretisierung des $\mathbb{R}^2$-Raumes
3. die Einschränkung des Messbereichs (siehe auch Gleichung 5.1)

Abhängig von den Gitterpunktabständen a, können nur bestimmte Punkte über die Matrix abgebildet werden. Wird $a = 0.1$ vorausgesetzt, ist die Genauigkeit auf die erste Nachkommastelle begrenzt. Es wird an allen Punkten $\vec{g} \in G$ gemessen. Personen können allerdings nur auf den Dezimeter genau positioniert werden. Es wird auf die erste Nachkommastelle gerundet. Die Distanz $\vec{d} = \vec{x}_i - \vec{g}$ vom Messpunkt zur Person i kann damit um

$$\sqrt{0.05^2 + 0.05^2} \approx 0.0707106\,[m] = 7.07106\,[cm]$$

vom wahren Wert $(\vec{p}_i(t_k) - \vec{g})$ abweichen. Beispielhaft wird eine Simulation unter Verwendung der naiven Personendichtemessung ohne Einschränkung des Messbereichs durchgeführt (siehe Abbildung 5.2).

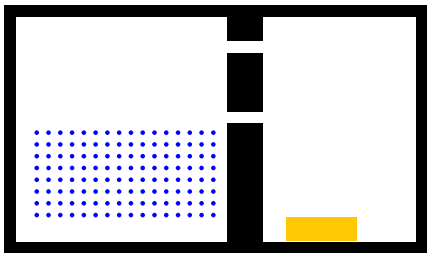


Abb. 5.2: Evakuierungszenario mit einem Ziel rechts unten und 144 Personen (blau), die im Abstand von einem Meter nebeneinander angeordnet sind.

Das Szenario wurde gewählt, da nahezu alle Personendichten im Intervall $[0, 0.7]$ erreicht werden. Die letzte Person erreicht nach $30\,[s]$ das Ziel. Parallel wird die Personendichteberechnungen über die diskrete Faltung unter Einschränkung des Messbereichs ($A = 9 \times 9\,[m^2]$) und mit Gitterpunktabständen $a = 0.1$, durchgeführt. Um die tatsächliche Personendichte zu erhalten, wird die konstante Gewichtung verwendet und es sei für diese Messung $\mathcal{Z}(z_j, z_i) = 1\ \forall z_i, z_j \in Z$. Sei nun $D_{p,n}(\vec{g})$ die Personendichte welche mit der naiven Methode berechnet wurde und $D_{p,d}(\vec{g})$ die Personendichte welche über die diskrete Faltung berechnet wurde. $D_{p,n}$ ist der wahre Wert, da keinerlei Einschränkungen gemacht werden. Der absolute Fehler an der Messposition $\vec{g}$, ist gegeben durch:

$$\Delta_D(\vec{g}) = D_{p,n}(\vec{g}) - D_{p,d}(\vec{g}). \tag{5.10}$$

Der relative Fehler der Dichte an der Messposition $\vec{g}$, ist gegeben durch:

$$\delta_D(\vec{g}) = \frac{\Delta_D(\vec{g})}{D_{p,n}(\vec{g})}. \tag{5.11}$$

Der maximale absolute bzw. relative Fehler aller Messpositionen G sei $||\Delta_D||_{max}(G)$ bzw. $||\delta_D||_{max}(G)$. Die L-1 und L-2-Norm der absoluten Fehler der Dichte, sowie die maximalen absoluten Fehler sind in Tabelle 5.2 abgebildet.

$[s]$	$\sum_{\vec{g}\in G} \lvert\Delta_D(\vec{g})\rvert$	$\sqrt{\sum_{\vec{g}\in G} \lvert\Delta_D(\vec{g})\rvert^2}$	$\lvert\lvert\Delta_D\rvert\rvert_{max}(G)$
0	$3.15694 \cdot 10^{-9}$	$2.17803 \cdot 10^{-9}$	$6.62659 \cdot 10^{-11}$
4	0.265678	0.1449570	0.00629542
8	0.240808	0.1455000	0.00989036
12	0.219212	0.1271260	0.01033490
16	0.227785	0.1056770	0.00610104
20	0.229034	0.1077520	0.00735905
24	0.236850	0.1154930	0.00759339
28	0.151967	0.0899711	0.00735336

Tab. 5.2: Vergleich der absoluten Fehler der Messergebnisse zu unterschiedlichen Zeitpunkten.

Der Fehler, der nach $0\,[s]$ gemessen wurde, ist sehr klein. Dies liegt daran, dass die Personen auf Positionen mit maximal einer Nachkommastelle platziert wurden. Der Fehler nach $0\,[s]$ entsteht somit ausschließlich durch die Punkte 1 und 3. Die relativen Fehler sind sehr groß. Es ergeben sich allerdings nur für sehr kleine Dichten, sehr große relative Fehler (siehe Tabelle 5.3). Für die Anpassung der Reisegeschwindigkeit sind die Abweichungen akzeptabel, da kleine Dichten einen sehr kleinen Einfluss auf die Reisegeschwindigkeit haben. Sollte diese Dichtemessung für andere Zwecke verwendet werden, muss allerdings klar sein, dass sehr kleine Dichten mit einem großen relativen Fehler behaftet sind.

$[s]$	$\|\|\delta_D\|\|_{max}(G)$	$\|\|\delta_D\|\|_{max}(G)$ für $D_{p,n} > 0.01$	$\|\|\delta_D\|\|_{max}(G)$ für $D_{p,n} > 0.1$
0	$1.01964 \cdot 10^{156}$	$1.09413 \cdot 10^{-9}$	$5.19159 \cdot 10^{-10}$
4	$1.04874 \cdot 10^{125}$	0.156238	0.103495
8	$1.06915 \cdot 10^{75}$	0.136724	0.102792
12	$7.30436 \cdot 10^{102}$	0.166435	0.102203
16	$2.59623 \cdot 10^{121}$	0.115100	0.103167
20	$7.28848 \cdot 10^{131}$	0.100650	0.103249
24	$1.02765 \cdot 10^{154}$	0.123698	0.102843
28	$3.83352 \cdot 10^{253}$	0.123700	0.103065

Tab. 5.3: Vergleich der relativen Fehler der Messergebnisse zu unterschiedlichen Zeitpunkten.

5.2 Das dynamische Zielpotentialfeld

Auf Implementierungsebene werden Personendichte und Hindernisdichte als Zeitkostenfunktionen aufgefasst. Sie werden hintereinander ausgeführt. Alle Zeitkostenfunktionen bilden dann die eigentliche Reisegeschwindigkeitsfunktion F. Für die Implementierung des dynamischen Zielpotentialfeldes waren nach Implementierung der nötigen Zeitkostenfunktionen bzw. der Dichteberechnungen keine großen Änderungen nötig. Die Softwarekomponente, welche das statische Zielpotentialfeldes repräsentiert, wurde erweitert. Im Aktualisierungszyklus der Simulation wird die Neuberechnung des dynamischen Potentialfeldes zu jedem Zeitpunkt $t \in T$,

angestoßen. Die Klasse welche das Beobachtungsgebiet repräsentiert und die Ziele sowie die dazugehörigen Zielpotentialfelder beinhaltet, erhält nicht mehr nur ein statisches Zielpotentialfeld je Ziel, sondern ein Objekt, welches sowohl ein statisches als auch ein dynamisches Zielpotentialfeld enthält. Vereinzelt mussten in der Software Anpassungen gemacht werden, um zum Beispiel die letzten beiden Positionen einer Person zu speichern oder zwischen statischem und dynamischem Zielpotentialfeld unterscheiden zu können. Abbildung 5.3 zeigt die neu eingeführte Paketstruktur.

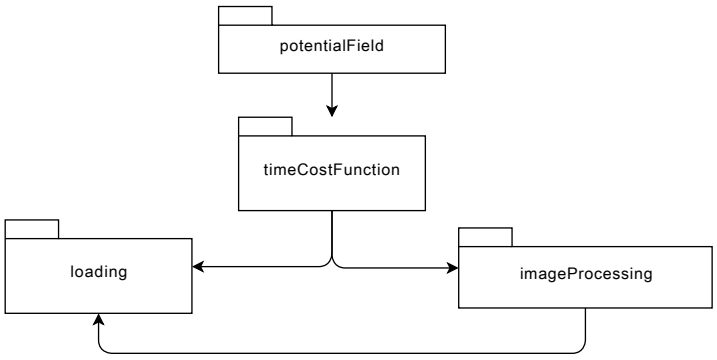


Abb. 5.3: Hierarchisch dargestellte Paketstruktur welche alle neuen Klassen enthält. Die Pfeile verdeutlichen die Abhängigkeiten zwischen den Paketen.

5.3 Designentscheidungen

Für eine spätere Weiterentwicklung sind auch andere Zeitkostenfunktionen denkbar. Um alle diese Funktionen flexibel hintereinander schalten zu können, wurden sie in ein Dekorierer-Entwurfsmuster eingebettet. Beim Dekorierer-Entwurfsmuster gibt es eine Basisfunktion B ($TimeCostFunctionUnit$) - in unserem Fall gibt diese immer 1 zurück - und dekorierende Funktionen D_i, die als Funktionswert das Ergebnis der Basisfunktion oder das Ergebnis anderer dekorierende Funktionen verwenden. Ein Beispiel für eine mögliche Dekoration wäre: $D_1(D_2(D_3(B(x))))$. Die Dekorierer repräsentieren die unterschiedlichen Implementierungen der Be-

standteile der Reisegeschwindigkeitsfunktion F (zum Beispiel $c_o \cdot D_o$, wobei die Dichte über die Faltung berechnet wird).

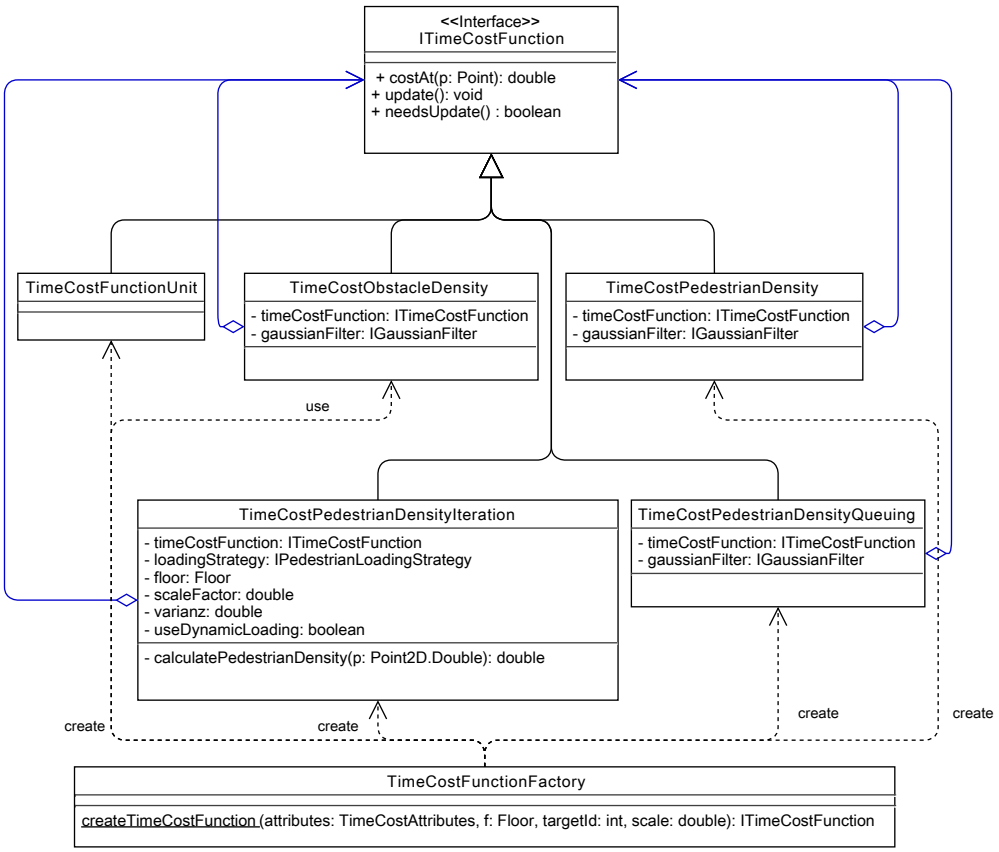


Abb. 5.4: UML-Diagramm des Pakets der Zeitkostenfunktionen (*timeCostFunction*), welche über ein Dekorierer-Entwurfsmuster implementiert werden. Die Klassen, welche die Zeitkostenfunktionen repräsentieren nutzen, mit Ausnahme der *TimeCostPedestrianDensityIteration*-Klasse, die Gaußfilter aus dem Bildverarbeitungspaket (*imageProcessing*).

All diese Implementierungen können beliebig kombiniert werden. Natürlich sind nur bestimmte Kombinationen sinnvoll. Diese Kombinationen werden über eine Fabrik zusammengestellt (siehe Abbildung 5.4). Es ist sehr leicht möglich neue Zeitkostenfunktionen einzubauen oder die Kombinationen während der Laufzeit dynamisch zu ändern.

Die Gewichtungsfunktionen, ob nun dynamische oder konstante Gewichtung, wurden als Strategien, des Strategie-Entwurfsmusters, implementiert.

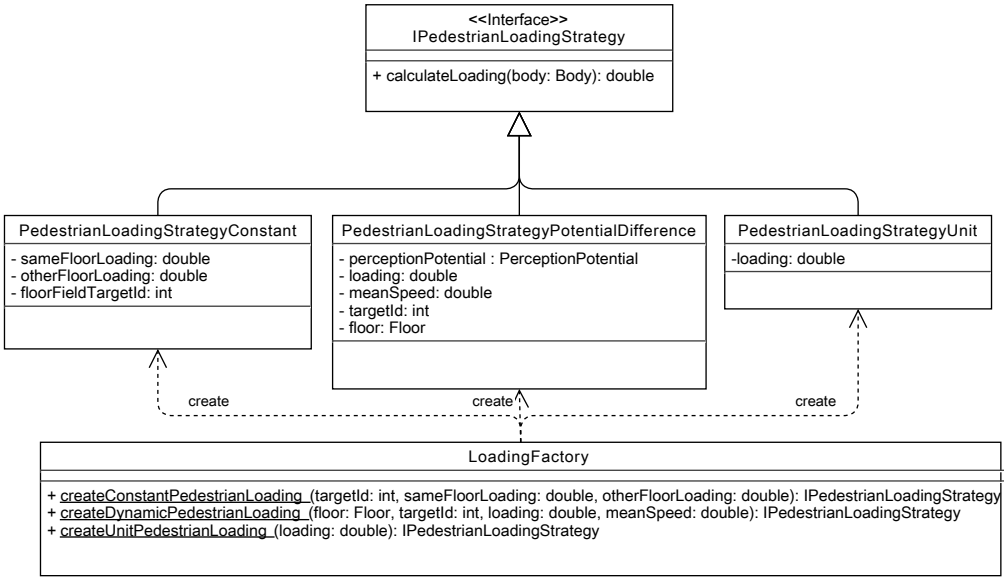


Abb. 5.5: UML-Diagramm des Pakets der Gewichtungsfunktionen (*loading*), welche über ein Strategie-Entwurfsmuster implementiert werden.

Die unterschiedlichen Strategien sind im Sinne der Komposition, Teile unserer Zeitkostenfunktionen. Die Strategien werden von den Zeitkostenfunktionen verwendet und können während der Laufzeit ausgetauscht werden. Damit ist es zum einen sehr leicht möglich neue Gewichtungsfunktionen einzuführen und zum anderen möglich, Gewichtungsfunktionen während der Laufzeit zu ändern.

Aufgrund der Verwendung dieser beiden Entwurfsmuster ist es möglich die Navigationslogik über mittlere bzw. weite Distanz zu einem Zeitpunkt komplett auszutauschen. Inwieweit solche dynamischen Änderungen sinnvoll sind, wird die Zukunft zeigen.

6 Kalibrierung, Validierung & Tests

In diesem Kapitel wird zunächst auf die Kalibrierung der Parameter eingegangen. Die resultierenden Werte bringen für alle Szenarien gute Ergebnisse. Im zweiten Teil wird die Laufzeit der Simulationen unter Verwendung des dynamischen Zielpotentialfeldes mit der bisherigen Laufzeit verglichen. Im letzten Teil wird mithilfe geeigneter Szenarien untersucht, ob die neuen Modelle die Realität besser abbilden. Außerdem wird gezeigt, welche Auswirkungen der Parameter c_q aus Gleichung 4.18, der ein Maß für die Schlangenbreite ist, auf die Schlangenbildung hat. Für die Navigation um Gruppen wird der Vorschlag von Dirk Hartmann (siehe Gleichung 4.4) mit dem erweiterten Vorschlag (siehe Gleichung 4.11) verglichen.

6.1 Kalibrierung der Parameter

In diesem Teil der Arbeit geht es um die Kalibrierung der Parameter c_o, c_p, c_Z und $c_{Z'}$ der Reisegeschwindigkeitsfunktion für die Navigation um Gruppen und der Schlangenbildung (siehe Gleichung 4.11, 4.4 und 4.18). c_Z und $c_{Z'}$ werden bestimmt um den Unterschied der dynamischen und konstanten Gewichtung festzustellen. c_q ist kein Parameter der kalibriert werden muss. Für die Kalibrierung wird ein Räumungsszenario betrachtet und folgende Annahme getroffen:

Die Parameter sind korrekt gewählt, wenn die Evakuierungszeit minimal ist.

Diese Annahme scheint plausibel, denn die Personen wollen alle möglichst schnell ihr Ziel erreichen. Sie wurde aber ohne Überprüfung durch Experimente aus der Realität gemacht. Im Szenario wird ein $40\,[m]$ langes und $30\,[m]$ breites Gebiet

beobachtet. Innerhalb eines $18 \times 8\,[m^2]$ großen Raumes, starten 144 Personen ihren Lauf zum Ziel, der in einem zweiten Raum liegt. Die Mittelpunkte der Personen sind je $1\,[m]$ voneinander entfernt. Auf mittlerer Höhe befinden sich zwei $1\,[m]$ breite Durchgänge, die $5\,[m]$ voneinander entfernt sind. Die Simulation wurde für jeden Parameter 10 Mal durchgeführt. Für die Berechnung der Zeiten wurden alle Simulationsergebnisse gemittelt.

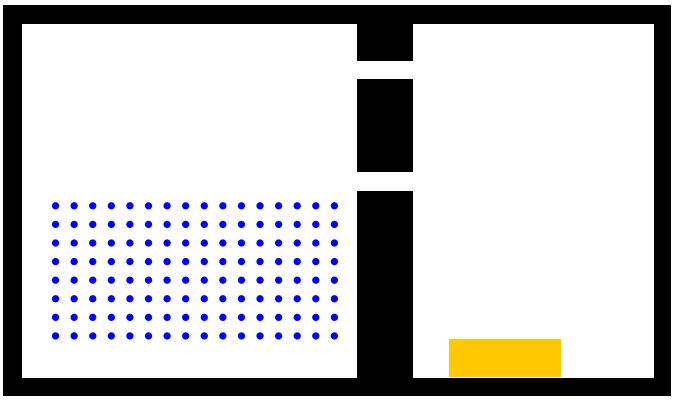


Abb. 6.1: Evakuierungsszenario mit einem Ziel rechts unten und 144 Personen, die im Abstand von einem Meter nebeneinander angeordnet sind.

Für eine experimentelle Kalibrierung von c_p soll $c_o = 0$ gelten, d. h. die abstoßende Wirkung von Hindernissen wird in der dynamischen Berechnung des Zielpotentials nicht berücksichtigt.

c_p	Evakuierungszeit in $[s]$
statisches Potentialfeld	23.1875
5.5	21.4369
6.5	21.7771
7.5	21.4490
8.5	**21.1979**
9.0	21.3271
9.5	21.6208

Tab. 6.1: Mittelwerte der Evakuierungszeiten für 144 Personen unter der Verwendung der Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.11 mit $c_o = 0$.

Es wird c_p variiert und die Evakuierungszeiten der Personen gemessen. Die Ergebnisse unter der Verwendung der Reisegeschwindigkeitsfunktion F mit der Gewichtungsfunktion r (siehe Kapitel 4.3.3) stehen in Tabelle 6.1. Für die notwendigen Vergleiche der Simulationsergebnisse wird c_Z aus der Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.4 bestimmt.

c_Z	Evakuierungszeit in $[s]$
statisches Potentialfeld	23.1875
2.5	21.4167
3.0	**21.3000**
3.5	21.4198

Tab. 6.2: Mittelwerte der Evakuierungszeiten für 144 Personen unter der Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.4 mit $c_o = 0$.

Es hat sich in allen Szenarien gezeigt, dass $c_{Z'} = 4.0$ zu guten Ergebnissen führt. Die Dichte bzw. der Grad an Besetzung (siehe Kapitel 3) setzt sich aus der Personendichte und der Hindernisdichte zusammen. Betrachten wir Gleichung 4.4 für ein Szenario mit nur einem Ziel, so kann die Gleichung wie folgt geschrieben werden:

$$F(\vec{x}) = \frac{1}{1 + c_Z \cdot \underbrace{S_p \sum_{i=1}^{n} \left[\rho_c(\vec{p}_i(t_k), \vec{x}) \right]}_{= D_p(\vec{x})} + c_o \cdot D_o(\vec{x})}, \tag{6.1}$$

Für das Modell wird gefordert, dass F abhängig von der Dichte $D_l = D_p + D_o$ ist. Es sollte, sofern es sich um ein Szenario mit nur einem Ziel handelt, keine Rolle spielen wie sich D_l zusammensetzt. Für Schlangenbildung sollen Personen enge Durchgänge ebenso meiden, wie dies bei der Navigation um Gruppen der Fall ist. Deshalb wird, aufgrund der Ergebnisse in Tabelle 6.2, $c_o = c_Z = 3.0$ für alle Reisegeschwindigkeitsfunktionen gewählt.

Zusammenfassung

Zusammenfassend sind in Tabelle 6.3 alle Parameter aufgelistet. Für alle folgenden Szenarien gelten diese Werte.

Parameter	Wert	Verwendet in Gleichung
c_Z	3.0	4.4
$c_{Z'}$	4.0	4.4
c_o	3.0	4.18, 4.11, 4.4
c_p	8.5	4.11
c_q	variiert	4.18

Tab. 6.3: Überblick über die Parameter der Reisegeschwindigkeitsfunktionen.

6.2 Leistung & Laufzeit

Wie in Kapitel 5.1.3 gezeigt wurde, liegt die Komplexität der Dichteberechnung bei $\mathcal{O}(2M)$ pro Pixel, wobei M die Anzahl der Spalten bzw. Zeilen der Matrix ist. Für einen Messbereich $A = 9 \times 9\,[m^2]$ und Gitterpunktabständen $a = 0.1$, ist $M = 9 \cdot 9 \cdot 0.1^{-2} = 8100$. Sei N die Anzahl der Pixel, so liegt die Komplexität der Dichteberechnung bei $\mathcal{O}(2M \cdot N)$. Die Komplexität der Fast Marching Methode liegt bei $\mathcal{O}(N \log(N))$ wobei N die Anzahl der Gitterpunkte und damit die Anzahl der Pixel ist. Insgesamt liegt die Komplexität bei $\mathcal{O}(N(\log(N) + M))$.

Personen	Gesamte Laufzeit $[ms]$	Laufzeit der Feldberechnung $[ms]$	Anteil
20	630	231	36 %
80	929	259	28 %
300	4355	257	5 %
700	10769	237	2 %

Tab. 6.4: Vergleich der Laufzeiten in $[ms]$ der Berechnung des Potentialfeldes und der restlichen Laufzeit in Abhängigkeit zur Anzahl der Personen für einen $40 \times 30\,[m^2]$ großen Raum und Gitterpunktabständen von $a = 0.1$. Der Anteil der Laufzeit der Berechnung des Potentialfeldes wird für eine große Anzahl von Personen verschwindend klein.

Da zu jedem Zeitpunkt $t \in T$ die Fast Marching Methode und die Personendichteberechnung, eventuell sogar mehrfach, angewendet wird, ist diese Komplexität nicht zu unterschätzen. Sowohl die Laufzeit der Dichteberechnung als auch die der Fast Marching Methode hängen von der Anzahl der Gitterpunkte, also der Größe des Szenarios und den Gitterpunktabständen a, ab. Die Laufzeit, welche für alle anderen Operationen benötigt wird, hängt hauptsächlich von der Anzahl der Personen ab. Für alle bisher gezeigten Szenarien ist der prozentuale Anteil der verursachten Laufzeit, welche für die Berechnung des dynamischen Zielpotentialfeldes benötigt wird, sehr gering (siehe Tabelle 6.4).

Die erste triviale Laufzeitverbesserung kann, auf Kosten der Genauigkeit, durch die Vergrößerung der Gitterpunktabstände a bewirkt werden [Hartmann u. a., 2012]. Statisch ist dies bereits möglich. Für die zukünftige Entwicklung könnte eine dynamische Anpassung der Gitterpunktabstände von Interesse sein.

Eine weitere Möglichkeit die Laufzeit auf Kosten der Genauigkeit zu optimieren, ist es, die Anzahl der Zeitpunkte zu denen ein Feld berechnet wird, zu verringern. Damit verstärkt sich das sprunghafte Verhalten (siehe Kapitel 6.3.1). Um dem entgegenzuwirken, ist es denkbar, die Werte aus dem berechneten Feld und die Werte aus dem aktuellen Feld gewichtet zusammenzuführen:

$$\mathcal{P}_{t,neu}(\vec{x}, z_j, t_k) = \mathcal{P}_t(\vec{x}, z_j, t_k) \cdot \beta + \mathcal{P}_t(\vec{x}, z_j, t_{k-1}) \cdot (1 - \beta) \text{ mit } \beta \in [0, 1]\,. \quad (6.2)$$

Personen würden in jedem Fall verzögert auf die sich ändernde Situation reagieren. Dies wurde im Rahmen dieser Arbeit nicht implementiert.

Eine weitere Möglichkeit besteht darin die Potentiale erst zu berechnen wenn sie benötigt werden [Kneidl u. a., 2013]. Dadurch dass die Informationen bei der Fast Marching Methode immer nach außen fließen, muss sich die Wellenfront nur so lange ausbreite, bis alle benötigten Punkte erreicht sind. Diese einfache Verbesserung wurde in den Simulator eingebaut. Die eingesparte Laufzeit macht sich allerdings erst dann bemerkbar, wenn sich die Wellenfront nicht mehr so weit ausbreiten muss. Dies tritt ein wenn alle Personen nahe an ihrem Ziel stehen. Für zukünftige Erweiterungen, bei denen das Szenario in mehrere Potentialfelder zerteilt wird, führt dies zu einer großen Leistungsverbesserung [Kneidl u. a., 2013, 2012].

6.3 Steigerung der Realitätsnähe

Hauptziel dieser Arbeit ist es, eine realistischere Modellierung für die Navigation mittlerer Reichweite zu implementieren. Um zu beurteilen, inwieweit dieses Ziel erreicht wurde, werden die visuellen Ergebnisse der Simulationen für eine Reihe von Szenarien, verglichen. Uns interessieren unter anderem die in [Hartmann u. a., 2012] beschriebenen Effekte, aber auch der Effekt der Schlangenbildung.

6.3.1 Alternative Pfadwahl

Das hier beschriebene Beobachtungsgebiet ist $30\,[m]$ hoch und $40\,[m]$ breit. Die Personen tauchen innerhalb einer Fläche von 70 Quadratmeter ($14 \times 5\,[m^2]$) in der linken unteren Ecke des Szenarios an zufälligen Positionen auf. In jeder Sekunde tauchen über einen Zeitraum von 40 Sekunden, 20 neue Personen auf. Das einzige Ziel liegt in der unteren rechten Ecke. Die Personen können durch zwei lange ($18\,[m]$), schmale ($1\,[m]$), voneinander getrennten Durchgänge, laufen.

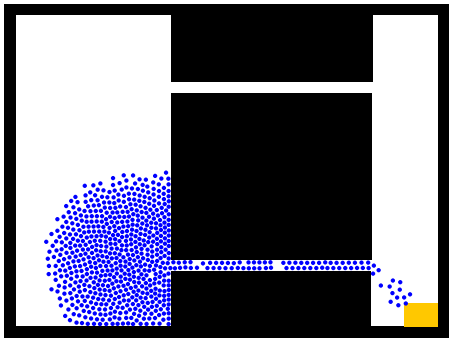
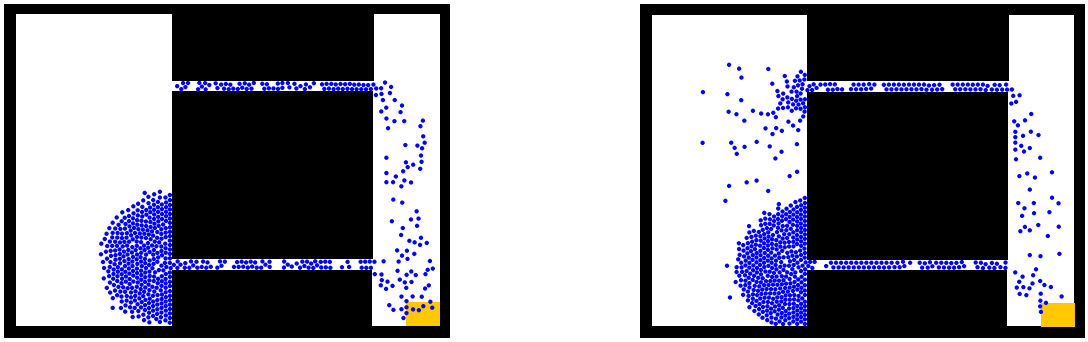


Abb. 6.2: Szenario, nach 46 Sekunden, mit zwei langen, dünnen Durchgängen und einem Ziel (gelb). Es wird das statisches Zielpotentialfeld mit $F = 1$ verwendet. Die Personen verwenden den oberen Durchgang nicht, weil sie durch die Verwendung des statischen Zielpotentialfeldes den kürzesten Weg zum Ziel bevorzugen.

Das Szenario ähnelt einem Szenario aus [Hartmann u. a., 2012]. Wählen die Personen den oberen Durchgang, müssen sie eine deutlich längere Strecke zum Ziel

zurücklegen. Es werden genügend Personen generiert, sodass der erste Eingang schnell überfüllt ist. Das statische Zielpotentialfeld mit $F = 1$ lässt, wie in der Einleitung bereits erwähnt, alle Personen den kürzesten Weg wählen (siehe Abbildung 6.2). Personen stoßen sich zwar auf kurzer Distanz ab, diese Abstoßung reicht aber bei Weitem nicht aus, um zu einer alternativen Wegwahl zu führen.

Wird hingegen die Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.4 (konstante Gewichtung) benutzt, verwenden die Personen beide Durchgänge. Solange der Gang noch nicht voll ist bewegen sich die Personen zum zweiten Eingang. Sobald der Gang voll ist bewegen sich keine Personen mehr nach oben. Dies wäre allerdings, da der Fluss noch nicht ins Stocken gerät, ein realistischeres Verhalten (siehe Abbildung 6.3).



(a) Dynamisches Zielpotentialfeld: F wie in Gleichung 4.4 definiert.

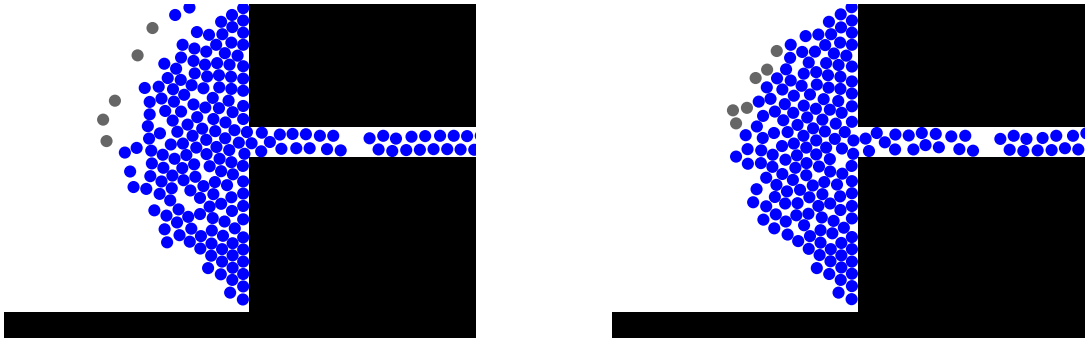
(b) Dynamisches Zielpotentialfeld: F wie in Gleichung 4.11 definiert.

Abb. 6.3: Pfadwahlszenario unter Verwendung des dynamischen Potentialfeldes mit unterschiedlichen Reisegeschwindigkeitsfunktionen F. Die Personen nehmen durchgängig auch den oberen Durchgang, wenn die Laufgeschwindigkeit in Richtung des Ziels mit berücksichtigt wird (b).

Dieser Effekt ist folgendermaßen zu erklären: Bleibt die Laufgeschwindigkeit in Richtung des Ziels (siehe Gleichung 4.10) unberücksichtigt, so herrscht innerhalb der beiden Gänge annähernd die gleiche Dichte. Lediglich vor dem unteren Eingang ist die Dichte höher. Die Dichte innerhalb der Durchgänge hat allerdings einen sehr großen Einfluss, da der Weg lang ist. Somit spielt die Dichte vor den Eingängen eine zu kleine Rolle. Durch die dynamische Gewichtung, also unter Verwendung von F nach Gleichung 4.11, wird die beschriebene Problematik gelöst.

Diskretisierungseffekt

Folgender Effekt ist zu beobachten: Personen stehen in einem Halbkreis um den überfüllten ersten Eingang. Das heißt, dass die Personen am Rand der Menschentraube auf Positionen stehen, die nahezu gleiche Zielpotentiale besitzen. Verringert sich die Dichte am zweiten Eingang von einem Zeitpunkt t_k zu t_{k+1}, so entscheiden sich einige Personen zu diesem zu laufen. Daraufhin nimmt die Dichte am ersten überfüllten Eingang zum Zeitpunkt t_{k+2} sprunghaft ab. Zum nächsten Zeitpunkt t_{k+3} bewegen sich die Personen deshalb wieder zurück (siehe Abbildung 6.4). Das Problem entsteht dadurch, dass das Zielpotentialfeld für bestimmte Zeitpunkte $t \in T$ und nicht für jede Zustandsänderung berechnet wird. Aufgrund der Komplexität, ist dies auch in der Zukunft nicht realisierbar.



(a) Situation zum Zeitpunkt t_{k+2} (b) Situation zum Zeitpunkt t_{k+3}

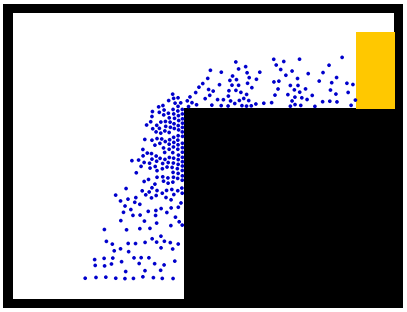
Abb. 6.4: (Ausschnitt aus Abbildung 6.3) Diskretisierungseffekt: Die grau gekennzeichneten Personen bewegen sich im Zeitpunkt t_{k+2} in Richtung des zweiten Eingangs. Durch die Bewegung ändert sich die Dichte sprunghaft und die gekennzeichneten Personen bewegen sich wieder zurück.

Ein möglicher Lösungsansatz besteht darin, dass die Person, nachdem sie sich „entschieden“ hat den Eingang zu wechseln, das Zielpotentialfeld, welches zu dieser „Entscheidung“ geführt hat, über einen größeren Zeitraum ($> t_{k+1} - t_k$) verwendet. Im Rahmen dieser Arbeit wurde dies nicht implementiert.

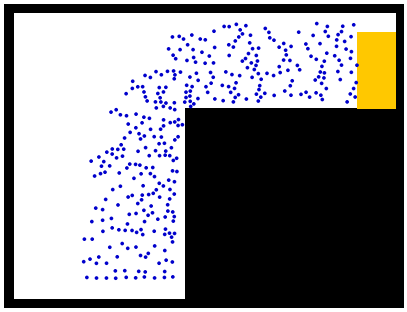
6.3.2 Streuung an Ecken

Das hier beschriebene Beobachtungsgebiet ist 40 $[m]$ breit und 30 $[m]$ hoch. Unten in der Mitte des Raumes tauchen jede Sekunde 5 Personen an festen, nebeneinander liegenden Positionen auf. Oben rechts befindet sich das einzige Ziel.

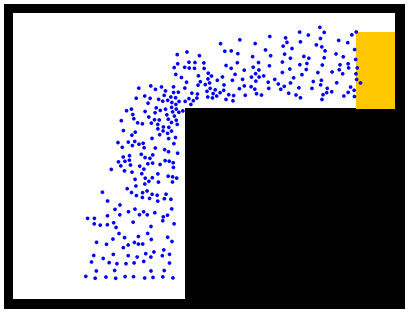
Im bisherigen Optimal Steps Model kommt es zur Zunahme der Dichte an Ecken. Der Fluss gerät kurz vor der Ecke ins stocken. Ein realistischeres Verhalten wäre es, wenn Personen einen größeren Bogen um die Ecke einschlagen würden. Dieser Effekt wird durch die Verwendung des dynamischen Zielpotentialfeldes erreicht (siehe Abbildung 6.5). Der Bogen, den die Personen einschlagen, ist unter Verwendung von Gleichung 4.11 etwas kleiner.



(a) Statisches Zielpotentialfeld: $F = 1$.



(b) Dynamisches Zielpotentialfeld: F wie in Gleichung 4.4 definiert.

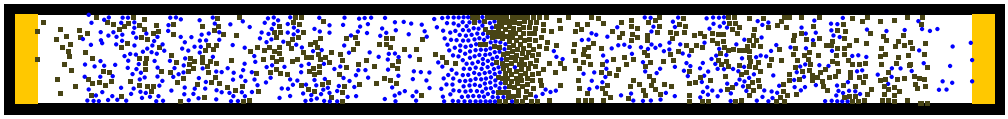


(c) Dynamisches Zielpotentialfeld: F wie in Gleichung 4.11 definiert.

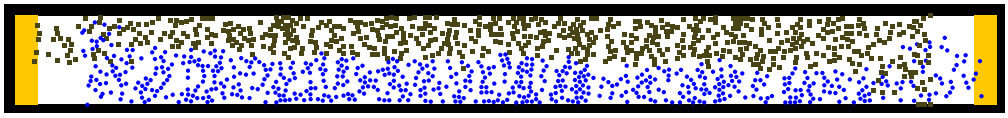
Abb. 6.5: Eckenszenario nach 74 Sekunden. Die Dichte ist kurz vor der Ecke unter Verwendung des statischen Potentialfeldes (a) größer. Unter Verwendung des dynamischen Potentialfeldes (b) bzw. (c) umlaufen die Personen die Ecke im größeren Bogen.

6.3.3 Bahnenbildung

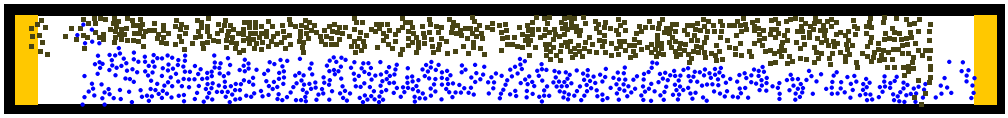
In der Realität ist zu beobachten, dass sich Personen, die in entgegengesetzte Richtungen laufen, sich auf verschiedene Laufbahnen einigen. Durch diesen Effekt stören sich die Personen gegenseitig nicht und gelangen schneller an ihr Ziel. Die Bahnenbildung soll durch das dynamische Zielpotentialfeld eingeführt werden. Das



(a) Statisches Zielpotentialfeld: $F = 1$.



(b) Dynamisches Zielpotentialfeld: F wie in Gleichung 4.4 definiert.

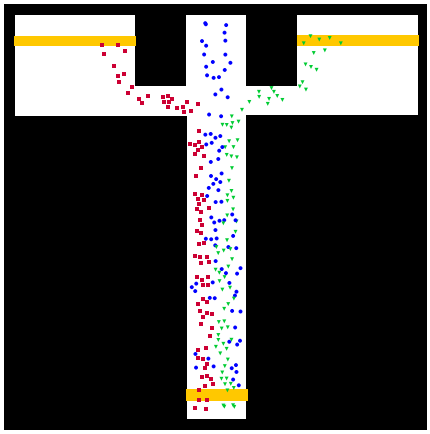


(c) Dynamisches Zielpotentialfeld: F wie in Gleichung 4.11 definiert.

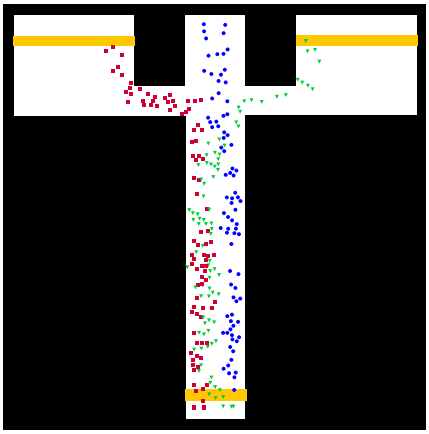
Abb. 6.6: Bahnenbildungsszenario nach 70 Sekunden. Unter Verwendung des dynamischen Potentialfeldes bilden sich zwei Bahnen. Es ist kein Unterschied zwischen dynamischer (b) und konstanter Gewichtung (c) erkennbar.

hier beschriebene Beobachtungsgebiet ist $8\,[m]$ hoch und $88\,[m]$ breit. Zehn Personen tauchen jeweils in einem Bereich in jeder Sekunde am linken bzw. rechten Rand auf. Die Personen versuchen jeweils ein Ziel auf der anderen Seite des Ganges zu erreichen. Im bisherigen Modell ist keine Bahnenbildung erkennbar (siehe Abbildung 6.6, (a)). Es kommt nach kurzer Zeit zur Verstopfung des kompletten Durchgangs. Unter der Verwendung des dynamischen Zielpotentialfeldes bilden sich zwei Bahnen, was eine Verstopfung verhindert.

Um den Unterschied der beiden Reisegeschwindigkeitsfunktionen festzustellen, ist ein komplexeres Bahnenbildungsszenario nötig. Die Abbildung 6.7 zeigt die Situation eines komplexeren Bahnenbildungsszenarios nach 70 Sekunden. Zwei Personen tauchen in jeder Sekunde oben in der Mitte auf und laufen nach unten. Dort tauchen vier Personen in jeder Sekunde auf. Jeweils zwei von ihnen möchten zum rechten bzw. linken oberen Ziel. Es ist deutlich erkennbar, dass sich unter Verwendung der dynamischen Gewichtung der Personendichte zwei und unter Verwendung der konstanten Gewichtung drei Bahnen bilden. Es scheint realistischer, dass Personen die in ähnliche Richtung laufen, sich auch auf ähnlichen oder gar gleichen Bahnen befinden.



(a) Dynamisches Zielpotentialfeld: F wie in Gleichung 4.4 definiert.



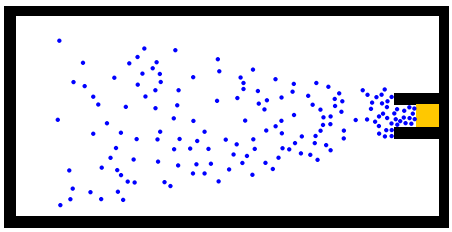
(b) Dynamisches Zielpotentialfeld: F wie in Gleichung 4.11 definiert.

Abb. 6.7: Bahnenbildungsszenario nach 70 Sekunden unter Verwendung des dynamischen Potentialfeldes. Die Ziele (gelb) befinden sich am linken und rechten Rand. Der positive Effekt der dynamischen Gewichtung der Personendichte (b) ist klar erkennbar.

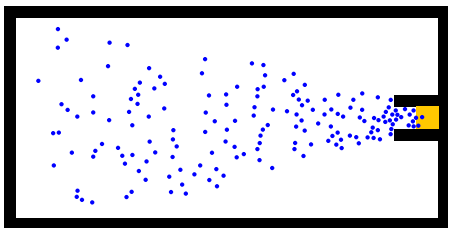
6.3.4 Schlangenbildung mit einer Schlange

In Kapitel 4.4 wurde ein einfaches Modell für Schlangenbildung vorgestellt. Es wird die Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.18 verwendet. Mit folgenden Szenarien soll die Realitätsnähe des Modells untersucht werden. Es soll überprüft werden ob alle Punkte aus Kapitel 4.4 erfüllt werden. Außerdem soll aufgezeigt werden, inwieweit sich der Parameter c_q auf die Schlangenbreite auswirkt.

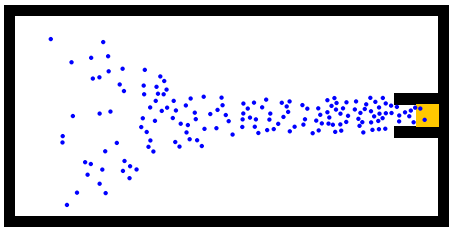
Das Beobachtungsgebiet ist 38 $[m]$ lang und 18 $[m]$ breit. 50 Sekunden lang tauchen links, in einem Bereich von 16×5 $[m^2]$, jede Sekunde 6 Personen an zufälligen Positionen auf. Die Auswirkungen des Parameters c_q ist in Abbildung 6.8 deutlich erkennbar. Zu Beginn bewegen sich die Personen direkt zum Ziel. Die Dichte in der Mitte des Szenarios wird größer. Nach kurzer Zeit ist diese so groß, dass Personen hinter anderen Personen bleiben und Personen, die sich außerhalb des gebildeten Personenflusses befinden, in den Fluss hineingezogen werden. Durch die große anziehende Wirkung der Personen auf mittlere Distanz und die weiterhin abstoßende Wirkung auf naher Distanz bleiben die Personen hintereinander angeordnet. Die sich gebildete Schlange bewegt sich als feste Struktur in Richtung des Ziels. Wird die Schlangenbreite beschränkt, so bilden sich zunächst einzelne Schlangen die zu einer großen Schlange verschmelzen.



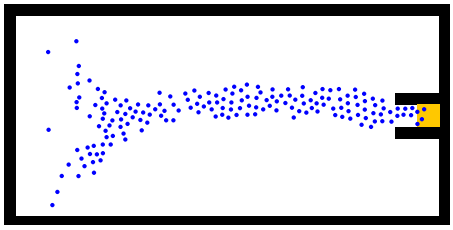
(a) Statisches Zielpotentialfeld: $F = 1$.



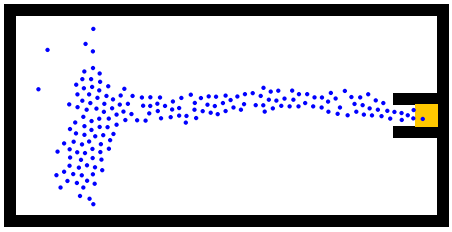
(b) F nach 4.11.



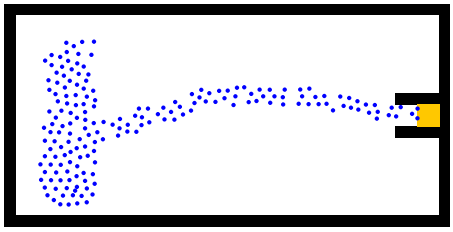
(c) F nach 4.18 mit $c_q = 1.0$.



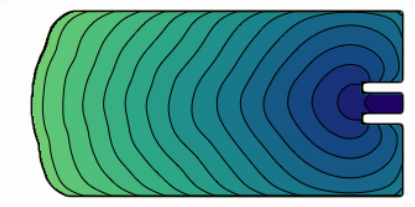
(d) F nach 4.18 mit $c_q = 3.0$.



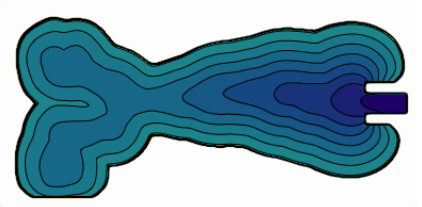
(e) F nach 4.18 mit $c_q = 4.0$.



(f) F nach 4.18 mit $c_q = 5.0$.



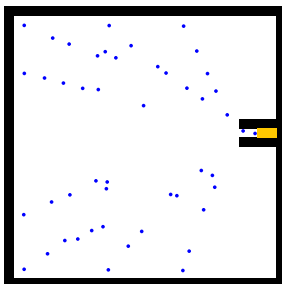
(g) Zielpotentialfeld für (c).



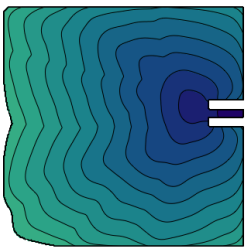
(h) Zielpotentialfeld für (f).

Abb. 6.8: Schlangenbildungsszenario nach je 40 Sekunden unter Verwendung des dynamischen Potentialfeldes mit unterschiedlichem Parameter c_q. Je höher c_q ist, desto dünner wird die Schlange. Aufgrund der Begrenzung der Schlangenbreite sammeln sich die Personen im linken Teil des Szenarios. (a) und (b) dienen als Bezugsbilder. (g) und (h) zeigen die Unterschiede der Potentialfelder.

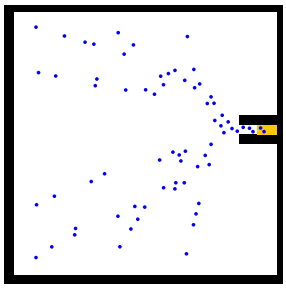
Abbildung 6.9 zeigt ein Beobachtungsgebiet in dem, an den Wänden Rings herum, alle 2 Sekunden Personen auftauchen. Es ist hierbei $c_q = 5.0$. Wie in Abbildung 6.9 deutlich zu erkennen ist, bildet sich eine Schlange mit zwei Teilschlangen.



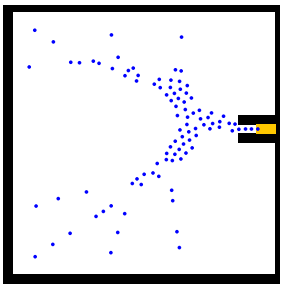
(a) Szenario nach 10 Sekunden



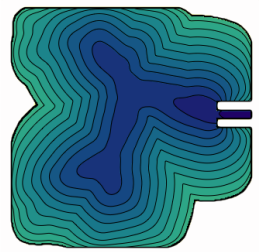
(b) Zielpotentialfeld nach 10 Sekunden



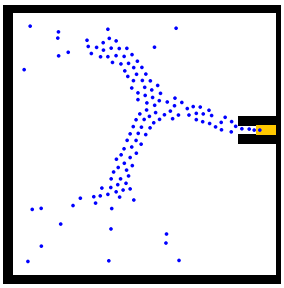
(c) Szenario nach 20 Sekunden



(d) Szenario nach 40 Sekunden



(e) Zielpotentialfeld nach 40 Sekunden



(f) Szenario nach 80 Sekunden

Abb. 6.9: Schlangenbildungsszenario zu unterschiedlichen Zeitpunkten unter der Verwendung der Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.18 mit $c_q = 5.0$. (b) und (e) zeigen die Veränderungen des Potentialfeldes.

Die Bildung von Teilschlangen kann in manchen Situation in der Realität durchaus beobachtet werden. Beispiel wären sehr große Schlangen außerhalb von Gebäuden. In vielen Fällen bilden sich allerdings keine Teilschlangen. Personen laufen zum Schlangenende und stellen sich hinten an. In unserem Modell können wir diese Bildung von Teilschlangen nicht verhindern, da Personen immer auf direktem Weg zur Schlange laufen. Sie reihen sich in die Schlange ein. Sie laufen somit keinen „Umweg“ um sich hinten anzustellen.

6.3.5 Schlangenbildung mit mehreren Schlangen

Möchten wir mehrere Schlangen erzeugen, so kann dies über eine eindeutigen Zuordnung von Person zu Ziel durchgeführt werden (siehe Abbildung 6.10). Wird allerdings ein großes Ziel verwendet, über welches die Personen über unterschiedliche Wege gelangen, kann diese Methode nicht angewendet werden.

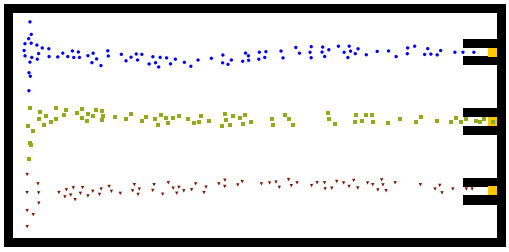


Abb. 6.10: Schlangenbildung mit 3 unterschiedlichen Zielen und einer festen Zuordnung von Personen zu Ziel. Es wird die Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.18 verwendet.

In diesem Fall beeinflussen sich mehrere Schlangen gegenseitig und gelangen irgendwann in einen unausgeglichenen Zustand. Dies führt dazu, dass sich Schlangen zusammenschließen (siehe Abbildung 6.11). Die gegenseitige Anziehung der Personen gilt für das gesamte Szenario. Kombinationen aus Evakuierung und Schlangenbildung sind somit derzeit nicht möglich. Eine wahlfreies Anstellen wird im Rahmen dieser Arbeit nicht modelliert.

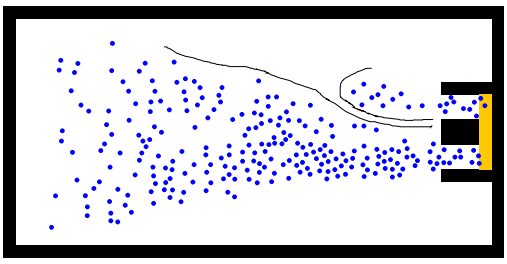


Abb. 6.11: Schlangenbildungsszenario mit zwei frei wählbaren Zielen (zum Beispiel Kinoschalter). Es wird die Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.18 mit $c_q = 2.0$ verwendet. Nach 30 Sekunden verschmelzen die Schlangen. Die Trennlinie separiert die Personen in ihre Schlangen. Direkt unterhalb der Trennlinie wandern Personen von der oberen Schlange in die untere.

Zusammenfassung

Mithilfe des dynamischen Zielpotenzialfeldes, ist es unter Verwendung der Reisegeschwindigkeitsfunktion 4.18 möglich, für Szenarien mit einem Ziel eine Schlangenbildung zu simulieren. Auch für Szenarien mit einer eindeutigen Zuordnung von Person zu Ziel ist dies möglich (siehe Kapitel 6.3.5). Diese Zuordnung könnte zur Laufzeit geändert werden. Über einen derartigen Mechanismus könnte die Wahlfreiheit realisiert werden.

Eine weitere Idee, die hier allerdings nur kurz angesprochen werden soll, ist die Vorgabe eines „Schlangenbereichs“. Anstatt eines dynamischen Potentialfeldes, könnte ein statisches Potentialfeld verwendet werden. An den Stellen, an denen sich Schlangen bilden sollen, könnte eine „virtuelle“ Dichte herrschen. Es wäre möglich, die Bereiche sehr genau zu definieren. Es ist auch denkbar, die erneute Berechnung der Potentialfelder ab einem bestimmten Zeitpunkt abzubrechen. In jedem Fall bietet die Berechnungsvariante große Möglichkeiten. Leider konnte diese Idee im Rahmen dieser Arbeit nicht realisiert bzw. analysiert werden.

7 Bewertung & Ausblick

Ziel dieser Arbeit war es, auf Basis der Idee von Dirk Hartmann, das Optimal Steps Model um die Navigation um Gruppen und Schlangenbildung zu erweitern. Die Erweiterung sollte in den Simulator implementiert werden. Im Vordergrund stand immer die Erhöhung der Realitätsnähe des Modells. Die Ziele wurden allesamt erreicht und die Grenzen aufgezeigt.

Die Idee von Hartmann, die lokale Dichte in die Berechnung der Reisezeit der Fußgänger - also dem Zielpotential - einzubeziehen, wurde erweitert. Die Gewichtung dynamisiert, d. h. sie wird abhängig von der aktuellen Geschwindigkeit in Richtung des Ziels. Der Nachteil der dynamischen Gewichtung liegt darin, dass sie eine grobe Schätzung und kein exakter Wert ist. Eine schönere Variante wäre es, für die Berechnung ausschließlich die Potentiale aus dem dynamischen Potentialfeld zu verwenden. Die in Kapitel 4.2 bzw. 4.3.2 angesprochenen Schwierigkeiten müssten dann allerdings gelöst werden. Die Potentialdifferenzen der dynamischen Potentiale müssten korrekt bewertet werden und die Auswirkungen der Abhängigkeit zwischen letztem und nächstem Zielpotentialfeld dürften keine negativen Effekt haben. Dies zu realisieren war im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich. Vorteil der dynamischen Gewichtung ist, dass sich zum einen die Anzahl der Parameter, welche durch $\mathcal{Z}$ festgelegt sind, auf eine reduziert und zum anderen jede Person individuell gewichtet wird. Die Laufgeschwindigkeit und Laufrichtung als wichtige zusätzliche Kriterien heranzuziehen, ist plausibel. Die Auswirkungen sind in Kapitel 4.3 bzw. 6.3.3 beschrieben. Insgesamt ist die dynamische Gewichtung der konstanten vorzuziehen.

Die Schlangenbildung ist eine völlig neuartige Verwendungsvariante des dynamischen Potentialfeldes. Es ist ein erster Versuch, Schlangenbildung über Kräfte zu modellieren und das Optimal Steps Model um diese Möglichkeit zu erweitern. Sie

bietet für zukünftige Entwicklungen viele Möglichkeiten. Die in Kapitel 6.3.5 angeschnittene Idee, ein vordefiniertes statisches Potentialfeld für die Schlangenbildung zu verwenden, stellt zum Beispiel eine weitere mögliche Ausprägung dar.

Eine große Herausforderung stellte die Implementierung einer effektiven Dichteberechnung dar. Als Lösung wurde die Bildverarbeitung herangezogen. Die Dichte ist eine wichtige Größe und die Implementierung der Berechnung ist nicht auf den Einsatz der Berechnung des dynamische Zielpotentialfeldes beschränkt. Sie wird zum Beispiel bereits für die Visualisierung eingesetzt.

Das dynamische Potentialfeld wurde erfolgreich in den Simulator eingebaut. Das dynamische Potentialfeld ist ein Informationsspeicher für eine Situation zu einem bestimmten Zeitpunkt t. Anstatt das Potentialfeld nach jedem Zeitpunkt $t \in T$ zu ersetzten, kann es für weitere Zwecke verwendet werden. Unterschiedliche Personen könnten ihre Entscheidungen aufgrund von unterschiedlichen Potentialfeldern, welche zu unterschiedlichen Zeitpunkten t erzeugt wurden, treffen. Sie hätten somit eine individuelle Informationsgrundlage. Eine weitere Möglichkeit ist es, das Szenario in Bereiche aufzuteilen und jedem Bereich ein dynamisches Potentialfeld zuzuweisen. Die Informationen aus dem Potentialfeld würden nur noch für die Navigation über mittlere und nicht mehr über weite Reichweite, herangezogen werden. Hiermit könnte Schlangenbildung und Navigation um Gruppen gemischt werden. Das Verhalten wäre ortsabhängig. Eine Mischung könnte auch über die individuelle Strategie der Person gesteuert werden. Anstatt je Ziel ein dynamisches Potentialfeld zu verwenden, könnten auch mehrere Felder für ein Ziel verwendet werden. Dabei könnten unterschiedliche Reisegeschwindigkeitsfunktion zum Einsatz kommen. Die Reisegeschwindigkeitsfunktion würde die Strategie der Personen repräsentieren. Die Strategie könnte sich zur Laufzeit ändern. Personen könnten ihr Potentialfeld, welches sie als Informationsquelle nutzen, wechseln oder die Reisegeschwindigkeitsfunktion könnte zur Laufzeit ausgetauscht werden. Damit wäre es möglich, die Strategie einer Person durch bestimmte Ereignisse zu verändern.

Das dynamische Potentialfeld eröffnet völlig neue Möglichkeiten, allerdings muss deutlich betont werden, dass es sich immer um eine Schätzung der Reisezeit handelt (siehe Kapitel 4.6). Das Einbeziehen der Laufgeschwindigkeit in Richtung des

Ziels aus Kapitel 4.3.2 gestaltete sich, aufgrund der Einschränkungen aus Kapitel 4.2, als schwierig. Es fehlt eine Abhängigkeit zwischen der Geschwindigkeit in Richtung des Ziels einer Person und den Geschwindigkeiten aller anderen Personen. Weitere Eigenschaften der Personen miteinzubeziehen scheint nicht sinnvoll, da die Schätzung der Reisezeit an Genauigkeit verlieren würde.

Trotz dieser Schwierigkeiten wurde das dynamische Potentialfeld erfolgreich ins Optimal Steps Model, zur Verbesserung der Realitätsnähe, eingebaut und kann für die bereits erwähnten Erweiterungen verwendet werden. Dabei handelt es sich mit Sicherheit nicht um eine vollständige Liste. Die zukünftige Entwicklung wird zeigen, wozu das dynamische Potentialfeld noch verwendet werden kann.

Literaturverzeichnis

[Bærentzen 2001] Bærentzen, J. A.: On the implementation of fast marching methods for 3d lattices / Technical University of Denmark. 2001. – Forschungsbericht 2.3, 2.3.1, 2.3.1, 1

[Chraibi u. a. 2011] Chraibi, Mohcine ; Kemloh, Ulrich ; Schadschneider, Andreas ; Seyfried, Armin: Force-based models of pedestrian dynamics. In: *Networks and Heterogeneous Media* 6 (2011), Nr. 3, S. 425–442 1.1

[Hartmann u. a. 2012] Hartmann, Dirk ; Mille, Jana ; Pfaffinger, Alexander ; Royer, Christian: Dynamic medium scale navigation using dynamic floor fields. In: *Proceedings of the 6th International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*, 2012 1.3, 1.4, 4, 4.1, 4.1, 6.2, 6.3, 6.3.1

[Kneidl 2013] Kneidl, Angelika: *Methoden zur Abbildung menschlichen Navigationsverhaltens bei der Modellierung von Fußgängerströmen*, TUM, Diss., 2013 1.3

[Kneidl u. a. 2012] Kneidl, Angelika ; Borrmann, André ; Hartmann, Dirk: Generation and use of sparse navigation graphs for microscopic pedestrian simulation models. In: *Advanced Engineering Informatics* 26 (2012), Nr. 4, 669 - 680. http://dx.doi.org/10.1016/j.aei.2012.03.006. – DOI 10.1016/j.aei.2012.03.006. – ISSN 1474–0346 6.2

[Kneidl u. a. 2013] Kneidl, Angelika ; Hartmann, Dirk H. ; Borrmann, André: A hybrid multi-scale approach for simulation of pedestrian dynamics. In: *TRC* 0 (2013), S. 0 1.6, 4.6, 6.2

[Köster u. a. 2011] Köster, Gerta ; Hartmann, Dirk ; Klein, Wolfram: Microscopic pedestrian simulations: From passenger exchange times to regional evacuation. In: Hu, Bo (Hrsg.) ; Morasch, Karl (Hrsg.) ; Pickl, Stefan (Hrsg.) ; Siegle, Markus (Hrsg.): *Operations Research Proceedings 2010: Selected Papers of the Annual International Conference of the German Operations Research Society*. Springer, 2011, S. 571–576 1.1

[Köster u. a. 2013] Köster, Gerta ; Treml, Franz ; Gödel, Marion: Avoiding numerical pitfalls in social force models. In: *Phys. Rev. E* (2013). – Manuscript accepted for publication 1.1

[Press u. a. 2007] Press, William H. ; Teukolsky, Saul A. ; Vetterling, William T. ; Flannery, Brian P.: *Numerical Recipes 3rd Edition: The Art of Scientific Computing*. Cambridge University Press, 2007. – 1256 S. 3.2.1

[Schadschneider u. Seyfried 2011] Schadschneider, Andreas ; Seyfried, Armin: Empirical results for pedestrian dynamics and their implications for modeling. In: *Networks and Heterogeneous Media* 6 (2011), Nr. 3, 545–560. `http://aimsciences.org/journals/displayArticlesnew.jsp?paperID=6445` 1.1, 3.4

[Seitz u. Köster 2012] Seitz, Michael J. ; Köster, Gerta: Natural discretization of pedestrian movement in continuous space. In: *Physical Review E* 86 (2012), Oct, 046108. `http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevE.86.046108`. – DOI 10.1103/PhysRevE.86.046108 1.2, 3, 3.2.2, 3.3, 3.3.1, 3.3.1, 3.3.1, 3.4

[Sethian 1999] Sethian, J. A.: *Level Set Methods and Fast Marching Methods: Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science*. Cambridge University Press, 1999 2.1, 2.1, 2.1, 2.2, 2.3, 2.3.1, 2.3.1, 2.3.1

[von Sivers 2013] Sivers, Isabella von: *Numerische Methoden zur Optimierung der Schrittrichtung und -weite in einem Modell der Personenstromsimulation*, Fernuniversität in Hagen, Diplomarbeit, 2013 1.2

[Steffen u. Seyfried 2010] Steffen, B. ; Seyfried, A.: Methods for measuring pedestrian density, flow, speed and direction with minimal scatter. In: *Physica A:*

Statistical Mechanics and its Applications 389 (2010), Nr. 9, 1902–1910. http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437109010115 3.1, 3.1, 3.2, 3.2.2, 3.3

[Weidmann 1992] Weidmann, Ulrich: *Schriftenreihe des IVT*. Bd. 90: *Transporttechnik der Fussgänger*. 2. Zürich : Institut für Verkehrsplanung, Transporttechnik, Strassen- und Eisenbahnbau (IVT) ETH, 1992. http://dx.doi.org/10.3929/ethz-a-000687810. http://dx.doi.org/10.3929/ethz-a-000687810 4.3.3

Zönnchen, Benedikt
(Familienname, Vorname)

München, 17.09.2013
(Ort, Datum)

30.09.1987
(Geburtsdatum)

IF 6 / SS 2013
(Studiengruppe / Semester)

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die Bachelorarbeit selbständig verfasst, noch nicht anderweitig für Prüfungszwecke vorgelegt, keine anderen als die angegebenen Quellen oder Hilfsmittel benutzt sowie wörtliche und sinngemäße Zitate als solche gekennzeichnet habe.

_____
(Unterschrift)