

Understanding Mobile Players

Rechnergestützte Klassifikation von Spielern in
Location Based Games

Bachelorarbeit

Kuruparan Thayaparan
Rathausallee 96, 53757 Sankt Augustin
thayapar@cs.uni-bonn.de

St. Augustin, den 31. Oktober 2012

Erklärung

Hiermit versichere ich, dass ich die hier vorliegende Arbeit mit dem Titel „Understanding Mobile Players: Rechnergestützte Klassifikation von Spielern in Location Based Games“ selbstständig verfasst, keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt sowie alle wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Arbeiten entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

St. Augustin, den

Unterschrift:

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	6
2	Grundlagen	7
2.1	Motivation und Problemstellung	7
2.2	Verwandte Arbeiten	8
2.3	Bartels Theorie	10
2.3.1	Beschreibung der vier Spielertypen	11
2.4	„Mister X Mobile“	12
2.5	Datengrundlagen	13
3	Lösungsansatz und Implementierung	14
3.1	Vorgehen.....	14
3.1.1	Anpassung der Spielertyp Theorie von Bartle an mobile Spiele	15
3.1.2	Beschreibung der Spielertypen in „Mister X Mobile“	16
3.2	Umsetzung	18
3.2.1	Strukturelle Analyse.....	18
3.2.2	K-Means Clustering mit Weka	21
4	Evaluation	23
4.1	Ergebnisse	23
4.2	Auswertung	27
4.2.1	Vorteile und Nachteile der Strukturellen Analyse	28
4.2.2	Vorteile und Nachteile von K-Means	28
4.3	Das Auftreten der vier Spielertypen in „Mister X Mobile“	29
5	Zusammenfassung und Ausblick	31
	Literaturverzeichnis	33
	Abbildungsverzeichnis	36
	Tabellenverzeichnis	37

Kurzfassung

In dieser Arbeit wird ein Verfahren vorgestellt, in dem Spieler des Spiels „Mister X Mobile“ anhand ihrer Bewegungs- und Spielaktionsdaten klassifiziert werden. Der Fokus liegt darin, einen effizienten Algorithmus zu erarbeiten, der auf den Bewegungs- und Aktionsprofilen von mobilen Spielern arbeitet und somit eine möglichst genaue Klassifizierung ermöglicht. Zusätzlich wird K-Means als Vergleichsalgorithmus für die Analyse genommen.

Kapitel 1

Einleitung

Jeder von uns kennt die alt bekannten Brettspiele wie Schach, Dame oder Mühle, bei denen die Wahl einer Aktion allein von Zugrestriktionen und taktischen Überlegungen abhängt. Das Ausführen derartiger Aktionen führt nicht zu physischer Erschöpfung - ein Fakt, was ebenfalls bei klassischen Videospiele der Fall ist. Allerdings befinden sich Videospiele seit den letzten Jahren mit neuen Konzepten wie etwa Nintendo Wii oder X Box in einem Umwälzungsprozess. In Location Based Games dagegen muss sich der Spieler selbst bewegen. Diese Art von Spiel wird mit mobilen Endgeräten gespielt. Die leistungsstarken Smartphones der heutigen Zeit ermöglichen, dass aufwendige Spiele, die vor wenigen Jahren nur auf PCs gespielt werden konnten, nun ebenfalls auf Smartphones gespielt werden können. Durch die ausgereifte Technologie der Positionsbestimmung bei Smartphones wurde die Hürde für Location Based Games genommen.

Die Statistik in [17] zeigt, dass die Nutzung von Unterhaltungsprogrammen bzw. sogenannten Apps auf Smartphones bei den 14-19 Jährigen bei 52% und bei den 20-29 Jährigen bei 68% liegt, was bedeutet, dass mindestens jeder Zweite in der genannten Altersspanne Unterhaltungsprogramme nutzt. Zudem ist die Nutzung von Onlinespielen zwischen 2010 und 2011 von 10% auf 19% gestiegen – ein Anzeichen dafür, dass der Markt für Apps und Mobil Gaming noch (lange) nicht ausgeschöpft ist.

Die Technologie von Smartphones bietet eine Vielzahl von Fähigkeiten wie mobiles Internet, Navigation und mobile Spiele [10]. Durch das mobile Internet und der Positionsbestimmung via GPS wurde den Spielentwicklern die Möglichkeit gegeben, Spiele zu entwickeln, deren Spielraum die reale Welt darstellt. Die Spiele „Can You See Me Now?“ [2], „Mister X Mobile“ [3] oder „City Explorer“ [4] sind Spiele, in denen die jeweiligen Handlungen in der realen Welt stattfinden und den Nutzer auffordern, aktiv zu werden und manchmal sogar Köpereinsatz zu zeigen.

Kapitel 2

Grundlagen

In diesem Kapitel werden grundlegende Themen angesprochen, die für das Verständnis der vorliegenden Arbeit beitragen. Zunächst werden die Motivation und Problemstellung der Arbeit erläutert und verwandte Arbeiten auf dem Gebiet aufgegriffen und beschrieben. Des Weiteren folgt eine kurze Vorstellung Richard Allen Bartles, eines bedeutenden Forschers auf dem Gebiet der Computerspiele, sowie die Ausführung seiner Theorie, die für diese Arbeit ebenfalls von Bedeutung ist. Als letzte Punkte des Kapitels werden das Spiel „Mister X Mobile“ vorgestellt und die Datengrundlagen aufgeführt.

2.1 Motivation und Problemstellung

Es soll ein Verfahren entwickelt werden, das als Grundlage die Bewegungs- und Aktionsprofile von Spielern aus Location Based Games bekommt. Daraus sollen charakteristische Eigenschaften abgeleitet werden, sodass man eine Klassifikation herstellen kann, die es erlaubt, auf natürliche Weise verhaltende simulierte Spieler für Location Based Games zu entwickeln. Dies soll konkret am Beispiel von „Mister X Mobile“ realisiert werden. In dieser Arbeit sind zwei Analysephasen vorgesehen. Bei der ersten Analysephase arbeitet die Analyse nur auf einer begrenzten Teilmenge von Daten, genauer gesagt nur auf den Aktionsprofilen. Dabei soll der Fokus auf den Ergebnissen der beiden Analysen liegen, d.h. es wird geschaut, wie ähnlich die Ergebnisse aus der Strukturellen Analyse und aus dem Verfahren mit K-Means Clustering sind. Für die zweite und letzte Analysephase werden die Spiele angeschaut, bei denen die Spieldauer zwischen 8 und 25 Minuten dauert, wobei hier nicht nur die Aktionsprofile, sondern auch die Bewegungsprofile betrachtet werden. Zudem ist es eine Herausforderung, mit der Strukturellen Analyse ein ähnliches, wenn nicht sogar ein besseres Ergebnis zu erlangen als mit dem K-Means Algorithmus.

2.2 Verwandte Arbeiten

In der Arbeit „Social Mobile Gaming and Mr. X Mobile“ von Barbara Grüter et al. [1] von der Hochschule Bremen wird das Spielverhalten von Einzelspielern und Teamspielern analysiert. Da sie in ihrer Arbeit ebenfalls aus dem Spiel „Mister X Mobile“ Analysen vollzieht, folgt eine kurze Darstellung ihrer Studie.

Es wird eine Unterscheidung zwischen männlichen und weiblichen Spielern gemacht und ihr jeweiliges Verhalten analysiert. Für ihre Versuche wurden verschiedene Personen aus unterschiedlichen Berufsfeldern (wie zum Beispiel aus den Bereichen Informatik, Industrie, Ingenieurwesen, Zahnmedizin etc.) herangezogen und Teams gebildet. Es gibt drei Arten von „Spielgruppen“: eine homogene Gruppe bestehend aus männlichen Teilnehmern, eine homogene Gruppe mit weiblichen Teilnehmern und eine heterogene Gruppe, bestehend aus männlichen und weiblichen Teilnehmern. Dann wurden die Probanden zu ihrer bevorzugten Spielkategorie (Spielart) und ihrem Spielverhalten befragt: Spielen die Teilnehmer gerne kurze oder lange Spiele? Spielen sie gerne alleine oder lieber in Teams? Spielen sie überhaupt Spiele? Bei der Auswertung der Spiele ist zum Beispiel hervorgegangen, dass die weiblichen Spielerinnen mehr den Kontakt zu anderen Spielern und/oder Spielerinnen aufsuchten, während bei den männlichen Spielern der Kontakt zwar vorhanden war, jedoch nicht so häufig wie bei den weiblichen Spielerinnen. Dies wird in der folgenden Abbildung aus ihrer Arbeit veranschaulicht.

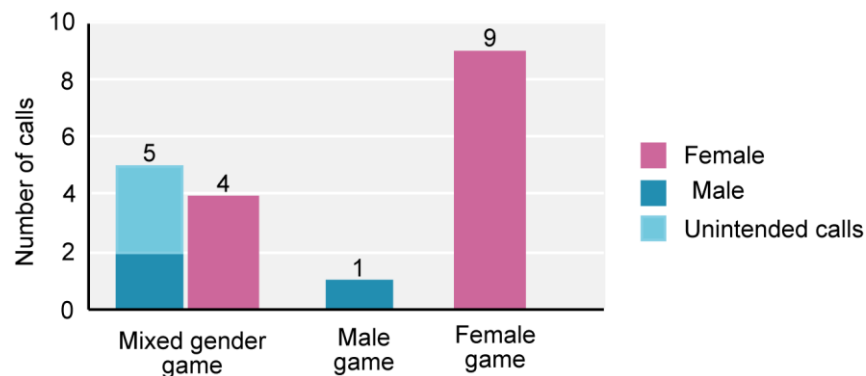


Abbildung 2.1: „Comparison of the frequency of phone calls“ [1]

In ihrer Studie liegt der Fokus auf das Spielverhalten männlicher und weiblicher Spieler. Dazu wurden die gespielten Spiele und das Einsetzen der Gadgets analysiert. In der vorliegenden Arbeit wird zwar keine Unterscheidung zwischen männlichen und weiblichen Spielern gemacht, d.h. der Fokus liegt hier nicht in der Geschlechterverteilung, sondern in dieser Arbeit werden die Spieler in Spielertypen klassifiziert, indem ihre Bewegungs- und Aktionsprofile betrachtet werden.

Vom englischen Studio „Blast Theory“ stammt das Spiel „Can You See Me Now?“, das in Kooperation mit dem Mixed Reality Lab der University of Nottingham [2] entstanden ist. In diesem Spiel wird ein Teil der Spieler „Runners“ genannt und bewegt sich in der realen Welt. Der andere Teil besteht aus sogenannten „Online Players“, die – wie der Name bereits zu erkennen gibt – über einen Computer kommunizieren. Diese beiden Teams spielen gegeneinander. Die Online Players sehen eine virtuelle Karte der Stadt, durch die sie einen virtuellen Spieler führen müssen. Die Runners sind mit GPS-Geräten ausgerüstet, die ihre aktuelle, reale Position an eine Position in der virtuellen Stadt binden. Das Ziel des Spiels ist, die virtuellen Spieler zu fangen, während diese versuchen zu entkommen.

Ein weiteres Location Based Game ist „GeoTicTacToe“ [9], welches von der Universität Bamberg entwickelt wurde. Das Spiel ist eine Umsetzung des Tic Tac Toes¹ in die reale Welt. Für das Spiel benötigt man zwei Teams, die jeweils Smartphones mit GPS Funktion besitzen. Auf dem Smartphone wird das aktuelle Spielfeld mit den neuen Feldern dargestellt, in der die Teams ihre „X“ oder „O“ setzen können. „CityPoker“ [4] und „CityExplorer“ [4] sind weitere Entwicklungen, die an der Universität Bamberg entstanden sind.

Ein deutsches Studio namens „urban team“, mit ihrem Sitz in Bremen, hat das in Echtzeit ablaufende Spiel „FastFoot-Challenge“ [11] erstellt. Alle Mitspieler befinden sich auf den Straßen in der realen Welt und senden ihre aktuelle Position an einen zentralen Spiel-Server. Es gibt einen Spieler X, der vor den anderen Spielern flüchtet, während diese versuchen ihn zu fangen.

Das Spiel „Tourality“ [18], entwickelt von dem österreichischen Entwicklerteam Creative Workline, ist eines der ersten Location Based Games, das 2007 für Smartphones auf den Markt kam. Die Schnitzeljagd für das Smartphone fordert vom Spieler das Erreichen der geografischen Spots, die auf der Spielkarte dargestellt werden. Im Spiel können Goldstücke gesammelt werden, für die man Gadgets bekommt, die wiederum gegen die Mitspieler oder gegen andere Teams eingesetzt werden können. Das Spiel kann alleine oder mit anderen im Multiplayer-Modus mit bis zu 40 Spielern gespielt werden.

Ein weiteres Spiel namens „Mobile Dead“ [19] wurde von Perk Mobil entwickelt. Die Spieler werden hier als Zombies durch Manhattan geschickt. Der Bewegungsverlauf wird entsprechend ihrer realen Position auf der Karte als kleine Männchen angezeigt. Zusätzlich sind auf der Karte Gegenstände wie Waffen und Medi-Packs² eingezeichnet, die der Spieler aufsammeln kann, indem er sich real an ihren Lagerplatz begibt. Treffen zwei Spieler auf ihrem Streifzug aufeinander, tragen sie einen rundenbasierten Kampf aus, tauschen Gegenstände oder schließen Freundschaft. „Mobile Dead“ nutzt zur genaueren

¹ Auf einem 3×3 großem Spielfeld setzen zwei Spieler abwechselnd ihre Zeichen- ein Spieler Kreuze, der andere Kreise.

² Das Einsetzen von sog. Medi-Packs erhöhen die eigenen Lebenspunkte.

Standortbestimmung nicht nur GPS, sondern auch die Funkzellen des Mobilfunknetzes. Zudem kann das Spiel ohne Pause im Hintergrund laufen, sodass es vorkommen kann, dass die Spieler auch auf ihren alltäglichen Wegen durch die Stadt versteckte Gegenstände oder Goodies wie zum Beispiel virtuelle Sammelaufkleber finden.

Alle diese Arbeiten haben sich stark mit der Umsetzung und Entwicklung von Location Based Games befasst, jedoch nicht mit Spielerklassifizierung. Die Arbeit von Barbara Grüter et al. [1] befasst sich mit dem Spielverhalten von Spielern. Aus einigen wissenschaftlichen Arbeiten, wie denen von Emmanuel Guardiola et al. [7] und Daniel Ramirez-Cano et al. [8], geht hervor, dass sie Richard Bartles „Player Types“ [6] als Grundlage für ihre Spielentwicklung nutzten. Auch in der vorliegenden Arbeit wird die „Player Types“ Theorie von Bartle als Grundlage für die Spielerklassifikation des Spiels „Mister X Mobile“ herangezogen. Auf die Theorie des Forschers wird im nächsten Kapitel näher eingegangen. Es gibt nicht nur die oben genannten Arbeiten, die sich mit Bartles Theorie beschäftigen oder sie referenzieren, sondern noch viele andere [20], die seine Evaluation kritisieren. Darüber hinaus hat sich bis dato niemand mit der Frage beschäftigt, ob Bartles „Player Type“ Theorie auch auf Mobile Games zurückgeführt und umgesetzt werden kann. In dieser Arbeit werden auf Grundlage von Bartles Theorie die Spielertypen für ein bestimmtes mobiles Spiel umgesetzt und geschaut, ob die angepassten Spielertypen tatsächlich existieren.

2.3 Bartels Theorie

Richard Allan Bartle, geboren im Jahr 1960 in England, ist Forscher von Computerspielen und ähnlichen Themengebieten wie zum Beispiel künstliche Intelligenz und Professor für Computerspieldesign an der University of Essex. Die Werke „Artificial Intelligence and Computer Games“ und „Designing Virtual Worlds“ sowie das Spiel „The Solo Dungeon“ gehören zu seinen bekanntesten Buchveröffentlichungen [6]. Der auf diesem Gebiet bekannte Bartle-Test entstand aus seinen zahlreichen Forschungen zum Thema Spielertypen. In diesem Test werden 30 zufällig ausgewählte Fragen gestellt, die die Spieler beantworten müssen. Bei der Auswertung der Antworten stellt sich schließlich heraus zu welchem Spielertyp sie gehören [15] und [16].

Bartles Spielerklassifizierung fing ursprünglich mit einer Diskussion mit sehr erfahrenen Spielern im Jahre 1989 an. Dabei stießen sie auf die Frage: „Was erwarten die Spieler von einem MUD?“. Daraufhin posteten hunderte Spieler, was sie an dem Spiel mochten, was sie nicht mochten, warum sie spielten und welche Veränderungen und Verbesserungen sie sich wünschten. Jedoch war dies nicht der einzige Grund für Bartle, die Umfrage, bei der sich letztendlich Tausende beteiligten, zu starten, denn er wollte zusätzlich erfahren, als welchen Spielertyp die Spieler sich selbst sahen [6].

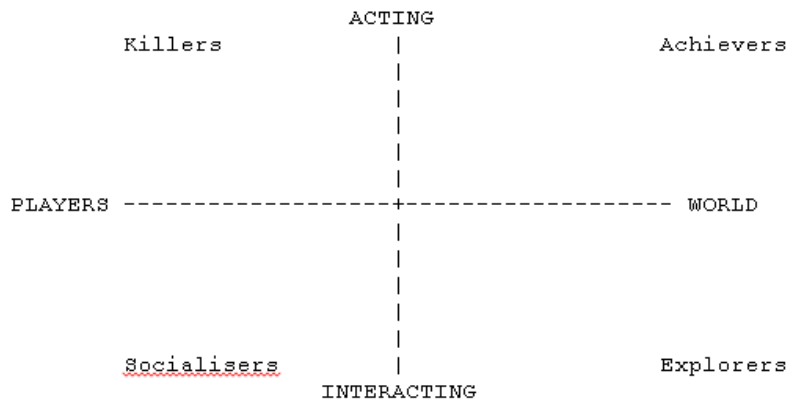


Abbildung 2.2: Interest Graph von der „Bartle Player Type“ Theorie [6]

Der „Interest Graph“ von Bartle beschreibt die Aktion und Interaktion von Spielern innerhalb einer Spielwelt. Die x-Achse auf der linken Seite beschreibt die Spieler („Players“) und auf der rechten Seite die Spielwelt („World“). Die y-Achse hingegen beschreibt den Übergang von Interaktion („Interacting“) zu Aktion („Acting“). Zu jedem der vier Quadranten wird ein Spielertyp zugeordnet: „Killer“, „Socialiser“, „Explorer“ und „Achiever“, die vier Spielertypen aus der Theorie Bartles.

2.3.1 Beschreibung der vier Spielertypen

„Achiever“

Achiever haben klare Ziele vor Augen und streben ständig nach Aufstieg, da sie immer weiter vorankommen möchten. „Im sozialen Kontext sind sie oft wettbewerbsorientiert [...] und genießen Statussymbole“, daher gehören Punktesysteme, virtuelles Geld, Ranglisten, Titel, Auszeichnungen etc. zu den bevorzugten Spielmechaniken der Achiever [11].

„Explorer“

Explorer mögen es zu erkunden und zu erforschen, denn sie suchen stets nach neuen Entdeckungen. Auch erleben sie Freude an neuen Erfahrungen, Erlebnissen und herausfordernden Aufgaben, die sie schrittweise versuchen zu lösen. Sie möchten stets der Erfahrenste und Klügste unter allen Spielern sein und ihr Wissen an die anderen weitergeben. Mit ihrem angesammelten Wissen könnten sie leicht viele Punkte erzielen und das höchste Level erreichen, jedoch streben sie nicht nach Aufstieg. Sie genießen es, als die „Quelle allen Wissens“ angesehen zu werden, besonders von neuen Spielern, die die Explorer aufgrund ihres Wissens bewundern [11].

„Socialiser“

Wie der Name bereits zu erkennen gibt, ist der soziale Umfeld für Socialiser von großer Bedeutung, denn sie sind stets an der Interaktion mit anderen Spielern interessiert. Im Gegensatz zu den Achiever sind Socialiser nicht an Punkte, Geld, Rangstufen, Auszeichnungen etc. interessiert, sondern vielmehr am gemeinsamen Austausch mit den anderen Spielern. Es macht ihnen Freude viele neue Beziehungen aufzubauen und sie zu intensivieren [11].

„Killer“

Killer repräsentieren das Böse im Spiel und streben nach Zerstörung. Sie mögen es ihre Überlegenheit zu demonstrieren, vorzugsweise in einer Welt, in der Handlungen legitimiert werden, im realen Leben jedoch Gefängnisstrafen bedeuten könnten [11].

2.4 „Mister X Mobile“

Der Ursprung von „Mister X Mobile“ liegt im Brettspiel „Scotland Yard“. Ein Prototyp von „Mister X Mobile“ wurde während eines Programmier-Praktikums von Studenten der Universität Bonn entwickelt. Im Rahmen eines Forschungsprojektes mit der Deutschen Telekom entwickelten die Mitarbeiter der Informatik Bonn das Projekt zu einem vollwertigen, mobilen Multiplayer-Spiel weiter [14].

Um das Spiel „Mister X Mobile“ zu spielen, benötigt man zwei bis fünf Spieler, von denen jeder mit einem Smartphone ausgestattet sein muss. Ein Spieler wird die Aufgabe des Mister X übernehmen, während die anderen Spieler die Detektive sind und ihn jagen und fangen müssen. Jedem Spieler wird auf seinem Smartphone die Karte des aktuellen Spielumfelds dargestellt. Bevor das Spiel anfängt, wird der Radius des Spielfeldes eingestellt, um das Spielfeld einzuschränken. Als nächstes bestimmt man die Zeitintervalle, in denen Mister X auf der Karte erscheinen wird. Mister X kann auf seiner Karte alle seine Verfolger sehen. Die Spieler haben während des ganzen Spiels die Möglichkeit Münzen aufzusammeln, die zufällig auf der Spielkarte verteilt werden. Mit deren Hilfe können sie Gadgets, die ihnen im Spiel zur Verfügung stehen, gegen Mister X einsetzen. Jedoch gibt es bestimmte Gadgets, die nur von Mister X eingesetzt werden können, zum Beispiel das WireTapStandardItem „si_wi“. Dieses Gadget hilft Mister X, die ConferenceCalls von den Detektiven mitzuhören. Der Einsatz von bestimmten Gadgets sollte gut überlegt sein, weil diese die anderen Mitspieler während des Spiels beeinflussen können. Das Spiel ist erst dann zu Ende, wenn Mister X gefangen wird oder die Spielzeit abgelaufen ist.

2.5 Datengrundlagen

Als Datengrundlage für diese Arbeit stehen die Spieldaten der „Mister X Mobile“ Spiele zur Verfügung. Insgesamt sind 15.074 gespielte Spiele vorhanden, jedoch muss für die Spielerklassifizierung der Datenbestand von den Testspieldaten bereinigt werden, um eine relativ hohe Erfolgsquote bei der Spielerklassifizierung zu erhalten. Die Auswertung der Spieldauer hat dazu geführt, dass man sich für eine Spieldauer von 8 bis 25 Minuten entschieden hat. Ein weiteres Entscheidungskriterium für die Dauer eines Spiels resultiert aus der Erfahrung, dass ein Spiel, je länger es dauert, umso mehr Aktionen enthält und somit viel mehr Informationen beinhaltet. Bei der Betrachtung der Daten einzelner Spiele aus der Vorbereitungsphase ist aufgefallen, dass die Spiele mit nur vier Minuten Spieldauer eher Testspiele waren. Dazu wurden die einzelnen Bewegungsprofile von jedem Spieler visualisiert und überprüft, ob sich der Spieler bewegte oder an einem Punkt stand oder verschiedene Gadgets einsetzte. Die ItemUsageTable wurde zur näheren Analyse herangezogen, da hier wiederum Informationen wie Zeitstempel und Positionen aufgelistet waren, d.h. wann genau welches Gadget eingesetzt wurde.

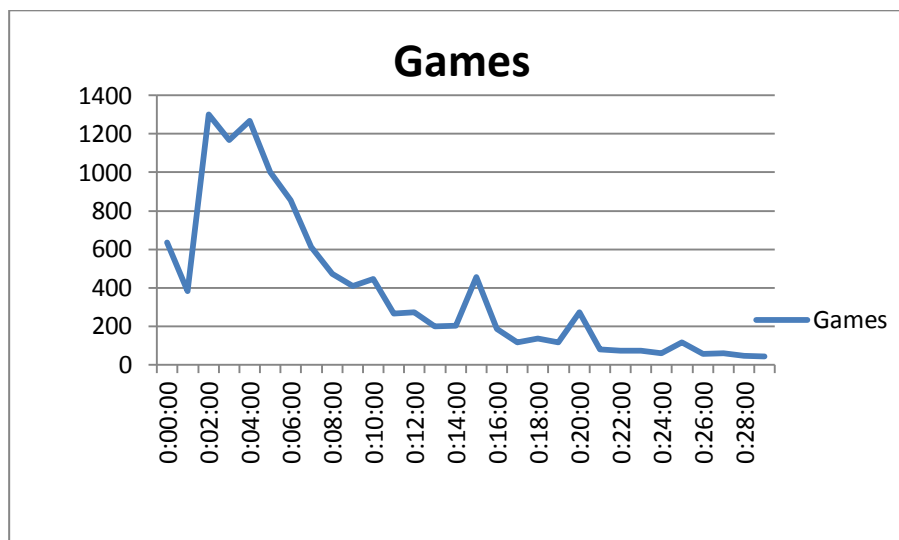


Abbildung 2.3: Spieldauer Statistik von „Mister X Mobile“

Zusätzlich fiel auf, dass die meisten dieser Testspiele mit nur zwei oder maximal drei Spielern gespielt wurden. Diese kurzen, im Durchschnitt vierminütigen Spiele wären eventuell in der Hinsicht informativ für die Analyse, dass man erkennen könnte, welche Strategie die Detektive anwendeten, um Mr. X zu fangen. Jedoch enthält die Datenmenge, auf der die Analysen ausgeführt werden, zu wenige auswertbare, kurze Spiele, sodass sie für diese Arbeit nicht weiter betrachtet wurden. Daher werden hauptsächlich Spieldaten in Erwägung gezogen, bei denen die Spieldauer zwischen 8 und 25 Minuten beträgt. Dies wird in der obigen Abbildung noch einmal verdeutlicht.

Kapitel 3

Lösungsansatz und Implementierung

In diesem Kapitel werden Bartles „Player Types“ [6] für Location Based Games umgeschrieben und speziell auf das Spiel „Mister X Mobile“ angepasst. Nach der Erarbeitung der vier Spielertypen für Mister X wird nun mit einer begrenzten Datenmenge (Aktionsprofilen) überprüft, ob die vier Spielertypen tatsächlich zu finden sind. In diesem Schritt werden die Algorithmen für die strukturelle Analyse und für das K-Means Clustering implementiert. Zusätzlich wird ein Algorithmus zur Visualisierung der Bewegungsprofile mit Google Earth implementiert, um den Bewegungsverlauf der Spieler manuell nachvollziehen zu können.

3.1 Vorgehen

Um eine geeignete Spielerklassifizierung durchzuführen, wird die Bartles „Player Type“ Theorie [6] als Grundlage genutzt. Diese Theorie von Bartle wurde speziell für MUDs und MMORPGs erarbeitet. Die Aufgabe ist nun, anhand des speziellen Datenbestandes diese Theorie auf Location-Based Games, speziell auf das Spiel „Mister X Mobile“, anzupassen. Bartles „Player Type“ Theorie basiert auf vier Spielertypen: Achiever, Killer, Socialiser und Explorer [6]. Es soll versucht werden alle diese Spielertypen ebenfalls in mobilen Spielen automatisiert zu identifizieren. Da aber der Datenbestand in mobilen Spielen nur aus Aktions- und Bewegungsprofilen besteht, muss die Definition der einzelnen Spielertypen eventuell an die spezifische Situation angepasst werden. Die Möglichkeit wie bei Bartle Fragebögen auszuwerten besteht nicht, da in dieser Arbeit ein automatisiertes Verfahren für die Spielerklassifizierung entwickelt werden soll, das auf die Aktions- und Bewegungsprofile der Spieler zurückgreift. Aus den gewonnenen Spieldaten geht hervor, dass ein Spieler mehrere Spiele gespielt haben könnte. Damit bei der Analyse keine Verwechslungen oder Spieler doppelt vorkommen, wurde den Spielern eine bestimmte ID („Player_ID“) zugewiesen.

Während der Analyse werden charakteristische Eigenschaften von den jeweiligen Spielern gewonnen, die schließlich zur Klassifizierung führen. Für die Analyse der Daten sind zwei Verfahren vorgesehen: Die Strukturelle Analyse und das Verfahren nach K-Means Clustering. Bei der strukturellen Analyse wird mithilfe der Aktionsprofile und der Bewegungsprofile der Spieler eine Spielerklassifikation aufgestellt. Für das Verfahren mit K-Means wird das Tool WEKA für das Clustern der Spieler genutzt. In einer Voranalyse-

phase wurden auf einer begrenzten Datenmenge beide Verfahren angewendet, um ein hinreichendes Ergebnis zu erzielen. Bei der finalen Analyse wird der Datenbestand erweitert, d.h. es werden nun alle Spieldaten für die Analyse herangezogen und betrachtet.

3.1.1 Anpassung der Spielertyp Theorie von Bartle an mobile Spiele

Bartles Theorie wurde speziell für Rollenspiele wie Multi User Dungeon (MUD) und Massively Multiplayer Online Role-Playing Game (MMORPG) erarbeitet. Dabei wird den Testpersonen eine zufällige Auswahl an Fragen gestellt. Die Auswertung der Antworten zeigt eine bestimmte Verteilung der Antworten auf die vier verschiedenen Kategorien. Dementsprechend kann ein Spieler zu einem bestimmten Anteil vom Typ Killer, Socialiser, Achiever und Explorer sein [16]. Unter [15] kann jede Person selbst testen zu welchem Spielertyp sie gehört.

Für die Anpassung wurde der „Interest Graph“ von Bartle [6] auf die Umgebung von mobilen Spielen projiziert. Schnell wurde klar, dass vieles ähnlich ist: Auch bei mobilen Spielen gibt es zwischen dem Spieler und der realen Welt Aktionen wie zum Beispiel das Einsetzen von Gadgets. Es gibt Interaktionen zwischen der Spielwelt und dem Spieler, die sich dadurch äußern, dass in der Welt verschiedene Straßentypen oder Features wie das Aufsammeln von Münzen („Coins“) vorhanden sind.

Nun werden die Erkenntnisse aus Bartles Umfrage [15] und Theorie [6] auf die Datengrundlage von „Mister X Mobile“ angepasst, um ähnliche Spielertypen in mobilen Spielen zu finden. Der Datenbestand besteht aus einer „Player Table“, „Location Table“, „Game Table“ und einer „ItemusageTable“. Interessant ist die „ItemusageTable“, da dort nicht nur aufgelistet ist welcher Spieler welches Gadget eingesetzt, sondern da dort ebenfalls die Aktionen der einzelnen Spieler in der Spielwelt aufgeführt sind. Bei den Gadgets handelt es sich um Gegenstände, die die Detektive im Spiel gegen Mister X einsetzen können oder umgekehrt. Es gibt zum Beispiel den „SmokeScreen“, den jeder einsetzen kann. Dabei wird ein weißer runder Kreis auf dem Display angezeigt, der die Karte unleserlich macht. Ein weiteres Gadget ist der „Screamer“, der jedoch nur von den Spielern, außer Mr. X, eingesetzt werden kann. Wenn dieses Gadget zum Einsatz kommt, wird ein Schrei-Ton losgehen, wenn Mr. X sich in unmittelbarer Nähe befindet. Weiterhin gibt es das „Magic Hat“; Das ist eine Tarnkappe bzw. ein Tarnmantel, mit dem sich der Spieler für eine bestimmte Zeit unsichtbar machen kann. Mit dem sog. „Conference-Call“, können die Spieler untereinander kommunizieren, wobei Mr. X ausgeschlossen ist. Ein anderes Gadget ist das „MagnetStandardItem“: dieses Gadget kann nur von den Detektiven eingesetzt werden und sorgt dafür, dass die Spielkarte von Mister X um 180 Grad gedreht wird. Gadgets wie „ExtendRevelationTimeStandardItem“ und „WireTapStandardItem“ hingegen sind welche, die nur von Mr. X eingesetzt werden können.

Mithilfe der „LocationTable“ wird die Interaktion zwischen der Spielwelt und dem Spieler ermittelt. Dazu wird überprüft, welche Straßentypen in der Spielwelt vorhanden sind und welche genutzt werden. Dementsprechend wird auf den Bewegungsdaten aus der „LocationTable“ der Matching Algorithmus ausgeführt. Ferner betrachtet man den Spielverlauf, um zu sehen, ob zwei Spieler denselben Weg zu einer bestimmten Zeit gemeinsam gelaufen sind. Abschließend zu der Anpassung der Spielertypen wurde definiert, welche Gadgets welcher Spielertyp nutzen sollte, um seinen Charakter zu verstärken. Auf die genaue Anpassung der einzelnen Spielertypen an das Spiel „Mister X Mobile“ wird im nächsten Kapitel eingegangen.

3.1.2 Beschreibung der Spielertypen in „Mister X Mobile“

In diesem Abschnitt werden die Spielertypen vorgestellt, die auf die Datengrundlage von „Mister X Mobile“ angepasst wurden. Wenn man den Spielertyp Socialiser betrachtet und ihn an die Datengrundlage von „Mister X Mobile“ anpasste, ist es ein Spieler, der ConferenceCalls, Sreamer, und SmokeBombs benutzt. Der Socialiser ist ein Spieler, der mit anderen Spielern als Team oder Paar interagiert. Für ihn ist es wichtig, mit den anderen Spielern in Kontakt zu sein und Sachen für eine bessere Strategie abzusprechen. Der Bewegungsverlauf von ihm wird so sein, dass er Haupt- und Nebenstraßen nutzt sowie Abkürzungen, falls es welche gibt, um Mr. X zu fangen.

Für den Spielertyp Killer wird ebenfalls dieselbe Datengrundlage benutzt wie die für den Socialiser. Es konnte festgestellt werden, dass der Killer Gadgets wie Magic Hat, Smoke Screen oder Magnet Standarditem benutzt, jedoch nur zu seinem eigenen Vorteil. Er ist ein zielorientierter Spieler, denn er will am Ende des Spiels als Sieger hervorgehen. Er benutzt das Gadget ConferenceCall in keinem Fall. Außerdem nutzt der Killer Abkürzungen, um schneller sein Ziel zu erreichen. Dabei ist zu beachten, dass sich sein Spielverlauf generell von dem Spielverlauf der anderen Spieler unterscheidet.

Dem Explorer entspricht in dieser Betrachtung der Sammler. Dieser hat hauptsächlich zwei Ziele: Zum einen so viele Items wie möglich zu sammeln, während er Mr. X verfolgt. Zum anderen diese strategisch einzusetzen, um Mr. X zu fangen. Daher ist dieser Spielertyp in erster Linie gezwungen, die Haupt- und Nebenstraßen zu nutzen, weil er andernfalls die Gadgets (Münzen oder Coins) nicht aufsammeln kann. Die Kommunikation zu den anderen Spielern ist nur teils vorhanden.

Dem Achiever entspricht der Taktiker. Dieser Spieler beobachtet zu Beginn des Spiels das Verhalten der anderen Spieler und schaut zum Beispiel, in welche Richtungen sie loslaufen. Nachdem er in den ersten Minuten die Situation analysiert hat, kommt seine Strategie zum Zuge. Außerdem werden die Gadgets, die er sammelt, strategisch zum Vor-

teil beider Seiten eingesetzt, da sie sowohl ihm selbst als auch den Mitspielern, außer Mr. X, dienen. Der Taktiker nutzt Wege und Abkürzungen, um seine Strategie umzusetzen. Er ist auch in der Lage, den Mitspielern strategische Anweisungen zugeben, um Mr. X zu fangen.

Spielertypen	Bartle	Mr. X
<p>Achiever (Tactical)</p> <p>[agiert auf der Welt]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - klare Ziele - Streben nach Aufstieg und Staus - Wettbewerbsorientiert - bevorzugte Spielmechaniken: Punkte, Geld, Titel etc. 	<ul style="list-style-type: none"> - Strategie; gibt strategische Anweisungen um Mr. X zu fangen - beobachtet und analysiert das Verhalten andere Spieler - Wettbewerbsorientiert - nutzt Wege und Abkürzungen
<p>Explorer (Sammler)</p> <p>[interagiert mit der Welt]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Suche nach neuen Entdeckungen - Freude an herausfordernden Aufgaben - werden als die „Quelle allen Wissens“ betrachtet 	<ul style="list-style-type: none"> - Sein Hauptziel: das Sammeln von so vielen Items wie möglich - nutzt Haupt- sowie Nebenstraßen - nur seltene Kommunikation mit Mitspielern
<p>Socialiser</p> <p>[interagiert mit Mitspielern]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - starkes Interesse an der Interaktion mit Mitspielern - kein Interesse an Punkten, Geld, Auszeichnungen etc., sondern am gemeinsamen Austausch mit Mitspielern 	<ul style="list-style-type: none"> - starkes Interesse an Kooperation mit Mitspielern - häufige Nutzung von ConferenceCalls, Screamer und SmokeScreen
<p>Killer</p> <p>[agiert auf Mitspielern]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - repräsentiert das Böse im Spiel - strebt nach Zerstörung - demonstriert seine Überlegenheit 	<ul style="list-style-type: none"> - nutzt Gadgets (MagicHat, SmokeScreen etc.) nur zum eigenen Vorteil - Zielorientiert - möchte als Sieger hervorgehen - nutzt Abkürzungen um schneller sein Ziel zu erreichen

Tabelle 3.1: Charakteristika der Spielertypen nach Bartle, angepasst an „Mister X Mobile“

3.2 Umsetzung

In diesem Abschnitt wird die Umsetzung der strukturellen Analyse beschrieben, die für die Spielerklassifizierung entwickelt wurde und ein Algorithmus namens K-Means vorgestellt. Der K-Means Algorithmus wird sehr häufig für das Clustern von großen Datenmengen genutzt. Aber auch in der Neuroinformatik wird dieser Algorithmus verwendet, um die Neuronen zu trainieren. Der Clustering Algorithmus wird in dieser Arbeit als Vergleichsalgorithmus herangezogen. Die strukturelle Analyse und K-Means Clustering werden auf den Spieldaten von „Mister X Mobile“ arbeiten. Erwähnenswert ist hier, dass die Strukturelle Analyse am Ende ihrer Auswertung vier verschiedene Tendenzskalen für jeden einzelnen Spieler ausgibt. Die Skala mit dem größten Wert klassifiziert endgültig den Spieler als einen bestimmten Typ. Davor müssen die Daten die vier Analysephasen durchlaufen bis die Analyse ein Ergebnis liefert. Zunächst einmal betrachten wir die Strukturelle Analyse; Im nächsten Schritt wird auf den Clustering Algorithmus eingegangen.

3.2.1 Strukturelle Analyse

Die Strukturelle Analyse läuft insgesamt vier Schritte durch. Die Ergebnisse werden zum Schluss in eine .txt-Datei abgelegt. Dort ist aufgelistet, dass jeder Spieler vier Tendenzskalen hat, nämlich eins für jeden Spielertypen. Bei der strukturellen Analyse wertet der Algorithmus im ersten Schritt, ob ein Spieler überdurchschnittlich häufig Gadgets einsetzt. Im nächsten Schritt wird überprüft, ob ein bestimmtes Gadget überdurchschnittlich häufig eingesetzt wurde. Zudem wird geschaut, ob bestimmte Kombinationen von Gadgets überdurchschnittlich häufig zum Einsatz kommen, die wiederum einen bestimmten Spielertyp klassifizieren. Am Ende der Analyse ist die Tendenzskala die ausschlaggebende Skala, in der zu erkennen ist, zu welchem Spielertyp ein jeder Spieler tendiert. Je näher sich die Tendenzskala bei einem Spieler der 1 nähert, umso größer ist die Wahrscheinlichkeit, dass der Spieler einem gewissen Spielertyp zugeordnet werden kann. Die Bewertung sieht folgendermaßen aus: Wenn ein Spieler beispielsweise überdurchschnittlich häufig Gadgets benutzt und dabei nur ein bestimmtes Gadget überdurchschnittlich häufig einsetzt, wird die Tendenz für einen gewissen Spielertyp um 0,1 erhöht. Sind jedoch Kombinationen von zwei Gadgets vorhanden, dann würde die Tendenz um 0,2 erhöht werden, bei drei um 0,3. Im Folgenden sind einige Zeilen aus dem Code, die die Umsetzung zeigen:

```

nutzungsWahrschSmokeBombAllerSpieler = (double) getCountItemUsageSmokebomb() / (double) getCountTotalStandardItemUsage();
nutzungsWahrschScreamerAllerSpieler = (double) getCountItemUsageScreamer() / (double) getCountTotalStandardItemUsage();
.....
// nutzt ein Spieler ein Item öfter als der Gesamtdurchschnitt?
if (nutzungsWahrschConferencecallAllerSpieler > 0 && pl.usageProbConferenceCall >= nutzungsWahrschConferencecallAllerSpieler) {
    pl.socializerTrend += 0.1;
}
if (nutzungsWahrschConferencecallAllerSpieler > 0 && nutzungsWahrschMagnetAllerSpieler > 0 && pl.usageProbConferenceCall >= nutzungsWahrschConferencecallAllerSpieler && pl.usageProbMagnet > nutzungsWahrschMagnetAllerSpieler) {
    pl.socializerTrend += 0.2;
}

```

Im zweiten Schritt wird das Bewegungsprofil in Betracht gezogen. Dazu wurde ein Matching Algorithmus [21] zur Verfügung gestellt, der jedoch speziell für diese Analyse umgebaut wurde. Das eigentliche Matching überprüft nur, ob sich Personen zu einer bestimmten Zeit an einem gemeinsamen Ort befinden. In der Erweiterung für diese Arbeit konnte man mithilfe des Algorithmus zusätzlich überprüfen, ob zwei Personen zu einer bestimmten Zeit denselben Weg gelaufen sind. Wenn dies der Fall ist, wird als nächstes überprüft, wie lange sie zusammen liefen: Geschieht dies mehr als sechzig Sekunden oder weniger? Falls ein Matching existiert, wird demzufolge die Tendenzskala für die einzelnen Spielertypen erhöht. Im Allgemeinen kann man sagen, dass der Matching Algorithmus den Bewegungsverlauf zweier Spieler vergleicht.

Im dritten und letzten Schritt werden die Bewegungsprofile in der Hinsicht analysiert, ob ein Spieler vom Typ „OffRoad“- oder „OnRoad“ ist. Dazu werden folgende Kriterien festgelegt und Anfragen an OpenStreetMap geschickt.

```

String[] osm_offroad_tags = { "track", "path", "unclassified", "steps", "surface", "tracktype", "waterway", "railway", "landuse", "service" };
String[] osm_onroad_tags = { "residential", "road", "primary", "secondary", "tertiary", "pedestrian", "living_street", "motorway", "trunk" };

```

Von der Firma Cloudmade gibt es eine java api, um Kartenfunktionen von OpenStreetMap zu nutzen. Die Klasse CMClient der api bietet eine Reihe von Funktionen.³ Die Methode 'findClosest' findet zu einer gegebenen xy-Koordinate das am nächsten liegende Map-Objekt des Typs „road“. Es gibt sehr viele Map-Objekte; Allerdings sind für die Strukturelle Analyse nur die Objekte des Typs „road“ von Bedeutung.⁴

³ Diese Funktionen können im Detail unter der folgenden Internetadresse nachgelesen werden:

<http://developers.cloudmade.com/documentation/java-lib/com/cloudmade/api/CMClient.html#findClosest> (java.lang.String, com.cloudmade.api.geometry.Point)

⁴Die verschiedenen „road“-Typen können unter der angegebenen Internetadresse nachgeschlagen werden: <http://wiki.openstreetmap.org/wiki/DE:Key:highway>

Wenn zu der Anfrage des Typs 'road' eine leere Antwort zurückkommt, dann ist man definitiv abseits der Straße. Wenn allerdings eine nichtleere Antwort zurückkommt, ist eine weitere Überprüfung der Antwort nötig. In der Antwort sind ein oder mehrere Straßentypen enthalten, wie zum Beispiel Radwege, Autowege oder Bundesstraßen.

Einige dieser Typen sind charakteristisch mehr Onroad, andere hingegen eher Offroad. Nun wird für jeden Spieler geschaut, welchem „road“-Typ er näher kommt. Am Ende dieses Verfahrens ändern sich die Tendenzskalen zum letzten Mal, bevor die Strukturelle Analyse mit ihrem Analyseprozess vollständig abschließt.

Um den Auswertungsvorgang viel einfacher und schneller zu starten, existiert in dem Projekt FinalMrx ein „gamekml.properties“.

```
#alte analyse Zusätzlich zur neuen gewünscht ?
MAKE_OLD_ANALYSE = true
#Limit für alte Analyse
LIMIT_PLAYERS_FOR_OLD_ANALYSE = 5000
#erstelle KML Datei
MAKE_KML_FILE = true
#Erzeuge csv Dateien
ERZEUGE_CSV_DATEIEN_NEU= false
#Schreibe Player IDs, jeder Typ in eine Datei
OUTPUT_PLAYER_IDS_BY_TYPE = true
.....

#Datenbank Parameter
DB_URL = jdbc:postgresql://127.0.0.1:5432/mrxdb4
DB_USER = root
DB_PASSWORD = root
DB_GAME_START_MINUTES = 8
DB_GAME_END_MINUTES = 25

##Datenbank Parameter nur für ARFF
DB_ARFF_START_MINUTES = 8
DB_ARFF_END_MINUTES = 25
DB_ARFF_MAX_NUMBER_OF_DATA_TOGENERATE = 999999999

#Liste von Player, die als KML dargestellt werden, kommagetrennt
LIST_OF_PLAYERS_WITH_OWN_KMLFILE = 76407
```

Dort wird dem Nutzer die Freiheit gegeben, bestimmte Funktionen durch das Setzen von booleschen Werten ein- und auszuschalten. Zum Beispiel kann beim Start der Analyse entschieden werden, ob zusätzlich eine Arff- und/oder Kml-Datei erzeugt werden soll bzw. sollen.

Wenn zum Ende der Analyse eventuelle Unsicherheiten bestehen, d.h. um herauszufinden, ob die strukturelle Analyse richtig die Bewegungsprofile analysierte oder womöglich Fehler enthält, bietet die strukturelle Analyse die Visualisierung der Bewegungsprofile mit Google Earth. Somit kann sogar der Verlauf bestimmter Spieler manuell geprüft und festgestellt werden, ob das Matching richtig gearbeitet hat.

3.2.2 K-Means Clustering mit Weka

WEKA [12] wurde an der University of Waikato in Neuseeland entwickelt. Es ist in Java geschrieben und plattformunabhängig. WEKA bietet eine Sammlung von Maschinenlernalgorithmen für Auswertungs- sowie Trainingsverfahren an. Die Arbeitsumgebung Weka stellt verschiedene Data-Mining-Algorithmen wie Regressionen, Klassifikationen, Clusterings, Assoziationsregeln und viele mehr zur Verfügung [12]. WEKA wurde für das experimentelle Data-Mining entwickelt und bietet hierfür umfangreiche Werkzeuge. Diese Werkzeuge decken die Prozesse des maschinellen Lernens von der Vorverarbeitung zur statistischen Auswertung der Datensätze. Die Arbeitsumgebung bietet dem User ein schnelles Anwenden der Algorithmen, um neue Datensätze auf flexible Art und Weise auszuwerten.

WEKA arbeitet intern mit dem .ARFF Dateiformat (Attribute-Relation File Format). Das .ARFF Format besteht aus einem Header Bereich mit Meta-Informationen und einem Body, der die eigentlichen Daten enthält [13]. Weka stellt drei Hauptkomponenten, den Explorer, Knowledge-Flow und Experimenter zur Verfügung. Der Explorer ermöglicht die Ausführung der maschinellen Lernprozessschritte. Dazu besteht der Explorer aus sechs Panels wie Preprocess-, Classify-, Cluster-, Associate-Panels etc., wie in Abbildung 3.1 zu sehen ist.

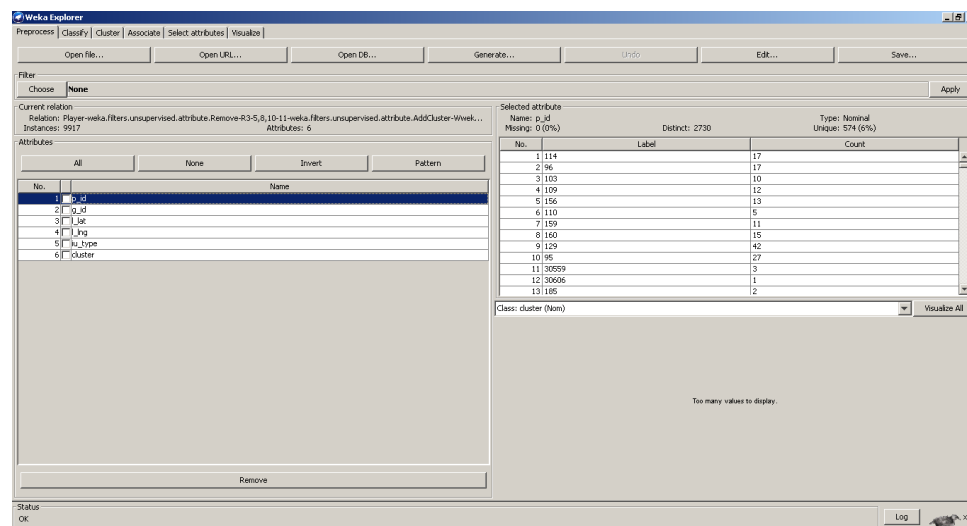


Abbildung 3.1: Weka Interface

Im Preprocess-Panel können die Daten aus Datenbanken oder Dateien ins WEKA eingelesen werden. Attribute können entfernt oder durch die verschiedenen Filter modifiziert werden. Die veränderten Daten können mit seiner Hilfe in externen Datenquellen gespeichert werden. Im Classify-Panel erfolgt der Klassifikationsprozess. In der Arbeit wird

somit viel mehr im Preprocess- und Cluster-Panel gearbeitet. Im Visualize-Panel können Daten visualisiert und betrachtet werden [12].

Bevor mit der Evaluation angefangen wird, muss man wissen, wie der K-Means Algorithmus vorgeht. Dazu muss die Anzahl k der zu ermittelnden Cluster/Gruppen vorher festgelegt werden. Das Statistikprogramm verteilt davon ausgehend zufällig die k Clusterzentren auf die Daten, um danach die Zuteilungen zu modifizieren bis die Zuteilung so optimal ist, dass keinerlei Veränderungen der Clusterzentren zwischen zwei Iterationsschritten mehr auftreten. Die Optimierung findet dabei über die Distanzfunktion, genauer gesagt über den euklidischen Abstand, statt.

Aus mathematischer Sicht gesehen, entspricht K-Means Clustering einer Optimierung, bei der die Zielfunktion

$$\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_{i,j} - c_j\|^2$$

minimiert wird, wobei $\|x_{i,j} - c_j\|^2$ den Abstand zwischen dem Datenpunkt i und dem Clusterzentrum j definiert. Dabei wird der Cluster Schwerpunkt neu berechnet und jedes Objekt, in unserm Fall jede „Player_ID“, auf das jeweilige Cluster verteilt, bis eine festgelegte Iterationstiefe erreicht wurde oder die Schwerpunkte des Clusters sich nicht mehr bewegen. Genauer gesagt bedeutet das, dass die Objekte bei einer Neuverteilung keinem anderen Cluster zugeordnet werden können. Die Daten sind so vorbereitet, dass der K-Means Algorithmus die „Player_ID“ als Input Vektor bekommt und auch nach „Player_ID“ clustert.

Kapitel 4

Evaluation

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der strukturellen Analyse und K-Means vorgestellt und erläutert, dabei wird überprüft, ob die Ergebnisse erfolgreich sind. In der Voranalyse arbeiteten beide Algorithmen auf einer begrenzten Teilmenge der Daten, während in der finalen Analyse die gesamten Daten für die Analyse herangezogen wurden. Zudem werden die Vor- und Nachteile sowohl der Strukturellen Analyse als auch des werkzeuggestützten Clusterings mit Weka aufgeführt.

4.1 Ergebnisse

Abbildung 4.1 zeigt das Ergebnis aus der Voranalyse mit der Strukturellen Analyse.

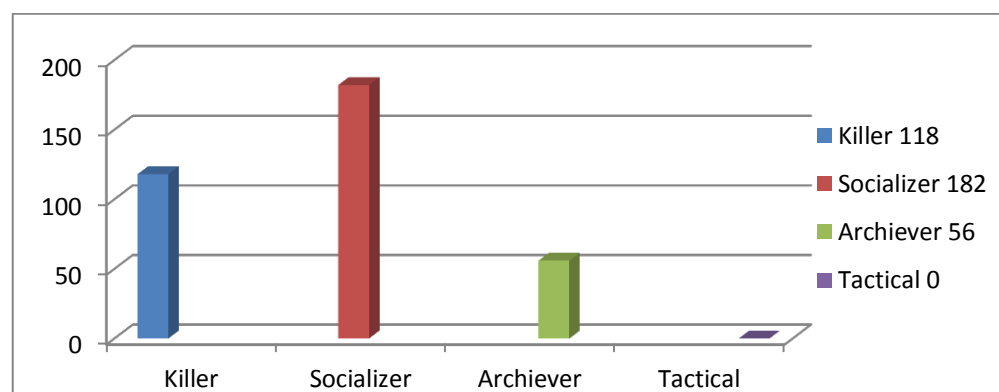


Abbildung 4.1: Das Auftreten der vier Spielertypen im Spiel „Mr. X Mobile“ aus der Voranalyse mithilfe der Strukturellen Analyse

Wie bereits genannt ist zu beachten, dass die Voranalyse nur mit begrenzten Daten und mit der Betrachtung der Gadgets durchgeführt wurde. Aus dem Ergebnis wird deutlich, dass drei von vier Spielertypen in den Daten identifiziert werden konnten. Der Spielertyp Tactical ist zwar in den Daten vorzufinden, jedoch ist er vom Typ kein Detektiv, sondern repräsentiert Mr. X. Der Socializer hingegen kommt am häufigsten vor.

Bei dem werkzeuggestütztem Verfahren mit WEKA sind die Ergebnisse aus der Voranalyse nachvollziehbar. Jedoch sind die Zahlen auf den ersten Blick ein wenig verwirrend, was wiederum mit der Inputdatei von Weka zusammenhängt. Die „Player_IDs“ müssen

in der Inputdatei als nominal definiert sein, damit über die „Player_ID“ geclustert werden kann. Abbildung 4.2 zeigt die Ergebnisse aus der Voranalyse mit Weka.

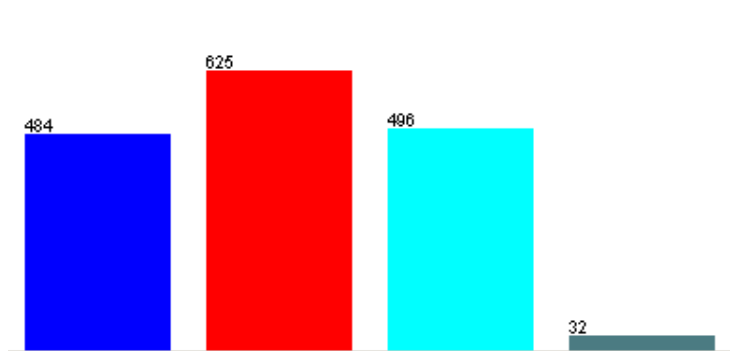


Abbildung 4.2: Voranalyse mit K-Means auf einer begrenzten Datenmenge

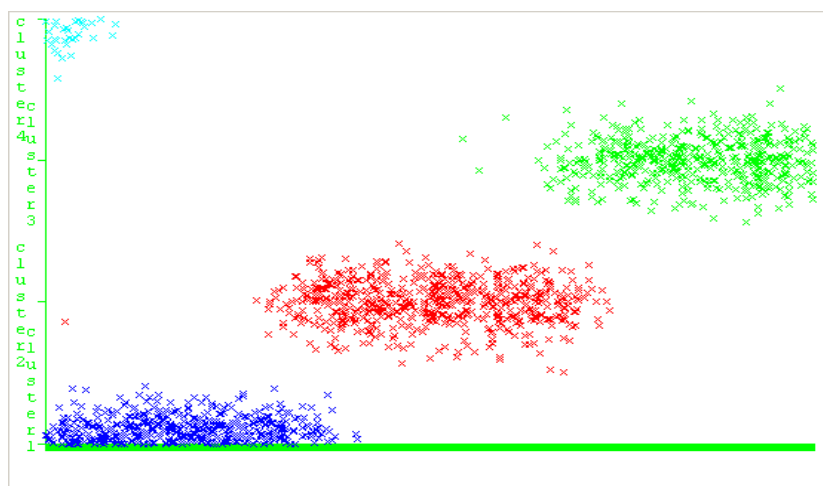


Abbildung 4.3: Visualisierung der Cluster nach den „Player_IDs“

Das Ergebnis aus der Voranalyse wird mit Weka visualisiert. Die x-Achse stellt die „Player_IDs“ dar, die y-Achse die vier Cluster. Bei den vier farblich dargestellten Anhäufungen ist sehr gut zu sehen, dass diese leichte Überschneidungen aufweisen. Diese werden auch in den Daten erkenntlich. Bei der manuellen Überprüfung der „Player_IDs“ aus den Ergebnissen der Voranalyse mit K-Means Clustering stellte sich heraus, dass im blauen Cluster der Achiever Anteil überwiegt sowie im rotem Cluster der Killer Anteil. Dafür ist im grünen Abb. 4.2/ Abb. 4.3 türkises Cluster der Anteil des Socialisers höher als der des Killers oder Achievers. Im letzten Cluster von K-Means tendieren einige Spieler zum Taktiker, diese werden allerdings in der Strukturellen Analyse als Killer bewertet und repräsentieren die Spielerrolle Mr. X. Die in der Tabelle 4.1 aufgelisteten Tactical Anteile, verglichen mit den Anteilen aus der Strukturellen Analyse, zeigen, dass diese zum größten Teil Mr. X Spieldaten sind.

Spieleranteile aus der Voranalyse	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
Killer	28,5 %	40,9 %	13,5%	5%
Achiever	34,2 %	10,2 %	4 %	5 %
Socialiser	28,5 %	31,2 %	57,5 %	40 %
Tactical	8,5 %	17 %	25 %	50 %

Tabelle 4.1: Die Verteilung der Spielertypen in den vier Clustern aus der Voranalyse

Die Abbildungen 4.2 und 4.3 zeigen die Voranalyse mit K-Means auf einer begrenzten Datenmenge. Allerdings unterscheiden sich die Ergebnisse nur darin, dass mit dem Clustering Algorithmus alle vier Spielertypen in den Daten gefunden werden. Beim Clustern wurden die Spieldaten von Mr. X mitbetrachtet; Bei der manuellen Überprüfung wurden die Spieldaten herausgefiltert.

In der Strukturellen Analyse werden die Daten von Mr. X ausgewertet, jedoch im Diagramm nicht ausgeführt, weil diese in erster Linie nicht wichtig sind. Allerdings können die Ergebnisse in der oldanalyse_playertype.txt überprüft werden. Demzufolge stellt das blaue Cluster die Killer dar, das rote Cluster die Socialiser und das grüne/türkise Cluster die Achiever. Somit sind die Ergebnisse aus der Voranalyse auf der begrenzten Datenmenge mit beiden Verfahren – sowohl mit der strukturellen Analyse als auch mit dem K-Means Clustering – ähnlich.

Abbildung 4.4 zeigt die finale Analyse, in der Killer und der Socialiser fast gleich häufig vorkommen – im Gegensatz zu dem Achiever, der sehr viel weniger in den Daten vorzufinden ist. Der Taktiker ist kaum vorhanden. Würden man die Ergebnisse von Mr. X mit visualisieren, wären die Killer- und Tacticalanzahl viel höher.

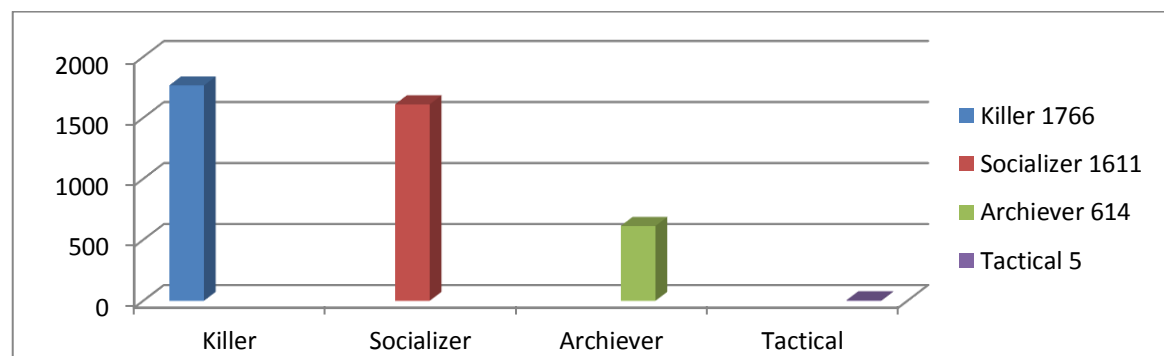


Abbildung 4.4: Das Auftreten der vier Spielertypen im Spiel „Mr. X Mobile“ aus der finalen Analyse mithilfe der Strukturellen Analyse

Im Gegensatz zu der Voranalyse konnten bei der finalen Analyse nun alle vier verschiedenen Spielertypen in den Daten gefunden werden, einschließlich der Taktiker. Die Typen Socialiser und Achiever kommen in den Daten fast gleich häufig vor. Auch wenn vom Spielertyp Tactical nur fünf gefunden wurden, genügt es zu sagen, dass die Auswertung in der Hinsicht erfolgreich war. Wie oben erwähnt, wurden die Spieldaten von Mr. X ausgewertet, allerdings ist nicht wichtig, diese Daten zu visualisieren. Insofern bleibt die Anzahl der Taktiker nur bei fünf.

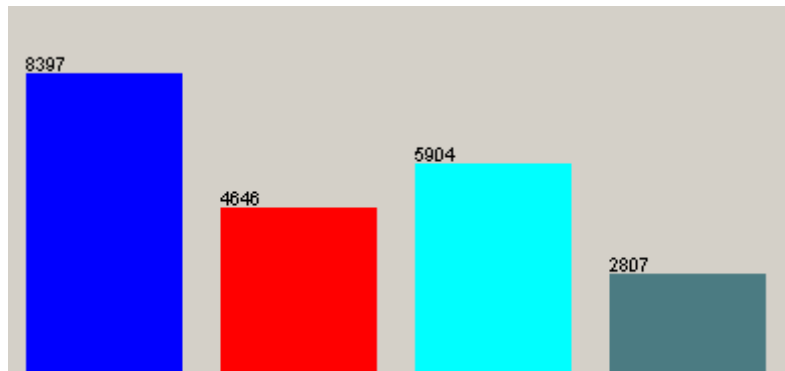


Abbildung 4.5: Auswertung der gesamten Daten mit Weka

Die Abbildung 4.5 zeigt die Auswertung der gesamten Daten mit Weka. In der finalen Analyse wurden die Daten wieder manuell betrachtet. Dabei fiel auf, dass die Verteilung der Spielertypen wieder ähnlich ist wie bereits in der Voranalyse. Jedoch liegt der Killer Anteil in Cluster eins viel höher als in Cluster zwei oder drei. Dementsprechend sind die Socialiser Anteile in Cluster drei und die Achiever Anteile in Cluster zwei viel höher als die des Killers. In Cluster vier tauchen alle vier Spielertypen auf, jedoch werden sie durch die Spieldaten von Mr. X sehr beeinflusst. Der Grund dafür ist, dass Mr. X entweder vom Typ Killer oder Tactical ist. Vergleicht man Abbildung 4.4 der Strukturellen Analyse mit der Abbildung 4.5 von Weka, fällt auf, dass die Cluster zwar ähnlich sind, sich dennoch in den Ergebnissen unterscheiden.

Spieleranteile aus der finalen Auswertung	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
Killer	59,3 %	24,4 %	29,5 %	15,7 %
Achiever	5,7 %	47,3 %	1,7 %	9,3 %
Socialiser	27,2 %	27 %	68,8 %	32,6 %
Tactical	7,8 %	1,3 %	-	42,3 %

Tabelle 4.2: Verteilung der Spielertypen in den Clustern aus der finalen Auswertung

Die Auswertung der Daten bringt hervor, dass der Spieler Tactical bei der finalen strukturellen Analyse und bei beiden Analysen mit K-Means auftaucht, häufiger jedoch beim K-Means Clustering, da hier die Spieldaten von Mr. X mitbetrachtet wurden. Das bedeutet nicht, dass die strukturelle Analyse die Daten von Mr. X nicht betrachtet, sondern die Ergebnisse werden hier nicht visualisiert.

4.2 Auswertung

Wenn man beide Algorithmen und ihre Ergebnisse vergleicht, wirkt es auf den ersten Blick verwirrend. Jedoch gibt es in der finalen Analyse kleine Diskrepanzen. Der Grund dafür liegt darin, dass beide Algorithmen unterschiedliche Methoden anwenden, um die Daten auszuwerten. Jedoch kann man in diesem Fall davon ausgehen, dass die strukturelle Analyse in bestimmten Punkten bei der Auswertung im Vorteil ist, wie zum Beispiel bei der Kombination von Gadgets oder beim Matching. Am Ende der Strukturellen Analyse werden zwei .txt-Dateien angelegt, die auflisten, welche Player_ID aus der Voranalyse und welche aus der finalen Analyse zu welchen Spielertypen tendieren und gehören. Außerdem werden zu jedem Spieler die vier verschiedenen Tendenzskalen mit ausgegeben. Bei Weka besteht auch die Möglichkeit, nach Ablauf der Auswertung manuell zu überprüfen, welcher Spieler in welches Cluster eingefügt wurde. Trotz des Nachteils, dass Weka nicht überprüfen kann, ob zwei Spieler ähnliche Bewegungsprofile haben, sind die Ergebnisse gut. Die Ursache für die unterschiedlichen Ergebnisse aus der Voranalyse für den Spielertyp Tactical sind dahin zurückzuführen, dass die strukturelle Analyse die Daten von Mr. X auswertet und filtert, während bei Weka diese Daten ausgewertet und mitberücksichtigt wurden. Daher könnte dies auf den ersten Blick zur Verwirrung führen.

Bei der Analyse der Ergebnisse von Weka ist zu erkennen, dass Gadgets zusammengeführt wurden, jedoch ist diese Art von Zusammenführung nicht auf dem ersten Blick nachvollziehbar. Wenn die Möglichkeit bestehen würde, die Cluster Zentren erst zu definieren und festzulegen und dann zu clustern, würden eventuell „bessere“ Ergebnisse herauskommen.

Für die Verwirrung der Zahlen in den Diagrammen ist die spezielle Datenstruktur von Weka verantwortlich. Schaut man sich die Arff-Datei im Detail an, sieht man im Header, dass die `p_id = nominal` ist. Das bedeutet, dass in jeder Zeile eine Player_ID existiert und dazu führt, dass die Anzahl der Player_ID hochgezählt wird, wenn der Algorithmus die Datei einliest. In Abbildung 4.6 „Weka Input Dataformat“ ist dies gut zu erkennen. Erwähnenswert ist auch, dass der Clustering Algorithmus über die Player_ID clustert. Aus der Voranalysephase ging hervor, dass Mr. X vom Typ Killer oder Tactical sein kann. Dies ist auch der Grund, dass in der Voranalyse mit Weka alle Spielertypen gefun-

den wurden. Die finale Analyse beider Verfahren zeigt kleine Unterschiede in den Ergebnissen auf.

4.2.1 Vorteile und Nachteile der Strukturellen Analyse

Die strukturelle Analyse bietet die Möglichkeit, die Gadgets individuell zu kombinieren, um bestimmte Spielertypen besser aus den Daten zu klassifizieren, sodass die Erfolgsquote, einen Spielertypen zu finden, viel größer ist. Zudem ist ersichtlich was die Strukturelle Analyse macht und was bei der Auswertung mit den Daten passiert. Zusätzlich bietet die strukturelle Analyse in einzelnen Fällen die Visualisierung mit Google Earth eine für manuelle Auswertung. Ein weiterer Vorteil der Strukturellen Analyse ist, dass am Ende der Analyse zwei Dateien aus beiden Analysephasen erzeugt werden, in denen die Tendenzskalen der Spieler festgehalten werden, mit denen später gearbeitet werden kann. Wie so eine Datei aussieht zeigt Tabelle 4.3.

Tendenzskala				
	achieverTrend	killerTrend	socialiserTrend	tacticalTrend
Killer				
72457	0.0	0.5	0.2	0.0
95297	0.2	0.5	0.2	0.5
110925	0.0	0.5	0.2	0.5
Achiever				
157	0.8	0.2	0.2	0.0
190	0.6	0.2	0.0	0.0
Mr. X				
96	0.2	0.5	0.2	0.5
153	0.2	0.5	0.0	0.0

Tabelle 4.3: Ausschnitt der Tendenzskala aus der Voranalyse

Jedoch gibt es einen kleinen Nachteil bei der Strukturellen Analyse: das Matching, d.h. es muss geprüft werden ob ein Spieler ein Onroad- oder Offroad-Typ ist. Dabei können nur begrenzte Anfragen gleichzeitig verschickt werden oder man parallelisiert die Abfragen. Bei den vielen Abfragen in der finalen Analyse kann es einige Zeit dauern bis alle Abfragen abgearbeitet werden. Nach Erhalt der Matching Daten werden die Antworten noch einmal überprüft, zu welchem Straßentyp sie gehören. Dies kann bei sehr vielen Daten bis zu einem Tag dauern.

4.2.2 Vorteile und Nachteile von K-Means

Um mit dem Clustering Algorithmus K-Means auf den Daten zu arbeiten, müssen die Daten auf ein bestimmtes Format gebracht werden und fehlende Werte in einer Zeile durch ein „?“- Zeichen ersetzt werden, da Weka ansonsten eine Fehlermeldung auswirft und behauptet, die Datei in der bestimmten Zeile enthalte ungültige Werte. Wie eine Beispieldatei aussehen kann, zeigt Abbildung 4.6. Wenn die Vorarbeit für Weka erledigt ist, ist das Clustern der Daten im Preprocess Panel sehr schnell erledigt, allerdings wird im Cluster-Panel tabellarisch dargestellt, in welche Cluster die „Player_IDs“ zugewiesen wurden und dieser Prozess kann bei der Datenmenge, die für die finale Analyse genutzt wird, bis zu mehreren Stunden dauern. Ein entscheidender Vorteil des Tools ist die Möglichkeit der graphischen Darstellung der Auswertung im Visualizer-Panel.

Ein Vorteil des K-Means Algorithmus ist, dass er einfach, effizient und mit vielen verschiedenen Datentypen zurechtkommt. Die Nachteile wären, dass das Ergebnis der Clusterbildung von der Startposition abhängt. Um ein optimales Ergebnis zu erlangen, müsste man den Algorithmus mit unterschiedlichen Startpositionen mehrmals laufen lassen. Die Wahl der Cluster hat eine große Auswirkung auf die Performanz als auch auf die Verzerrung der Ergebnisse.

```
@Relation Player
@attribute p_id(114,96,103,109,156,110,159,160,129,95,30559,30606,185,186,105,113,106,111,187,82,115,30706,30703,31096,31110,
@attribute g_id numeric
@attribute g_city_name String
@attribute g_lat numeric
@attribute g_lng numeric
@attribute l_lat numeric
@attribute l_lng numeric
@attribute l_time numeric
@attribute iu_type {si_c,si_sc,si_mh,si_sb,si_ma,si_xr,si_wt,o_t}
@attribute iu_lat numeric
@attribute iu_lng numeric
@data
114,2110,Bonn,50.75178802013397,7.0969051122665405,50.75182557106018,7.096851468086243,1266507900232,si_mh,50.75180947780609,
96,2110,Bonn,50.75178802013397,7.0969051122665405,50.75178802013397,7.0969051122665405,1266507901181,si_mh,50.7500821352005,
96,2110,Bonn,50.75178802013397,7.0969051122665405,50.75178802013397,7.0969051122665405,1266507901181,si_sc,50.7491272687912,
83564,19466,?,47.571104,15.623153,47.561805,15.613993,1298827974228,si_sc,47.561805,15.613993
89915,19466,?,47.571104,15.623153,47.571104,15.623153,1298827977007,si_sc,47.571104,15.623153
89915,19466,?,47.571104,15.623153,47.571104,15.623153,1298827977007,si_sb,47.571104,15.623153
83564,19466,?,47.571104,15.623153,47.561805,15.613993,1298827974228,si_mh,47.561805,15.613993
103,2110,Bonn,50.75178802013397,7.0969051122665405,50.75180947780609,7.0969319343566895,1266507905286,si_sc,50.75178802013397
96,2110,Bonn,50.75178802013397,7.0969051122665405,50.75178802013397,7.0969051122665405,1266507901181,si_sc,50.74987828731537
103,2110,Bonn,50.75178802013397,7.0969051122665405,50.75180947780609,7.0969319343566895,1266507905286,si_sb,50.75178802013397
103,2110,Bonn,50.75178802013397,7.0969051122665405,50.75180947780609,7.0969319343566895,1266507905286,si_mh,50.751793384552,
96,2110,Bonn,50.75178802013397,7.0969051122665405,50.75178802013397,7.0969051122665405,1266507901181,si_sb,50.75020015239715
109,2112,Bonn,50.75182020664215,7.09715723991394,50.75181484222412,7.097082138061523,1266508870552,si_mh,50.75112283229828,7
96,2112,Bonn,50.75182020664215,7.09715723991394,50.75182020664215,7.09715723991394,1266508875044,si_mh,50.752957463264465,7.
156,2112,Bonn,50.75182020664215,7.09715723991394,50.75182020664215,7.096969485282898,1266508872098,si_sc,50.752973556518555,
96,2112,Bonn,50.75182020664215,7.09715723991394,50.75182020664215,7.09715723991394,1266508875044,si_sb,50.75303792953491,7.0
110,2112,Bonn,50.75182020664215,7.09715723991394,50.75181484222412,7.097125053405762,1266508871906,si_sb,50.75212061405182,7
```

Abbildung 4.6: Weka Input Dataformat

4.3 Das Auftreten der vier Spielertypen in „Mister X Mobile“

Es tauchen in der Voranalyse drei Spielertypen auf. Die Ergebnisse der Voranalyse sind nicht aussagekräftig genug, weil sie noch auf einer begrenzten Teilmenge von den gesamten Daten ausgeführt wurde. Bei der finalen Analyse wurden alle vier Spielertypen gefunden. Eventuell liegt es daran, dass in der Voranalyse die Datenmenge für die Auswertung zu gering oder eingeschränkt war. Somit kann man zu dem Entschluss kommen, dass nur die Aktionsprofile der Spieler für die Voranalyse ausgewertet wurden und dies kein ausreichendes Kriterium ist. Daher wurde in dieser Analyse die Existenz aller vier Spielertypen nicht entdeckt.

Aus der Voranalyse auf der begrenzten Teilmenge von Daten mit K-Means Clustering geht hervor, dass die vier Spielertypen existieren. Jedoch ist das Vorkommen der vier Spielertypen nachvollziehbar. Allerdings verwirren die Zahlen in der Abbildung den Betrachter, da in den Auswertungsdaten die Spieldaten von Mr. X ebenfalls mitbetrachtet wurden. Bei der finalen Analyse auf den gesamten Daten sind Diskrepanzen bei den Spielertypen Socialiser und Achiever, weil sich die Ergebnisse minimal unterscheiden. Zudem können die Cluster auf die Ergebnisse der Strukturellen Analyse zurückführen. Obwohl beide Verfahren auf unterschiedliche Weise auswerten, sind die Ergebnisse ähnlich.

Kapitel 5

Zusammenfassung und Ausblick

In der vorliegenden Arbeit wurde ein Verfahren vorgestellt, in dem Spieler des Spiels „Mister X Mobile“ anhand ihrer Bewegungs- und Spielaktionsdaten klassifiziert wurden. Der Fokus lag darin, einen effizienten Algorithmus zu erarbeiten, der auf den Bewegungs- und Aktionsprofilen von mobilen Spielern arbeitet und eine möglichst genaue Klassifizierung ermöglicht.

Für die Evaluation wurde Weka einbezogen – ein Tool, das das K-Means Clustering unterstützt. Die verschiedenen Evaluationsphasen zeigen unterschiedliche Ergebnisse. In der ersten Phase der Analyse auf einer Teilmenge von Daten ähneln sich die Ergebnisse beider Algorithmen, nur sind die Ergebnisse vom Clustering nicht aussagekräftig, dies zeigt die Tabelle 4.1. Bei der Betrachtung der gesamten Daten unterscheiden sich die Ergebnisse und zwar bei der Verteilung der vier Spielertypen auf die Cluster. Die strukturelle Analyse hat für jeden Spieler ein Cluster, während bei K-Means die Spielertypenanteile in jedem Cluster sich unterscheiden.

Der Grund für die unterschiedlichen Ergebnisse ist, dass in der Strukturellen Analyse viel mehr Möglichkeiten gegeben waren, die Daten zu bereinigen und zu verarbeiten. Dementsprechend werden in der Analyse nur Spieldaten von nicht Mr. X Spielern betrachtet und die Quote für ein qualitativ gutes Ergebnis sehr hoch. Zum Abschluss der Analyse wurden zwei .txt-Dateien erzeugt, in denen die vier Spielertypen und die dazugehörigen Player_IDs aufgelistet sind. Die txt-Datei enthält zusätzlich die vier verschiedenen Tendenzskalen für jeden Spieler. Sie enthalten Informationen, wie viel ein jeder Spieler vom Typ Killer, Achiever, Socialiser und Tactical ist. Dieses Verfahren könnte mit dem Bartle-Test [15] verglichen werden, da dieser in seinem Test ähnlich vorging.

Mit den gewonnenen Daten und den Tendenzskalen könnte man nun im nächsten Schritt eventuell künstliche Intelligenzen für Mr. X oder, allgemein gedacht, für Mobile Games trainieren. Da hinter den meisten Location Based Games ein und dieselbe Idee steckt und die Spieldaten ähnlich aussehen, müsste die Strukturelle Analyse nicht aufwendig an die Daten angepasst werden. Mit den Tendenzskalen wäre man in der Lage, die künstlichen Intelligenzen so zu trainieren, dass sie sich wie reale Gegner verhalten und die Spielzüge einem realen Spielverhalten ähneln. Somit wären die Spieler von „Mister X Mobile“ erstens in der Lage, das Spiel mit nicht realen Gegnern zu spielen oder auch von einem nicht realen Gegner gejagt werden zu lassen. Ob dabei der Spaßfaktor wie mit realen Gegnern vorhanden ist, ist eine andere Frage, die erst dann beantwortet werden kann, wenn es zu Realität wird.

Diese Art von Computergegnern kennt man heutzutage aus Ego-Shooter Spielen oder bei Brettspielen, bei denen man sogar die Stärke des Gegners verstellen kann und bald könnte auch dies Realität für Mobil Games werden. Aufgrund der Tatsache, dass Mobile Games immer stärker den Markt für sich gewinnen und eine große Nachfrage vorhanden ist [17], wird es nicht mehr lange dauern, dass wir bald künstlichen Intelligenzen als Spielgegner haben werden. Einerseits ist dies zwar ein großer Fortschritt für die Computerspieleindustrie und für die Forscher auf diesem Gebiet, andererseits bringt es jedoch seine sozialen Nachteile für den Menschen.

Literaturverzeichnis

- [1] Grüter, B.; Binder, D.; Wolff, S.; Lochwitz, A. (2009). *Social Mobile Gaming and Mr. X mobile*. Hochschule Bremen, Institut für Informatik und Automation, Bremen. www.gangsofbremen.de (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [2] Flintham, M.; Anastasi, R.; Benford, S.; Hemmings, T.; Crabtree, A.; Greenhalgh, C.; Rodden, T. The Mixed Reality Laboratory, The University of Nottingham, Nottingham, NG8 1BB, UK; Tandavanitj, N.; Adams, M.; Ju Row-Farr Blast Theory. (2003). *Where On-Line Meets On-The-Streets: Experiences With Mobile Mixed Reality Games*.
http://www.blasttheory.co.uk/bt/documents/Where_Online_Meets_Streets_paper_2003.pdf (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [3] Schmatz, M.; Bihler, P.; Mügge, H.; Veremeyenko, Y.; Cremers, Armin B. (2009). *Mister X mobile – An Innovative Location-Based Multiplayer Game*.
http://www.markschmatz.de/docs/publications/schmatz_et_al_MobiCom2009_Beijing_MisterX.pdf (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [4] Matyas, S.; Matyas, C.; Schlieder, C.; Kiefer, P.; Mitarai, H.; Kamata, M. (2008). *Designing Location-based Mobile Games with a Purpose - Collecting Geospatial Data with CityExplorer*.
http://www.uni-bamberg.de/fileadmin/uni/fakultaeten/wiai_lehrstuehle/kulturinformatik/Publikationen/Preprint_262_Matyas_et_al_CityExplorer.pdf (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [5] Nicklas, D.; Pfisterer, Ch.; Mitschang, B. (2001). *Towards Location-based Games*
ftp://ftp.informatik.uni-stuttgart.de/pub/library/ncstrl.ustuttgart_fi/INPROC-2001-44/INPROC-2001-44.pdf (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [6] Bartle, R.; MUSE Ltd United Kingdom. (1996). *HEARTS, CLUBS, DIAMONDS, SPADES: PLAYERS WHO SUIT MUDS* <http://www.mud.co.uk/richard/hcds.htm>
<http://www.mud.co.uk/richard/cv.htm> (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012)
- [7] Guardiola, E.; Natkin, S. (2010). *Player's Model: Criteria for a Gameplay Profile Measure*. <http://www.springerlink.com/content/y227n3517451676k/> (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).

- [8] Ramirez-Cano, D.; Colton, S.; Baumgarten, R. (2010). *Player Classification Using a Meta-Clustering Approach*
http://www.doc.ic.ac.uk/~sgc/papers/ramirez_cgat10.pdf (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [9] Schlieder, C.; Kiefer, P. and Matyas, S. Geogames - designing location-based games from classic board games. *IEEE Intelligent Systems*, 21(5): 40–46. Sep/Okt 2006 (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [10] Schröder, K. (August 2011). *Handy ohne Risiko? Mit Sicherheit mobil – ein Ratgeber für Eltern*. Bundesministerium für Familie, Senioren, Frauen und Jugend, 5BR70 (3): 11-13. <http://www.jugendschutz.net/pdf/handy-ohne-risiko.pdf> (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [11] Breuer, M. The Otherland Group GmbH. (2011). *Spielertypen – was motiviert Anwende für Gamificaton in intelligent gamification*. <http://intelligent-gamification.de/2011/05/27/spielertypen-motivation-gamification/> (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [12] Holmes G.; Donkin A.; Witten I.H. (1994). *WEKA: A Machine Learning Workbench* Department of Computer Science, University of Waikato, Hamilton, New Zealand. <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/publications/1994/Holmes-ANZIIS-WEKA.pdf>, (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012)
- [13] Witten, I. H.; Frank, E.; Hall, M. A. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Third Edition, Elsevier (2011).
- [14] Mügge H.: „Mister X“ macht mobil. 08.10.2009 <http://www3.uni-bonn.de/Pressemitteilungen/299-2009> (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [15] The Live GamerDNA Network: *Bartles Test*. 2006-2012.
<http://www.gamerdna.com/quizzes/bartle-test-of-gamer-psychology> (zuletzt aufgerufen am 12.09.2012).
- [16] Wikipedia: Bartle Test. http://en.wikipedia.org/wiki/Bartle_Test (last modified on 2 September 2012 at 06:53), (zuletzt aufgerufen am 13.10.2012).
- [17] Mohr N., Accenture: *Die Chancen der mobilen Evolution*,
http://www.accenture.com/SiteCollectionDocuments/Local_Germany/PDF/Accenture-Studie-Mobile-Web-Watch-2011.pdf (zuletzt aufgerufen am 13.10.2012).

- [18] Zleptnig K. creative workline GmbH : *tourality*. <http://www.tourality.com/de/was-ist-tourality/> (zuletzt aufgerufen am 13.10.2012).
- [19] Perk Mobil: *Mobile dead*. <http://www.mobiledead.com/> (zuletzt aufgerufen am 13.10.2012).
- <http://www.berryreview.com/2008/11/05/mobiledead-free-location-based-zombie-game-in-nyc/> (zuletzt aufgerufen am 13.10.2012).
- [20] Yee, N. *Motivations of Play in MMORPGs Results from a Factor Analytic Approach*. <http://www.nickyee.com/daedalus/motivations.pdf> (zuletzt aufgerufen am 19.10.2012).
- [21] Burmeister, J. `SerializableSequences.java` und `SerializableSequence.java`.

Abbildungsverzeichnis

2.1	„Comparison of the frequency of phone calls“ [1]	8
2.2	Interest Graph von der „Bartle Player Type“ Theorie	11
2.3	Spieldauer Statistik von „Mister X Mobile“	13
3.1	Weka Interface	21
4.1	Das Auftreten der vier Spielertypen im Spiel „Mr. X Mobile“ aus der Voranalyse mithilfe der Strukturellen Analyse	23
4.2	Voranalyse mit K-Means auf einer begrenzten Datenmenge	24
4.3	Visualisierung der Cluster nach den „Player IDs“	24
4.4	Das Auftreten der vier Spielertypen im Spiel „Mr. X Mobile“ aus der finalen Analyse mithilfe der Strukturellen Analyse	25
4.5	Auswertung der gesamten Daten mit Weka	26
4.6	Weka Input Dataformat	29

Tabellenverzeichnis

3.1	Charakteristika der Spielertypen nach Bartle, angepasst an „Mister X Mobile“	17
4.1	Verteilung der Spielertypen in den vier Clustern aus der Voranalyse	25
4.2	Verteilung der Spielertypen in den Clustern aus der finalen Auswertung	26
4.3	Ausschnitt der Tendenzskala aus der Voranalyse	28