

Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Ausarbeitung Anwendung 2

SoSe 2012

Florian J. Ocker

Bewegungsanalyse in spatio-temporalen Systemen

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung.....	3
1.1	Anwendungsgebiete	3
1.2	Projektgruppe WALK.....	3
2	Bewegungsanalyse in WALK	4
2.1	WalkSim.....	5
2.2	PedSim.....	5
2.3	Visualisierung	6
3	Vergleichbare Arbeiten.....	7
3.1	Towards a Taxonomy of Movement Pattern	7
3.2	Relative Motion.....	10
3.3	Efficient detection of motion patterns in spatio-temporal data sets.....	12
4	Zusammenfassung	13
5	Quellenverzeichnis.....	15
6	Abbildungsverzeichnis	17

1 Einführung

Die vorliegende Seminararbeit bewegt sich im Umfeld der visuellen Analytik, dessen Augenmerk sich auf algorithmische Wissenserließung aus großen Datenmengen („Knowledge Discovery“) und explorativer Visualisierung richtet. Hierzu gehört die automatisierte Analyse großer Datenbestände, um das in den gesammelten Daten enthaltene verborgene Wissen extrahieren zu können. Daraus können dann möglicherweise Modelle erzeugen werden, die für Vorhersagen und zur Entscheidungsunterstützung genutzt werden können. Weiterhin müssen die Ergebnisse auch visuell dargestellt werden, um es Anwendungsexperten zu ermöglichen effizient mit den Inhalten umgehen zu können. Dies geschieht mitunter interaktiv, so dass dem menschliche Experten die Möglichkeit geboten wird, mit seiner Überlegenheit bei der visuellen Erfassung von auffälligen Mustern auf Bildern und Grafiken, in die Analyse einzugreifen (IAIS, 2012).

1.1 Anwendungsgebiete

Die Anwendungsgebiete sind sehr vielfältig und umfassen insbesondere zeit- und raumbezogene Geodaten, so genannte spatio-temporale Daten. Dazu gehören zum Beispiel Trajektorien (Pfade durch Raum und Zeit (Dodge, et al., 2008)) von sich bewegenden Objekten, wie Menschen, Autos und Tieren. Aber auch raumbezogene Zeitreihendaten wie Dynamiken von Wetteraufzeichnungen oder demographischen Kennzahlen so wie Ereignisse (Erdbeben, Verkehrsunfälle, Beobachtungen seltener Tier- und Pflanzenarten) spielen eine Rolle (IAIS, 2012).

Die visuelle Analytik umfasst jedoch auch nicht-räumliche Daten wie etwa Zeitreihen von Finanzkennzahlen oder die Datenextraktion aus Text- und Multimedia-Dokumenten. Diese Anwendungsbereiche spielen aber für das, dem Seminar begleitende Projekt keine Rolle und werden hier nur der Vollständigkeit halber erwähnt.

1.2 Projektgruppe WALK

Das Forschungsprojekt WALK der Hochschule für angewandte Wissenschaften Hamburg befasst sich mit Bevölkerungsschutz im Zusammenhang mit Fußgängerströmen und Entfluchtungssituationen. Die zu untersuchenden Szenarien werden durch eine Multi-Agenten-Simulation nachgebildet also durch einen

mikroskopischen Ansatz (Thiel-Clemen, et al., 2011). Die Fußgänger werden dabei durch Agenten dargestellt, deren Verhalten durch beliebig komplexe innere Zustände hervorgerufen werden. Für die Simulation ist letztendlich jedoch das nach Außen gezeigte Verhalten in Form von Aktionen oder im Speziellen von Bewegungen relevant. Die Analyse der Bewegungsströme der Agenten lässt eine qualitative Bewertung des Simulationsmodells zu.

Das zentrale Ziel der Simulation besteht darin, das komplexe Verhalten von Menschenmengen, möglichst realistische abzubilden. Um diese Realitätsnähe validieren zu können, müssen die Simulationen mit Aufzeichnungen der Wirklichkeit verglichen werden. Das Identifizieren ähnlicher Bewegungsmuster in Realität und Simulation ist ein wichtiger Schritt dorthin (Sargent, 2005).

2 Bewegungsanalyse in WALK

Bei der Analyse von Bewegungsmustern gilt es viele Randbedingungen zu beachten, um die gefundenen Muster in einen sinnvollen Kontext setzen zu können. So spielen hauptsächlich zeitliche und räumliche Kohärenz eine Rolle aber auch die (statische) Umgebung hat maßgeblichen Einfluss auf die Bewegungsströme der Individuen.

Um sich dem Problem zu nähern werden jedoch anfänglich einige Einschränkungen vorgenommen. So wird von der räumlichen Ausdehnung der Fußgänger abstrahiert und nur die Position, die so genannten Moving Point Objects (MPOs), betrachtet (Dodge, et al., 2008). Weiterhin wird zunächst versucht durch visuelle Beobachtung der Simulationen einfache Phänomene zu erkennen und zu beschreiben. Es werden Kennzahlen bestimmt, die bei Überschreitung definierter Schwellwerte auf das Auftreten eines bestimmten Phänomens hinweisen.

Diese Kennzahlen sollen allein aus den Trajektorien der Fußgänger gewonnen werden. Trajektorien beschreiben grundsätzlich die Bewegung eines Objekts in einem Raum-Zeit-Volumen, wobei sich im Projekt auf einen 2-dimensionalen Raum beschränkt wird. Durch diese Einschränkung können Daten aus verschiedensten Quellen mit den selben Algorithmen untersucht werden, da die äußerlichen Randbedingungen vorerst ignoriert werden.

Es gibt eine Vielzahl möglicher Kennzahlen, die als Indikatoren tauglich sein können. Die Aufgabe besteht darin durch experimentelles Vergleichen mit verschiedenen Szenarien verlässliche Schwellwerte zu ermitteln, die auf bestimmte Phänomene schließen lassen. Der intuitivste Faktor ist wohl die Geschwindigkeit, bzw. deren Veränderung über die Zeit. Zur Ermittlung eines Anstauens vor einer Engstelle liefert diese eine Verminderung bei vielen MPOs in räumlicher Nähe. Darüber

hinaus werden jedoch noch weitere Faktoren untersucht. Die Dichte der Fußgänger bzw. das Dichtegefälle zwischen bestimmten Bereichen mag auf Grund des natürlichen Komfortabstands eines Menschen Hinweise über die Situation liefern. Ein weiterer Indikator kann das Abweichen eines Fußgängers von seinem kürzesten Pfad sein. Dazu wird die Wegstrecke des Individuums retro-perspektiv analysiert und mit dem kürzesten Pfad zwischen dem Start- und Zielpunkt verglichen.

2.1 WalkSim

Die Simulationsumgebung der Arbeitsgruppe WALK beinhaltet eine Multi-Agenten-Simulation, dessen Umgebung über ein 3D-Geoinformationssystem konfiguriert werden kann. Dies betrifft die Startpunkte der Fußgänger als Agenten und ihre Ziele (vornehmlich bezüglich der Zielorte) und das umgebende Gelände mitsamt Gebäuden und weiterer Infrastruktur (Baldowski, 2011).

Die Szenarien sollen auf lange Sicht Gefahrensituationen mit Panikverhalten untersuchen. Es können jedoch auch Fußgängerströme simuliert werden, die unter alltäglichen Bedingungen stattfinden. Die Aufzeichnung der Bewegungen erfolgt dabei in eine Datenbank auf welche wiederum die Bewegungsanalyse aufsetzt.

WalkSim befindet sich derzeit noch in einem prototypischen Entwicklungsstand, weshalb die Analyse zunächst auf den Daten eines alternativen Simulationswerkzeugs (PedSim) statt findet. Die Ergebnisse sollen jedoch anschließend auch für WALK eingesetzt werden, insbesondere für die Validierung der Simulation (Woggan, 2012). Durch den Einsatz automatisierter Algorithmen können beliebige Szenarien in relativ schneller Zeit überprüft und validiert werden. So kann durch Mustererkennung überprüft werden, ob in der Simulation und den Vergleichsdaten das gleiche Verhalten der Fußgänger auftritt. Dabei muss die Simulation den relevanten Mustern der Vergleichsdaten folgen, wie z.B. das Bilden von Spuren oder die Stauung vor Engstellen. Auch speziellere Phänomene wie die Führerschaft durch eine Person oder die Gruppenbildung und die daraufhin an der Gruppe orientierten Bewegungsformen spielen insbesondere bei Entfluchtungssimulationen eine Rolle.

2.2 PedSim

Der projektspezifische Analyseansatz versucht zunächst Phänomene zu beobachten, diese zu beschreiben und anschließend Indikatoren zu identifizieren, welche diese

Phänomene frühzeitig oder so gar vorzeitig erkennen lassen. Um Hypothesen bezüglich relevanter Bewegungsmuster formulieren zu können und diese auch mit den zugehörigen Trajektorien untersuchen zu können wurde PedSim verwendet. PedSim ist ein makroskopisches Simulationswerkzeug, welches Gruppensimulationen im 2-dimensionalen Raum mittels des Social Forces Model umsetzt (Gloor, 2012). Das Social Forces Modell ist ein Simulationsmodell für Fußgänger bei dem zwar jedes Objekt einzeln simuliert wird, diese jedoch über keine komplexen, inneren Zustände verfügen (im Vergleich zu Agenten). Die Bewegung der Objekte hängt von den anziehenden und abstoßenden Kräfte der Umgebung ab. Die Zielpunkte der Bewegungen ziehen die Fußgänger an. Abstoßende Kräfte werden durch Hindernisse erzeugt, seien sie statisch (Wände) oder beweglich (Fußgänger) (Helbing, et al., 2009).

Bei der Auswertung von Simulationsläufen in PedSim sind bestimmte Phänomene erkennbar, die in der realen Welt wiederentdeckt werden können. Ein bekanntes Beispiel dafür ist die Spurbildung, welche in Abbildung 1 veranschaulicht wird. Ein solches Verhalten entsteht meist unterbewusst bei der Wegoptimierung bezüglich der kürzesten Wegdauer. Weitere Phänomene sind beispielweise beim Anstauen vor Engstellen zu beobachten, bei denen enge Gruppen häufiger die "Vorfahrt" beanspruchen können und diese Gruppe von einzelnen Personen umlaufen wird.

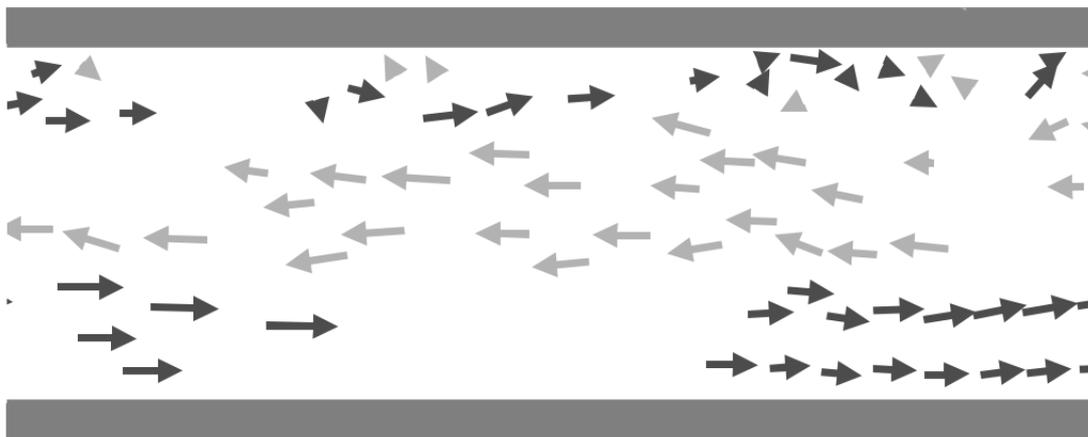


Abbildung 1: Lane formation(Helbing, 2001)

Das Social Forces Modell ist zwar nicht extensiv aber ermöglicht ein erstes Experimentieren mit Bewegungsmustern. Die einfache Konfiguration und Erweiterbarkeit des Programmcodes unterstützen diesen experimentellen Ansatz.

2.3 Visualisierung

Damit die gefundenen Phänomene nachvollziehbar dargestellt werden können müssen die Indikatoren mit den Szenarien in Kontext gesetzt werden. Falls die

Simulationsdurchläufe nicht-deterministisch sind, müssen diese aufgezeichnet und wie ein Videoband wieder abspielbar sein, da die Algorithmen mitunter rechenaufwändig sind und darüber hinaus auch möglicherweise auf Daten aus dem späteren Verlauf zugegriffen wird. Die Kombination von Simulationsbild und Grafiken der Mustererkennung ermöglichen anschließend eine zügige Verständlichkeit und ermöglichen den Zusammenhang zwischen Bewegungsdaten und auftretenden Phänomen intuitiv zu erfassen.

3 Vergleichbare Arbeiten

Die Relevanz der visuellen Analytik im spatio-temporalen Umfeld nimmt im Zuge der wachsenden und verfügbaren Flut von Bewegungsdaten und einer Vielzahl von Anwendungsgebieten enorm zu (Ocker, 2012). Die Auswahl verwandter Arbeiten begrenzt sich deshalb auf Projekte mit beweglichen Objekten (MPOs), welche intuitive Ansätze zur Beschreibung von Bewegungsmustern zum Ziel haben.

3.1 Towards a Taxonomy of Movement Pattern

In den letzten Jahren haben sich eine Vielzahl von Forschungsprojekten auf Bewegungsanalysen fokussiert. Meist werden dabei große Datenmengen ausgewertet um komplexe Bewegungsmuster zu identifizieren. Deshalb ist es wichtig effiziente Data Mining Algorithmen und Visual Analytics-Techniken zu entwickeln, welche die relevanten Informationen wie Regelmäßigkeiten und Bewegungsstrukturen extrahieren können. Die Projektgruppe um Dodge et al. (2008) haben aus diesem Grunde eine systematische Beschreibung einfacher Verhaltensmuster entwickelt. Diese sollte eine einheitliche Beschreibung gewährleisten und die Wiederverwendbarkeit der Verhaltensmuster erhöhen. Die so beschriebenen Grundmuster wurden hinsichtlich der Anforderungskriterien Effektivität (Grad der Zielerreichung) und Effizienz (Kosten der Zielerreichung) formuliert. So entstand ein systematischer Katalog von verständlichen Klassifikationen und Definitionen von Bewegungsmustern. Auch in diesem Projekt wurden von den Dimensionen der Objekte abstrahiert und mit MPOs gearbeitet. Schließlich wurde die Erwartung formuliert, dass die vorgeschlagene Klassifikation durch andere Projektgruppen kritisch überprüft und letztendlich Verwendung finden würde, so dass in Zukunft schrittweise eine vollständige Systematik der Bewegungsmuster entstehen kann.

Bei der Analyse von Bewegungsmustern ist es meist sinnvoll die Parameter nicht nur in einem absoluten Kontext zu verwenden, also im direkten Bezug zur Referenzumgebung, sondern diese auf relative Zusammenhänge zu beschränken. Der Kontextbezug wird dann erst bei der Interpretation hergestellt. Dies ist der erste Schritt zur Definition wiederverwendbarer Bewegungsmuster und spielt eine tragende Rolle bei der Analyse von Gruppenbewegungen (Dodge, et al., 2008).

Das konzeptionelle Framework unterscheidet drei Gruppen von Bewegungsparametern: primitive Parameter und die daraus abgeleitete Parameter (primary & secondary derivatives). Diese Parameter werden in räumlichen, zeitlichen und der Kombination also spatio-temporalen Dimensionen geordnet. Abbildung 2 veranschaulicht die vorgegebene Systematik. Die Primitiven sind selbsterklären und auch einige abgeleiteten Parameter sind leicht verständlich (z.B. Richtung (Direction) oder Zeitdauer (Duration)). Weitere Parameter bedürfen jedoch ein kurzen Beschreibung hinsichtlich ihrer Definition. Die Geschwindigkeit (velocity) beispielweise ist die Änderungsrate der Position und Richtung über die Zeit. Sinuosity (Windungen) meint das Verhältnis zwischen aktueller Pfadlänge zur kürzesten Pfadlänge, liefert also einen Grad der Abweichung vom Zielpfad.

Parameters Dimension	Primitive	Primary derivatives	Secondary derivatives
Spatial	Position (x,y)	Distance $f(posn)$	Spatial distribution $f(distance)$
		Direction $f(posn)$	Change of direction $f(direction)$
		Spatial extent $f(posn)$	Sinuosity $f(distance)$
Temporal	Instance (t)	Duration $f(t)$	Temporal distribution
	Interval (t)	Travel time $f(t)$	Change of duration $f(duration)$
Spatio-temporal (x, y, t)	—	Speed $f(x,y,t)$	Acceleration $f(speed)$
		Velocity $f(x,y,t)$	Approaching rate

Abbildung 2: Bewegungsparameter (Dodge, et al., 2008)

Nun werden aus diesen Elementen Bewegungsmuster beschrieben, die sich wiederum in Gruppen einteilen lassen. Die erste Gruppe bilden die generischen Muster, welche zwar unzureichend sind um Verhalten zu beschreiben, jedoch eingesetzt werden um möglichst viele Muster in den Daten zu erkennen. Die generischen Muster bilden somit die Bausteine um daraus die komplexeren Verhaltensmuster zu erkennen. Jedoch variieren auch schon die generischen Muster in ihrer Komplexität, so dass sie in primitive und zusammengesetzte Muster unterteilt werden. Abbildung 3 veranschaulicht die Zusammensetzung der generischen Muster aus den einzelnen Elementen.

Generic patterns		Primitive param.		Primary derivatives				Secondary derivatives		Applicable to		Dimension		
		Position	Instance	Distance $f(x,y)$	Direction $f(x,y)$	Speed $f(x,y,t)$	Duration	Curvature	Acceleration	Individual MPO	Multiple MPOs	Spatial (x)	Temporal (t)	Spatio-temporal (x,y,t)
Primitive Patterns	Co-location in space	x		x							x	x		
	Concentration	x		x						x	x	x		
	Concurrence	x	x	x	x	x	x	x	x		x			x
	Co-occurrence in space & time	x	x	x							x			x
	Opposition	x	x	x	x	x	x	x	x		x			x
	Dispersion	x	x	x	x	x	x	x	x		x			x
	Constancy	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x			x
	Sequence	x	x				x			x	x		x	
	Periodicity	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x		x	x
	Meet	x	x	x			x				x			x
	Moving cluster	x	x	x	x	x	x	x	x		x			x
	Temporal relations		x				x			x	x		x	
Compound patterns	Synchronization	x	x	x	x	x	x	x	x		x		x	
	Isolated object	x	x	x	x	x	x	x	x		x			x
	Symmetry	x	x	x	x	x	x	x	x		x			x
	Repetition	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x			x
	Propagation	x	x	x	x	x	x	x	x		x			x
	Convergence/ divergence	x	x		x		x				x			x
	Encounter/ Breakup	x	x	x	x						x			x
	Trend/ Fluctuation	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x			x
	Trend-setting	x	x	x	x	x	x	x	x		x			x

Abbildung 3: Generische Pattern im Zusammenhang mit Elementen de konzeptionellen Frameworks (Dodge, et al., 2008)

Das markierte Muster Zusammentreffen (Meet) aus Abbildung 3 beschreiben Gudmundsson et al. (2006) wie folgt: "Given a set of n trajectories of entities in the plane, where each trajectory consists of τ line segments, a flock in a time interval I , where the duration of I is at least k , consists of at least m entities such that for every point in time within I there is a disk of radius r that contains all the m entities (note that $m \in \mathbb{N}$, $k \in \mathbb{R}$ and $r > 0$ are given constants)". Diese räumlicher Kohärenz über ein bestimmtes Zeitintervall wird in Abbildung 4 noch einmal veranschaulicht. Es wird weiterhin zwischen stationärem (fixed) und dynamischen (varying) Meet unterschieden. So bleiben im ersten Fall die Objekte in der selben Region. Bei der dynamischen Ausprägung haben die Objekte zwar während eines Zeitraums eine gewisse Nähe zueinander, dies ist aber unabhängig von dem absoluten Koordinaten. Die Objekte können sich also auch als Gruppe für eine Zeit lang gemeinsam fortbewegen.

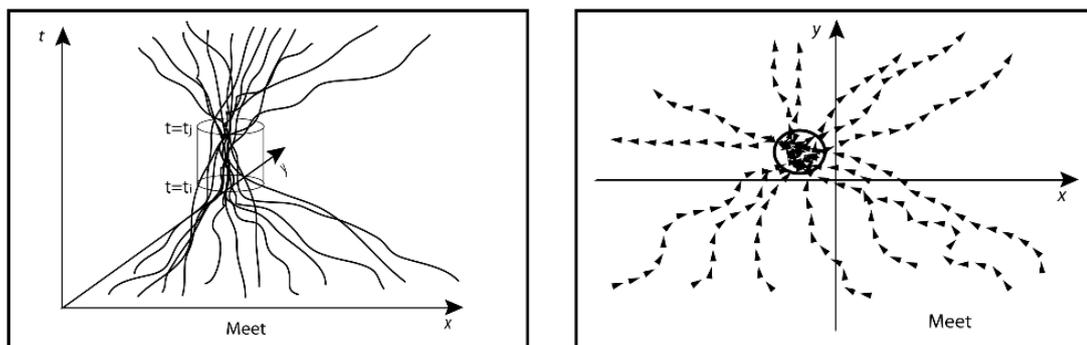


Abbildung 4: Meet Pattern(Dodge, 2008)

Abschließend kann zusammengefasst werden, dass ein Katalog mit einer großen Bandbreite von Bewegungsmustern definiert wurde, welcher viele Teilprobleme beschreibt, die auch im WALK Analyse Projekt notwendig sind. Diese Arbeit kann also genutzt werden, um die bestehenden generischen Muster in den eigenen, anwendungsbezogenen Kontext einzubetten.

3.2 Relative Motion

Das Analysekonzept von Relative Motion (REMO) basiert auf dem Vergleich von Bewegungsparametern über die Zeit. Zu diesem Zweck werden die Bewegungsdaten in eine 2.5-dimensionale Analysematrix überführt, die eine Reduktion des Informationsraums zur Folge hat. Die Matrix besteht aus der Objektachse, der Zeitachse und dem Bewegungsparameter. Abbildung 5 verdeutlicht diesen Ansatz bei dem (in diesem Fall) die Bewegungsrichtung in einem regelmäßigen Intervall auf acht grobe Richtungswinkel (azimuth) reduziert wird. Anschließend können die Trajektorien (a) in die Analysematrix überführt werden. Weitere Bewegungsparameter wie die Geschwindigkeit oder ihre Veränderung können im selben Format verarbeitet werden. Nun ist es möglich effizient nach Substrukturen zu suchen.

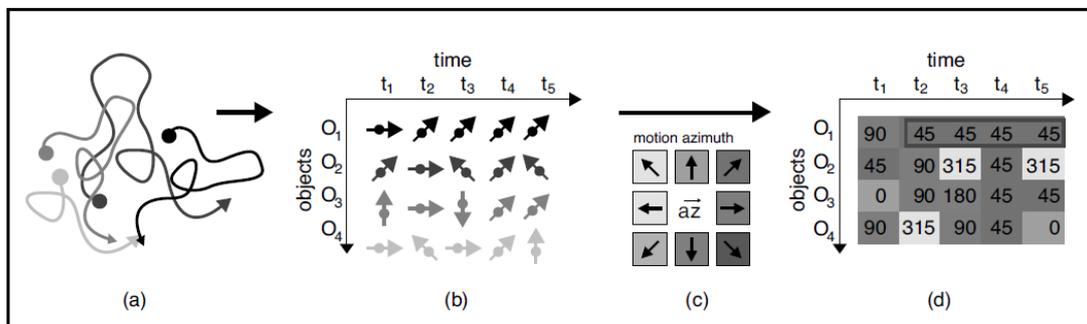


Abbildung 5: REMO Analysematrix (Laube, et al., 2002)

Auch in diesem Projekt werden wieder Muster in Form von wiederkehrenden Bewegungsparametern definiert. Dabei werden zunächst Muster ohne Nachbarschaftsbeziehungen beschrieben, welche in den einfachen Fällen Wiederholungen oder Trends bei einem Objekt zeigen (z.B. constance) oder das Auftreten eines Bewegungsparameters bei mehreren Objekten zur selben Zeit indizieren (z.B. concurrence). Die Anzahl der beteiligten Objekte bestimmt dabei die so genannte Mustergröße. Durch Kombination der Grundmuster können wiederum Verhaltensmuster entdeckt werden, die Abhängigkeiten zwischen Objektbewegungen aufzeigen. Beispielweise beschreibt das Muster Leadership den Richtungswechsel eines Objekts und eine kurzzeitig verzögerte Wiederholung dieser Bewegung bei anderen Objekten. Diese Kausalität kann also in einem Zeitfenster

zwischen Ursache und resultierender Wirkung beobachtet werden (Laube, et al., 2002).

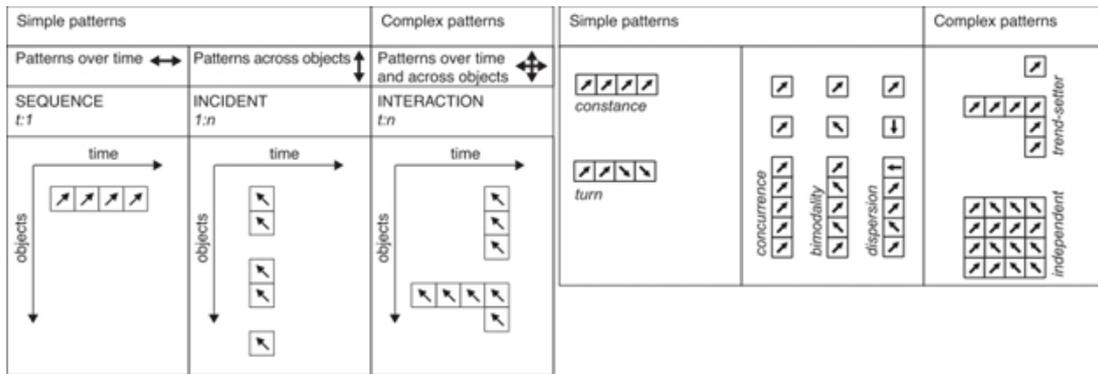


Abbildung 6: REMO Muster ohne Nachbarschaftsbeziehungen (angepasst)(Laube, et al., 2002)

Das jedoch ein Zusammenhang zwischen Objekten mit ähnlichem Verhalten bei großer räumlicher Entfernung besteht ist zumindest zweifelhaft. Die Nähebeziehung der Objekte sind also relevant. Aus diesem Grund wird im nächsten Schritt auch noch die räumliche Nähe der Objekte mit einbezogen. Es gibt verschiedene Konzepte, welche zum Einsatz kommen können. Es kann z.B. der Abstand zum Median der Objekte errechnet werden oder durch den Einsatz von BoundingBoxes (als Kreis oder Ellipse) ermittelt werden, ob ein Objekt sich in der Nähe befindet.

Abbildung 7 veranschaulicht das Auftreten des Flock-Musters, bei dem Objekte zum selben Zeitpunkt die selbe Bewegungsrichtung haben. So kann nur von einem Flock im semantisch korrektem Sinne gesprochen werden, wenn auch eine räumliche Verwandtschaftsbeziehung gewährleistet ist (a). Ist dies nicht der Fall (b) so würde das Muster im zweiten Schritt wieder verworfen werden.

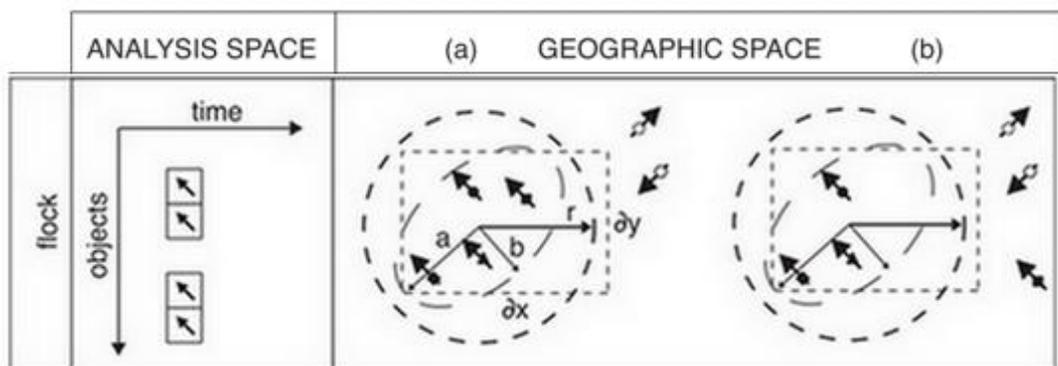


Abbildung 7: REMO Flock Pattern (gekürzt)(Laube, 2001)

REMO bietet ein vielversprechenden Ansatz mittels Reduktion effiziente Mustererkennung zu betreiben. Die Basismuster können dabei in linearer Zeit berechnet werden und hängen nur von der Anzahl Objekte und der Anzahl der Zeitschritte ab. Die Nähebeziehung steigert die Komplexitätsklasse noch einmal erheblich, in diesem Fall kann jedoch durch geschickten Einsatz von z.B. Voronoi-Diagrammen der Aufwand überschaubar gehalten werden. Zu Beachten gilt jedoch,

dass die Konfiguration bezüglich der Patterngröße und des Abstandsmaximums entscheidenden Einfluss auf die gefundenen Muster hat. Somit ist ein Anwendungsexperte unersetzlich bei der Kalibrierung der Parameter.

3.3 Efficient detection of motion patterns in spatio-temporal data sets

Die Projektgruppe um Gudmundsson et al. (2004) hat den REMO Ansatz aufgegriffen und für die Bewegungsmuster Flock, Leadership, Convergence und Encounter Optimierungspotentiale erforscht. Flock und Leadership verhalten sich wie bereits in 3.2 beschrieben und Convergence ist Vergleichbar mit dem Meet Muster aus 3.1. Das Muster Encounter tritt ein, wenn mehrere Objekte sich Zeitgleich in einer kreisförmigen Umgebung befinden und dabei ihre Geschwindigkeit und ihre Bewegungsrichtung beibehalten.

Durch den Einsatz von Quadrees wurde versucht den Aufwand für die Näheberechnung zu minimieren. Quadrees sind spezielle Baum-Strukturen in der jeder innere Knoten genau vier Kinder hat. Die Wurzel des Baums repräsentiert dabei eine quadratische Fläche, die rekursiv in je vier gleich große Quadranten zerlegt wird bis die gewünschte Auflösung erreicht ist. Hier werden nur solche Quadranten weiter zerlegt, in denen MPOs auftreten. Nun werden für bestimmte Mittelpunkte sukzessive die Radien erhöht. Schneidet der Radius den Quadranten, so zählen die innenliegenden MPOs. So bald die minimale Mustergröße erreicht wird werden Muster identifiziert und bekannt gegeben (Gudmundsson, et al., 2004).

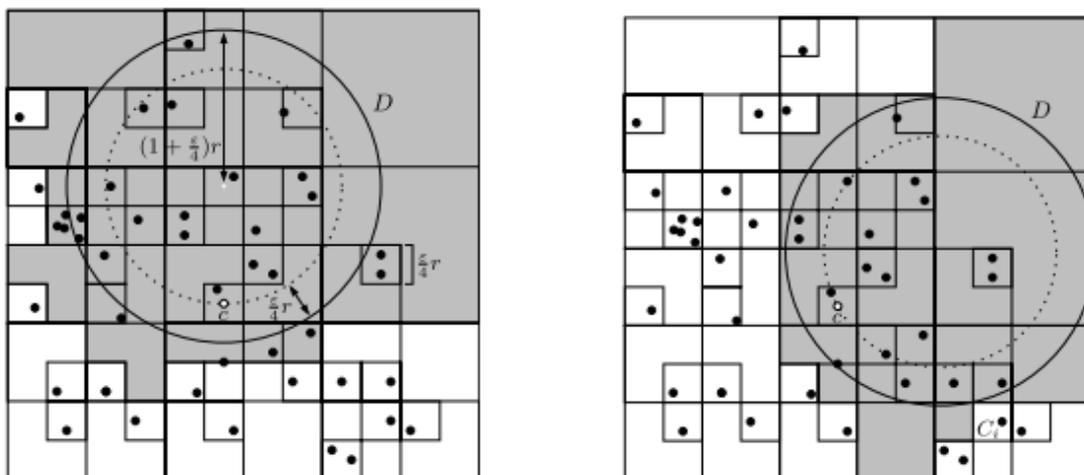


Abbildung 8: Quadtree zur Berechnung der Nachbarschaftsbeziehungen (Gudmundsson, et al., 2004)

In diesem Projekt ist es gelungen durch effiziente Berechnung der Nachbarschaftsbeziehungen die Komplexitätsstufen bei der Mustererkennung zu reduzieren. Benötigte REMO für die Berechnung des Flock Pattern mittels Voronoi-Diagrammen noch eine Komplexitätsklasse von $O(nm^2 + n \log n)$ kann nun die Laufzeit auf $O\left(\frac{n}{\varepsilon^2} \log \frac{1}{\varepsilon} + n \log n\right)$ gesenkt werden (Gudmundsson, et al., 2004). Dabei beschreibt n die Gesamtanzahl der MPOs und m diejenigen MPOs, welche eine Nachbarschaftsbeziehung aufweisen. ε ist eine positive Konstante, die in Abhängigkeit von dem zu erwartendem Radius für eine Mustererkennung gewählt wird.

Durch die Quadrees steigt die Toleranzgrenze bezüglich der Objektkoordinaten, da nun lediglich die Quadranten betrachtet werden. Diese Unschärfe mag jedoch in vielen Anwendungsfällen von untergeordneter Bedeutung sein, da auch die Parametrierung der Toleranzgrenzen nicht exakt sein müssen. Weiterhin besteht natürlich die Möglichkeit nur die gefundenen Muster nochmals mit einer exakten Entfernungsberechnung zu überprüfen.

4 Zusammenfassung

Die Mustererkennung von beweglichen Objekten wird in vielen unterschiedlichen Anwendungsgebieten eingesetzt. Dies manifestiert sich durch die Erstellung eines Katalogs von Grundmustern (Dodge, et al., 2008). Der REMO Ansatz bietet zudem einen effizienten Ansatz zur Extraktion dieser Grundmuster. Dieser wurde von Gudmundsson et al. (2004) noch hinsichtlich der Performance weiter optimiert. Die so beschriebenen Muster gilt es jedoch kontextabhängig zu untersuchen, abzuwandeln oder zu erweitern. Anschließend müssen die Phänomene noch adequat visualisiert werden, um die Validierung der Analyse so wie der Simulation zu ermöglichen.

Um Bewegungsmuster zu verstehen bzw. sie einen sinnvollen Kontext zuordnen zu können müssen bestimmte Randbedingungen berücksichtigt werden. Zunächst gilt es zwischen einem kontinuierlichen Pfad wie der Fußgängerbewegung und einem diskontinuierlichem Pfad zu unterscheiden. Ein Beispiel für Zweiteres ist das Flugverhalten von Bienen. Dabei sind die Stopps (an den Blüten) mitunter wichtiger, um die Bewegung zu erklären, als die eigentliche Bewegung zwischen den Stopps (Dodge, et al., 2008).

Weitere Einflussfaktoren auf das Verhalten bilden die spatialen Einschränkungen des Objekts wie beispielweise seine erreichbare Höchstgeschwindigkeit. Diese Einschränkungen spielen vor dem Hintergrund der Umgebung eine entscheidende

Rolle. So können sich Objekte möglicherweise nur auf festgelegten Bahnen bewegen wie ein Auto im Verkehrsnetz. Die Umsetzung der Umgebung in ein Netz von anziehenden und abstoßenden Kräften wie beim Social Forces Modell liefert dabei eine realitätsnahe Möglichkeit der Einflussnahme (Woggan, 2012). Schließlich spielen benachbarte Bewegungsobjekten eine entscheidende Rolle beim Verständnisprozess der Verhaltensstrukturen. Insbesondere bei Fußgängerströmen auch hinsichtlich etwaiger Entfluchtungssituationen sind Gruppenzugehörigkeit und der daraus resultierende funktionale Zusammenhalt der Menschen essentiell zur Bewertung und Nachbildung von Gefahrensituationen. Die resultierenden Phänomene divergieren mitunter stark vom Verhalten einzelner Individuen, sind aber unverzichtbar bei der Analyse und dem Verständnis von Fußgängersimulationen. Es gilt ausserdem die Unterschiede zwischen den funktionalen Gruppen zu beachten. So verhält sich ein Fussballteam anders als eine Familie, insbesondere in Extremsituationen (Dodge, et al., 2008). Das Ziel des Projekts ist eben genau solche speziellen Formen der Bewegung in dem spezifischen Kontext der Entfluchtung zu erforschen und darzustellen, verfolgt dabei aber einen divergierenden Ansatz bezüglich der Extraktion der Muster.

5 Quellenverzeichnis

Baldowski M. Entwicklung eines 3D-Geoinformationssystem für Gefahrensituationen im In- und Outdoorbereich im Rahmen von WALK [Bericht]. - Hamburg : HAW Hamburg, 2011.

Dodge S. Movement Pattern Wiki [Online]. - 14. 11 2008. - 30. 8 2012. - <http://movementpatterns.pbworks.com/w/page/21692527/Patterns%20of%20Movement> .

Dodge S., Weibel R. und Lautenschütz A.-K. Towards a Taxonomy of Movement Patterns [Journal]. - [s.l.] : Information Visualization, 2008. - Bd. 3.

Gloor C. PedSim – A Pedestrian Crowd Simulation. [Online]. - 2012. - 30. 8 2012. - <http://pedsim.silmaril.org>.

Gudmundsson J., v.Kreveld M. und Speckmann B. Efficient Detection of Motion Patterns in Spatio-Temporal Data Sets [Journal]. - [s.l.] : In Proceedings of the 13th International Symposium of ACM Geographic Information Systems, 2004. - S. 250-257.

Helbing D., Molnár, P., Farkas, I. J., Bolay, K. "Self-organizing pedestrian movement" Environment and Planning B [Journal]. - [s.l.] : Planning and Design 28, 2001. - S. 361 – 383 : Bd. 3.

Helbing D. und Johansson A. Pedestrian, Crowd and Evacuation Dynamics [Journal]. - [s.l.] : Encyclopedia of Complexity and Systems Science, 2009. - S. 6476-6496 : Bd. 16.

IAIS Fraunhofer [Online]. - 2012. - 30. August 2012. - <http://www.iais.fraunhofer.de/4801.html>.

Laube P. A classification of analysis methods for dynamic point objects in environmental GIS [Journal]. - Brno, Czech Republic : GI in Europe: Integrative, Interoperable, Interactive, , 2001. - S. 121-134 : Bd. Proc. of the 4th AGILE Conference.

Laube P. und Imfeld S. Analyzing Relative Motion within Groups of Trackable Moving Point Objects [Journal]. - London : Max J. Egenhofer and David M. Mark (Eds.). Springer-Verlag,, 2002. - S. 132-144 : Bd. Proceedings of the Second International Conference on Geographic Information Science (GIScience '02).

Ocker F. Visuelle Analyse von spatio-temporalen Systemen [Bericht]. - Hamburg : HAW Hamburg, 2012.

Sargent R.G Verification and Validation of Simulation Models [Buchabschnitt] // Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference, / Buchverf. (eds.) M. E. Kuhl et al.. - 2005.

Thiel-Clemen Th., Köster G. und Sarstedt S. WALK – Emotion-based pedestrian movement simulation [Bericht]. - DE : Shaker Verlag, 2011.

Woggan T. Mustererkennung in Bewegungsdaten [Bericht]. - Hamburg : HAW Hamburg, 2012.

6 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Lane formation(Helbing, 2001)	6
Abbildung 2: Bewegungsparameter(Dodge, et al., 2008)	8
Abbildung 3: Generische Pattern im Zusammenhang mit Elementen de konzeptionellen Frameworks (Dodge, et al., 2008)	9
Abbildung 4: Meet Pattern(Dodge, 2008)	9
Abbildung 5: REMO Analysematrix (Laube, et al., 2002).....	10
Abbildung 6: REMO Muster ohne Nachbarschaftsbeziehungen (angepasst)(Laube, et al., 2002)	11
Abbildung 7: REMO Flock Pattern (gekürzt)(Laube, 2001).....	11
Abbildung 8: Quadtree zur Berechnung der Nachbarschaftsbeziehungen (Gudmundsson, et al., 2004)	12