



UNIVERSITÄT PADERBORN
Die Universität der Informationsgesellschaft

Meme und Kooperation in Multiagentensystemen

Diplomarbeit

am Fachgebiet Wissensbasierte Systeme
Prof. Dr. H. Kleine Büning

Institut für Informatik
Fakultät für Elektrotechnik,
Informatik und Mathematik
Universität Paderborn

vorgelegt von

Stefan Heinrich

am

13.10.2009

Gutachter: Prof. Dr. H. Kleine Büning
Prof. Dr. H. Karl

Stefan Heinrich

Matrikelnummer: 6254930

Salbeiweg 10

33100 Paderborn

Zusammenfassung

Das Interesse an Multiagentensystemen ist ungebrochen hoch. Die Idee, Probleme verteilt mit autonomen Agenten zu lösen, wird zunehmend in Theorie und Praxis aufgegriffen. Dazu haben sich Problemfelder ergeben, in welchen Agenten gemeinsam begrenzte Ressourcen optimal nutzen sollen. Kooperation unter autonomen rationalen Agenten zu erzielen, ist eine nach wie vor nicht zufriedenstellend gelöste Herausforderung. Erklärungsversuche aus anderen Disziplinen für uneigennützig Kooperation und Altruismus kamen zumeist nicht über Verwandtschaftsbeziehungen (es nützt dem Gen) hinaus. Die Theorie der Meme ist ein Ansatz, in welchem versucht wird, Altruismus über kulturelle Verwandtschaft zu erklären. Um Kooperation unter autonomen und rational handelnden Agenten zu fördern, wird in dieser Arbeit die Idee der Memetik auf Multiagentensysteme übertragen und untersucht. Agenten werden dazu mit kulturellen Merkmalen (den Memen) ausgestattet und sollen Aufgaben lösen, für welche sie zumeist die Kooperation anderer Agenten benötigen. In theoretischer Analyse sowie mit empirischer Simulation auf einem eigens entwickeltem Framework wird die Wechselwirkung von Kooperation und Memausbreitung erforscht.

Abstract

The general interest in multi-agent systems is undauntedly high. The idea of distributed problem solving by using autonomous agents is continuously seized in theory and practice. Moreover, problem areas have emerged, in which agents are to use limited resources cooperatively at an optimal level. To reach cooperation among autonomous rational agents is still a major challenge. Attempts at explaining altruistic cooperation by other disciplines in most cases did not get beyond kinship relations (as a benefit for the gene). The theory of memes, however, is an approach that tries to explain altruism through cultural relations. To promote cooperation among autonomous and rational agents, this study transfers the idea of memetics to and analyzes it in multi-agent systems. For this purpose agents are characterized by cultural traits (memes) and are to solve tasks for which in most cases they need the cooperation of other agents. The interaction of cooperation and meme distribution will be investigated in a theoretical analysis and an empirical simulation in an ad hoc developed framework.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Grundlagen	3
2.1	Agenten und Multiagentensysteme	3
2.2	Kooperation	4
2.2.1	Gefangenendilemma	4
2.2.2	Evolutionäre Stabilität	6
2.2.3	Reziproker Altruismus	6
2.3	Memetik	7
2.3.1	Normen	8
2.3.2	Kulturelle Evolution	8
3	Ansatz zur Memausbreitung und Kooperation	9
3.1	Fragestellung	9
3.1.1	Aufgabenbeschreibung	10
3.2	Ansätze in verwandten Arbeiten	11
3.2.1	Normausbreitung und Wissensausbreitung	11
3.2.2	Memausbreitung	12
3.2.3	Topologien	14
3.3	Modellierung	16
3.4	Methoden	21
3.4.1	Theoretische Analyse	21
3.4.2	Implementierung der Simulationssoftware	21
3.4.3	Empirische Analyse	24
4	Ergebnisse der Analyse und Simulation	27
4.1	Theoretische Analyse	27
4.1.1	Adaptionskonvergenz	27
4.1.2	Adaptionswahrscheinlichkeiten	31
4.1.3	Konvergenz in kleinen Nachbarschaften	36
4.2	Simulation und empirische Analyse	41
4.2.1	Wahl der Standardparameter und Variationen	41
4.2.2	Variation der Altruismus-Schwelle	42
4.2.3	Variation der Gewichtungsverteilung	48
4.2.4	Variation der Nachbarschaftsbeziehung	56

4.2.5	Variation der Populationsgröße	62
4.2.6	Variation der Spektrumgröße der Memausprägungen	71
4.3	Zusammenfassung	79
5	Fazit und Ausblick	81
A	Nomenklatur	83
B	Ergänzende Beweise	85
C	Vollständige Simulationsergebnisse	89
	Literaturverzeichnis	107

Abbildungsverzeichnis

2.1	Beispiel eines Multiagentensystems	4
3.1	Nachbarschaftsbeziehungen	16
3.2	Schematische Darstellung einer Runde	17
3.3	Mem-Gewichtung: Auswahl der Schnitte	19
3.4	Mem-Gewichtung: Gewichtungsverteilung	19
3.5	Screenshots der Simulationssoftware	23
3.6	Beispiel für den Vergleich von Verläufen	26
4.1	Fälle bei der 1 zu 1 Adaption	28
4.2	Fälle bei der n zu 1 Adaption	29
4.3	Fälle bei der n zu m Adaption	31
4.4	Beispiele für Punktstände und mögliche Vorbild-Beziehungen . . .	37
4.5	Empirische Verifikation der Vorhersage der Adaptionkonvergenz . .	40
4.6	Verläufe bei Variation der Altruismus-Schwelle	43
4.7	Gewinnverteilungen bei Var. Altruismus-Schwelle	44
4.8	Zustandsaufnahmen bei Var. Altruismus-Schwelle	46
4.9	Memdiversitäten bei Var. Altruismus-Schwelle	47
4.10	Verläufe bei Var. Gewichtungsverteilung, $q = 4$	48
4.11	Gewinnverteilungen bei Var. Gewichtungsverteilung, $q = 4$	49
4.12	Zustandsaufnahmen bei Var. Gewichtungsverteilung, $q = 4$	50
4.13	Memdiversitäten bei Var. Gewichtungsverteilung, $q = 4$	51
4.14	Verläufe bei Var. Gewichtungsverteilung, $q = 16$	52
4.15	Gewinnverteilungen bei Var. Gewichtungsverteilung, $q = 16$	53
4.16	Zustandsaufnahmen bei Var. Gewichtungsverteilung, $q = 16$	54
4.17	Memdiversitäten bei Var. Gewichtungsverteilung, $q = 16$	55
4.18	Verläufe bei Var. Nachbarschaftsbeziehung, $q = 4$	56
4.19	Zustandsaufnahmen bei Var. Nachbarschaftsbeziehung, $q = 4$	57
4.20	Memdiversitäten bei Var. Nachbarschaftsbeziehung, $q = 4$	58
4.21	Verläufe bei Var. Nachbarschaftsbeziehung, $q = 16$	59
4.22	Zustandsaufnahmen bei Var. Nachbarschaftsbeziehung, $q = 16$. . .	60
4.23	Memdiversitäten bei Var. Nachbarschaftsbeziehung, $q = 16$	61
4.24	Verläufe bei Var. Populationsgröße, $q = 4$	62
4.25	Gewinnverteilungen bei Var. Populationsgröße, $q = 4$	63
4.26	Zustandsaufnahmen bei Var. Populationsgröße, $q = 4$	64

4.27	Memdiversitäten bei Var. Populationsgröße, $q = 4$	66
4.28	Verläufe bei Var. Populationsgröße, $q = 16$	67
4.29	Gewinnverteilungen bei Var. Populationsgröße, $q = 16$	68
4.30	Zustandsaufnahmen bei Var. Populationsgröße, $q = 16$	69
4.31	Memdiversitäten bei Var. Populationsgröße, $q = 16$	70
4.32	Verläufe bei Var. Spektrumgröße d. Memauspräg., $q = \frac{4}{64}z$	71
4.33	Gewinnverteilungen bei Var. Spektrumgr. d. Memauspräg., $q = \frac{4}{64}z$	72
4.34	Zustandsaufnahmen bei Var. Spektrumgr. d. Memauspräg., $q = \frac{4}{64}z$	73
4.35	Memdiversitäten bei Var. Spektrumgröße d. Memauspräg., $q = \frac{4}{64}z$	74
4.36	Verläufe bei Var. Spektrumgröße d. Memauspräg., $q = \frac{16}{64}z$	75
4.37	Gewinnverteilungen bei Var. Spektrumgr. d. Memauspräg., $q = \frac{16}{64}z$	76
4.38	Zustandsaufnahmen bei Var. Spektrumgr. d. Memauspräg., $q = \frac{16}{64}z$	77
4.39	Memdiversitäten bei Var. Spektrumgröße d. Memauspräg., $q = \frac{16}{64}z$	78
C.1	Verläufe bei Var. Altruismusschwelle, $t_{max} = 500$	91
C.2	Verläufe bei Var. Gewichtungsverteilung, $q = 4, t_{max} = 500$	93
C.3	Verläufe bei Var. Gewichtungsverteilung, $q = 16, t_{max} = 500$	95
C.4	Verläufe bei Var. Nachbarschaftsbeziehung, $q = 4, t_{max} = 500$	96
C.5	Verläufe bei Var. Nachbarschaftsbeziehung, $q = 16, t_{max} = 500$	97
C.6	Verläufe bei Var. Populationsgröße, $q = 4, t_{max} = 500$	99
C.7	Verläufe bei Var. Populationsgröße, $q = 16, t_{max} = 500$	101
C.8	Verläufe bei Var. Spektrumgr. d. Memauspräg., $q = \frac{4}{64}z, t_{max} = 500$	102
C.9	Verläufe bei Var. Spektrumgr. d. Memauspräg., $q = \frac{16}{64}z, t_{max} = 500$	103

Tabellenverzeichnis

2.1	Auszahlungsmatrix für zwei Personen beim Gefangenendilemma . . .	5
4.1	Beispiele für Fall (a) der n zu 1 Konvergenz	30
4.2	Beispiel für Fall (b) der n zu m Konvergenz	31
4.3	Distanzen für verschiedene Werte eines Mem	32
4.4	Auszahlungsmatrizen für zwei Agenten, je eine Aufgabe	33
4.5	Differenzen der Punktwerte zweier Agenten a und b	35
4.6	Parameterwahl zur Vorhersage der erwarteten Adaptionsschritte . .	39
4.7	Versuchsaufbau, Schritt 1: Variation der Altruismus-Schwelle	42
4.8	Versuchsaufbau, Schritt 2: Variation der übrigen Parameter	42
4.9	Altruismus-Schwelle relativ zur Mem-Spektrumgröße	72
B.1	Auszahlungsmatrix für drei Agenten bei Aufgabengröße $e_j = 3$. . .	86
B.2	Auszahlungsmatrix für drei Agenten bei Aufgabengröße $e_j = 2$. . .	87
C.1	Werte bei Var. Altruismusschwelle	90
C.2	Werte bei Var. Gewichtungverteilung, $q = 4$	92
C.3	Werte bei Var. Gewichtungverteilung, $q = 16$	94
C.4	Werte bei Var. Nachbarschaftsbeziehung, $q = 4$	96
C.5	Werte bei Var. Nachbarschaftsbeziehung, $q = 16$	97
C.6	Werte bei Var. Populationsgröße, $q = 4$	98
C.7	Werte bei Var. Populationsgröße, $q = 16$	100
C.8	Werte bei Var. Spektrumgröße d. Memauspräg., $q = \frac{4}{64}z$	102
C.9	Werte bei Var. Spektrumgröße d. Memauspräg., $q = \frac{16}{64}z$	103

Kapitel 1

Einleitung

In den letzten Jahren hat sich in der Informatik das Interesse an Multiagentensystemen zunehmend verstärkt [30]. Die Idee, Probleme verteilt mit autonomen Agenten zu lösen, wurde mehr und mehr in Theorie und Praxis aufgegriffen. Zusätzlich ergaben sich Problemfelder, bei denen autonome Entitäten gemeinsam begrenzte Ressourcen optimal nutzen sollen (Beispiel: Bandbreite oder Rechenkapazität in *Peer-to-Peer*-Netzwerken). Eine nach wie vor nicht zufriedenstellend gelöste Fragestellung ist, wie sich unter eben diesen autonomen und rational handelnden Agenten eine Kooperation erzielen lässt, auch wenn es Anreize für Betrug gibt.

In vielen Disziplinen wird die Kooperation zwischen autonomen rationalen Individuen intensiv untersucht. In der Biologie hat sich der Darwinismus fest etabliert und die übrigen Disziplinen infiziert. Die Idee, dass Kooperation nur stattfindet wenn es dem rationalen Individuum mehr nützt als kostet, erschien plausibel für viele Anwendungsgebiete bei denen es sich um Gesellschaften drehte. Auch wenn sich kooperatives Verhalten unter direkten Verwandten damit erklären ließ (es nützt dem Gen!), so blieb eine Erklärung für *reziproken* (gegenseitigen) Altruismus von nicht direkt Verwandten offen. Eine andere Art von Verwandtschaft oder allgemein eine Grundlage für Sympathie und Vertrauen, wurde fieberhaft gesucht. Aus der Psychologie und der Soziologie, wie auch aus der Biologie und der Mathematik, gab es in den letzten Jahrzehnten einige richtungsweisende theoretische Ansätze, wie auch empirische Untersuchungen [7] [9] [20]. Die *Theorie der Meme* ist einer dieser Ansätze und verdient besondere Aufmerksamkeit auch in der Informatik [15].

Meme oder auch kulturelle Merkmale definieren dabei beim Menschen eine kulturelle Verwandtschaft oder auch große kulturelle Unterschiede. Kulturelle Merkmale können dabei eine Meinung über eine Sportart, eine Religion oder aber ein bestimmter Kleidungsstil sein. Große kulturelle Ähnlichkeit soll den Gemeinschaftssinn und damit die Kooperationsbereitschaft der Individuen innerhalb eines Kulturkreises – einer Region oder einer Peergroup – fördern [10]. Weiterhin wird angenommen, dass dabei „erfolgreiche“ Meme eher von anderen Menschen übernommen werden und sich so stärker ausbreiten als andere.

Mit dieser Arbeit wird die Idee „Kooperation auf Basis kultureller Ähnlichkeit“ übertragen auf Multiagentensysteme verfolgt und in Theorie und Praxis untersucht. Alle Agenten im später vorgestellten Multiagentensystem tragen dazu mehrere Meme und sehen sich mit Aufgaben konfrontiert, die meist nur mit Kooperationspartnern gelöst werden können. Bezweckt wird damit ein Beitrag zur Grundlagenforschung: Multiagentensysteme mit mehreren (kulturellen) Merkmalen. Denkbar ist aber auch die Übertragung auf Peer-to-Peer-Netzwerken (P2P), in welchem Clients, die über unterschiedliche Kriterien verfügen, möglichst optimal zusammenarbeiten sollen.

Diese Arbeit gliedert sich dazu wie folgt: Zunächst werden in Kapitel 2 die Grundlagen erläutert, welche für die weitere Arbeit notwendig sind. In Kapitel 3 wird die Idee und die eigentliche Fragestellung im Detail beleuchtet und dazu verwandte aktuelle Arbeiten vorgestellt. Zusätzlich wird die Umsetzung der Idee und die bei der Untersuchung verwendeten Methoden beschrieben. Mit Kapitel 4 werden Ergebnisse theoretischer Analysen und empirischer Simulationen präsentiert und im Detail beschrieben. Das abschließende Kapitel 5 zieht ein Fazit und gibt Deutungs- und Erweiterungsansätze.

Kapitel 2

Grundlagen

Mit diesem Kapitel wird ein Einblick in die für diese Arbeit notwendigen Grundlagen gegeben. Zunächst wird der Begriff des Multiagentensystems erläutert und eingegrenzt und anschließend die Kooperation sowie die Memetik mit Fokus für die vorliegende Arbeit erklärt.

2.1 Agenten und Multiagentensysteme

Einfach definiert, ist ein Agent ein System, welches seine Umgebung mittels Sensoren wahrnimmt und durch Aktuatoren in dieser Umgebung handelt [30]. Agenten können aber nicht nur mit ihrer Umgebung interagieren, sondern auch untereinander. Kommunikation ermöglicht einfachen Austausch von Informationen bis hin zur Aufgabenverteilung, wodurch kooperative, wie auch konkurrative Organisationen möglich werden. Verschiedene Einflussbereiche und unterschiedliche Ausstattung in Wahrnehmung und Aktion unterscheiden dabei weiter die Fähigkeiten. Abbildung 2.1 zeigt die Skizzierung eines Multiagentensystems (*MAS*), welches bereits eine Form der Organisation andeutet: eine Hierarchie. Eine andere Möglichkeit ist die Anordnung in einer Umwelt, beispielsweise unbeweglich in einem Gitternetz. Der Einflussbereich eines Agenten wäre dabei seine Nachbarschaft oder eine beliebige Verknüpfung mit der Welt und damit mit anderen Agenten. Rationale Agenten sind zusätzlich so angelegt, dass ihr Handeln die Erhöhung des eigenen Nutzen vorsieht.

Ein formales Modell eines Agenten in einem Multiagentensystem muss sowohl die Interpretation der Umgebung als auch die Interaktion mit anderen Agenten qualitativ beschreiben [32]. Wenn ein Agent eine Wahrnehmung oder auch eine Kommunikation aufgenommen hat, muss die Sicht von der Welt angemessen in einem internen Zustand abgebildet und eine sinnvolle weitere Aktion ausgewählt werden. Sind mehrere Agenten aktiv, kann oder muss sich eine solche Aktionsauswahl gleichzeitig oder sequentiell ereignen. Die Umwelt selbst kann kontinuierlich ablaufen oder in diskrete Zeitschritte unterteilt werden.

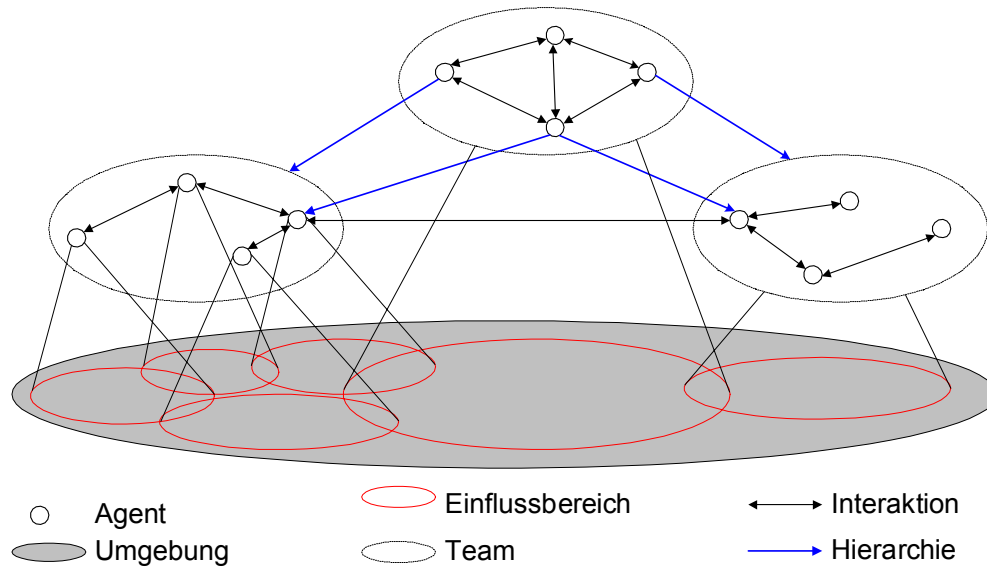


Abbildung 2.1: Beispiel eines Multiagentensystems

Weiter abgegrenzt ist ein MAS ein System simultaner reaktiver Prozesse mit einer endlichen Anzahl von Zuständen, welches nicht terminiert bevor es vom außenstehenden Betrachter unterbrochen wird oder ein festgesetztes Abbruchkriterium erreicht wurde.

2.2 Kooperation

Unter Kooperation versteht man im Allgemeinen das Zusammenarbeiten von Individuen. Die Zusammenarbeit kann mit dem Erreichen eines gemeinsamen Ziels oder dem Nutzen eines Einzelnen motiviert sein [20]. Im Speziellen wird mit einer Kooperation aber ein höherer gemeinsamer Nutzen erzielt (*social welfare*), auch wenn damit die Kosten für einen Einzelnen höher sein können als ohne Kooperation. Für diese Arbeit sei Kooperation als kein Nullsummenspiel definiert.

In Multiagentensystemen bedeutet Kooperation das Zusammenwirken von zwei oder mehreren Agenten [30]. Jeder Agent entscheidet dabei rational und unabhängig von den Entscheidungen der anderen Agenten. Alle Agenten können dabei egoistisch handeln und sind keinen höheren Zwängen im Sinne einer übergeordneten Moral, wohl aber den Reaktionen anderer Agenten unterworfen.

2.2.1 Gefangenendilemma

Ein in Politologie, Spieltheorie und Informatik sehr bekanntes Szenario für Kooperation unter rationalen Agenten ist das Gefangenendilemma (engl. *Prisoner's Dilemma*). Von Merrill Flood und Melvin Desher um 1950 erfunden und von Albert W. Tucker formalisiert, wurde das Gefangenendilemma unter anderem durch die Arbeiten von Robert Axelrod sehr bekannt [3] [9].

Zwei Personen werden einer Straftat verdächtigt und sollen angeklagt werden. Jeder dieser Personen wird seitens der Staatsanwaltschaft ein Handel vorgeschlagen, wessen sich beide bewusst sind. Beide werden unabhängig voneinander befragt und haben keine Möglichkeit zur Absprache. Wenn eine der beiden Personen die andere verrät (V, Kooperation verweigern, engl. *defect*), geht diese straffrei aus, die andere aber bekommt eine dreijährige Gefängnisstrafe. Wenn beide die jeweils andere Person verraten, erhalten beide zwei Jahre Haft, da beide dem gemeinsam begangenen Verbrechen überführt werden können. Sollten beide schweigen (K, kooperieren, engl. *cooperate*), können sie nur anhand von Indizienbeweisen angeklagt und jeweils ein Jahr lang inhaftiert werden.

Das beschriebene Szenario lässt sich mit einer Auszahlungsmatrix (*Payoff Matrix*) zusammenfassen. Ausgezahlt wird dabei der Nutzen für die jeweilige Person, in diesem Fall die eingesparten Haftjahre. Tabelle 2.1 stellt eine solche Auszahlungsmatrix dar, in welcher jede Zelle die ausgezahlten Werte in Abhängigkeit von den Verhaltensentscheidungen für beide beteiligten Personen enthält.

Tabelle 2.1: Auszahlungsmatrix für zwei Personen der ersparten Haftjahre beim Gefangenendilemma

	Person <i>b</i> schweigt (K)	Person <i>b</i> verrät (V)
Person <i>a</i> schweigt (K)	2/2	0/3
Person <i>a</i> verrät (V)	3/0	1/1

Beim Gefangenendilemma ist es damit global am besten, wenn beide Personen zusammenarbeiten – also der Staatsanwaltschaft gegenüber schweigen – (K), da in diesem Fall in der Summe die kleinere Anzahl Jahre abgesessen werden muss. Für die einzelne rationale Person ist es jedoch am günstigsten, die andere zu verraten (V), da sonst die Möglichkeit besteht, selbst verraten zu werden und so die volle Strafe abgesessen werden muss oder aber sogar straffrei auszugehen, wenn die andere geschwiegen hat. Könnten sich beide Personen auf eine Verhaltensweise einigen, wäre zu Schweigen für beide die sinnvollste. Gerade aber weil keine Verständigung stattfinden und damit kein Vertrauen aufgebaut werden kann, entsteht das Dilemma.

Das Gefangenendilemma lässt sich nun erweitern, indem man das Entscheidungsspiel mehrmals hintereinander durchführt. Bei diesem iterativen Gefangenendilemma erhalten beide Personen die Möglichkeit, ihr Verhalten an vorherige Entscheidungen des Gegenübers anzupassen. Wichtig ist allerdings, dass nicht bekannt ist, wie viele Runden noch zu spielen sind. Eine Vergeltung für die letzte Runde ist nicht möglich und somit wären die letzte und auch alle Runden davor von rationalen Personen nur mit Verrat zu begegnen (folgt per Induktion). Wenn ein Ende nicht absehbar ist, sind verschiedene Verhaltensstrategien denkbar, die auf Vertrauen setzen und so der Kooperation eine Chance geben.

2.2.2 Evolutionäre Stabilität

Bereits 1980 stellte Robert Axelrod eine empirische Untersuchung vor, bei welcher er verschiedene Strategien für das Gefangenendilemma gegeneinander antreten ließ (in revidierter Form in [3] zu finden). Ein für den Autor überraschendes Ergebnis dieser Untersuchung war, dass eine sehr einfache, der Kooperation zugeneigte Strategie, in der Summe allen anderen überlegen war. Die Strategie 'Tit for Tat' startete dabei jedes erste Spiel eines Aufeinandertreffens mit der Bereitschaft zur Kooperation und kopierte in allen folgenden Zügen die Strategie des Gegenspielers. Die der Strategie zugrunde liegende Idee war dabei: versuche primär zu kooperieren, aber vergelte, wenn du betrogen wirst. Zusammen mit dem Evolutionsbiologen William D. Hamilton untersuchte Axelrod im Jahr 1981 alle erfolgreicherer Strategien analytisch [7]. Als Grundlage für die Untersuchungen arbeiteten die Autoren dabei die folgenden Kriterien heraus:

1. Robustheit: wie erfolgreich ist eine Strategie in einer Umgebung mit vielen anderen Strategien
2. Stabilität: wenn eine Strategie erst einmal dominant ist, wie resistent ist sie gegenüber der Invasion von leicht veränderten Strategien
3. Initiale Überlebensfähigkeit: wie gut kann eine Strategie in einer von anderen Strategien dominierten Umgebung Fuß fassen

Die analytische Untersuchung wies nur für zwei Strategien eine „evolutionäre Stabilität“ nach: Nur 'Tit for Tat' und 'Betrüge immer' überleben auch noch nach sehr vielen Lebenszyklen, während alle anderen Strategien aussterben. Eine Folgerung die sich daraus ergab war: Jede auf Kooperation ausgelegte Verhaltensweise muss auch die Fähigkeit zur angemessenen Vergeltung beinhalten um zu überleben. Eine Verhaltensweise muss damit angemessen auf anderen Verhaltensweisen reagieren können, um die Chance auf evolutionäre Stabilität und damit auf einen langfristigen Erfolg zu haben.

Eine sich aus erwähnter Veröffentlichung ergebende Frage aber lautet: „Wenn 'Betrüge immer' ebenso erfolgreich sein kann wie 'Tit for Tat', welche Gründe hat dann ein rationales Individuum, sich nicht für die 'Betrüge immer'-Strategie zu entscheiden?“

Robert Axelrod vermutete auf Basis seiner empirischen Studien:

„Gegenseitigkeit ist eine ausreichende Basis für Kooperation.“ [3]

2.2.3 Reziproker Altruismus

Der Altruismus – ein Verhalten, dass einem anderen Geschöpf nützt, während es zu Lasten desjenigen geht, der es ausführt – ist weit vor dem Aufgreifen in der Informatik in Biologie und Soziologie ein großes Rätsel gewesen. In diesen Disziplinen lagen Erklärungen für soziales Handeln zunächst nur in Verwandtschaftsbeziehungen: direkt verwandten Lebewesen zu helfen – auch bei eigenen Kosten – diene

den eigenen Genen und damit indirekt sich selbst [31]. Mitgliedern einer tierischen Herde oder eines menschlichen Dorfes zu helfen, ohne einen Gegennutzen zu erwarten, wurde auf gleichem Wege erklärt: Die Verwandtschaftsgrade seien zwar schwach aber immer noch sichtbar. Echten gegenseitigen (reziproken) Altruismus zu erklären vermochte die Verwandtschaftstheorie aber nicht.

Weitere Versuche lagen darin den Altruismus auf den Egoismus zurück zu führen. In einem Beispiel aus der Literatur alarmiert ein Vogel seinen Schwarm vor einen Adler, macht aber damit besonders auf sich aufmerksam. Der tatsächliche Nutzen dieser Handlung ist aber nicht, den Schwarm alarmiert zu haben, sondern vielmehr, den Schwarm dazu gebracht zu haben, den alarmierenden Vogel zu folgen und diesen so allein durch die Anzahl zu schützen [15]. Ein Verhalten sei demnach nur scheinbar altruistisch, da es darauf ausgerichtet ist den eigenen Nutzen zu erhöhen.

Noch immer gibt es keine stichhaltige Erklärung für reziproken Altruismus. Einige Biologen, Psychologen und Soziologen sahen in der Fähigkeit des Menschen und einiger Tiere, sich gegenseitig wieder zu erkennen, ein Werkzeug um eine Gegenseitigkeit von sozialem Handeln sicher zu stellen: Wenn ein Individuum von einem anderen Individuum betrogen wurde, kann es ein Hilfesuch dieses betrügenden Individuums ablehnen, wenn es dieses eindeutig identifizieren kann. Damit kann es das Verhalten des Anderen bestrafen oder belohnen und damit Einfluss auf das zukünftige Verhalten nehmen.

2.3 Memetik

Um Altruismus und Kooperation zu erklären gibt es Bestrebungen, die Idee der Genverwandtschaft um die Komponente der Kultur zu erweitern. Die Theorie der *natürlichen Selektion auf Basis der Fitness* ist grundsätzlich übertragbar auf alle replizierenden Systeme, auch über die Gene hinaus. In seinem Buch „The Selfish Gene“ von 1976 hat Richard Dawkins ein neues Modell eines „Replikators“ vorgestellt: Ein Mem – methaphorisch verwandt mit dem Gen – ist

„ein Element einer Kultur, das offenbar auf nicht genetischem Weg, insbesondere durch Imitation, weitergegeben wird“,

beispielsweise eine Idee, eine Mode oder eine Handlungsweise [15]. Das Mem bildet dabei eine Einheit innerhalb der kulturellen Evolution. Imitation bedeutet im Wesentlichen, dass die Verhaltensweise oder die Idee, die von einem Mem transportiert wird, beobachtet und nachgeahmt werden kann. Zusätzlich kann die Verhaltensweise oder Idee auch kommuniziert werden. Die Verbreitung und Speicherung der Meme ist dabei nicht von der DNA und dem Lebenszyklus eines Menschen abhängig und kann damit sehr viel schneller erfolgen als die Verbreitung der Gene.

Wenn Individuen ähnliche Meme tragen, gelten sie als memetisch verwandt. Mit diesen „Kulturgenen“ bietet sich für die Theoretiker nun der Ansatz, die subjektive Ähnlichkeit herauszustellen.

2.3.1 Normen

Der Begriff der Normen findet sich oft in verwandten Arbeiten zur vorliegenden Thematik. Normen sind in diesem Kontext Verhaltensvorschriften, die in einem Kulturkreis eine hohe Verbreitung und Akzeptanz haben. Darüber hinaus neigen Individuen dazu, andere zu bestrafen, wenn bestimmte Normen nicht eingehalten werden. Vertreter der Memetik sehen in Normen aber ein Akronym für eine spezielle Gruppe langfristig sehr erfolgreicher Meme (vgl. [10]).

2.3.2 Kulturelle Evolution

Unter kultureller Evolution versteht man die Weiterentwicklung und Ausbreitung von Memen, den kulturellen Merkmalen. Erfolgreiche Meme kommen immer stärker in einer Gesellschaft vor, während weniger erfolgreiche allmählich vergessen werden.

Francis Heylighen führte 1992 das Konzept der Evolution der Meme näher aus [25]. Anders als genetische Vererbung sowie „Versuch und Irrtum“ von Verhalten, stellte er die Imitation und die beschreibende Kommunikation als sehr effiziente Methoden zum Erlernen von Verhalten heraus. Für die Meme, welche diese Methodik erst ermöglichen, stellte er eine Definition der „Mem-Fitness“ auf, welche der klassischen Gen-Fitness weitgehend folgt. Die Fitness eines Memes hängt dabei ab von

1. der Überlebensfähigkeit des Trägers
2. der individuellen Erlernbarkeit des Memes
3. der Attraktivität oder Tendenz des Memes sich auszubreiten – was folglich auch von der Kompatibilität zu anderen Memen abhängt

Für Heylighen ergab sich aus den Methoden Imitation und Kommunikation aber noch ein weiterer Effekt: Wenn ein Individuum zwei weitere beobachtet, die zum gegenseitigen Nutzen kooperieren, kann ersteres möglicherweise die Vorteile erkennen und das reziproke Verhalten übernehmen. Das Mem, welches dabei weitergegeben wird, ist „die Idee von der Kooperation“ selbst. Die Attraktivität der „Gegenseitigkeit“ ist damit gegeben und hat die Chance sich in einer Gesellschaft auszubreiten [12]. Individuen mit diesem Mem hätten damit eine gewisse Tendenz altruistisch zu handeln.

Kapitel 3

Ansatz zur Memausbreitung und Kooperation

Mit diesem Kapitel wird der Ansatz zur Memausbreitung und Kooperation vorgestellt und wird dazu folgendermaßen gegliedert: Nach der Erläuterung der Fragestellung, wird ein Überblick über den Stand der Forschung mit ähnlicher Zielsetzung gegeben und damit die Aufgabe weiter eingrenzt. Anschließend wird die Modellierung des eigenen Ansatzes präsentiert und zuletzt das methodische Vorgehen im Detail beschrieben.

3.1 Fragestellung

In der Informatik hat sich adaptives Lernen besonders in Form der *Evolutionären Algorithmen* bereits als praktikabel erwiesen. Agenten entwickeln sich und lernen in einer Umgebung besonders gut zu arbeiten, indem erfolgreiches Handeln an nachfolgende Generationen selektiert und vererbt und Stagnation durch Mutation vermieden wird. Die Idee der Memetik wurde einerseits in *Memetischen Algorithmen* eingebracht, die oft wie Evolutionäre Algorithmen arbeiten, aber bei welchen die erfolgreichsten Individuen nochmals einer Verbesserung (beispielsweise durch eine lokale Suche eines besseren Verhaltens) unterzogen werden oder aber aufgabenangemessen nochmals an den Problemraum angepasst werden [27] [24]. Andererseits gab es Bestrebungen auf Basis von Memen den soziologischen Aspekt der Kooperation in Multiagentensystemen zu untersuchen. David Hales hat in seiner Dissertation (veröffentlicht 2001) die Entstehung und Erhaltung von Kooperation in großen Populationen von Agenten empirisch untersucht und dabei den Individuen *tags* (*sichtbare kulturelle Merkmale* oder auch: *offensichtliche Meme*) mitgegeben, an welchen sie die gegenseitige Sympathie festmachen konnten (vgl. [22], Erläuterung folgt in Abschnitt 3.2.2). Bruce Edmonds und Emma Norling haben zusammen mit Hales weiter an der Idee gearbeitet und erst kürzlich einen Artikel publiziert, der sich mit dem Wachsen und Gedeihen von altruistischen Gruppen in verschiedensten Anwendungsgebieten beschäftigt (u.a. Gefangenendilemma-Spiele und P2P-Anwendungen) [19].

Aus den bestehenden Bestrebungen lassen sich für diese Arbeit die folgenden Fragen ableiten:

Wie wirkt sich die Memausbreitung auf die Kooperation aus?

Welchen Einfluss hat die Kooperation auf die Memausbreitung?

Im Besonderen lässt sich die Idee aus David Hales Doktorarbeit, Agenten mit sichtbaren Memen auszustatten, um die Ausstattung mit nicht-sichtbaren Komponenten erweitern. Mit der vorliegenden Arbeit soll dazu auch die nachfolgende Frage untersucht werden:

Welche Rolle spielen die nicht-sichtbaren Merkmale, beispielsweise die unterschiedliche Wichtigkeit der sichtbaren Meme?

3.1.1 Aufgabenbeschreibung

Im Laufe dieser Arbeit sollen Agentenpopulationen modelliert werden, bei denen jeder Agent zufällig und kontinuierlich Aufgaben erhält, von welchen dieser den größten Teil nur mit Hilfe von kooperierenden Partnern lösen kann. Ähnlich wie beim Gefangenendilemma erhöhen sich global die Kontostände aller Agenten am stärksten, wenn Kooperation stattfindet, die möglichst reziproker Natur ist. Im Folgenden wird ein Ansatz entwickelt, nach dem jeder dieser Agenten dabei über eine bestimmte Menge an Memen und eine begrenzte Wahrnehmung der Meme seiner Nachbarn verfügt. Begrenzt heißt dabei, dass die Meme selbst eingesehen werden können, deren subjektive Wichtigkeit jedoch nicht. Weniger erfolgreiche Agenten sollen im Laufe der Zeit durch Imitation ihre Meme an die Meme der „erfolgreichsten“ Nachbarn anpassen. Dabei ist zu erwarten, dass sich bestimmte Meme vermehrt ausbreiten oder auch Pole bilden. Je nach Topologie und Memkonfiguration könnten sich Gruppen oder gar uniforme Populationen herausbilden. Alle Agenten können gemäß der Heuristik „Hilfe denen, die Dir ähnlich sind“ individuell und rational einer Kooperation zustimmen und dabei Gefahr laufen, betrogen zu werden. Dieser Ansatz soll weiterhin theoretisch analysiert und wichtige Parameter identifiziert werden. In einer abschließenden Simulation sollen die Ergebnisse empirisch überprüft werden.

Das Ziel dieser Arbeit ist also die Untersuchung der Memausbreitung in großen Populationen von Agenten, die sich gegenseitig erkennen und imitieren können, aber über unterschiedliche Ansichten der Wichtigkeit bestimmter Meme verfügen. Weiterhin schließt die Untersuchung ein, welche Formen von Gruppenbildung und Kooperation sich aus diesen Voraussetzungen ergeben.

3.2 Ansätze in verwandten Arbeiten

Die Idee, Erklärungen für Kooperationen zu finden ist vergleichsweise alt und wurde neben der Informatik auch in der Soziologie, der Biologie und den Politikwissenschaften untersucht. Kooperation auf Basis von kultureller Verwandtschaft versuchte man zeitweilig auch mit ähnlichen Begriffen wie Normen oder sozialen Merkmalen zu beleuchten (vgl. [10]). Die Übertragung auf Multiagentensysteme mit kulturellen Merkmalen – Memen – ist ein Ansatz den man in den letzten Jahren auch in der Fachliteratur wieder findet.

3.2.1 Normausbreitung und Wissensausbreitung

Paul D. Allison hat 1992 erläutert, wie sich kulturelle Normen in Gesellschaften verbreiten können und verantwortlich sind für reziproken Altruismus fernab von engen Verwandtschaftsbeziehungen [1]. Ein Ergebnis seiner Veröffentlichung ist die Erkenntnis, dass Individuen (speziell Menschen) eher dazu bereit sind, eigene Interessen für die Interessen von ähnlichen Individuen, Nachbarn oder gleich Statuierten – zusammengefasst kulturell Ähnlichen – zu opfern. Er stellte heraus, dass sich Normen für ein solches Verhalten ausbreiten, selbst wenn bei der Anwendung dieser Normen der Nutzen nicht für alle Beteiligten steigt. Der Grund dafür ist, dass ein Gegenüber, welches kulturell ähnlich ist, sich erwartungskonformer verhält und so möglicherweise bei einem späteren Aufeinandertreffen ein zuverlässigerer Kooperationspartner ist. Allison stellte daraufhin Heuristiken auf, welche diese Erkenntnisse widerspiegeln:

- Sei gut zu denen, die dich imitieren.
- Sei gut zu denen, die dir kulturell ähnlich sind.

Zusätzlich merkte Allison an, dass bei dyadischen Beziehungen ein Altruismus auf Basis von Normen gut zu erklären sei, bei großen Gruppen von Individuen diese Erklärung aber weitgehend fehlt.

Robert Boyd und Peter Richerson hatten zuvor im Jahre 1985 erläutert, dass es drei Wege gibt, wie sich Normen ausbreiten können [11]:

1. Vertikal: von Eltern zu Kindern (engl. *kinship*)
2. Horizontal: von Mitgliedern einer Population zu Gleichartigen (engl. *peer-to-peer*)
3. Schräg: von einem Anführer einer Population zu den Anhängern (engl. *elite-to-follower*)

Die Ausbreitung der Normen wird dabei bezeichnet durch die Verteilung und Adaption von Normen.

Robert Axelrod veröffentlichte in den Jahren 1985 bis 1997 zahlreiche Artikel und Bücher zum Thema Kooperation im Zusammenhang mit Normen (vgl. [3], [4],

[5] und [6]). In einer Veröffentlichung von 1986 beschrieb er bereits eine Computersimulation von Normausbreitung auf Basis des n -Personen-Gefangenendilemma-Spiels [4]. Axelrod verstand Normen als Mechanismen um Konflikte in Gruppen zu regulieren mit dem Effekt destruktives Verhalten (Betrügen bzw. Kooperationskosten verweigern, wenn der Kooperationsnutzen angenommen wurde) zu unterbinden oder zu bestrafen. Seine Simulation untersuchte die Dynamik von zwei Normen: Der Bereitschaft zu betrügen (*boldness*) und der Bereitschaft einen Betrug zu bestrafen (*vengefulness*). Das Ergebnis war zumeist die Konvergenz auf eine vollständige Dominanz von der Bereitschaft zum Betrügen, sofern nicht sichergestellt werden konnte, dass ausreichend Träger der Bestrafungs-Norm vorhanden waren. Um dies sicher zu stellen, verwendete Axelrod in einer zweiten Simulation *Metanormen*, welche zudem die Bereitschaft, nicht-bestrafende Individuen zu bestrafen, enthielten. Mit Metanormen konnte in der Simulation ein besseres Ergebnis im Hinblick auf die Förderung von Kooperation erzielt werden – eine Erklärung blieb aber aus.

Der Soziologe Hartmut Esser erläuterte dazu in seiner ausführlichen Abhandlung von 2000, dass es zwei Strömungen betreffs der Untersuchungen von Normen und deren Ausbreitungen im Zusammenhang mit der Kooperation gibt [20]: In der Ersten wird versucht, Modelle und damit Vorhersagen aufzustellen, wie Kooperation unter Anwendung und Verbreitung von Normen oder Wissen über erfolgreiches Verhalten zustande kommt. In der Zweiten wird der Behauptung gefolgt, dass es unmöglich sei Kooperation a-priori zu beschreiben, da dieses von zu vielen Faktoren abhängig ist – statt dessen wird versucht akkurate Erklärungen für kleine Beispiele zu finden. Einigkeit herrscht aber weitgehend darüber, dass ein Verhalten, welches Kooperation unterstützt, zumeist von anderen Individuen imitiert wird, wenn dieses Verhalten besonders erfolgreich ist.

Jason Noble und Daniel Franks wiesen 2004 darauf hin, dass Imitation und Kommunikation nicht die einzigen guten Methoden sind um erfolgreiches Verhalten zu lernen [29]. Je nach Umgebung und Fähigkeiten der Individuen kann ein Agent auch sehr effektiv von einem Vorbild mit einer Handlungsweise „angesteckt werden“. Der Unterschied zur Imitation ist dabei, dass das lehrende Individuum das lernende Individuum aktiv beeinflusst, die Handlungsweise zu übernehmen (vgl. auch [28]).

Es gibt zahlreiche Veröffentlichungen aus unterschiedlichen Disziplinen, die Ansätze liefern, warum Normen von Agenten in einer Gesellschaft akzeptiert werden. Viele Modelle benutzen dabei Begriffe wie „Ähnlichkeit“ und „Verbreitung von erfolgreichem Handeln“. Die Wechselwirkung von Ähnlichkeit und erfolgreichem Handeln im Sinne von erfolgreicher Kooperation bleibt eine interessante Frage.

3.2.2 Memausbreitung

David Hales stellte mit seiner Dissertation eine Reihe von Untersuchungen von Kooperation in künstlichen Gesellschaften (*Artificial Societies*) vor [22]: In dem *Swap Shop* – einem Framework in Form eines Zellulären Automaten, angelehnt an *Axelrod's Cultural Model* (ACM) [5] – teilten Agenten überlebenswichtige Ressour-

cen auf Basis von memetischer Verwandtschaft. Jeder Agent trug zu diesem Zweck drei kulturelle Attribute (Meme) von denen eines der Bereitwilligkeit zur Abgabe von Ressourcen entsprach. Agenten waren weiterhin in der Lage, Meme von Ihren Nachbarn zu lernen – also zu übernehmen. Um Aussagen über die Wirkung der kulturellen Evolution treffen zu können, führte Hales auf dem Swap Shop Framework mehrere empirische Simulationen durch: einige Szenarien mit genannter Memeadaption und einige ohne Adaption, aber mit der Eigenschaft, dass beim Verhungern von Agenten, der entstandene Platz im Gitter von einer Kopie eines Nachbarn eingenommen wird. Wie erwartet führte in einigen Szenarien die kulturelle Evolution zu einer identischen Dominanz einzelner Gruppen, wie auch bei der genetischen Evolution – wobei sich diese aber deutlich schneller einstellte. In anderen vergleichenden Szenarien wurde aber herausgestellt, dass die Ressourcenverteilung mittels kultureller Evolution deutlich effizienter war und so weniger Agenten verhungerten. Im Ergebnis zeigte Hales, dass Gesellschaften, die auf kulturellen Attributen basieren, durchaus zu effizienten Kooperationen in der Lage sind, wenn gute Heuristiken für die Auswahl der Kooperationspartner zur Verfügung stehen. Mit einer weiteren Veröffentlichung in 2004 hat er unterstrichen, dass in der Übertragung der Memetik von menschlichen auf künstliche Gesellschaften viel Potential im Hinblick auf gute Kooperation steckt [23].

Konstantin Klemm führte mit seinen Mitarbeitern 2005 eine Simulation durch, um zu ermitteln unter welchen Bedingungen sich die Ausbreitung von kulturellen Merkmalen stabilen Zuständen nähert und wie diese genau aussehen könnten [26]. Als Basis der Modellierung diente *Axelrod's Cultural Diffusion Model* (vgl. [6]): alle Agenten in der Modellierung waren über ein Gitter verbunden und hatten mehrere *Features* (bei jedem Agenten identisch viele), welche initial mit einer zufälligen Ausprägung (*traits*) belegt wurden. Die Agenten passten zufällig in jeder Runde eines ihrer Features an das eines Nachbarn an. Die Auswahl der Nachbarn war dabei ebenfalls zufällig, mit der Einschränkung, dass es bereits Gemeinsamkeiten geben muss. In Abhängigkeit der Anzahl der möglichen Ausprägungen pro Feature und der Anzahl der Features selbst, erreichte die Simulation ein Equilibrium. Wenn es initial eine hohe Diversität gab, wurde ein polarisierender Zustand erreicht: viele kleinere homogene Gruppen hatten sich gebildet. War die Diversität anfangs gering, endete die Simulation in einem globalisierten Zustand, mit durchgängig homogenen Agenten. Wurden bei den stabilen polarisierten Simulationausgängen nochmals einzelne Features zufällig verändert und die Simulation fortgesetzt, führte dies iterativ ebenfalls zu einer Globalisierung. Das – für die vorliegende Arbeit - essentielle Ergebnis dieser Studie war die Erkenntnis, dass es für jedes *Setting* (Parameterkonstellation) einen Schwellwert, gibt unter welchem sich eine Polarisierung einstellt und über welchem eine Globalisierung erfolgt.

Die in der Literatur vorkommenden Studien untersuchten aber nur einen Teil, bezeichnenderweise die oberflächliche Memeausbreitung. Autoren wie Hales griffen aus diesem Grunde auf Begriffe wie „tags“ zurück, um anzudeuten dass lediglich die für andere Agenten sichtbaren Marker näher untersucht wurden. Meme hingegen sind noch mehr als nur der für andere sichtbare Eindruck. Wenn man der Definition eines Mems folgt, dann sind Meme nicht nur die Idee/Mode/Handlungs-

weise, welche sie transportieren, sondern auch ihre Fähigkeit sich in einem Wirt festzusetzen. Individuen können sich jedoch teilweise sehr stark in ihrer Priorität bestimmter Memgruppen unterscheiden. Ein Individuum kann sich beispielsweise sehr stark für Musik interessieren und wäre damit ein strengerer Verfechter seiner Musikrichtung als ein anderes Individuum welches sich vornehmlich für Religion und nur beiläufig für Musik interessiert.

3.2.3 Topologien

Allein die Gestalt der Beziehungen der Agenten kann bereits für die Ausbreitung von Memen von entscheidender Bedeutung sein. In der Vergangenheit hat es eine ganze Reihe von Untersuchungen auf verschiedenen Topologien von Agentenbeziehungen gegeben. Multiagentensysteme können dabei als Netzwerke verstanden werden – mit Agenten als Knoten und Beziehungsverknüpfungen als Kanten – die verschiedenen Klassifikationen folgen. Einfache Netzwerke sehen beispielsweise eine Verbindung von allen Agenten mit allen anderen vor. Komplexe Netzwerke schränken diese Interaktionen ein und haben bei Multiagentensystemen, zumeist die Gestalt von regulären oder realen Netzen (vgl. [8] und [14]). Die Idee reguläre Netze, wie beispielsweise Gitternetze oder Hyperwürfel als Grundlage für MAS anzusetzen ist weit verbreitet. In letzter Zeit gibt es aber auch kontroverse Diskussionen, welche reale oder skalenfreie Zufalls-Netzwerke (*scale free net*) wie das Potenzgesetz-Netz (*power law net*), das Erdős-Rényi-Netz oder das Kleine-Welt-Netz (*small world net*) als Topologien für MAS vorschlagen.

Jordi Delgado untersuchte im Jahre 2002 den Einfluss von verschiedenen Netzwerktopologien auf die Ausbreitung von sozialen Konventionen – speziell die Effizienz der Ausbreitung, also die Ausbreitungsgeschwindigkeit, eng verbunden mit den Kosten [17]. Die Netzwerktypen, welche dabei näher betrachtet wurden, waren ein vollständiges (also einfaches) Netz, ein reguläres Netz und ein Kleine-Welt sowie ein skalen-freies Netz als Beispiele für reale Netzwerke. Als Ergebnis dieser Arbeit wurde eine schnellere und effizientere Verteilung von Konventionen bei den realen Netzwerken genannt.

Robin Cowan und Nicolas Jonard haben 2004 die Ausbreitung von Wissen in unterschiedlichen Netzwerkstrukturen überprüft [14]. Die Modellierung ihrer Welt erfolgt in Form eines regulären Netzes, einem Kleine-Welt-Netzes sowie eines Netzes mit zufälligen Beziehungen zwischen einzelnen Agenten. Als Ergebnis postulierten die Autoren einen besseren Wissensaustausch bei Kleine Welt und damit bei realen Netzen. Im Detail wurde vorgestellt, dass die Agenten zu ein bis zehn Prozent Bekanntschaften mit anderen Agenten haben sollten, die NICHT Nachbarn sind.

Daniel Franks und Jason Noble publizierten 2008 zusammen mit Peter Kaufmann und Sigrid Stagl ihren Ansatz bezüglich der Ausbreitung von extremen Meinungen in sozialen Netzwerken [21]. Diese enthalten einzelne Knoten, die sehr viele Kanten zu anderen Knoten besitzen – ähnlich den skalen-freien Netzwerken. Der Aspekt, den die Autoren in Ihrer Arbeit untersuchen, ist die Ausbreitung – genauer gesagt: die Konvergenz – von extremen Meinungen, wenn die Knotengrade

der Knoten im Graphen mit einer schiefen Verteilungsfunktion bestimmt wurden. Extreme Meinungen konnten sich nach diesen Untersuchungen etablieren und verteilen, wenn solche Verteilungsfunktionen gewählt wurden – anders als bei Graphen, die keine derartig dominanten Knoten enthalten. Eine beiläufiges aber sehr relevantes Ergebnis dieser Publikation ist die Erkenntnis, dass Extremisten (in diesem Beispiel Agenten mit einer extremen Meinungsäußerung) davon profitieren auf einflussreiche Agenten zu stoßen, welche keine Extremisten sind. Diese nehmen Ihre Meinungen viel eher an als umgekehrt und unterstützen durch ihren Einfluss die Ausbreitung der extremen Meinung. Zusätzlich haben Extremisten die selbst einen sehr einflussreichen Knoten darstellen, eine deutlich höhere Chance, dass Ihre Meinung im gesamten Netzwerk verteilt wird. Zuvor hatten Frédéric Amblard und Guillaume Deffuant ebenfalls derartige *Soziale Netzwerke* untersucht, wobei die Vernetzungsstruktur einem Kleine-Welt-Muster entsprach [2] [16]. Nach ihren Untersuchungen können sich extreme Meinungen nur dann im gesamten Netzwerk ausbreiten, wenn ein hoher Verbindungsgrad zwischen den Knoten besteht. In Netzen die wenige Verbindungen aufweisen, oder aber hochgradig regulär sind, wird eine solche Ausbreitung unwahrscheinlich.

An dieser Stelle ist es jedoch entscheidend, zu unterstreichen, dass die vorliegende Diplomarbeit die Wechselwirkung zwischen Ausbreitung und Kooperation und nicht die Effizienz der Ausbreitung untersucht. Gerade um diesbezüglich qualifiziertere Aussagen treffen zu können, ist es angebracht die Welt einfach aber sinnvoll zu modellieren. Darüberhinaus stellen Jean-Philippe Cointet und Camille Roth in einer Veröffentlichung in Frage, ob Modelle zur Wissensverbreitung auf realistischen Netzwerken aufbauen sollten [13]. Das Hauptargument dieser Kritik sind die unzureichenden empirischen und statistischen Vergleiche verschiedener Netzwerktopologien: viele als vorteilhaft herausgestellten Netze seien nur für sehr spezielle Modellierungen besser als reguläre Netze, wobei oftmals eine analytische Gültigkeitsprüfung aussteht.

3.3 Modellierung

Das in dieser Arbeit weiter untersuchte Multiagentensystem wird durch ein zweidimensionales Gitternetz modelliert, in welchem die Felder die Agenten darstellen. Das Gitternetz – in dieser Arbeit *Welt* genannt – wird sich im weiteren Verlauf strukturell nicht verändern. Im Detail sei das MAS wie nachfolgend beschrieben definiert:

Definition 3.1 (Welt).

Die Welt sei definiert als ein Gitter der Größe $m \times n$ mit:

- $k = m \cdot n$: Agenten, jedes Feld im Gitter repräsentiert einen Agenten und hat zunächst folgende Eigenschaften:
 - $x \in \{1, \dots, m\}$: Jedes Feld hat eine vertikale Koordinate
 - $y \in \{1, \dots, n\}$: Jedes Feld hat eine horizontale Koordinate
- $h \in \{\text{Von-Neumann, Moore, Erweiterte}\}$: Nachbarschaftsbeziehung (vgl. Abbildung 3.1)

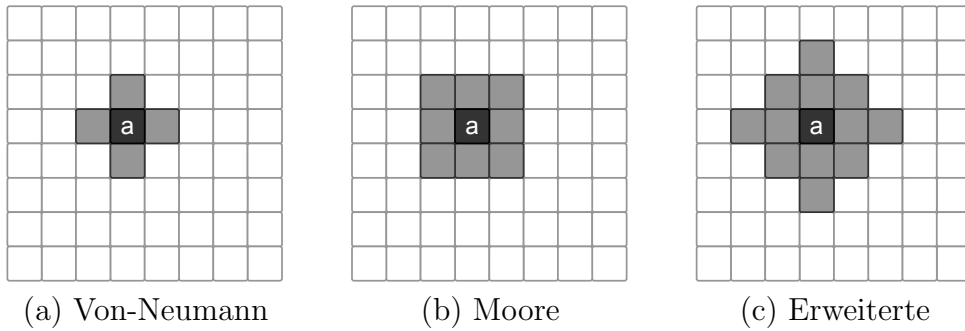


Abbildung 3.1: Nachbarschaftsbeziehungen

$$\bullet \text{ nb}(x, y) = \begin{cases} \left\{ \begin{array}{l} (x \pm 1 \bmod m, y), \\ (x, y \pm 1 \bmod n) \end{array} \right\}, & \text{falls } h = \{\text{Von-Neumann}\} \\ \left\{ \begin{array}{l} (x \pm 1 \bmod m, y), \\ (x, y \pm 1 \bmod n), \\ (x \pm 1 \bmod m, y \pm 1 \bmod n) \end{array} \right\}, & \text{falls } h = \{\text{Moore}\} \\ \left\{ \begin{array}{l} (x \pm 1 \bmod m, y), \\ (x, y \pm 1 \bmod n), \\ (x \pm 2 \bmod m, y), \\ (x, y \pm 2 \bmod n), \\ (x \pm 1 \bmod m, y \pm 1 \bmod n) \end{array} \right\}, & \text{falls } h = \{\text{Erweiterte}\} \end{cases}$$

$\text{nb}(x, y)$: Nachbarn zur Koordinate (x, y) , wobei die Welt einem Torso entspricht, also Feld $n + 1 = \text{Feld } 1$

- $z \in \{16, 64, 256\}$: Größe des Spektrums der Memausprägungen
- $g_d \in \{G_{NI}, G_{NG}, G_{NE}\}$: Verteilungsfunktion der Mem-Gewichtungen
- $q_{min} \in \{1, \dots, \frac{z}{2}\}$: Minimale Altruismus-Schwelle
- $q_{max} \in \{q_{min}, \dots, z\}$: Maximale Altruismus-Schwelle

Die Welt wird zu Beginn mit den Parametern initialisiert und ist in der Größe der Dimensionen und damit der Größe der Population statisch. Alle Agenten sind eindeutig bestimmt über ihre Position in der Welt. Aus der Definition der Nachbarschaft h folgt auch die Größe der Nachbarschaft $|h|$, welche die Anzahl der Nachbarn in einer Nachbarschaft beschreibt. Die Nachbarn sind die Menge der Agenten, die bekannt sind und zur Interaktion zur Verfügung stehen. Mit der Größe des Spektrums der Memausprägungen ist der Wertebereich $\{1, \dots, z\}$ definiert, in welchem die Ausprägungen der Meme liegen können. Mit der Verteilungsfunktion der Mem-Gewichtungen wird festgelegt, wie identisch oder extrem die Mem-Gewichtungen der Agenten sind (vgl. Definition 3.2). Die Altruismus-Schwelle definiert den größten Wert der memetischen Verschiedenartigkeit, bis zu welcher einer Kooperation noch zugestimmt wird (vgl. Definition 3.4).

Der Ablauf der Welt ist diskret in Runden unterteilt. Im ersten Schritt jeder Runde t evaluieren die Agenten Ihre Nachbarschaft: die subjektiven Ähnlichkeiten zu ihren Nachbarn werden bestimmt. Im zweiten Schritt werden zufällig Aufgaben verteilt und können von den Agenten gelöst werden. Je nach Größe der Aufgaben ist dabei die Kooperation durch andere Agenten notwendig, zu welchem Zweck die Agenten ihre Nachbarn um Hilfe ersuchen können – angefangen vom ähnlichsten bis hin zum andersartigsten (es werden zunächst engere Freunde um Hilfe ersucht). Mit jeder gelösten Aufgaben werden die Kosten und Gewinne mit den Punkteständen verrechnet. Im dritten Schritt schließlich, passen die Agenten ihre Meme an. Eine schematische Darstellung dieses Ablaufes findet sich in Abbildung 3.2.

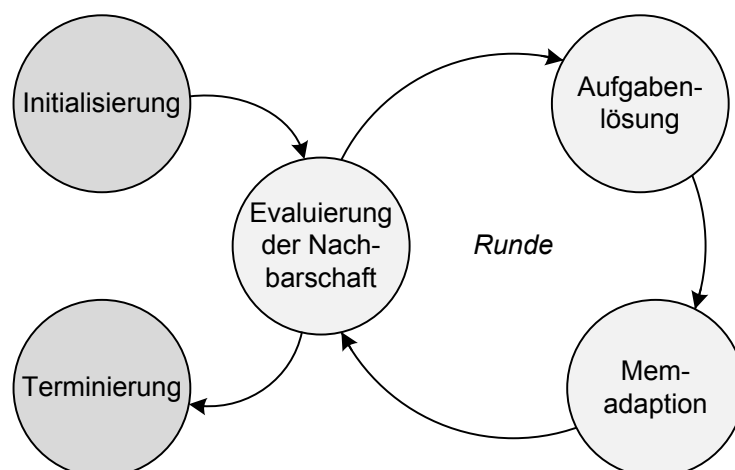


Abbildung 3.2: Schematische Darstellung einer Runde

Definition 3.2 (Agent).

Die Menge der Agenten sei definiert als $\mathcal{A} = \{\langle p, f, g, q, s \rangle\}$ mit:

- $p = (x \in \{1, \dots, m\}, y \in \{1, \dots, n\})$: Position in der Welt
- $f = (u, v, w)$, mit $u \in \{1, \dots, z\}, v \in \{1, \dots, z\}, w \in \{1, \dots, z\}$: Meme
- $g = (g_u, g_v, g_w)$, mit $g_u \in [0; 1], g_v \in [0; 1], g_w \in [0; 1], g_u + g_v + g_w = 1$: Gewichtung über die Wichtigkeit der Meme
- $q \in \mathbb{N}$, mit $q_{min} \leq q \leq q_{max}$: Altruismus-Schwelle
- $s \in \mathbb{Z}$: Punktestand (Saldo)

Die Position der Agenten ergibt sich aus der Initialisierung der Welt. Der Saldo liegt zu Beginn auf 0, die Meme der Agenten werden zufällig aus $U(1, z)$ und die Altruismus-Schwelle wird zufällig aus $U(q_{min}, q_{max})$ gewählt. In der Summe ergeben die Gewichtungen der Meme g den Wert 1: Zur Ermittlung der Gewichtungen wird der Wertebereich $[0, 1]$ an zwei Punkten ζ_1 und ζ_2 geschnitten um drei Gewichte entsprechend der Länge der Intervalle ($[0, \zeta_1]$, $[\zeta_1, \zeta_2]$ und $[\zeta_2, 1]$) zu erhalten. Die Gewichte werden dann zufällig den Gewichtungen g_u, g_v und g_w zugewiesen. Die Schnitte selbst werden gemäß der in Definition 3.1 eingeführten Verteilungsfunktion der Mem-Gewichtung g_d bestimmt. Für diese gilt:

- $G_{NI} = \{\zeta_1 \in N(\frac{1}{3}, \frac{1}{12}), \zeta_2 \in N(\frac{2}{3}, \frac{1}{12})\}$: Normalverteilt-Identisch
- $G_{NG} = \{\zeta_1 \in N(\frac{1}{4}, \frac{1}{8}), \zeta_2 \in N(\frac{3}{4}, \frac{1}{8})\}$: Normalverteilt-Gewichtet
- $G_{NE} = \{\zeta_1 \in N(\frac{1}{10}, \frac{1}{40}), \zeta_2 \in N(\frac{9}{10}, \frac{1}{40})\}$: Normalverteilt-Extrem

Alle Schnitte werden damit aus Normalverteilungen zufällig gezogen, die um $\frac{1}{3}$ bzw. $\frac{2}{3}$ (Normalverteilt-Identisch), um $\frac{1}{4}$ bzw. $\frac{3}{4}$ (Normalverteilt-Gewichtet) und um $\frac{1}{10}$ bzw. $\frac{9}{10}$ (Normalverteilt-Extrem) liegen. Im Mittel ergeben sich so Gewichte die um $(0, \overline{3}, 0, \overline{3}, 0, \overline{3})$, $(0,25, 0,5, 0,25)$ bzw. $(0,1, 0,8, 0,1)$ liegen. Dadurch, dass die Schnitte aus Verteilungen zufällig gewählt werden, sind die Gewichte ebenfalls Zufallszahlen. Abbildung 3.3 illustriert die Auswahl der Schnitte. Mit Abbildung 3.4 werden die Verteilungsfunktionen der Mem-Gewichtungen illustriert, welche sich aus den Zufallszahlen ergeben (empirisch ermittelt).

Definition 3.3 (Aufgaben).

Die Menge der Aufgaben sei definiert als $\mathcal{J} = \{\langle a, e \rangle\}$ mit:

- $a \in \mathcal{A}$: Agent, dem die Aufgabe zugewiesen wurde
- $e \in \{1, \dots, |h| + 1\}$: Aufwand (Anzahl benötigter Agenten) um die Aufgabe zu lösen.

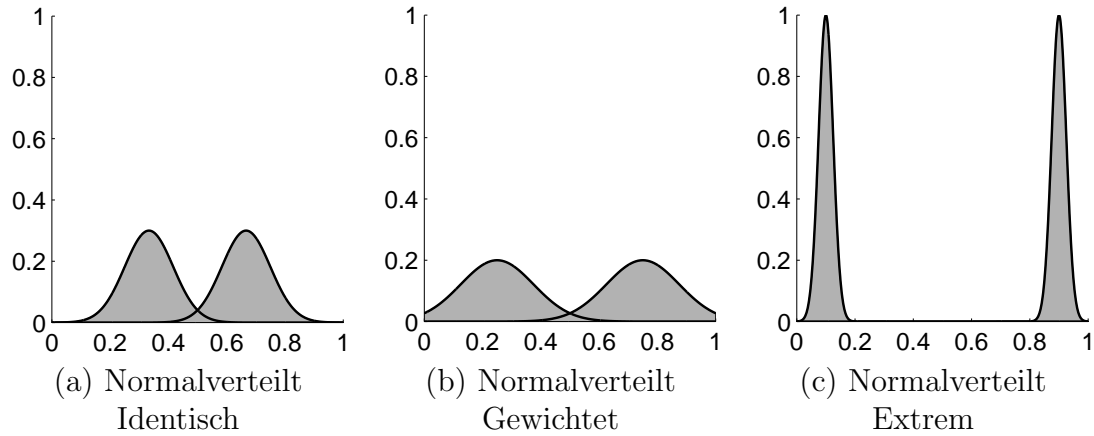


Abbildung 3.3: Verteilungsfunktionen der Mem-Gewichtung: Auswahl der Schnitte

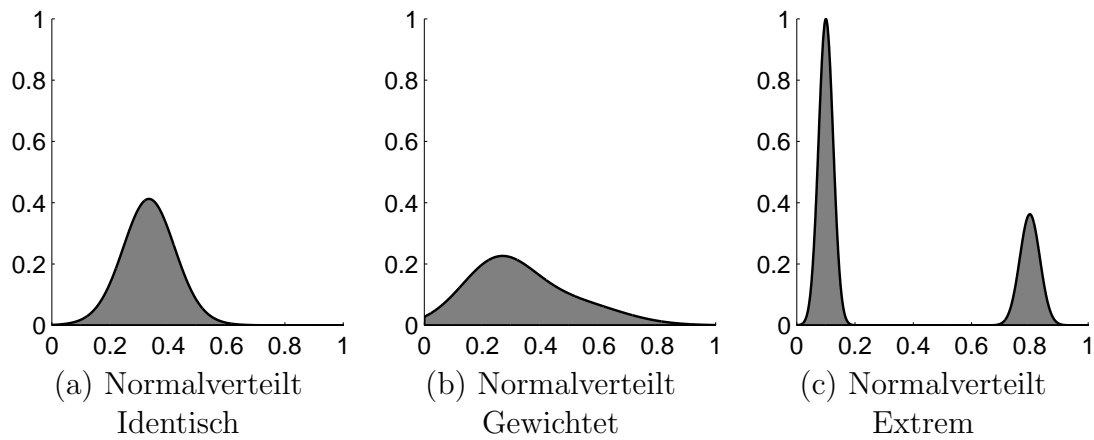


Abbildung 3.4: Verteilungsfunktionen d. Mem-Gewichtung: Gewichtungverteilung

In jeder Runde erhält jeder Agent $|h| + 1$ viele Aufgaben. Der Aufwand e_j jeder Aufgabe j wird dabei diskret gleich verteilt zufällig ermittelt ($e_j \in U(1, |h| + 1)$). Pro Runde können beliebig viele Aufgaben gelöst werden (Eigene + Fremde). Für das Lösen einer Aufgabe erhält nur der Agent, dem die Aufgabe zugewiesen wurde (*Aufrufer*) $2 \cdot e_j$ Punkte. Jedem bei der Lösung beteiligten Agenten (inklusive dem Aufrufer) wird ein Punkt als Kosten abgezogen. Kann eine Aufgabe in einer Runde nicht gelöst werden, da sich nicht genügend Kooperationspartner finden lassen, wird diese verworfen.

Definition 3.4 (Memvergleich).

Die Diversität der Meme des Agenten $a \in \mathcal{A}$ zum Agenten $b \in \mathcal{A}$ wird berechnet mit:

$$\text{div}(a, b) = |(u_a - u_b)| \cdot g_{u_a} + |(v_a - v_b)| \cdot g_{v_a} + |(w_a - w_b)| \cdot g_{w_a}$$

Auf Basis der Diversitäten zu seinen Nachbarn, fragt Agent $a \in \mathcal{A}$ bei jeder erhaltenen Aufgabe alle Nachbarn, absteigend sortiert nach der Ähnlichkeit (aus seiner Sicht), um Hilfe. Jeder angefragte Nachbar b seinerseits prüft die subjektive Ähnlichkeit und hilft, falls gilt: $\text{div}(b, a) \leq q_b$.

Definition 3.5 (Memadaption).

Alle Agenten $a \in \mathcal{A}$ (\mathcal{A} aufsteigend nach s sortiert) passen ihre Meme gemäß folgender Regel an:

1. Wähle „erfolgreichsten“ Nachbarn

- $b \in \text{nb}(x_a, y_a)$, mit $s_b = \max(s_i), \forall i \in \text{nb}(x_a, y_a)$

2. Ermittle Adaptionswahrscheinlichkeit

- $\rho_\alpha = P(\text{Adaption}) = \begin{cases} \left(1 - \frac{1}{1+(s_b-s_a)}\right), & \text{falls } s_b > s_a \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$

3. Mit Wahrscheinlichkeit ρ_α : Adaptiere Meme, gemäß eigener Gewichtung

- $u_a = \begin{cases} u_a + \lceil (u_b - u_a) \cdot (1 - g_{u_a}) \rceil, & \text{falls } u_a \leq u_b \\ u_a + \lfloor (u_b - u_a) \cdot (1 - g_{u_a}) \rfloor, & \text{falls } u_a > u_b \end{cases}$
- $v_a = \begin{cases} v_a + \lceil (v_b - v_a) \cdot (1 - g_{v_a}) \rceil, & \text{falls } v_a \leq v_b \\ v_a + \lfloor (v_b - v_a) \cdot (1 - g_{v_a}) \rfloor, & \text{falls } v_a > v_b \end{cases}$
- $w_a = \begin{cases} w_a + \lceil (w_b - w_a) \cdot (1 - g_{w_a}) \rceil, & \text{falls } w_a \leq w_b \\ w_a + \lfloor (w_b - w_a) \cdot (1 - g_{w_a}) \rfloor, & \text{falls } w_a > w_b \end{cases}$

Satz 3.1 (Überschneidungsfreiheit der Adaptionen). *Wenn Agent a seine Meme an die Meme von Agent b anpasst, gibt es keinen Agenten c mehr, der sich noch an die Meme von Agent a anpassen muss.*

Beweis durch Widerspruch. Annahme: es gibt noch einen Agenten c , der seine Meme an die Meme von Agent a anpassen muss. Daraus folgt, dass Agent a erfolgreicher ist als Agent c . Weiter folgt aber auch: $s_c < s_a$. Da \mathcal{A} aufsteigend nach s sortiert ist, wurde Agent c vor Agent a abgehandelt. Widerspruch. \square

3.4 Methoden

Aufgrund des Mangels an generellen Theorien über kulturellen Merkmalen in Multiagentensystemen, wird mit dieser Arbeit eine Mischung aus Analysen sehr kleiner Beispiele und empirischen Simulationen größerer Populationen durchgeführt, um Kooperation und Memausbreitung zu charakterisieren. Die Charakterisierung folgt dabei den nachfolgen vorgestellten Methoden.

3.4.1 Theoretische Analyse

Für grundlegende Aussagen über die Kooperation und die Memausbreitung müssen zunächst theoretische Überlegungen bezüglich der Adaption und Adaptionskonvergenz sowie bezüglich der Wahrscheinlichkeiten, z.B. der Kooperation angestellt werden.

Anforderung an die theoretische Analyse

Das Ziel einer theoretischen Analyse ist es, kleine Szenarien vollständig zu betrachten. Üblicherweise ist es dabei sinnvoll, den schlimmsten und den mittleren Fall eines Szenarios besonders zu vertiefen. Untersuchte Fallbeispiele müssen klein und handhabbar, aber auch verallgemeinerbar bzw. auf größere Szenarien übertragbar sein. Ist die Handhabbarkeit eines Szenarios nicht mehr gegeben, kann sich im begrenzten Maße der Approximation bedient werden.

Umsetzung der theoretische Analyse

Ausgehend von zunächst zwei Agenten wurde die Interaktion hinsichtlich Kooperation und Memadaption genau betrachtet. Im Detail wurden dazu exakte Berechnungen zur Adaptionskonvergenz sowie den Adaptionswahrscheinlichkeiten aufgestellt. Abschließend wurde für ein größeres Szenario (eine kleine Nachbarschaft von neun Agenten) die Memausbreitung untersucht und dazu eine Abschätzung der Adaptionswahrscheinlichkeiten durchgeführt.

3.4.2 Implementierung der Simulationssoftware

Um Aussagen über große Populationen und die Bedeutung einzelner Parameter treffen zu können, wird eine Simulationssoftware benötigt, mit welcher umfangreiche Experimente durchgeführt werden können.

Anforderungen an die Implementierung

Die Implementierung soll den Konzepten der objektorientierten Programmierung sowie der drei-Schichten Architektur – Präsentationsschicht (*Graphical User Interface, GUI*), Logikschicht (Kern) und Datenhaltungsschicht – entsprechen. Eine Umsetzung soll in Java erfolgen um eine gute Portier- und Erweiterbarkeit zu gewährleisten.

Das Ziel der Implementierung ist es, die Modellierung exakt umzusetzen und zahlreiche Parameter empirisch untersuchbar zu machen. Zudem ist gefordert, dass eine Ausgabe der Parameter und Ergebnisse bei jedem Simulationsschritt erfolgen kann. Zusätzlich ist eine intuitive, leicht zugängliche Benutzeroberfläche erwünscht, um zu jedem Zeitpunkt die Kontrolle über die Simulation zu behalten.

Den Kern der Implementierung wird der nachfolgende – hier schematisch skizzierte – Algorithmus darstellen:

Algorithmus 1 Simulation

```

1: Initialisiere  $m \times n$  Agenten mit Merkmalen  $f$  und Gewichtungen  $g$  zufällig
2: loop
3:   for all Agenten  $a \in \mathcal{A}$  do
4:     Initialisiere Freunde von  $a$ :  $\mathcal{F}_a \leftarrow \emptyset$ 
5:     for all Nachbarn  $b \in \text{nb}(x_a, y_a)$  do {Evaluieren Nachbarschaft}
6:       if  $\text{div}(b, a) \leq q_b$  then
7:          $\mathcal{F}_a \leftarrow b \cup \mathcal{F}_a$ 
8:       end if
9:     end for
10:    Sortiere  $\mathcal{F}_a$  aufsteigend nach  $\text{div}(a, b)$ 
11:    Generiere  $|h| + 1$  Aufgaben mit Größen  $e_j$  zufällig
12:    for all Aufgaben  $j \in \mathcal{J}$  do {Löse Aufgaben}
13:      if  $|\mathcal{F}_a| \geq e_j$  then
14:         $s_a \leftarrow s_a + 2e_j - 1$ 
15:        for  $i = 1$  to  $e$  do
16:           $b_i \in \mathcal{F}_a$ :  $s_{b_i} \leftarrow s_{b_i} - 1$ 
17:        end for
18:      end if
19:    end for
20:  end for
21:  Sortiere  $\mathcal{A}$  aufsteigend nach Punktestand  $s_a$ 
22:  for all Agenten  $a \in \mathcal{A}$  do {Adaptiere Meme}
23:    Mit Wahrscheinlichkeit  $\rho_\alpha$ : Adaptiere Meme an Meme des Nachbarn  $b^*$ 
    mit höchstem Wert  $s_{b^*}$ 
24:  end for
25: end loop

```

Die mittels implementiertem Framework durchgeführten empirischen Simulationen sollen den Prinzipien der Reproduzierbarkeit und der Fairness folgen. Im Detail bedeutet dies, dass alle relevanten Parameter notiert und alle zu untersuchenden Parameterkonstellationen hinreichend oft durchlaufen werden können müssen.

Umsetzung der Implementierung

Gemäß der geforderten Prinzipien wurde eine Simulationssoftware entwickelt, welche die Modellierung widerspiegelt. Die Simulationssoftware (*Framework*) ermöglicht die Generierung von Welten mit spezifischen Parametereinstellungen und die Simulation von Runden mit Aufgabenverteilung und -lösung sowie der Memadaption und Nachbarschaftsevaluation. Die Abbildung 3.5 zeigt einen Screenshot der entwickelten Simulationssoftware.

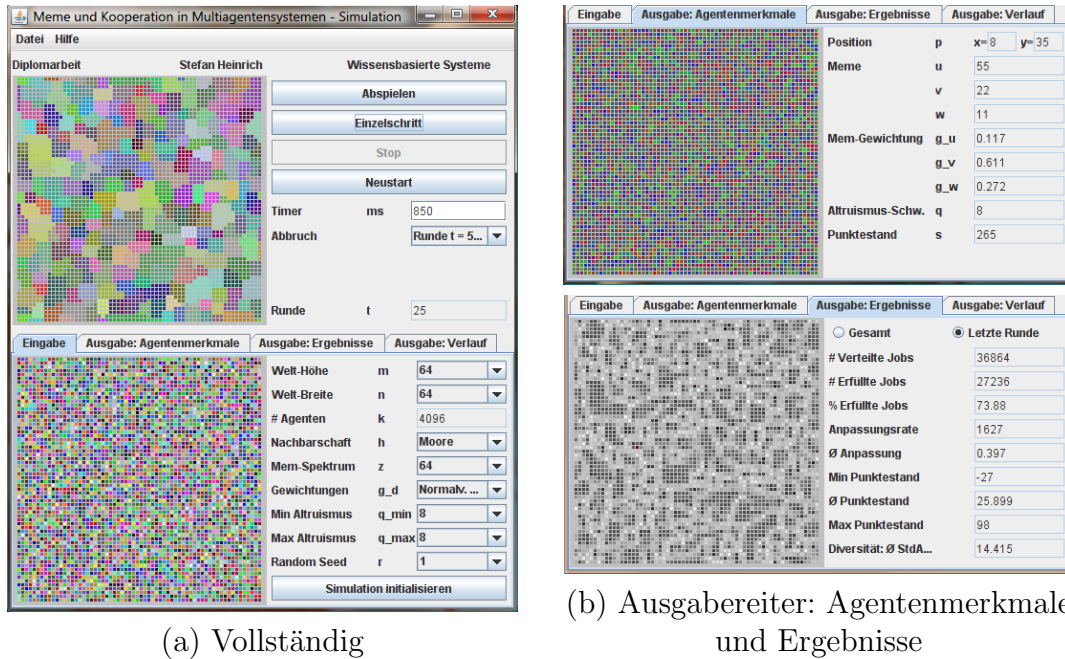


Abbildung 3.5: Screenshots der Simulationssoftware

Im oberen Bereich befindet sich der Abschnitt zur Kontrolle der Simulation. Der linke Teil stellt dazu die Welt als Grafik dar, in welcher alle Agenten als Kästchen repräsentiert werden. Jedes Kästchen wird in einer Farbe gezeichnet, die den Memwerten übertragen auf RGB-Werte im Bereich von jeweils 0 – 255 entspricht. Die Farbwerte werden dabei wie folgt berechnet:

$$\begin{aligned} \text{Rotwert} &= 256/z \cdot (u - 1) \\ \text{Grünwert} &= 256/z \cdot (v - 1) \\ \text{Blauwert} &= 256/z \cdot (w - 1) \end{aligned}$$

Der rechte Teil beinhaltet die Schaltflächen um die Simulation durchzuführen (Start, Stop, Einzelschritt, Neustarten). Zudem kann ein Abbruchkriterium festgelegt werden um die Simulation automatisch stoppen zu lassen. Im unteren Bereich der Benutzeroberfläche sind mehrere Reiter angeordnet. Der erste Reiter ermöglicht die Eingabe einer Parameterkonstellation. Der zweite Reiter bietet die Ausgabe von Agentendetails, also alle Variablenbelegungen eines Agenten, sowie eine Übersicht über die Gewichtungsverteilungen - wieder umgesetzt in RGB-Farben. Mit dem

dritten Reiter werden Ergebnisse ausgegeben: alle für eine Auswertung relevanten Daten, sowie eine Übersicht über die aktuelle Punkteverteilung, umgesetzt mit einem weiß-schwarz-Spektrum von Punktletzten bis zu Punktsiegern. Alle Einzelergebnisse werden schließlich im vierten Reiter als Verlaufspot dargestellt und ermöglichen damit den Vergleich mehrerer Runden.

Nach dem Generieren der Welt und nach jeder Runde kann die Parameterkonstellation als CFG, die Welt sowie die Punkteverteilung als SVG und die Ergebnisse und Memdiversitäten als CSV ausgegeben werden.

3.4.3 Empirische Analyse

Auf der Simulationssoftware durchgeführte Experimente müssen mit sinnvollen Metriken untersucht und wissenschaftlich haltbar ausgewertet werden.

Metriken der empirischen Analyse

Im Fokus dieser Arbeit steht die Wechselwirkung der Kooperation mit der Ausbreitung der Meme. Die Parametereinstellungen werden dazu anhand der Aufgabenerfüllung und der Memausbreitung bemessen. Im Detail werden dazu die folgenden Metriken aufgestellt:

- **Jobquote:** Verhältnis der in einer Runde von allen Agenten erfüllten Aufgaben zu verteilten Aufgaben – zur Bestimmung des globalen Erfolges
- **Punktgewinne:** minimale, durchschnittliche und maximale Gewinne der Agenten in einer Runde – zur Ermittlung der Unterschiede und Verhältnisse
- **Durchschnittliche Mem-Adaptionsrate:** die Weite der Adaptionsschritte im Durchschnitt über alle Agenten – um festzustellen wie stark sich Meme ausbreiten. Die Mem-Adaptionsrate wird wie folgt berechnet:

$$\bar{\alpha} = \frac{1}{k} \cdot \sum_{i=1}^k |u_{i_t} - u_{i_{t-1}}| \cdot g_{u_i} + |v_{i_t} - v_{i_{t-1}}| \cdot g_{v_i} + |w_{i_t} - w_{i_{t-1}}| \cdot g_{w_i}$$

- **Durchschnittliche Standardabweichung der Memdiversität:** der Durchschnitt der Standardabweichungen der Ausprägungen der Meme über alle Agenten – um die aktuell vorliegende Memvielfalt zu berechnen

Bei allen Durchläufen werden nach jeder Runde die jeweiligen Messpunkte von allen Metriken notiert. Zusätzlich werden für einen typischen Durchlauf einer Parametereinstellung nach der Initialisierung sowie nach zehn und nach 100 Runden, jeweils vollständige Zustandsaufnahmen gemacht. Neben den Memwerten können auf diese Weise auch die Punktestände aller Agenten direkt verglichen werden.

Anforderung an die empirische Analyse

Bei der empirischen Analyse sollen aus den Simulationsergebnissen haltbare Hypothesen aufgestellt werden. Hypothesen wie „mit Parameterwahl 1 wurde eine höhere Jobquote erzielt als mit Parameterwahl 2“ sollen dabei eine statistische Signifikanz aufweisen oder andernfalls verworfen werden.

Umsetzung der empirische Analyse

Die Messpunkte einer Metrik die nach jeder Runde aufgezeichnet werden, ergeben einen Verlauf, der sich graphisch in einem Diagramm darstellen lässt. Auf der y-Achse ist dazu die Ausprägung der Metrik angetragen, während die x-Achse mit den Rundenschritten t gekennzeichnet ist. Bei einer ausreichend hohen Anzahl von Durchläufen lassen sich aussagekräftige Mittelwerte und Standardabweichungen der Messpunkte bestimmen. Alle Durchläufe werden dazu gemittelt und ergeben so einen rauscharmen Verlauf. Aussagekräftig bedeutet dabei, dass das Hinzufügen der Ergebnisse eines weiteren Durchlaufes die Mittelwerte der bisher zusammengefassten Verläufe nicht signifikant verändert.

Ein derart gemittelter Verlauf lässt sich nun mit Verläufen anderer Parameterbelegungen direkt vergleichen. Um jeden Punkt wird dazu ein Konfidenzintervall gezogen, welches mit Punktwert \pm Standardabweichung des Punktwert definiert ist. Wenn ein Verlauf hierbei nicht innerhalb des Konfidenzintervalls des anderen Verlaufes liegt, dann sind beide Verläufe wahrscheinlich unterschiedlich. Wenn sich das Konfidenzintervall des Verlaufes auch nicht mit dem Konfidenzintervalls des anderen Verlaufes überschneidet, dann gelten beide Verläufe als signifikant unterschiedlich. Trifft keine der beiden Eigenschaften zu, kann nicht ausgeschlossen werden, dass beide Verläufe identisch sind.

In Abbildung 3.6 wird ein beispielhafter Vergleich verschiedener Verläufe einschließlich ihrer Konfidenzintervalle dargestellt. Die rote und die blaue Linie der gleichen Linienform deuten dabei die obere und die untere Grenze des Konfidenzintervalls an. In diesem Beispiel ist die Jobquote von den Verläufen 1 und 2 signifikant größer als die von Verlauf 3. Die Jobquote von Verlauf 1 ist nur auf dem ersten Blick größer als die von Verlauf 2: Die Konfidenzintervalle liegen ineinander und überschneiden dazu auch den jeweils anderen Verlauf. Für beide Verläufe kann somit keine nicht-Gleichheit nachgewiesen werden. Sehr wichtig ist allerdings die Beobachtung, dass in den ersten drei Runden die genannte Signifikanz der Hypothese „Jobquote von 1 und 2 größer als von 3“ nicht gegeben ist. Die getroffene Aussage hat aber Bestand, wenn explizit der Verlauf **nach** einer initialen Phase gefragt wird.

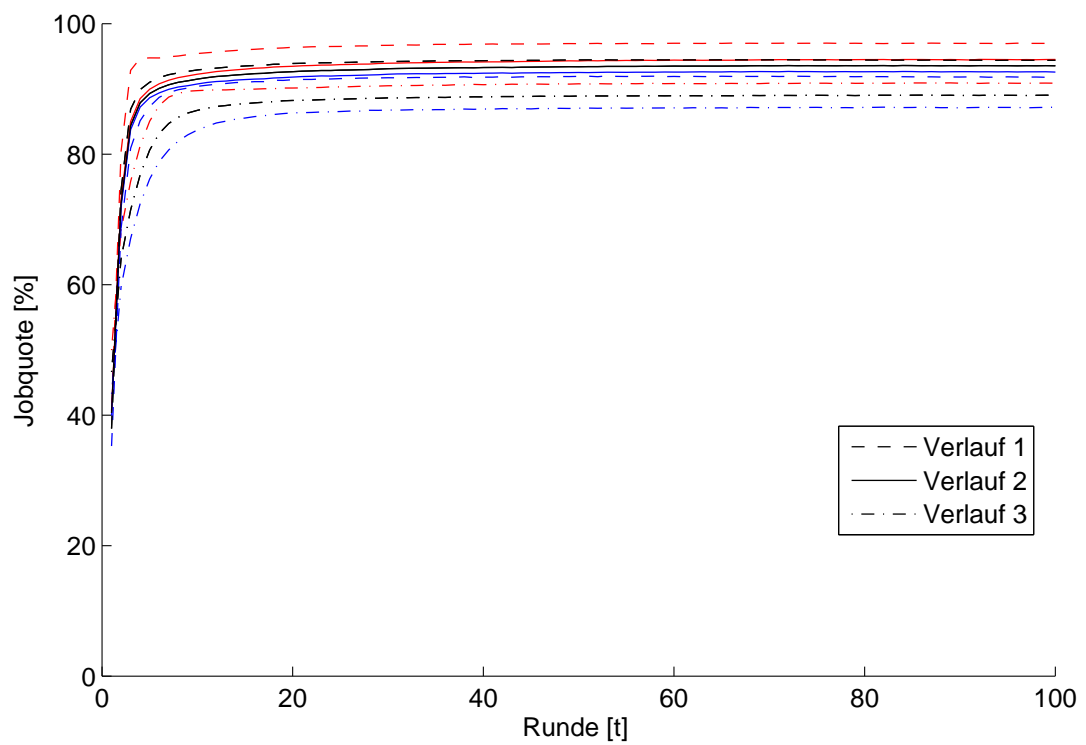


Abbildung 3.6: Beispiel für den Vergleich von Verläufen – um jeden Verlauf ist mit rot (obere Grenze) und blau (untere Grenze) das Konfidenzintervall eingezeichnet

Kapitel 4

Ergebnisse der Analyse und Simulation

Das vorliegende Kapitel präsentiert die Ergebnisse dieser Arbeit und ist wie folgt gegliedert:

Zunächst werden im Abschnitt 4.1 kleine Fallbeispiele theoretisch erläutert und darüber Aussagen über die Konvergenz und die Wahrscheinlichkeiten der Memausbreitung getroffen. Im darauf folgenden Abschnitt 4.2 werden umfangreiche Simulationen auf großen Populationen von Agenten vorgestellt, um die Bedeutung bestimmter Parameter für die Memausbreitung und erfolgreiche Kooperation zu ermitteln. Abschnitt 4.3 schließt mit einer Zusammenfassung der Ergebnisse ab.

4.1 Theoretische Analyse

Wie in Kapitel 3.2 hingewiesen, fehlt es an allgemeinen Theorien über Kooperation in Multiagentensystemen auf Basis von kulturellen Merkmalen oder Memen. Die Ausbreitung der Meme wird deshalb anhand sehr kleiner Szenarien analysiert.

4.1.1 Adaptioniskonvergenz

In diesem Abschnitt wird die Konvergenz der Memadaption näher untersucht. Genauer wird ermittelt, wie viele Adaptionsschritte durchgeführt werden müssen, bis die Meme sich ausreichend ähnlich sind. Für eine allgemeingültige Untersuchung sei das Kriterium „ausreichend ähnlich“ auf „identisch“ – also mit einer Differenz von 0 – gesetzt. Außerdem muss zunächst eingeschränkt werden, dass nur die n Agenten betrachtet werden, welche Nachbarn voneinander sind – sich also kennen und interagieren können.

1 zu 1 Konvergenz

Betrachtet seien zwei Agenten $a \in \mathcal{A}$ und $b \in \mathcal{A}$ mit der Annahme, a und b passen sich nur einander an. Dabei lassen sich drei Fälle unterscheiden (vgl. Abbildung 4.1):

- a. Agent a passt seine Meme ausschließlich an die Meme von Agent b an.
- b. Agenten a und b passen ihre Meme wechselseitig aneinander an.
- c. Agent b passt seine Meme ausschließlich an die Meme von Agent a an.

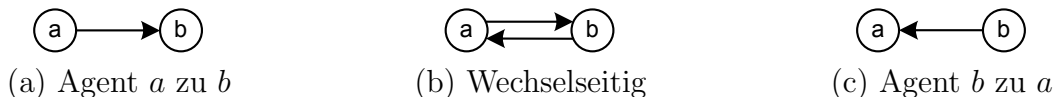


Abbildung 4.1: Fälle bei der 1 zu 1 Adaption

Nachfolgend sei die Untersuchung auf das Mem u eingeschränkt. Die Analyse für die Meme v und w folgt analog. Als zusätzliche Voraussetzung gilt: $g_{u_a} \geq g_{u_b}$. Nach 3.5 gilt für die Adaption:

$$u_a = \begin{cases} u_a + \lceil (u_b - u_a) \cdot (1 - g_{u_a}) \rceil, & \text{falls } u_a \leq u_b \\ u_a + \lfloor (u_b - u_a) \cdot (1 - g_{u_a}) \rfloor, & \text{falls } u_a > u_b \end{cases}$$

Damit lässt sich eine Distanz $d = |u_b - u_a|$ definieren und die Adaptionformel vereinfachen (zur besseren Übersicht sei $g = g_{u_a}$ definiert): Gemäß Fall (a) passt sich Agent a nur Agent b an, weshalb folgt (vgl. Lemma B.1):

$$d = d + \lfloor (0 - d) \cdot (1 - g) \rfloor = \lfloor dg \rfloor$$

Für alle nachfolgenden Adaptionsschritte ergibt sich damit:

- Schritt 1 : $\lfloor dg \rfloor$
- Schritt 2 : $\lfloor dg \cdot g \rfloor = \lfloor dg^2 \rfloor$
- Schritt 3 : $\lfloor dg^2 \cdot g \rfloor = \lfloor dg^3 \rfloor$
- ...
- Schritt t : $\lfloor dg^t \rfloor$

Gesucht ist nun der Zeitpunkt, an welchem sich die Meme (u) der Agenten a und b gleichen, also die Anzahl t der Adaptionsschritte, nach denen die Differenz $d = 0$ beträgt.

$$\begin{aligned} \lfloor dg^t \rfloor &\leq 0 \\ dg^t &< 1 \\ d &< \frac{1}{g^t} = (g^{-t}) = (g^{-1})^t \\ \log_{(g^{-1})}(d) &= \frac{\lg(d)}{\lg(g^{-1})} = \frac{\lg(d)}{-\lg(g)} < t \\ \left\lceil \frac{\lg(d)}{-\lg(g)} \right\rceil &\leq t \end{aligned}$$

Die Herleitung für Fall (c) folgt analog. Die Fälle (b) und (c) lassen sich aber mit Fall (a) abschätzen, da bei gleicher Distanz d und einer kleiner oder gleichen Gewichtung die Adaption nicht länger dauern kann.

Satz 4.1 (Dauer der 1 zu 1 Memadaptation). *Wenn gilt: $g_{u_a} \geq g_{u_b}$, folgt: Die Anpassung der Meme von Agent a an die Meme von Agent b dauert mindestens so lange wie eine wechselseitige Anpassung oder die Anpassung der Meme von Agent b an die Meme von Agent a .*

Beweis durch Widerspruch. Annahme: Agent b benötigt zur Adaption mehr Adaptionsschritte. In einem Adaptionsschritt passt Agent b seine Meme an Agent a an. Da Agent b aber über eine Gewichtung $g_{u_b} \leq g_{u_a}$ verfügt, folgt direkt, dass $u_b = u_b + (u_a - u_b) \cdot (1 - g_{u_b})$ zu einer Annäherung führt, die größer oder gleich der Annäherung im umgekehrten Fall a zu b ist. Diese Beobachtung impliziert, dass zu jedem Zeitpunkt eine Adaption von b zu a nicht mehr Schritte benötigen kann. Widerspruch. \square

Fall (a) ist damit der schlimmste Fall bei der 1 zu 1 Konvergenz. Sind die Gewichtungen der Meme gleich, dann entspricht der schlimmste Fall dem besten Fall: jeder Agent verringert die Distanz um den gleichen Anteil.

n zu 1 Konvergenz

Werden nun $n+1$ Agenten betrachtet, lassen sich ebenfalls drei Fälle unterscheiden (vgl. Abbildung 4.2):

- Agent a passt seine Meme ausschließlich an die Meme von Agent b_i mit $i \in \{1, \dots, n\}$ an, während alle anderen Agenten b_j mit $j \in \{1, \dots, i-1, i+1, \dots, n\}$ ihre Meme an die Meme von Agent a anpassen.
- Die Agenten a und b_i mit $i \in \{1, \dots, n\}$ passen ihre Meme wechselseitig aneinander an. Dabei ist es auch denkbar, dass Agent a zwischendurch seine Meme an die Meme eines anderen Agenten b_j mit $j \in \{1, \dots, i-1, i+1, \dots, n\}$ anpasst.
- Alle Agenten (b_1, \dots, b_n) passen ihre Meme ausschließlich an die Meme von Agent a an.

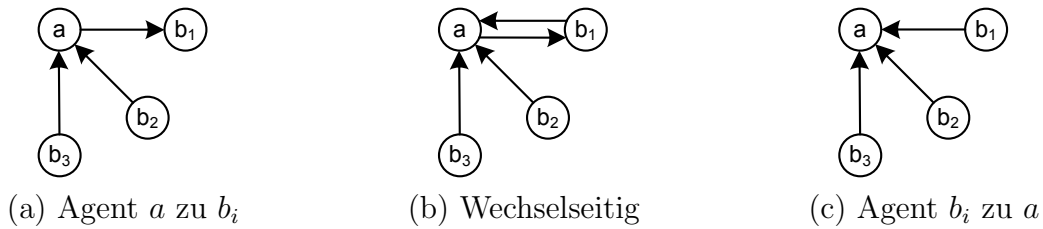


Abbildung 4.2: Fälle bei der n zu 1 Adaption

Für die Analyse von Fall (c) lässt sich die Gleichung der 1 zu 1 Konvergenz für alle Agenten (b_1, \dots, b_n) ansetzen. Allerdings hängt hier die Anzahl der Adaptionsschritte von der größten Distanz aller Agenten gegenüber Agent a ab.

$$t \geq \max(t(b_1), \dots, t(b_n)) \text{ mit } \left\lceil \frac{\lg(d_i)}{-\lg(g_i)} \right\rceil \leq t(b_i) \text{ und } d_i = |u_a - u_{b_i}|, g_i = g_{u_{b_i}}$$

Bei den Fällen (a) und (b) muss beachtet werden, dass der Memwert (von u) des Agenten b_i kleiner dem Memwert des Agenten a und dessen Memwert kleiner den Memwerten eines anderen Agenten b_j sein kann (vgl. Beispiel in Tabelle 4.1 links). Als ein anderes Extrem ist denkbar, dass die Agenten b_i und b_j identische Memwerte haben und sich gleichermaßen von Agent a unterscheiden (vgl. Beispiel in Tabelle 4.1 rechts).

Tabelle 4.1: Beispiele für Fall (a) der n zu 1 Konvergenz

t	u_{b_i}	u_a	u_{b_j}	t	u_{b_i}	u_a	u_{b_j}
0	0	4	8	0	0	4	0
1	0	1	5	1	0	1	3
2	0	0	2	2	0	0	2
3	0	0	1	3	0	0	1
4	0	0	0	4	0	0	0

In der Folge muss die Adaption von b_j über a zu b_i berechnet werden, weshalb sich die Anzahl der Adaptionsschritte addieren und sich wie folgt ausdrücken lassen:

$$t \geq t(b_i) + \max(t(b_1), \dots, t(b_{i-1}), t(b_{i+1}), \dots, t(b_n))$$

n zu m Konvergenz

Um die Betrachtung der Konvergenz von m auf n Agenten auszuweiten, ist es wichtig zu unterstreichen, dass sich Vorbilder im Laufe der Adaption und auch nach einer vollständigen Adaption zu einem bestimmten Agenten, ändern können. Aufgrund dieses Umstandes ergeben sich zwei Fälle die getrennt untersucht werden müssen (vgl. Abbildung 4.3).

- a. Für alle Agenten gilt: Die Vorbilder ändern sich nicht, wobei durchaus denkbar ist, dass mehrere Agenten dasselbe Vorbild haben. Die Adaptionsreihenfolge bleibt damit immer erhalten.
- b. Die Vorbilder eines Agenten können sich ändern. Möglich ist dabei im Besonderen, dass die Vorbilder zyklisch alternieren.

Um eine n zu m Adaption mit gleich bleibender Reihenfolge (Fall (a)) zu analysieren, kann man sich leicht einer Zerlegung des Problems bedienen. Aufgrund der Zyklenfreiheit einer Vorbild-Nachfolger Beziehung (vgl. Satz 3.1) lässt sich für jedes Vorbild eine n zu 1 Konvergenz zu seinen Nachfolgern berechnen. Da aber alle Adaptionen an unterschiedliche Vorbilder unabhängig gleichzeitig (ein Adaptionsschritt) geschehen, lässt sich eine obere Schranke ermitteln:

$$t \geq 2 \cdot \max(t(b_1), \dots, t(b_{i-1}), t(b_{i+1}), \dots, t(b_n)) - 1$$

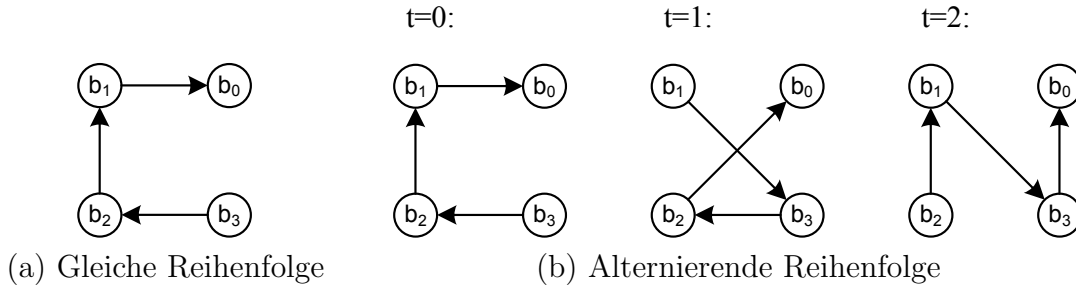


Abbildung 4.3: Fälle bei der n zu m Adaption

Eine alternierende n zu m Adaption (Fall (b)) ergibt keine garantierte Schranke für eine Konvergenz. Im schlimmsten Fall kann sich die Reihenfolge der Vorbilder nach jeder Runde so verändern, dass die gleichen Memwerte auf verschiedenen Agenten erhalten bleiben. Die Tabelle 4.2 zeigt ein Beispiel für ein solche Anordnung, welche nie zu einer Konvergenz führen kann.

Tabelle 4.2: Beispiel für Fall (b) der n zu m Konvergenz

t	Agent b_0		Agent b_1		Agent b_2		Agent b_3	
	u	Vorbild	u	Vorbild	u	Vorbild	u	Vorbild
0	0	-	3	b_0	2	b_1	1	b_2
1	0	-	1	b_3	3	b_0	2	b_2
2	0	-	2	b_3	1	b_1	3	b_0
3	0	-	3	b_0	2	b_1	1	b_2

Im Ergebnis lässt sich sagen, dass sich eine Konvergenz auf identische Memwerte einstellen kann, wenn bei den Adaptionsschritten nur ein Agent das Vorbild ist, oder aber eine feste Hierarchie existiert. Sollten viele Vorbilder vorhanden sein und sich dazu noch abwechseln, kann eine Konvergenz nicht garantiert werden.

4.1.2 Adaptionswahrscheinlichkeiten

Mit dem nachfolgenden Abschnitt werden die Wahrscheinlichkeiten vom Auftreten einer Adaption weiter untersucht. Im Detail wird ermittelt, mit welchen Wahrscheinlichkeiten eine Adaption zwischen bestimmten Agenten zu erwarten ist. Adaption wird nur in die Richtung eines Vorbildes, also eines Agenten mit einem höheren Punktestand, durchgeführt. Ein hoher Punktestand ist aber abhängig vom Erfolg des Lösen der bisherigen Aufgaben – und damit von der vorherigen Hilfsbereitschaft der Nachbarn. Die Wahrscheinlichkeiten für die Memadaption sind damit abhängig von den Wahrscheinlichkeiten für (vorherige) Kooperation und effektive Lösung der bisherigen Aufgaben.

Wahrscheinlichkeit der Kooperation

Als Grundlage für die Kooperation gilt, wie in Kapitel 3.3 ausgeführt, die „subjektive Ähnlichkeit“. Effektiv, stimmt ein Agent b der Kooperation mit Agent a zu, wenn gilt $\text{div}(b, a) \leq q_b$ (vgl. Abschnitt 3.4). Zusammen mit dem Wissen über die Verteilung der Memwerte und der Gewichtungen, lässt sich die Wahrscheinlichkeit bestimmen, mit welcher Agent b sich gegenüber a hilfsbereit erklärt.

Gegeben sei hierzu eine sehr simple Welt mit $z = 4$ verschiedenen möglichen Memausprägungen bei identisch belegten Mem-Gewichtungen ($g_u = g_v = g_w = \frac{1}{3}$). Da die Memwerte für jeden Agenten diskret gleich verteilt zwischen 1 und 4 liegen, ergeben sich die in Tabelle 4.3 angegebenen Distanzen des Mem u zwischen den Agenten a und b . Für die Meme v und w lassen sich identische Tabellen aufstellen.

Tabelle 4.3: Distanzen für verschiedene Werte des Mem u der Agenten a und b

		u_a			
		1	2	3	4
u_b	1	0	1	2	3
	2	1	0	1	2
	3	2	1	0	1
	4	3	2	1	0

Gesucht ist nun die Wahrscheinlichkeit, mit der Agent b sich gegenüber a hilfsbereit erklärt. Als Grundlage seien dazu zunächst die Wahrscheinlichkeiten für spezifische Distanzen betrachtet.

$$\begin{aligned}
 P(d = 0) &= \frac{4}{16} = \frac{z}{z^2} \\
 P(d = 1) &= \frac{6}{16} = \frac{2(z - 1)}{z^2} \\
 P(d = 2) &= \frac{4}{16} = \frac{2(z - 2)}{z^2} \\
 &\dots \\
 P(d = k) &= \frac{2(z - k)}{z^2}, \text{ mit } 0 < k < z
 \end{aligned}$$

Die Diversität der Meme zwischen Agent a und b lässt sich nun wie in Definition 3.4 angeben berechnen. Die Distanzen für v und w lassen sich analog berechnen und haben identische Wahrscheinlichkeiten. Mit den Mem-Gewichtungen, die ebenfalls identisch definiert wurden, folgt im Mittel:

$$\text{div}(a, b) = d_u \cdot g_{u_a} + d_v \cdot g_{v_a} + d_w \cdot g_{w_a} = \left(d \cdot \frac{1}{3} \right) \cdot 3 = d$$

Der Agent b verhält sich nun hilfsbereit gegenüber Agent a , wenn die Diversität der Meme höchstens so groß wie die Altruismus-Schwelle q_b ist. Daher ergibt sich:

$$\begin{aligned} P(\text{div}(b, a) \leq q_b) &= P(\text{div}(b, a) = 0) + P(\text{div}(b, a) = 1) + \dots + P(\text{div}(b, a) = q_b) \\ &= \frac{z}{z^2} + \sum_{i=1}^{q_b} \frac{2(z-i)}{z^2} \end{aligned}$$

Für einen festen aber beliebigen Wert für q_b , sei die Wahrscheinlichkeitsfunktion abgekürzt als:

$$P_\kappa(b, a) = P(\text{div}(b, a) \leq q_b)$$

Die Wahrscheinlichkeit für den Fall, dass Agent b die Kooperation mit Agent a verweigert, sei bezeichnet mit:

$$P_\nu(b, a) = 1 - P_\kappa(b, a) = P(\text{div}(b, a) > q_b)$$

Wahrscheinlichkeit einer bestimmten Punktzahl

In jeder Runde werden gemäß Definition 3.3 an jeden Agenten $|h|+1$ viele Aufgaben verteilt. Die Größe der Aufgaben ist dabei mit $e_j \in U(1, |h| + 1)$ diskret gleich verteilt gewählt. Um nun die Wahrscheinlichkeit für die höchste Punktzahl zu ermitteln, werden zunächst die Wahrscheinlichkeiten für bestimmte Punktzahlen ermittelt.

Für die Annäherung sei eine einfache Welt mit zwei Agenten gegeben, die beide genau den einen anderen Agenten als Nachbarn kennen. Mit einer Nachbarschaft der Größe $|h| = 1$ ergibt sich eine Aufgabengröße $e_j \in \{1, 2\}$. Außerdem erhält jeder Agent genau $|h| + 1 = 2$ Aufgaben (vgl. Definition 3.3). Für die parallele Vergabe und Lösung von einer Aufgabe (mit zufällig gleicher Größe für beide Agenten) lässt sich für beide Aufgabengrößen je eine Auszahlungsmatrix aufstellen, wie in Tabelle 4.4 ausgeführt. Beide Agenten haben die Möglichkeit einer Kooperation zuzustimmen (K) oder diese zu verweigern (V). Da bei der Aufgabengröße $e_j = 1$ keine Kooperation notwendig ist, wird leicht ersichtlich, dass der Punktgewinn γ beim Lösen dieser Aufgabe – unabhängig von der Kooperationsbereitschaft des Nachbarn – immer 1 beträgt. Bei der Aufgabengröße $e_j = 2$ kann der Ausrufer eine Vergütung von $2e_j = 4$ erhalten, aber muss – wie auch sein Helfer – die Kosten von 1 tragen.

Tabelle 4.4: Auszahlungsmatrizen für zwei Agenten mit je einer Aufgabe der Größe $e_j = 1$ (links) und der Größe $e_j = 2$ (rechts)

	K	V
K	1/1	1/1
V	1/1	1/1

	K	V
K	2/2	-1/3
V	3/-1	0/0

Für eine Runde lässt sich damit bestimmen, welche Punkte höchstens erzielt bzw. durch Kosten ausgegeben werden können. Die Punktgewinne nach dem Lösen einer Aufgabe der Größe e_j , mit $e_j \leq |h| + 1$ liegen demnach innerhalb folgender Schranken:

$$\begin{aligned} \text{Untere Schranke } \gamma_{\min}(j) &= -1 = -(|h| + 1) + 1 = -|h| \\ \text{Obere Schranke } \gamma_{\max}(j) &= 3 = 2(|h| + 1) - 1 = 2|h| + 1 \end{aligned}$$

Zudem werden die Aufgabengrößen unabhängig für jeden Agenten bestimmt, weshalb auch die Wahrscheinlichkeiten der tatsächlichen Punktzahlen bzw. Gewinne für jeden Agenten unabhängig sind. Für fest, aber beliebig gewählte Punktgewinne ergeben sich damit die folgende Wahrscheinlichkeiten:

$$\begin{aligned} P(\text{Job } j: (\text{Punktgewinn von } a) = -1) &= \frac{1}{2} \cdot P_\kappa(a, b) \cdot P_\nu(b, a) \\ P(\text{Job } j: (\text{Punktgewinn von } a) = 0) &= \frac{1}{2} \cdot P_\nu(a, b) \cdot P_\nu(b, a) \\ P(\text{Job } j: (\text{Punktgewinn von } a) = 1) &= \frac{1}{2} \\ P(\text{Job } j: (\text{Punktgewinn von } a) = 2) &= \frac{1}{2} \cdot P_\kappa(a, b) \cdot P_\kappa(b, a) \\ P(\text{Job } j: (\text{Punktgewinn von } a) = 3) &= \frac{1}{2} \cdot P_\nu(a, b) \cdot P_\kappa(b, a) \end{aligned}$$

Für einen festen aber beliebigen Punktwert $\gamma \in \mathbb{Z}$, mit $\gamma_{\min}(j) \leq \gamma \leq \gamma_{\max}(j)$, sei die Wahrscheinlichkeitsfunktion abgekürzt als:

$$P_{\delta_j}(\gamma, a) = P(\text{Job } j: (\text{Punktgewinn von } a) = \gamma)$$

Werden k mit $k \leq |h| + 1$ viele Aufgaben $j_i \in \{j_1, \dots, j_k\}$ abgehandelt, ergeben sich die Schranken:

$$\begin{aligned} \text{Untere Schranke } \gamma_{\min}(\mathcal{J}') &= \sum_{i=1}^k \gamma_{\min}(j_i) = \gamma_{\min}(j) \cdot k = -|h|k, \text{ mit } k = |\mathcal{J}'| \\ \text{Obere Schranke } \gamma_{\max}(\mathcal{J}') &= \sum_{i=1}^k \gamma_{\max}(j_i) = \gamma_{\max}(j) \cdot k = (2|h| + 1)k, \text{ mit } k = |\mathcal{J}'| \end{aligned}$$

Die Wahrscheinlichkeitsfunktion für Punktgewinne am Ende der Runde – also nach $k = |h| + 1 = 2$ vielen Aufgaben – folgt mittels Kombination (vgl. Lemma B.3):

$$\begin{aligned} P_\delta(\gamma, a) &= \sum_{i=0}^k P_{\delta_{j_1}} \left(\left\lfloor \frac{\gamma}{2} \right\rfloor - \left\lfloor \frac{k}{2} \right\rfloor + i, a \right) \cdot P_{\delta_{j_2}} \left(\gamma - \left(\left\lfloor \frac{\gamma}{2} \right\rfloor - \left\lfloor \frac{k}{2} \right\rfloor + i \right), a \right), \\ &\text{mit } k = \min(\gamma_{\max}(j) - \gamma, \gamma - \gamma_{\min}(j)) \end{aligned}$$

Wahrscheinlichkeit der Adaption

Mit den Wahrscheinlichkeiten für Kooperation und dem Lösen einer Aufgabe lässt sich die Wahrscheinlichkeit der Adaption entwickeln. Dazu müssen zunächst alle Aufgaben der Runde betrachtet werden und die resultierenden Punkte der Agenten gegenübergestellt werden. Beim sehr kleinen Beispiel bleibend, ist die Anzahl der Aufgaben mit $|\mathcal{J}| = |h| + 1 = 2$ festgesetzt. Die Kombination von zwei Aufgaben j_1, j_2 der Größen $e_{j_1}, e_{j_2} \in U(1, |h| + 1)$ kann damit nur Punktwerte, wie in Tabelle 4.5 vorgestellt, bedeuten.

Tabelle 4.5: Differenzen der Punktwerte zweier Agenten a und b

		Agent b								
		-2	-1	0	1	2	3	4	5	6
Agent a	-2	0	1	2	3	4	5	6	7	8
	-1	1	0	1	2	3	4	5	6	7
	0	2	1	0	1	2	3	4	5	6
	1	3	2	1	0	1	2	3	4	5
	2	4	3	2	1	0	1	2	3	4
	3	5	4	3	2	1	0	1	2	3
	4	6	5	4	3	2	1	0	1	2
	5	7	6	5	4	3	2	1	0	1
	6	8	7	6	5	4	3	2	1	0

Nach Definition 3.5 gilt für die Wahrscheinlichkeit der Adaption:

$$\rho_\alpha = P(\text{Adaption}) = \begin{cases} \left(1 - \frac{1}{1+(s_b-s_a)}\right), & \text{falls } s_b > s_a \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

Mit den weiter oben gewonnenen Erkenntnissen, lässt sich aus dieser Wahrscheinlichkeit eine Wahrscheinlichkeitsfunktion entwickeln, die abhängig ist von den Wahrscheinlichkeiten für Kooperation sowie den Wahrscheinlichkeiten für spezifische Punktgewinne.

$$\begin{aligned} P(\text{keine Adpt.}) &= (1 - P(a \text{ adapt. } b) - P(b \text{ adapt. } a)) \\ &\geq P(s_b = s_a) = \sum_{i=\gamma_{\min}(\mathcal{J})}^{\gamma_{\max}(\mathcal{J})} (P_\delta(i, a) \cdot P_\delta(i, b)) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 P(a \text{ adapt. } b) &= \left(1 - \frac{1}{1+1}\right) \cdot \sum_{i=(-2)}^{\gamma_{\max}(\mathcal{J})} (P_\delta(i, a) \cdot P_\delta(i+1, b)) \\
 &+ \left(1 - \frac{1}{1+2}\right) \cdot \sum_{i=(-2)}^{\gamma_{\max}(\mathcal{J})-1} (P_\delta(i, a) \cdot P_\delta(i+2, b)) \\
 &+ \left(1 - \frac{1}{1+3}\right) \cdot \sum_{i=(-2)}^{\gamma_{\max}(\mathcal{J})-2} (P_\delta(i, a) \cdot P_\delta(i+3, b)) \\
 &+ \dots \\
 &+ \left(1 - \frac{1}{1 + \gamma_{\max}(\mathcal{J}) - \gamma_{\min}(\mathcal{J})}\right) \cdot \sum_{i=(-2)}^{\gamma_{\min}(\mathcal{J})} (P_\delta(i, a) \cdot P_\delta(i+j, b)) \\
 &= \sum_{l=1}^{\gamma_{\max}(\mathcal{J})-\gamma_{\min}(\mathcal{J})} \left(\left(1 - \frac{1}{1+l}\right) \cdot \sum_{i=\gamma_{\min}(\mathcal{J})}^{\gamma_{\max}(\mathcal{J})-l} (P_\delta(i, a) \cdot P_\delta(i+l, b)) \right) \\
 P(b \text{ adapt. } a) &= \sum_{l=l}^{\gamma_{\max}(\mathcal{J})-\gamma_{\min}(\mathcal{J})} \left(\left(1 - \frac{1}{1+l}\right) \cdot \sum_{i=\gamma_{\min}(\mathcal{J})}^{\gamma_{\max}(\mathcal{J})-l} (P_\delta(i+l, a) \cdot P_\delta(i, b)) \right)
 \end{aligned}$$

Vereinfacht sei geschrieben:

$$\begin{aligned}
 P_\alpha(a, b) &= P(a \text{ adapt. } b) \\
 P_\alpha(b, a) &= P(b \text{ adapt. } a) \\
 P_{\alpha'}(a, b) &= P(\text{keine Adpt.})
 \end{aligned}$$

4.1.3 Konvergenz in kleinen Nachbarschaften

Nachdem einzelne Adaptionsszenarien untersucht wurden, können nun diese Erkenntnisse auf kleine Beispiele denkbarer Welten angewendet werden. An dieser Stelle sei eine kleine Nachbarschaft definiert mit $m = 3$, $n = 3$ und einer Moore-Nachbarschaftsbeziehung. In diesem Beispiel können alle Agenten mit allen anderen interagieren (da die Welt einem Torso entspricht) und dementsprechend alle anderen als Vorbilder wählen. Die Memwerte seien gemäß der Modellierung aus den diskreten Gleichverteilungen zufällig gewählt, die Mem-Gewichtungen auf jeweils $\frac{1}{3}$ festgesetzt. Für die Bestimmung einer garantierten Schranke der benötigten Schritte bis sich eine Konvergenz einstellt (mit Konvergenz sei wieder der Zustand gemeint, in welchem die Meme von zwei Agenten a und b identisch sind, über alle Agentenkombinationen aus der definierten kleinen Nachbarschaft), können wir nun einen der zuvor analysierten Fälle anwenden.

Da sich alle Agenten an die Heuristik „Wähle erfolgreichsten Nachbarn“ (vgl. Definition 3.5) halten, folgt automatisch, dass alle Agenten den selben Nachbarn als ihr Vorbild wählen, solange der Punktstand des erfolgreichsten Nachbarn echt größer ist als die Punktstände der anderen Agenten. Gibt es mehrere Agenten

mit der höchsten Punktzahl, dann kann jedes Vorbild eine Teilmenge der übrigen Agenten als Ihre Nachfolger wählen. In jeder Runde liegt also eine oder parallel mehrere n zu 1 Konvergenzsituation(en) vor. In jeder Runde können sich aber die Punktestände und damit die Vorbilder ändern. Abbildung 4.4 zeigt drei Beispiele möglicher Punktestände über die gesamte kleine Nachbarschaft. Dunkel markiert sind dabei die Agenten mit den höchsten Punkten – mit Pfeilen werden mögliche Vorbild-Beziehungen dargestellt. Gemäß Abschnitt 4.1.1 führt die vorliegende Konvergenzsituation nach bestimmbar t vielen Runden zu einer homogenen Belegung der Memwerte.

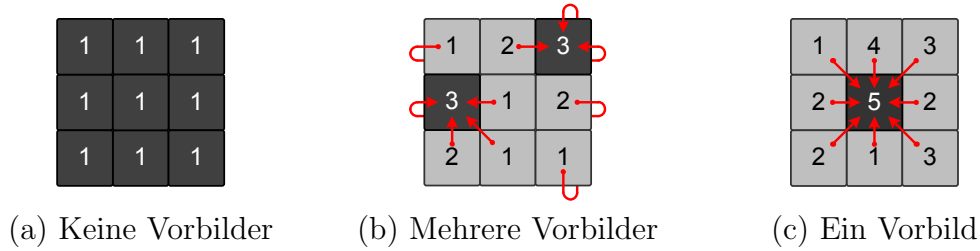


Abbildung 4.4: Beispiele für Punktestände und mögliche Vorbild-Beziehungen

An dieser Stelle sollen aber nicht mehr einfache Adaptionsszenarien untersucht werden, sondern die Dynamik der kleinen Welt. Um diese zu erfassen, gilt es nun die ermittelten Wahrscheinlichkeiten einzubeziehen, nach welchen eine Adaption eintritt. Da die Adaption nun stochastischen Prozessen unterliegt, wird nachfolgend von einer erwarteten Schranke gesprochen. Untersucht werden soll also, nach wie vielen Runden sich im Mittel eine Konvergenz in der kleinen Welt einstellt:

$$E(\text{„Anzahl der Runden bis alle Agenten homogen sind“}) = E_n$$

Wie weiter oben gezeigt wurde, ist für die n zu 1 Adaption die größte Distanz zwischen einem Vorbild und seinen Nachfolgern ausschlaggebend für die Anzahl der Adaptionsschritte. Im schlimmsten Fall kann dies die größte Distanz zwischen allen Agenten bedeuten. Die Wahrscheinlichkeiten für Diversitäten bzw. Distanzen von Memwerten aus Abschnitt 4.1.1 bilden die Grundlage, um mit der Binomialverteilung das Auftreten mindestens eines Agentenpaares mit der jeweiligen Distanz zu bestimmen.

$$P(d = z - 1) = \sum_{j=1}^{|h|} B \left(\binom{|h|+1}{2}, j, \frac{2(z - (z - 1))}{z^2} \right)$$

$$P(d = z - 2) = (1 - P(d = z - 1)) \cdot \sum_{j=1}^{|h|} B \left(\binom{|h|+1}{2}, j, \frac{2(z - (z - 2))}{z^2} \right)$$

...

$$P(d = k) = \left(1 - \sum_{i=1}^{z-k-1} P(d = z - i) \right) \cdot \sum_{j=1}^{|h|+1} B \left(\binom{|h|+1}{2}, j, \frac{2(z - k)}{z^2} \right).$$

mit $0 < k < z$

Die Binomialverteilungsfunktion ist festgelegt mit:

$$B(k, n, \rho) = \binom{n}{k} \rho^k (1 - \rho)^{n-k}$$

Der Erwartungswert für die höchste Distanz E_d zwischen den neun Nachbarn folgt durch Summieren der möglichen Werte mit ihren Wahrscheinlichkeiten:

$$E_d = \sum_{i=1}^{z-1} P(d = i) \cdot i$$

Vereinfachung der Adaptionswahrscheinlichkeit

In der vorherigen Analyse konnten Wahrscheinlichkeiten für Kooperation und Adaption im Fall von zwei Agenten aufgestellt werden. Aber schon bei drei Agenten die miteinander interagieren können, ist die Anzahl der Fälle, die betrachtet werden, sehr groß (vergleiche Lemma B.2): Allgemein wächst die Anzahl der Kombinationen und die damit zu betrachtenden Fälle exponentiell über die Anzahl der Agenten in einer Nachbarschaft. Bei den vorliegenden $3 \cdot 3 = 9$ Agenten hat eine Auszahlungsmatrix bereits ca. $4,7 \cdot 10^{21}$ Zellen. Die untere und obere Schranke der Punkte nach dem Lösen der Aufgaben einer Runde liegen bei:

$$\text{Untere Schranke } \gamma_{\min}(\mathcal{J}) = -|h|k = -72, \text{ mit } k = |\mathcal{J}| = |h| + 1$$

$$\text{Obere Schranke } \gamma_{\max}(\mathcal{J}) = (2|h| + 1)k = 153, \text{ mit } k = |\mathcal{J}| = |h| + 1$$

Da die Adaptionswahrscheinlichkeit aber umso größer ist, je größer die Punktedifferenz zwischen zwei Agenten a und b ist, folgt: die geringste Adaptionswahrscheinlichkeit liegt vor, wenn die Punktedifferenz am kleinsten ist, was wiederum dann der Fall ist, wenn gar keine Kooperation statt findet – die Agenten also nur Aufgaben der Größe $e_j = 1$ lösen können. Aufgaben dieser Größe werden den Agenten mit einer Wahrscheinlichkeit von $\frac{1}{9}$ zu gewiesen – diskret gleich verteilt aus $U(1, 9)$ (vgl. Definition 3.3). Ein Agent a in einer Welt von memetisch heterogenen Agenten mit einer Altruismus-Schwelle von $q = 0$, kann damit eine Runde mit einem Punktgewinn zwischen 0 und 9 abschließen, gemäß folgender Wahrscheinlichkeiten:

$$\begin{aligned} P_\delta(0, a) &= \left(\frac{8}{9}\right)^9 \\ P_\delta(1, a) &= \left(\frac{8}{9}\right)^8 + \left(\frac{1}{9}\right)^1 \\ &\dots \\ P_\delta(9, a) &= \left(\frac{1}{9}\right)^9 \end{aligned}$$

Eine Adaption zwischen zwei Agenten a und b findet nicht statt, wenn beide Agenten die gleichen Punktestände haben, sowie mit Wahrscheinlichkeit von mindestens $\frac{1}{2}$, wenn die Punktestände verschieden sind. Verschiedene Punktestände

können einerseits eintreten, wenn die Agenten bei gleichem bisherigem Saldo keine identischen Punktwerte in der aktuellen Runde erzielt haben. Andererseits erreichen sie aber auch dann einen Punktegleichstand, wenn ihre bisherigen Saldi auseinanderliegen und sie zufällig in der aktuellen Runde eine Punktekonstellation erzielen, welche die Saldi wieder ausgleicht. Aus diesen Überlegungen lässt sich die Adaptionswahrscheinlichkeit nun wie folgt abschätzen:

$$\begin{aligned}
 \rho_\beta &= P_\alpha(a, b) \vee P_\alpha(b, a) = P_\alpha(a, b) + P_\alpha(b, a) = 1 - P_{\alpha'}(a, b) \\
 &\geq 1 - \left(P(s_b = s_a) + P(s_b \neq s_a) \cdot \frac{1}{2} \right) \\
 &= 1 - \left(P(s_b = s_a) + (1 - P(s_b = s_a)) \cdot \frac{1}{2} \right) \\
 &= 1 - \left(P(s_b = s_a) + \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cdot P(s_b = s_a) \right) \\
 &= \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cdot P(s_b = s_a) \\
 &\geq \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=\gamma_{\min}(\mathcal{J})}^{\gamma_{\max}(\mathcal{J})} (P_\delta(i, a) \cdot P_\delta(i, b)) \\
 &= \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cdot \left(\left(\left(\frac{8}{9} \right)^9 \right)^2 + \left(\left(\frac{8}{9} \right)^8 + \left(\frac{1}{9} \right)^1 \right)^2 + \dots + \left(\left(\frac{1}{9} \right)^9 \right)^2 \right) \\
 &\approx 0,5 - 0,5 \cdot 0,1219 \\
 &\approx 0,439
 \end{aligned}$$

Vorhersage der erwarteten Adaptionsschritte

Mit dem Wissen über die Adaptionskonvergenz und die Adaptionswahrscheinlichkeit kann nun eine Vorhersage für die erwartete Anzahl von Adaptionsschritten aufgestellt werden. Weiterhin wird eine kleine Nachbarschaft betrachtet, für welche zusätzlich aber der schlimmste Fall gilt: alle Agenten sind kooperationsunwillig. Die Parameter seien damit wie in Tabelle 4.6 gewählt.

Tabelle 4.6: Parameterwahl zur Vorhersage der erwarteten Adaptionsschritte

Populationsgröße	9 (3 · 3)
Nachbarschaftsbeziehung	Moore
Größe des Spektrums der Memauspräg.	64
Mem-Gewichtungen	$\forall a \in \mathcal{A} : g_{u_a} = g_{v_a} = g_{w_a} = \frac{1}{3}$
Altruismus-Schwelle	$\forall a \in \mathcal{A} : q_a = 0$

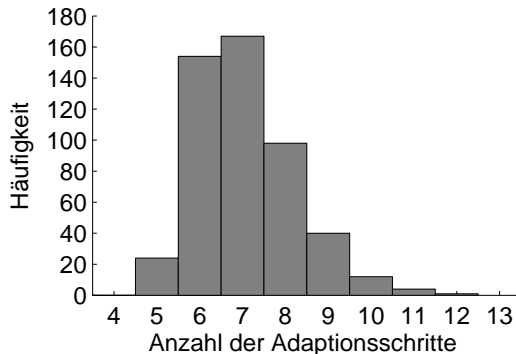
Nun lässt sich die Formel aus der n zu 1 Konvergenz erweitern und lösen. Nachdem sich eine Konvergenz eingestellt hat, sind keine weiteren Runden nötig. Mit dem Einbeziehen der erwarteten größten Distanz und abgeschätzten Adaptionswahrscheinlichkeit ergibt sich eine Ungleichung nach unten:

$$\begin{aligned}
 E_n &\leq \left\lceil \frac{\lg(E_d)}{-\lg(g)} \cdot \frac{1}{\rho_\beta} \right\rceil \\
 &\approx \left\lceil \frac{\lg(54,54)}{-\lg(0,333)} \cdot \frac{1}{0,439} \right\rceil \\
 &\approx \lceil 8,291 \rceil
 \end{aligned}$$

Nach der Vorhersage liegt die Anzahl der Runden bis alle Agenten homogen sind unter 8,291 für das angegebene Szenario.

Empirische Verifikation der Vorhersage

Um die Vorhersage zu überprüfen wurde mit den in Tabelle 4.6 genannten Parametern eine Simulation mit 500 Durchläufen durchgeführt. Als Abbruchkriterium galt dabei: Alle Agenten sind homogen – es findet keine weitere Adaption statt. Im Mittel wurden hierbei 7,066 Runden durchlaufen bis sich die Konvergenz einstellte, die Standardabweichung beträgt 1,187. Der empirische gemessene Wert liegt erwartungsgemäß unter der berechneten Schätzung. Die Abbildung 4.5 liefert links die Häufigkeitsverteilungen über die benötigten Runden bis zur Adaptionskonvergenz.



(a) Häufigkeitsverteilung

Anzahl der Durchläufe	500
Mittelwert	7.066
Standardabweichung	1.187

(b) Ergebniswerte

Abbildung 4.5: Ergebnis der empirische Verifikation der Vorhersage: Anzahl der Schritte bis zur Adaptionskonvergenz

Im Ergebnis lässt sich sagen: In einer kleinen Nachbarschaft, ist mit hoher Wahrscheinlichkeit in den ersten zehn Runden eine Konvergenz auf identische Memme bei allen Agenten zu erwarten, wenn diese sich grundsätzlich unkooperativ verhalten.

4.2 Simulation und empirische Analyse

Wie Klemm empirisch ermittelt hatte, kann eine Ausbreitung von kulturellen Merkmalen oder Memen in einem Multiagentensystem zu einer Globalisierung (alle Agenten werden zunehmend homogen) oder einer Polarisierung (viele kleinere Cluster) führen. Mit den den nachfolgenden Simulationsergebnissen werden die Parametergrößen ermittelt, die zu dem jeweiligen stabilen Zuständen führen um anschließend zu Charakterisieren, wie sich weitere Parameter auf die Kooperation und die Ausbreitung der Meme auswirken.

4.2.1 Wahl der Standardparameter und Variationen

Aus der Definition der Welt und der Agenten ergaben sich zahlreiche Parameter, welche die Gestalt des Multiagentensystems beeinflussen konnten. Aufbauend auf die Untersuchungen von Hales und besonders von Klemm wurde die Versuchsanordnung für die empirischen Analysen in zwei Schritte unterteilt (vgl. Kapitel 3.2.2).

1. Zunächst wurde die Altruismus-Schwelle variiert, um zu ermitteln, in welchen Wertebereichen dieses Parameters eine künstliche Welt eher in einer Polarisierung und in welchem in einer Globalisierung resultiert. Einschränkend wurden dabei q_{min} und q_{max} jeweils auf identische Werte gesetzt und damit ein bei allen Agenten gleicher Wert der Schwelle erzielt.
2. Mit den Ergebnissen aus dem ersten Schritt wurden für je einen Vertreter aus den tendenziell zu Polarisierung und Globalisierung führenden Parametern q weitere Variationen der übrigen relevanten Parameter durchgeführt.

Für jeden Versuch wurde eine Welt mit der entsprechenden Parameterkonstellation initialisiert und durchlaufen. Alle Parameter wurden unabhängig voneinander getestet Tabelle 4.7 spiegelt die Parameterauswahl für den ersten Schritt wieder; Tabelle 4.8 präsentiert die Parametervariation des zweiten Schrittes.

Fairness und Überprüfbarkeit

Jeder Versuchsaufbau wurde aus Gründen der Fairness bis zur Runde 500 durchlaufen. Außerdem wurde jeder Aufbau 100 mal (mit unterschiedlichen Anfangswerten (*random seeds*) der Pseudo-Zufallszahlen) simuliert um die Signifikanz der nachfolgenden Aussagen zu garantieren (vgl. Abschnitt 3.4.3).

Alle nachfolgenden Verlaufsgraphen werden die Entwicklung bis Runde $t = 100$ wiedergeben. Die vollständigen Verläufe bis Runde $t = 500$, wie auch Tabellen mit einzelnen Werten sowie Angaben zu Berechnungszeiten, sind im Anhang C zu finden.

Tabelle 4.7: Versuchsaufbau, Schritt 1 – Variation der Altruismus-Schwelle

Populationsgröße	4096 ($64 \cdot 64$)
Nachbarschaftsbeziehung	Moore
Größe des Spektrums der Memauspräg.	64
Mem-Gewichtungen	Normalverteilt-Gewichtet (G_{NG})
Altruismus-Schwelle (variiert)	0, 4, 8, 16, 24
Anzahl der Durchläufe	100
Abbruchkriterium	$t_{max} = 500$

Tabelle 4.8: Versuchsaufbau, Schritt 2 – Variation der übrigen Parameter jeweils bei $q = 4$ und $q = 16$

Populationsgröße	256 (16^2), 4096 (64^2), 65536 (256^2)
Nachbarschaftsbeziehung	Von-Neumann, Moore, Erweiterte
Größe des Spektrums der Memauspräg.	16, 64, 256
Mem-Gewichtungen	G_{NI} , G_{NG} , G_{NE}

4.2.2 Variation der Altruismus-Schwelle

Die Simulationsergebnisse zeigen in Abbildung 4.6 bei Variation der Altruismus-Schwelle die folgenden Verläufe: Die Erfüllung der Aufgaben betreffend, findet sich in (a) die Rate erfüllter Aufgaben (*Jobquote*) und in (b) der durchschnittliche Gewinn über alle Agenten der aktuellen Runde. Auf die Memausbreitung Bezug nehmend, wird in (c) die durchschnittliche Größe der Adaptionsschritte (*Adaptionsrate*) der aktuellen Runde und in (d) die aktuell in der Runde vorliegende durchschnittliche Standardabweichung der Memdiversitäten (über alle Meme) aller Agenten angegeben.

Die Variation der Altruismus-Schwelle hat sehr großen Einfluss auf die Rate der erfüllten Aufgaben. Bei Belegung der Altruismus-Schwelle mit $q = 24$ werden bereits nach 25 Runden nahezu 100% der Aufgaben erfüllt. Zusätzlich wird bei derart altruistischen Agenten sehr schnell ein stabiler Zustand gefunden, sodass sich bereits nach vier Runden eine Jobquote von 97% einstellt. Jede kleinere Belegung von q führt zu einer langsameren Entwicklung in Richtung stabiler Zustände und zudem zu geringeren Erfüllungsraten der Aufgaben. Die Simulation hat aber ergeben, dass im unteren Extrem der Belegungen von q mit 72% gelöster Aufgaben eine untere Schranke erreicht wird: Die Jobquote von $q = 0$ und $q = 4$ verlaufen nach 30 Runden identisch – einziger Unterschied ist das langsamere Erreichen dieses stabilen Zustandes bei $q = 0$. Die Verläufe der durchschnittlichen Gewinne bei Variation der Altruismus-Schwelle spiegeln weitestgehend die Verläufe der Jobquoten wider: Alle Verläufe erreichen niedrigere stabile Zustände, mit Ausnahme der Verläufe von $q = 0$ und $q = 4$, die sich beide auf durchschnittliche 25 Punkte pro Agent einpendeln.

Die Memausbreitung kommt bei den Belegungen $q = 0$, $q = 4$ und $q = 8$ zum Erliegen: nach 30 Runden sind keine markanten Adaptionen mehr festzustellen. Die Verläufe nähern sich dabei aber unterschiedlich schnell der Nulllinie: für kleinere Belegungen ($q = 0$ und $q = 4$) zunehmend langsamer. Bei den Belegungen $q = 16$ und $q = 24$ findet eine kontinuierliche Adaption statt, die nur sehr langsam immer kleiner wird. Die durchschnittliche Standardabweichung der Memdiversitäten weist darauf hin, dass die Memvielfalt bei kleinen Belegungen für q kaum geringer wird. Nach einer geringen Adaptionsswelle in den ersten 10 Runden, steigt die Diversität wieder an und bleibt dann konstant. Bei großen Belegungen von q nimmt die Memvielfalt immer weiter ab, stagniert bei $q = 16$ aber auf $\sigma = 11,78$ und bei $q = 24$ auf $\sigma = 4,34$.

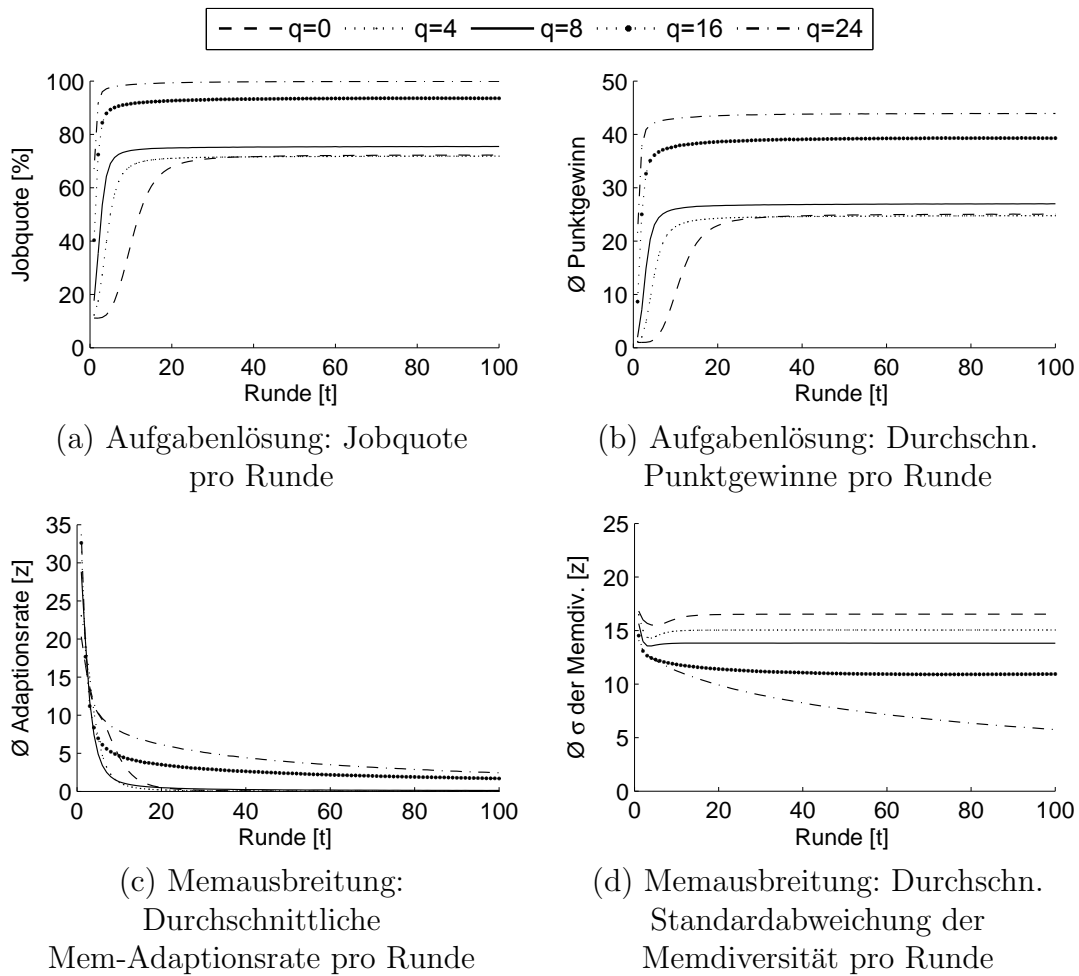


Abbildung 4.6: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Altruismus-Schwelle

Die Gewinnverteilungen werden in Abbildung 4.7 vergleichend dargestellt. In den oberen Teilabbildungen werden jeweils eine Gegenüberstellung vom minimalen, durchschnittlichen und maximalen Punktergebnis in der jeweiligen Runde als Verlauf dargestellt. Gegenüber gestellt werden dabei die Verläufe für den mitt-

leren Parameterwert von q sowie das untere und obere Extrem. In den unteren Teilabbildungen werden die Punktestände eines typischen Verlaufs zum Zeitpunkt $t = 100$ grafisch gegenübergestellt. Die Grafik zeigt das Gitter der Welt, in welcher jedes Kästchen einen Agenten repräsentiert. Die Farbkodierung verläuft dabei von weiß nach schwarz und repräsentiert relativ einen niedrigen bzw. einen höheren Punktestand.

Die Verläufe der minimalen, mittleren und maximalen Gewinnverteilungen zeigen, dass nach 100 Runden bei $q = 0$, $q = 8$ und $q = 24$ gleichsam sehr punktarme und sehr punktreiche Agenten vorhanden sind: minimaler und maximaler Punktergebnis liegen auf vergleichbaren Niveaus. Die Zustandsaufnahmen verdeutlichen dabei allerdings, dass bei kleinem q die armen Agenten in großer Anzahl vorhanden sind und nur kleine Inseln mit reichen Agenten vorkommen. Bei großen q sind die meisten Agenten hingegen reich, während es nur einzelne verstreute punktarme Agenten gibt.

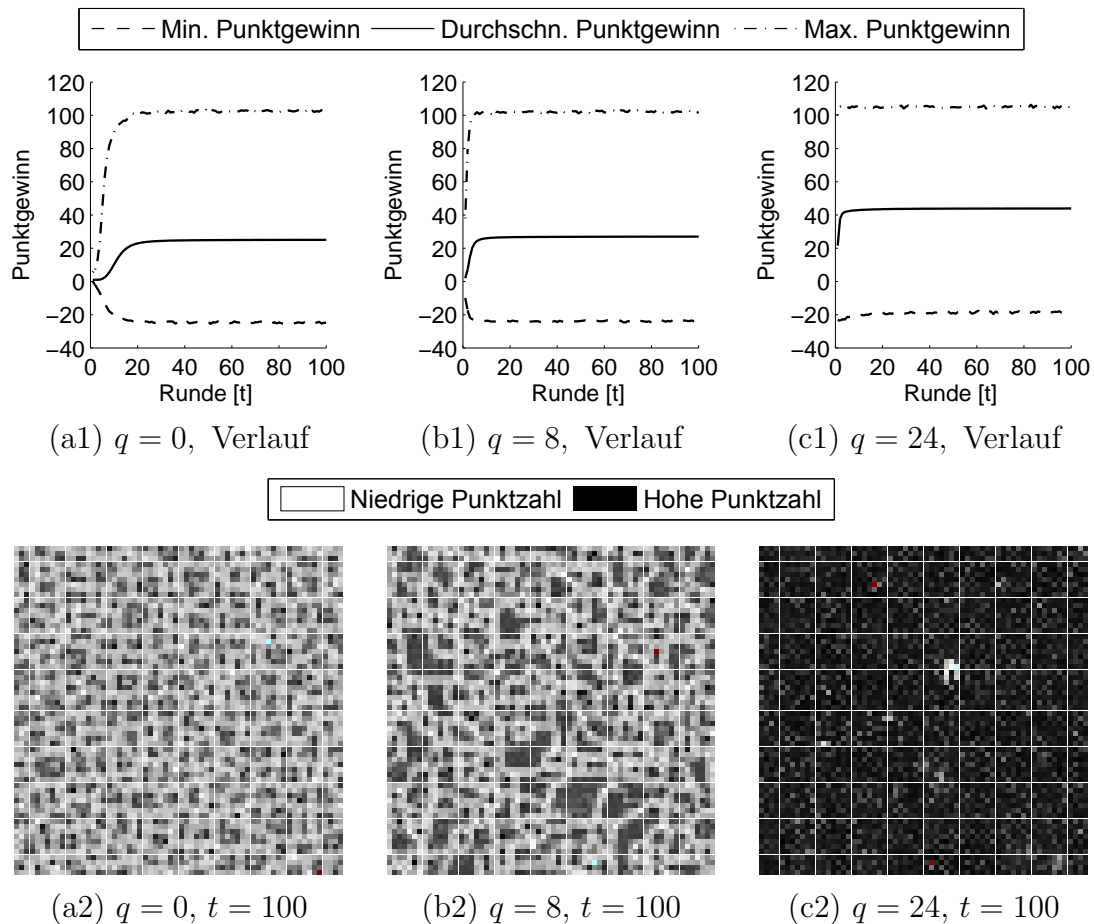


Abbildung 4.7: Vergleich der Gewinnverteilungen aller Agenten pro Runde eines typischen Durchlaufs als Verlauf und summiert als Zustandsaufnahme bei $t = 100$, bei Variation der Altruismus-Schwelle

Mit der Abbildungen 4.8 werden Zustandsaufnahmen der Welt der Zeitpunkte $t = 0$, $t = 10$ und $t = 100$ jeweils für den mittleren Wert, sowie das untere und obere Extrem des variierten Parameters q gegenüber gestellt. Die Zustandsaufnahmen wurden bei für die Parameterausprägungen typischen Läufen aufgezeichnet und sind für alle Verläufe der Ausprägung repräsentativ. Wieder ist jedes Kästchen ein Agent, die Farbwerte aber entsprechen der Umwandlung der Memwerte f in RGB-Werte (rot = $256/z \cdot (u - 1)$, grün = $256/z \cdot (v - 1)$, blau = $256/z \cdot (w - 1)$). Das Ziel dieser Darstellung ist ein visueller Vergleich, um memetische Ähnlichkeiten in Teilen der bzw. in der gesamten Welt zu überblicken.

Den Zustandsaufnahmen lässt sich entnehmen, dass bei kleinen q viele kleine Bereiche mit ähnlichen Memausprägungen entstehen: bereits nach zehn Runden hat sich für $q = 0$ eine polarisierte Welt gebildet, welche Cluster enthält, die nicht viel größer sind als eine Moore-Nachbarschaft ($3 \cdot 3$ Agenten). Die Welt mit der Parameterwahl $q = 8$ konvergiert ebenfalls in eine Polarisierung - allerdings gibt es vereinzelte Cluster die etwas größer sind als die Moore-Nachbarschaft. Nur bei großen q verschwimmen die Ränder kleinerer Gebiete und mit zunehmender Rundenanzahl entstehen immer größere Gebiete mit mittleren Memausprägungen. Die Meme breiten sich dabei nach und nach über die gesamte Welt aus, sodass die Agenten erst dann eine stabile Memkonfiguration aufweisen, wenn die gesamte Welt homogen ist. Es bildet sich also eine Globalisierung heraus.

Vergleicht man die Zustandsaufnahmen nach Runde $t = 100$ mit den Gewinnverteilungen aus Abbildungen 4.7, kann man erkennen, dass bei kleinen q an den Rändern der Cluster die punktärmsten Agenten liegen, während die Zentren der Cluster die punktreicheren Agenten beinhalten. Bei großen q gibt es nur an den Stellen punktarme Agenten, wo sehr stark unterschiedliche Membelegungen aufeinander stoßen.

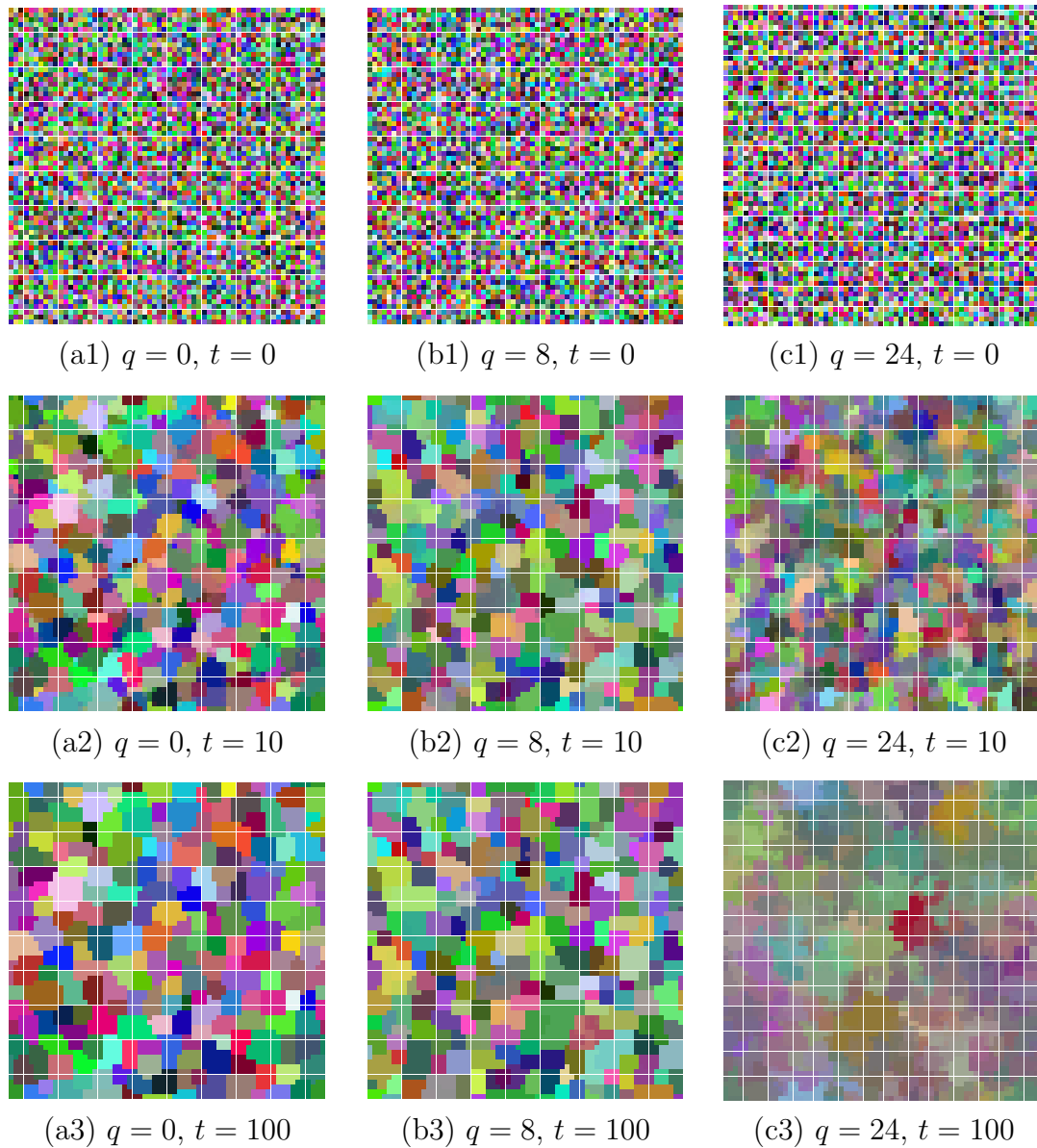


Abbildung 4.8: Vergleich der Zustandsaufnahmen der Welt eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Altruismus-Schwelle

Die Diversität der Meme, also die Verschiedenartigkeit der Agenten bezüglich ihrer Meme, wird in Form von Histogrammen in Abbildungen 4.9 dargestellt. Die Häufigkeitsverteilungen aller im Spektrum der Memausprägungen möglichen Memewerte, über die gesamte Population, werden so einander gegenübergestellt. Alle Häufigkeitsverteilungen wurden jeweils wieder aus typischen Durchläufen entnommen. Verglichen werden hierbei die Häufigkeiten zu den Zeitpunkten $t = 0$, $t = 10$ und $t = 100$ in je einer Welt mit der Standardbelegung, sowie dem unteren und oberen Extrem des variierten Parameters. Mit den Histogrammen wird bezweckt, die Ähnlichkeit oder Vielfalt der Memausprägungen bei verschiedenen Parameterwerten zu vergleichen.

Die Häufigkeitsverteilungen der Memausprägungen zeigen bei allen Belegungen von q eine Bewegung, weg von den extremen Ausprägungen 1 und 64. Bei kleinen q werden nur vereinzelte (nicht-extreme) Memausprägungen dominanter, bei großen q jedoch ist ein deutlicher Trend hin zu den mittleren Memausprägungen feststellbar. In allen Vergleichen wird dazu auch deutlich, dass die jeweiligen Entwicklungen für die drei Meme u , v und w ähnlich aber dennoch unabhängig verlaufen.

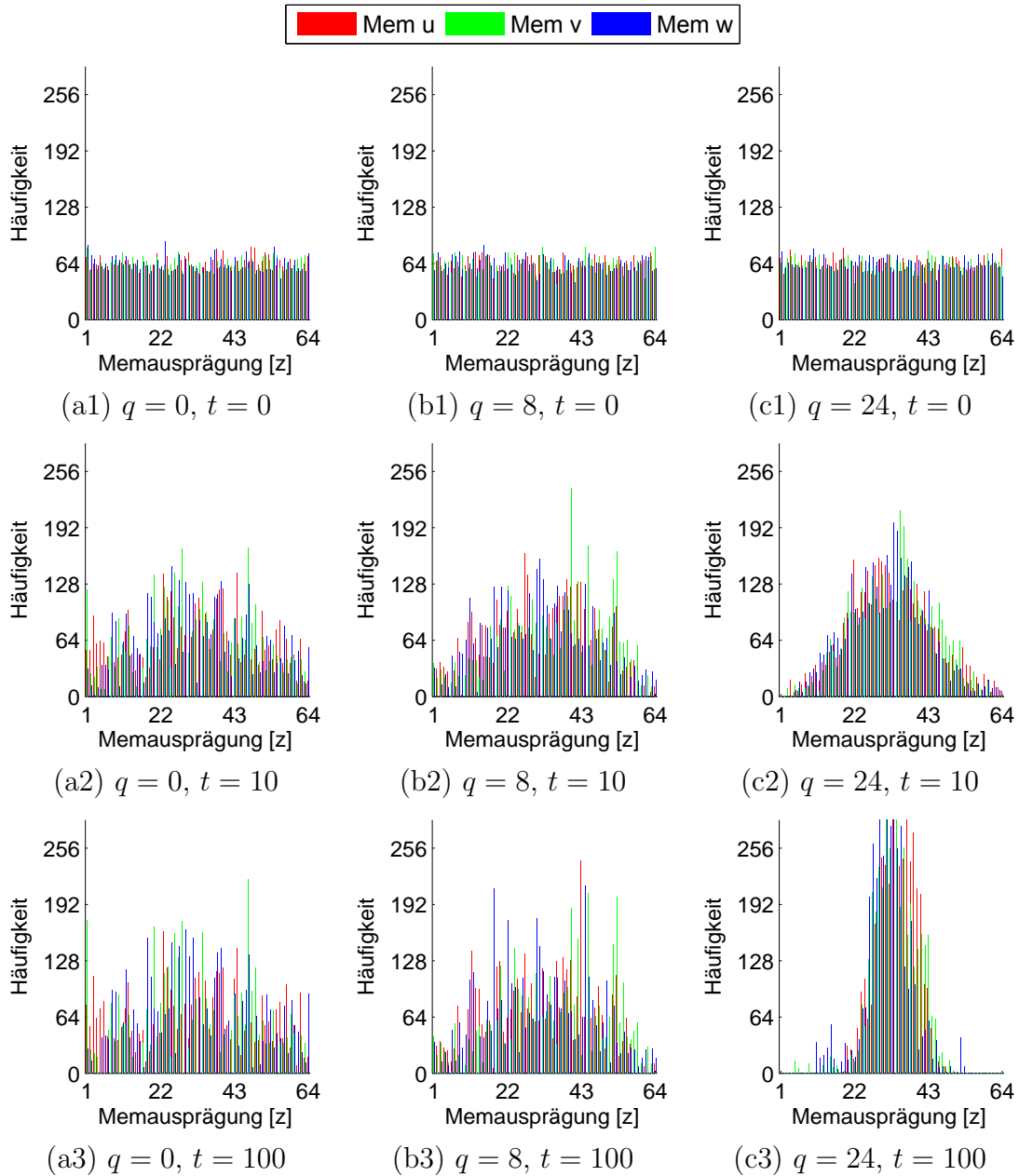


Abbildung 4.9: Vergleich der Memdiversitäten der Agenten eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Altruismus-Schwelle

4.2.3 Variation der Gewichtungsverteilung

Altruismus-Schwelle: $q = 4$

In einer zur Polarisierung neigenden Welt ($q = 4$) zeigt die Variation der Gewichtungsverteilung nur leicht unterschiedliche Ergebnisse, wie in Abbildung 4.10 dargestellt. In den ersten zwei Runden werden in einer Welt von Agenten mit extremer Mem-Gewichtung (*Extremisten*, $g_d = \{G_{NE}\}$) mehr Aufgaben gelöst als in Welten mit einfach gewichteten Memen ($g_d = \{G_{NG}\}$) oder identischen Mem-Gewichtungen ($g_d = \{G_{NI}\}$). Die Memausbreitung verläuft aber in den ersten 20 Runden langsamer, sodass sich die Cluster in der Welt der Extremisten langsamer ausbilden und nach der dritten Runde zunächst weniger Aufgaben gelöst werden. Die langsame Ausbreitung führt aber zu einer stärkeren Vermischung, sodass die Memvielfalt bei $g_d = \{G_{NE}\}$ signifikant kleiner ist als bei den anderen Belegungen. Nach 30 Runden wird eine geringfügig aber signifikant höhere Jobquote erzielt.

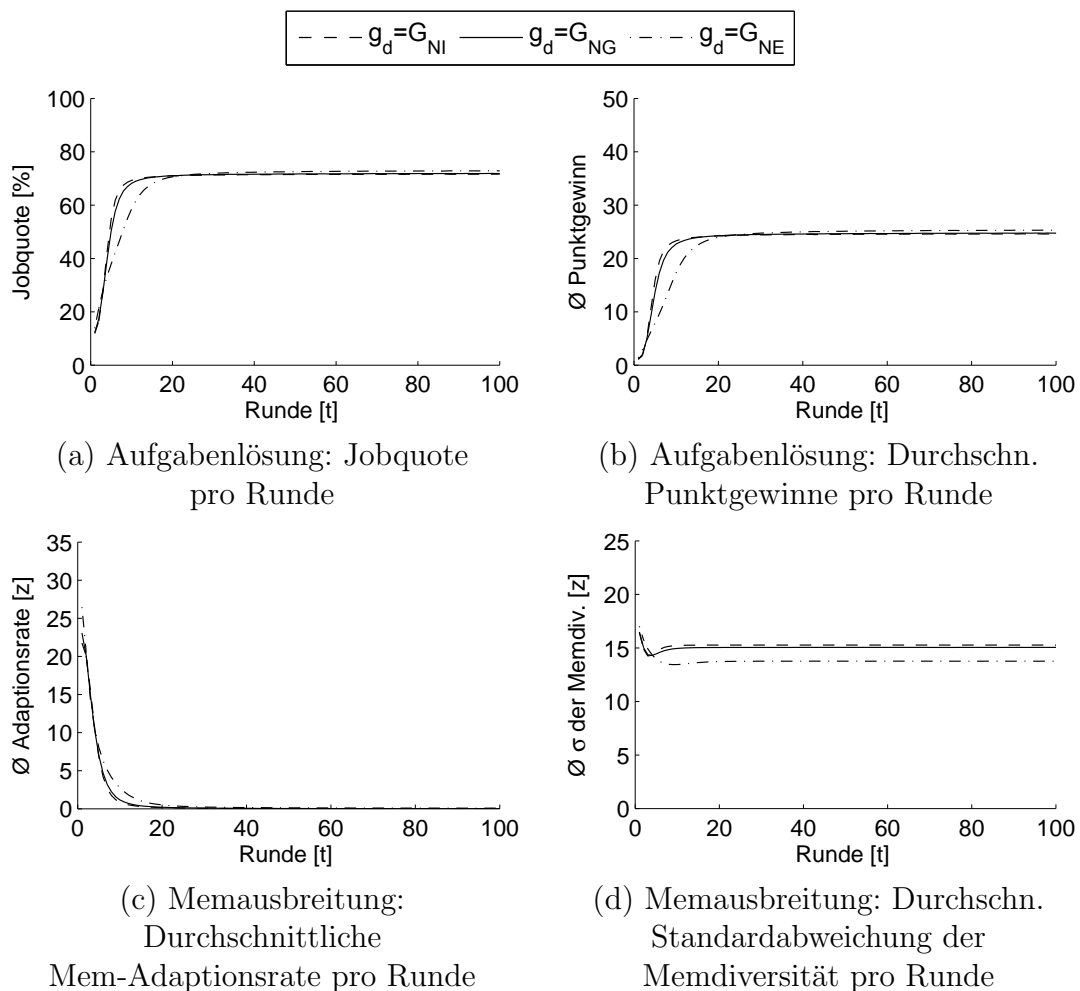


Abbildung 4.10: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Gewichtungsverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

Die Vergleiche der Gewinnverteilungen in Abbildung 4.11 unterstreichen die beobachtete Entwicklung: Sichtbar langsamer bilden sich stärkere Unterschiede in den Punktgewinnen bei der Belegung $g_d = \{G_{NE}\}$ aus. Die Verläufe von $g_d = \{G_{NI}\}$ und $g_d = \{G_{NG}\}$ sind zueinander kaum unterscheidbar, aber signifikant niedriger beim durchschnittlichen Punktgewinn als von $g_d = \{G_{NE}\}$. Die Gewinnverteilungen als Zustandsaufnahmen deuten auf eine ähnliche Clusterbildung in allen drei Parametergrößen hin.

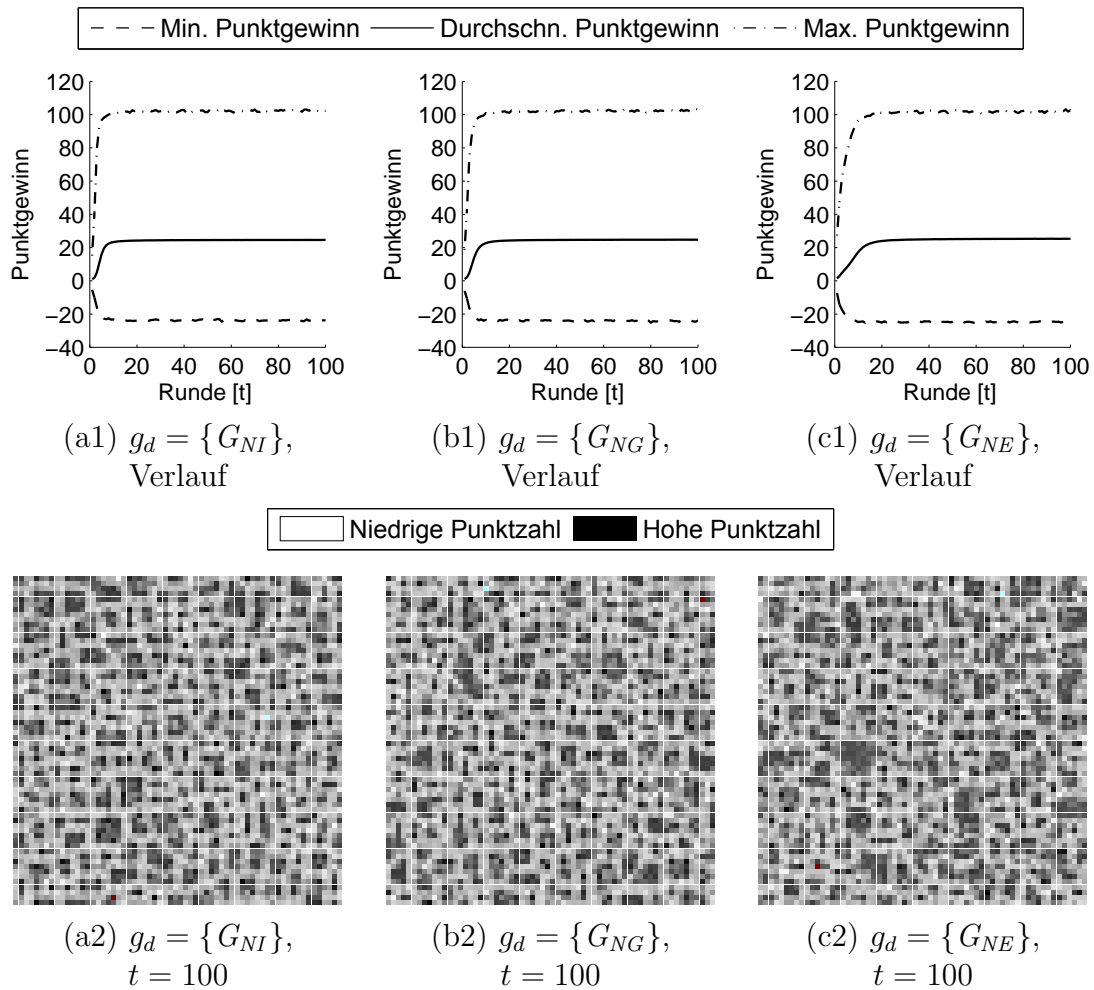


Abbildung 4.11: Vergleich der Gewinnverteilungen aller Agenten pro Runde eines typischen Durchlaufs als Verlauf und summiert als Zustandsaufnahme bei $t = 100$, bei Variation der Gewichtungverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

Die Zustandsaufnahmen der Memausprägungen in Abbildung 4.12 zeigen in den ersten zehn Runden eine stärkere Vermischung bei Verwendung von extremen Gewichtungsverteilungen. Die Agenten mit identischen Gewichtungen bilden sehr schnell stabile Cluster aus, während bei Extremisten die Grenzbereiche zwischen zwei Clustern sich nicht weniger deutlich herausgebildet haben. Die jeweiligen Cluster werden dadurch zunächst noch von den Nachbarclustern beeinflusst, bevor sich die lokale Konvergenz auf eine Memkonfiguration einstellt.

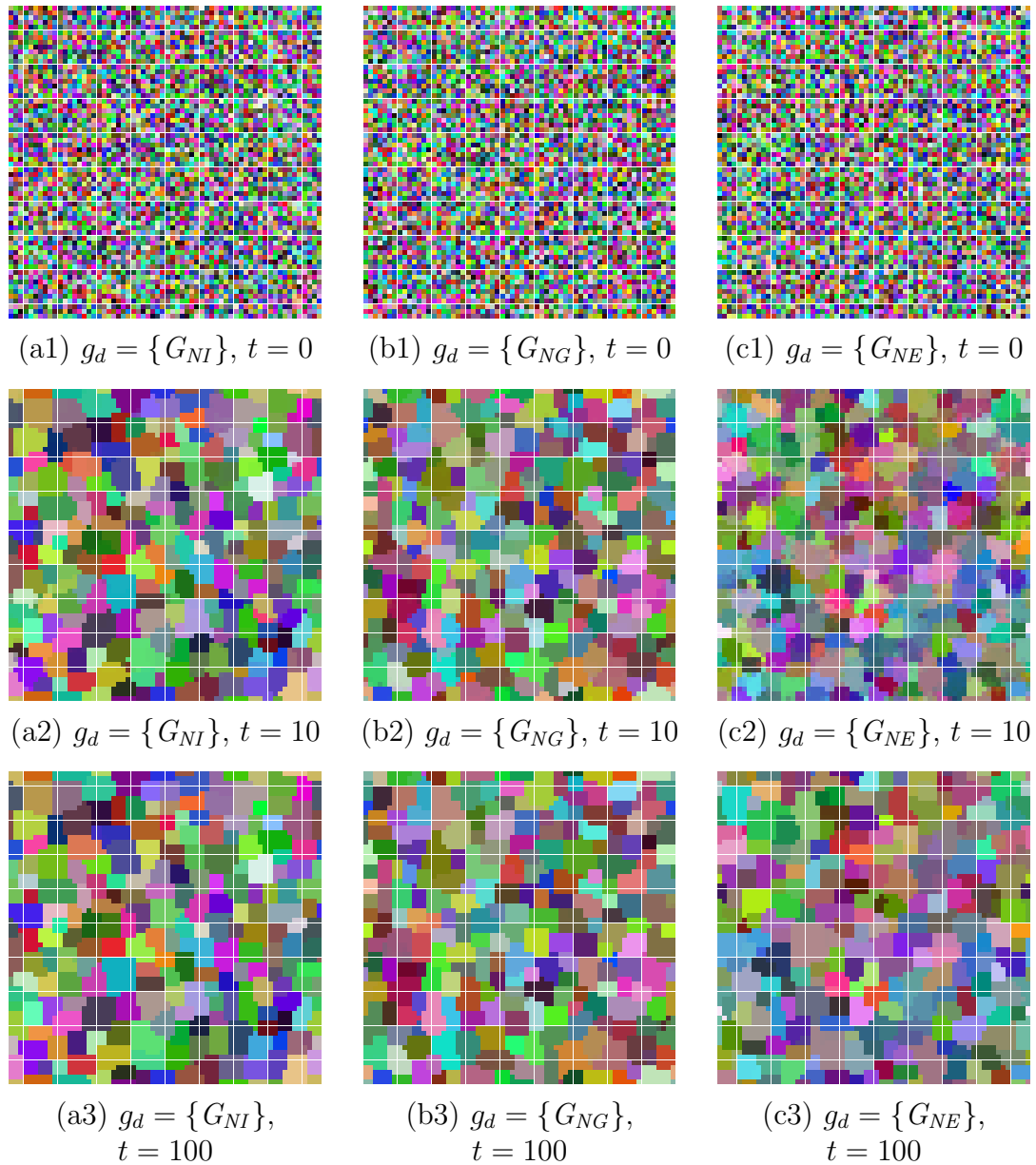


Abbildung 4.12: Vergleich der Zustandsaufnahmen der Welt eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Gewichtungsverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

Der Vergleich der Memdiversitäten in Abbildung 4.13 deutet bei extremeren Gewichtungsverteilungen auf eine deutlichere Vermischung hin: schon nach wenigen Runden sind Meme von vielen Agenten mit mittleren Memausprägungen belegt. Bei weniger extremen Mem-Gewichtungen ändern sich aber nach den ersten zehn Runden die Verteilungen nicht mehr wesentlich – die Cluster sind stabil. Aber auch bei Extremisten, verändert sich die Häufigkeit einzelner Memausprägungen nur geringfügig.

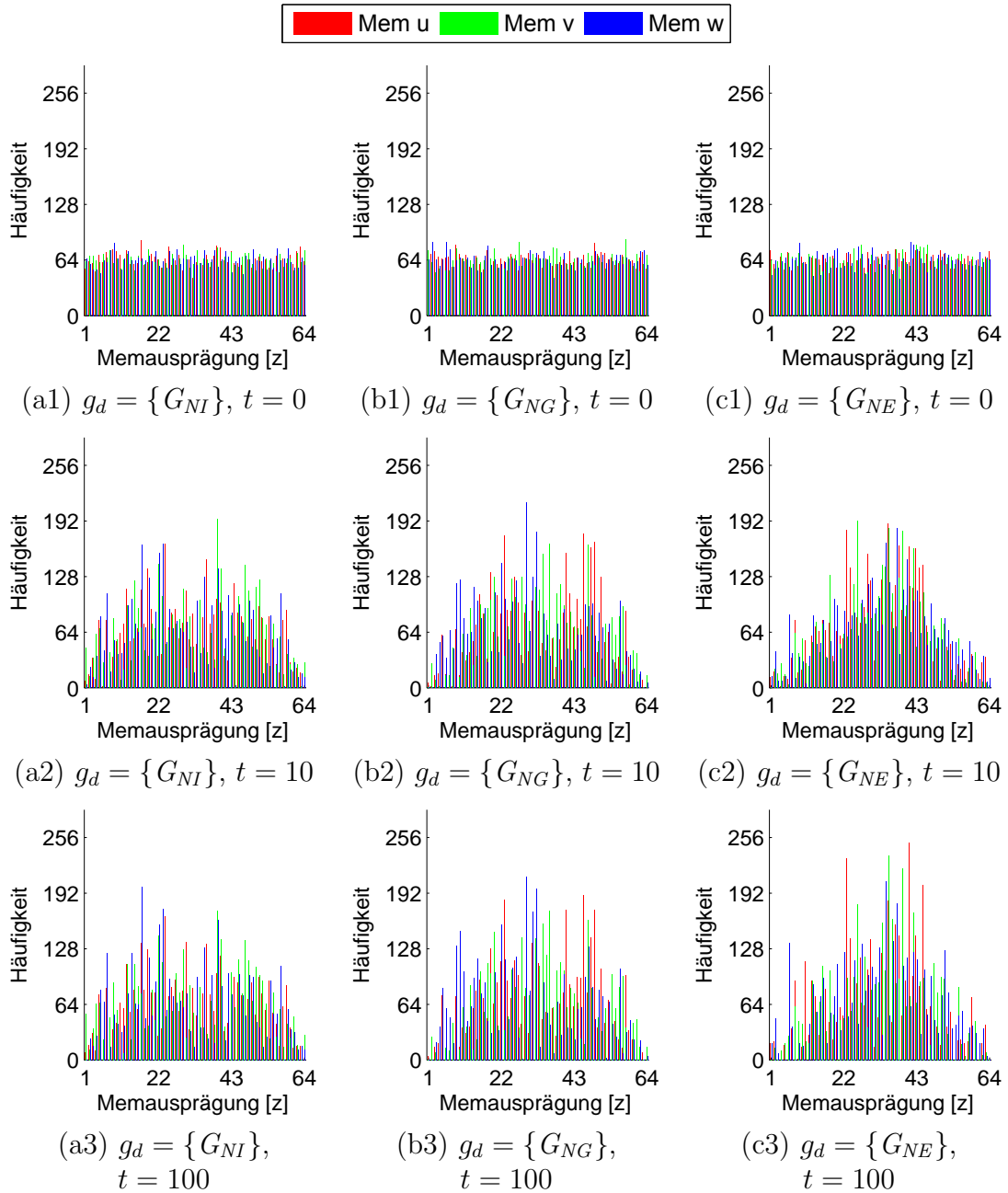


Abbildung 4.13: Vergleich der Memdiversitäten der Agenten eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Gewichtungsverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

Altruismus-Schwelle: $q = 16$

In der zur Globalisierung neigenden Welt ($q = 16$) sind die Verläufe für $g_d = \{G_{NI}\}$ und $g_d = \{G_{NG}\}$ bei der Jobquote und dem durchschnittlichen Punktgewinn kaum unterscheidbar, wie in Abbildung 4.14 zu verfolgen: Beide stabilisieren sich bei 93% erfüllten Aufgaben und einem durchschnittlichen Punktgewinn von 39. Die Parameterbelegung $g_d = \{G_{NG}\}$ führt jedoch zu einer signifikant geringeren Aufgabenlösung bereits ab der ersten Runde. Zusätzlich steigt die Jobquote langsamer an und erreicht erst nach 20 Runden eine Rate um 87% bei einem durchschnittlichen Punktgewinn von 35. Weiter ist zu beobachten, dass in einer Welt von Extremisten die Ausbreitung der Meme signifikant langsamer verläuft. Die Memvielfalt nimmt dabei für $g_d = \{G_{NG}\}$ signifikant weniger stark ab.

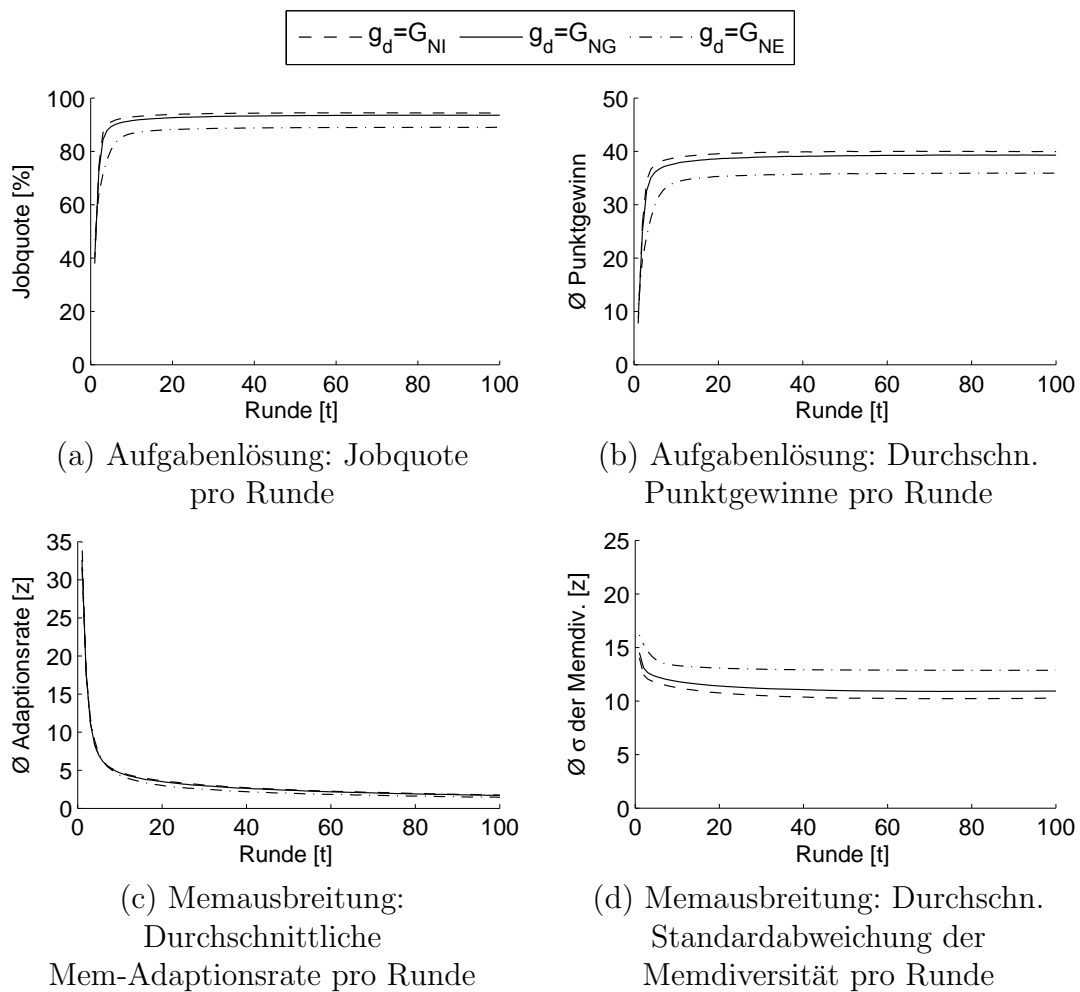


Abbildung 4.14: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Gewichtungverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

Durch Vergleichen der Gewinnverteilungen aus Abbildung 4.15 lässt sich die beobachtete Entwicklung unterstreichen: Während bei $g_d = \{G_{NI}\}$ und $g_d = \{G_{NG}\}$

schon nach wenigen Runden sehr große Unterschiede in den Punktgewinnen pro Runde einzelner Agenten auftreten, entwickelt sich dieser Trend bei $g_d = \{G_{NE}\}$ sichtbar langsamer. Auf den Zustandsaufnahmen der Gewinnverteilungen kann man jedoch sehen, wie sich bei extremeren Gewichtungsvverteilungen die punktärmeren Agenten mehr über die Population verstreut haben und es dabei weniger starke Unterschiede zwischen punktärmeren und punktreicheren Agenten gibt. In der Welt mit identisch gewichteten Memen bilden sich eher sehr deutliche Abgrenzungen zwischen punktarmen und punktreichen Agenten heraus.

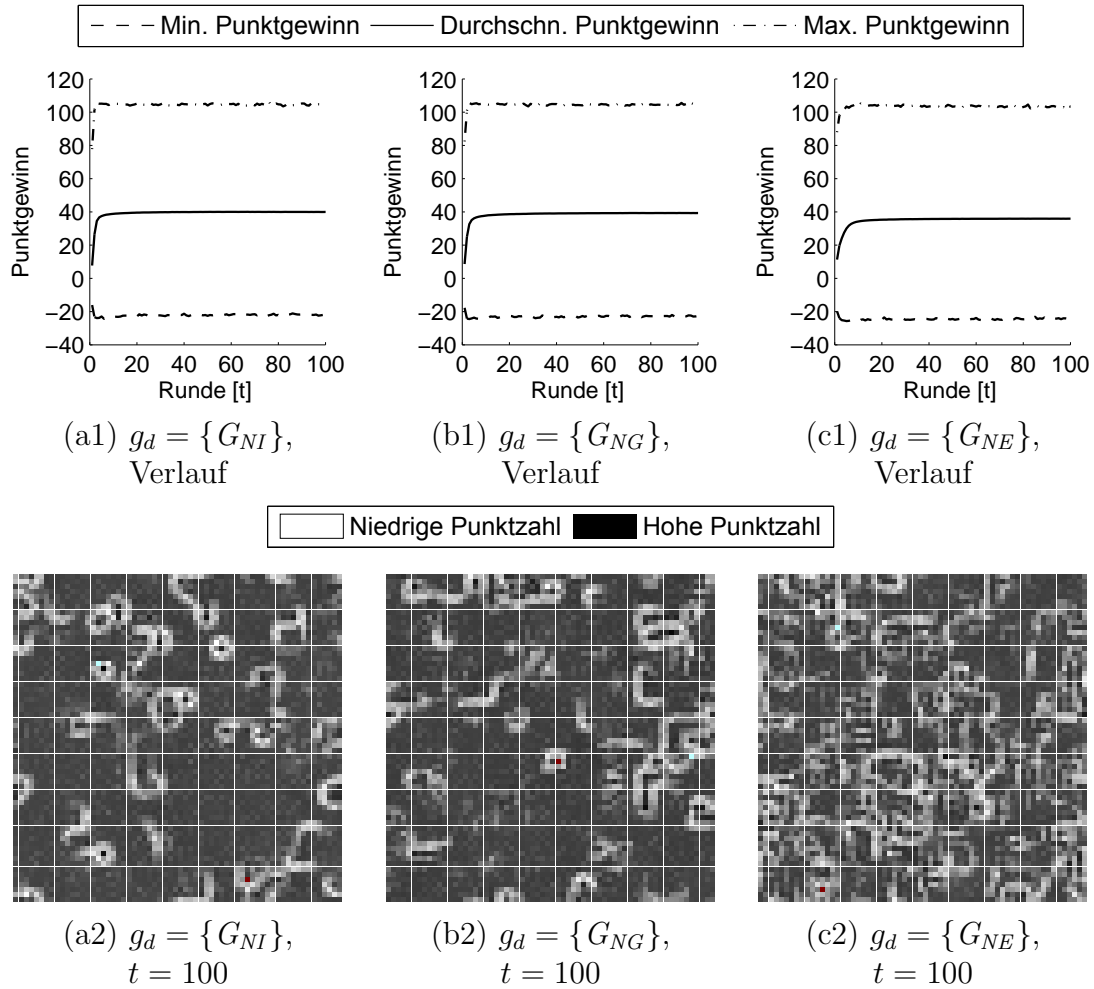


Abbildung 4.15: Vergleich der Gewinnverteilungen aller Agenten pro Runde eines typischen Durchlaufs als Verlauf und summiert als Zustandsaufnahme bei $t = 100$, bei Variation der Gewichtungsvverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

Auf die Memausprägungen der Agenten als Zustandsaufnahme blickend (Abbildung 4.16), lässt sich bei identischen Mem-Gewichtungen eine schnellere Entwicklung zur Homogenisierung hin feststellen: Kleinere Bereiche passen sich größeren an, wobei teilweise eine wechselseitige Beeinflussung stattfindet. Bei extremeren Mem-Gewichtungen werden kleinere Cluster nur sehr langsam mit anderen vermischt.

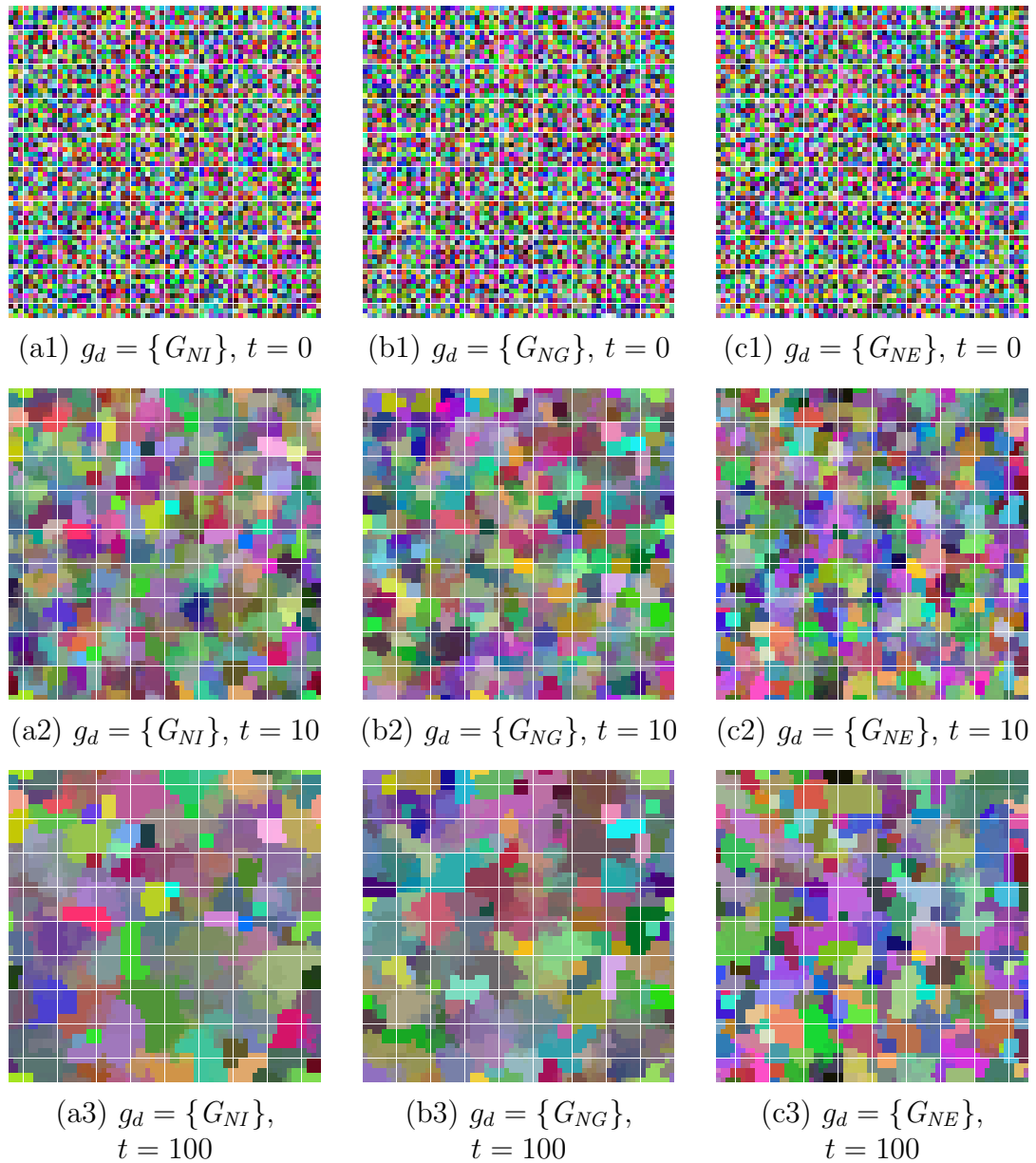


Abbildung 4.16: Vergleich der Zustandsaufnahmen der Welt eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Gewichtungsverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

Die Vergleiche der Häufigkeitsverteilungen der Memausprägungen in Abbildung 4.17 zeigen, dass bei den identischen und einfach gewichteten Mem-Gewichtungen sich die Ausprägungen der Meme schneller den Mittelwerten annähern. Bei den extremen Mem-Gewichtungen stagniert diese Annäherung, sodass nach 100 Runden nur noch sehr kleine Veränderungen gegenüber nach zehn Runden sichtbar sind.

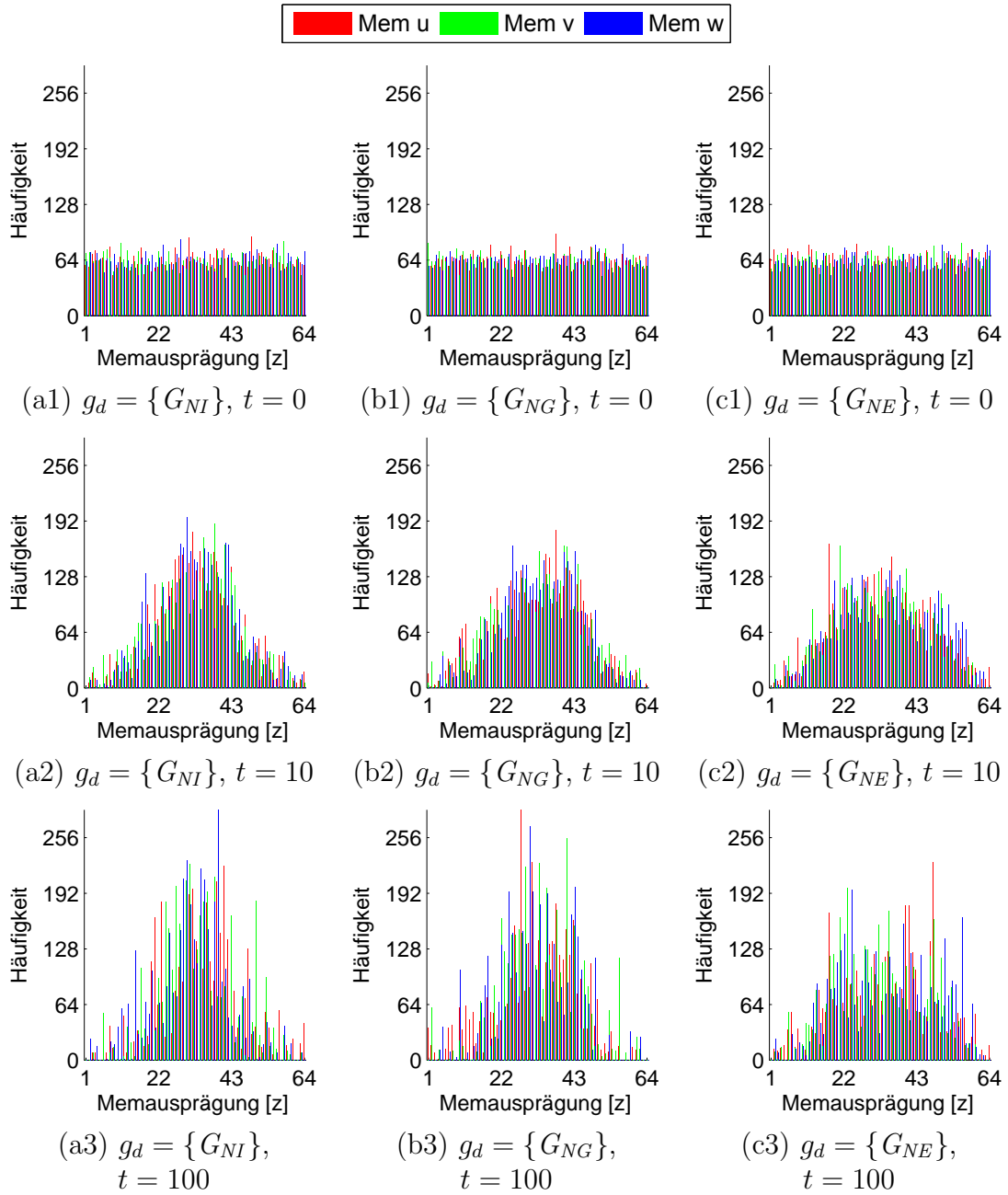


Abbildung 4.17: Vergleich der Memdiversitäten der Agenten eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Gewichtungsverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

4.2.4 Variation der Nachbarschaftsbeziehung

Wie in der Modellierung vorgegeben, sind Anzahl der Aufgaben und deren Größen abhängig von der Größe einer Nachbarschaft $|h|$ und damit von der Nachbarschaftsbeziehung h selbst. Bei der Variation der Nachbarschaftsbeziehung wird damit also die Aufgabenverteilung direkt beeinflusst, weshalb die Aufgabenlösung der jeweiligen Parameterbelegungen nicht vergleichbar sind.

Altruismus-Schwelle: $q = 4$

Die Adaption der Meme und damit die Memausbreitung stagniert bei allen untersuchten Nachbarschaftsbeziehungen nach 20 Runden in einer zur Polarisierung neigenden Welt (siehe Abbildung 4.18). Bei der Von-Neumann-Beziehung sind jedoch auch in den ersten Runden bereits relativ kleine Adaptionraten zu verzeichnen, während die Erweiterte-Beziehung größere Adaptionraten liefert. Die durchschnittliche Standardabweichung der Diversität der Meme pendelt sich bei allen Belegungen für h ebenfalls nach ungefähr 20 Runden auf einen stabilen Wert ein. Für die Erweiterte-Nachbarschaft stellt sich jedoch ein signifikant niedrigerer Wert ein als für die Von-Neumann-Nachbarschaft – die Meme haben sich also signifikant stärker vermischt. Gegenüber der Moore-Nachbarschaft ist eine geringere (Von-Neumann-Nachbarschaft) bzw stärkere (Erweiterte-Nachbarschaft) Vermischung wahrscheinlich aber nicht signifikant.

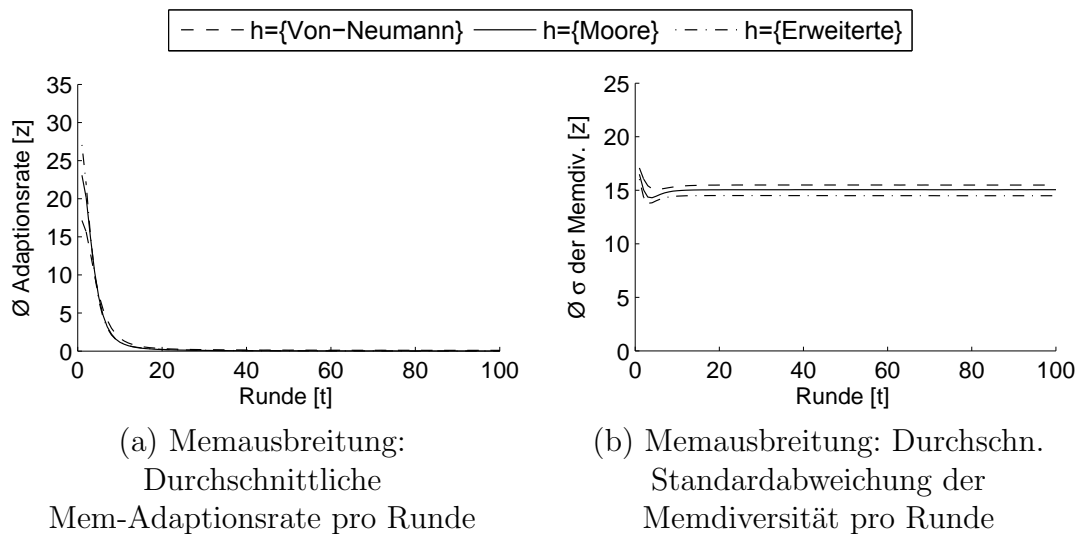


Abbildung 4.18: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Nachbarschaftsbeziehung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

Bereits nach zehn Runden stellen sich bei allen Simulationsdurchläufen der varrierten Nachbarschaftsbeziehungen deutlich sichtbare Cluster heraus. Die Zustandsaufnahmen der Memausprägungen in Abbildung 4.19 machen dabei deutlich, dass die Cluster in den überwiegenden Fällen dem Umfang und auch der Gestalt der jeweiligen Nachbarschaft entsprechen: Es sind nur wenige Cluster deutlich

größer. Im weiteren Verlauf der Simulationen ändern sich diese Cluster nur noch vereinzelt, sodass nach 100 Runden ähnliche Zustandsaufnahmen festzustellen sind.

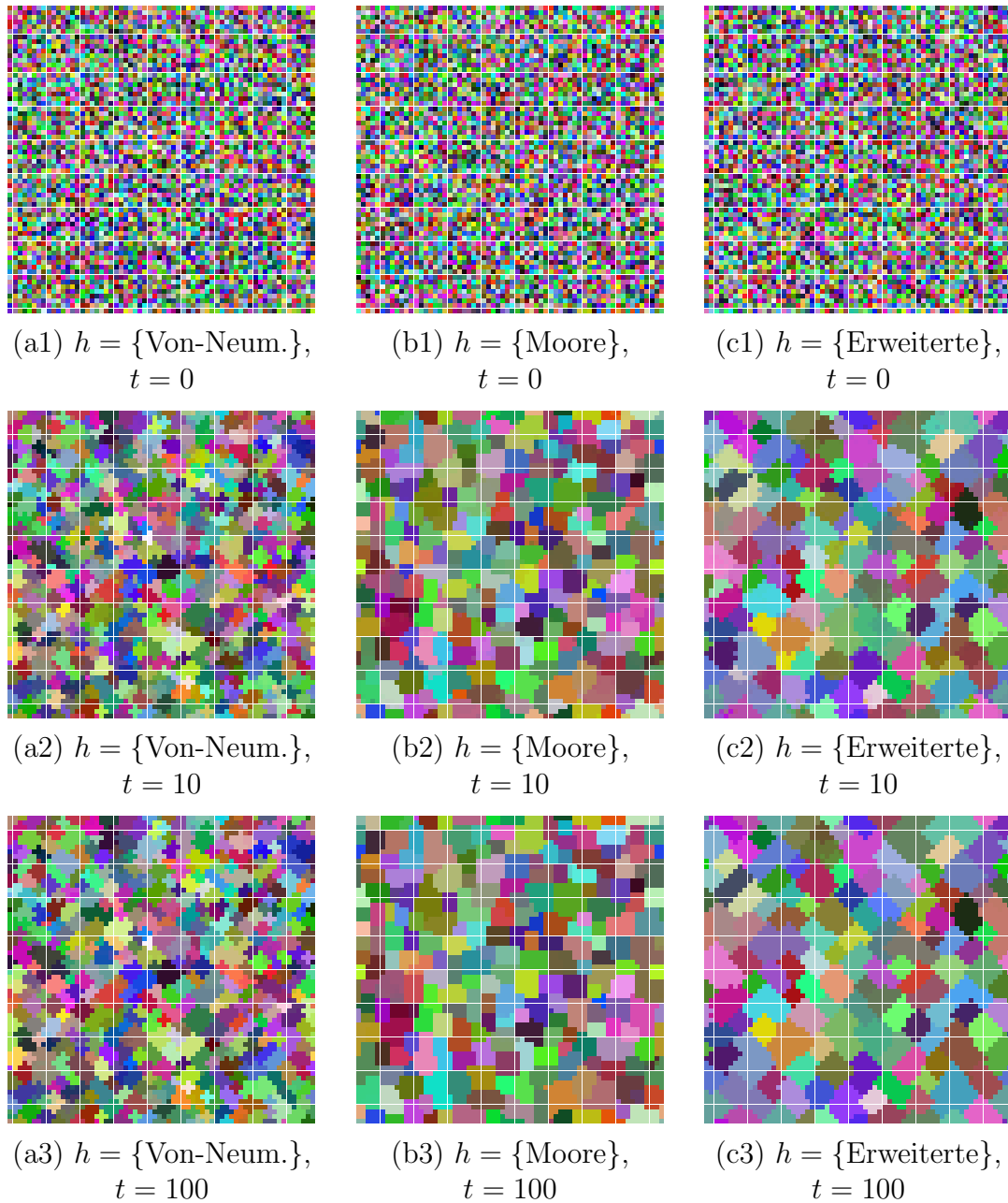


Abbildung 4.19: Vergleich der Zustandsaufnahmen der Welt eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Nachbarschaftsbeziehung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

Beim Vergleich der Memdiversitäten in Abbildung 4.20 lässt sich der Unterschied bei der Memvielfalt zwischen der Von-Neumann-Nachbarschaft und der Erweiterte[n]-Nachbarschaft wiederfinden: je größer die Nachbarschaft, desto we-

niger extreme und mehr mittlere Ausprägungen sind vorhanden. Weiterhin wird mit den Häufigkeitsverteilungen deutlich, dass bereits nach zehn Runden bei jedem Szenario eine Verteilung vorliegt, welche sich auch im weiteren Verlauf der Simulationen kaum ändert.

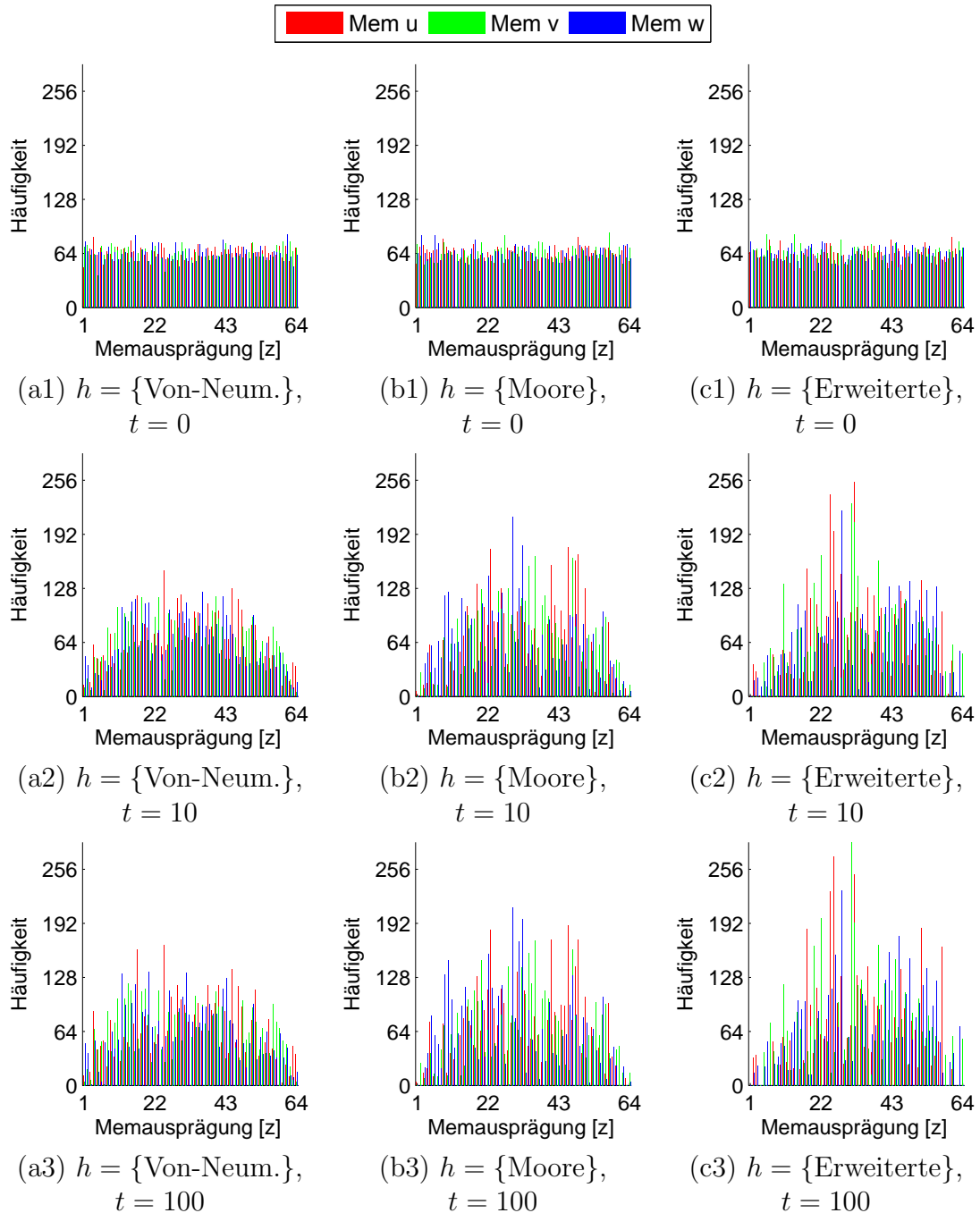


Abbildung 4.20: Vergleich der Memdiversitäten der Agenten eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Nachbarschaftsbeziehung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

Altruismus-Schwelle: $q = 16$

In der zur Globalisierung neigenden Welt wirken sich die unterschiedlichen Belegungen der Nachbarschaftsbeziehung h unterschiedlich stark auf die Ausbreitung der Meme aus. Eine Präsentation der Verläufe ist in Abbildung 4.21 zu finden. Die Adaptionsrate der Meme ist bei der Erweiterte[n]-Nachbarschaft signifikant höher als bei der Von-Neumann-Nachbarschaft und wahrscheinlich auch höher als bei der Moore-Nachbarschaft. Die Meme breiten sich damit bei größeren Nachbarschaften schneller über die ganze Welt aus. Die durchschnittliche Standardabweichung der Memdiversität unterstreicht diesen Trend: Die Vielfalt der Meme nimmt bei der Erweiterte[n]-Nachbarschaft signifikant schneller ab als bei der Moore-Nachbarschaft. Die Moore-Nachbarschaft bedeutet wiederum eine signifikant stärkere Abnahme der Vielfalt als die Von-Neumann-Nachbarschaft.

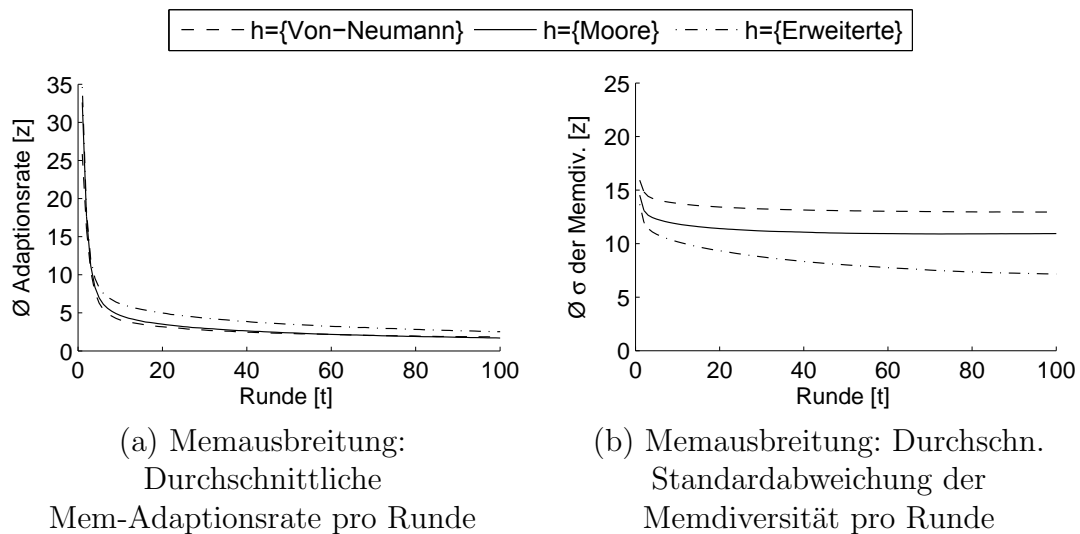


Abbildung 4.21: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Nachbarschaftsbeziehung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

Beim Betrachten der Zustandsaufnahmen der Welt in Abbildung 4.22 wird deutlich, weshalb die Adaptionsrate höher und die Memvielfalt geringer ist bei größeren Nachbarschaften: die Welt mit der Von-Neumann-Nachbarschaft bildet zunächst zahlenmäßig deutlich mehr Cluster als die Erweiterte-Nachbarschaft. Diese kleineren Cluster schließen sich nur langsam mit anderen zusammen und sorgen damit für die deutlich langsamere Memausbreitung. Nach 100 Runden sind in der Welt mit der Von-Neumann-Nachbarschaft noch viele unveränderte Cluster zu beobachten, während bei der Erweiterte[n]-Nachbarschaft nur vereinzelte kleine Cluster, in der ansonsten aus immer ähnlicher werdenden Agenten bestehenden Welt zu finden sind.

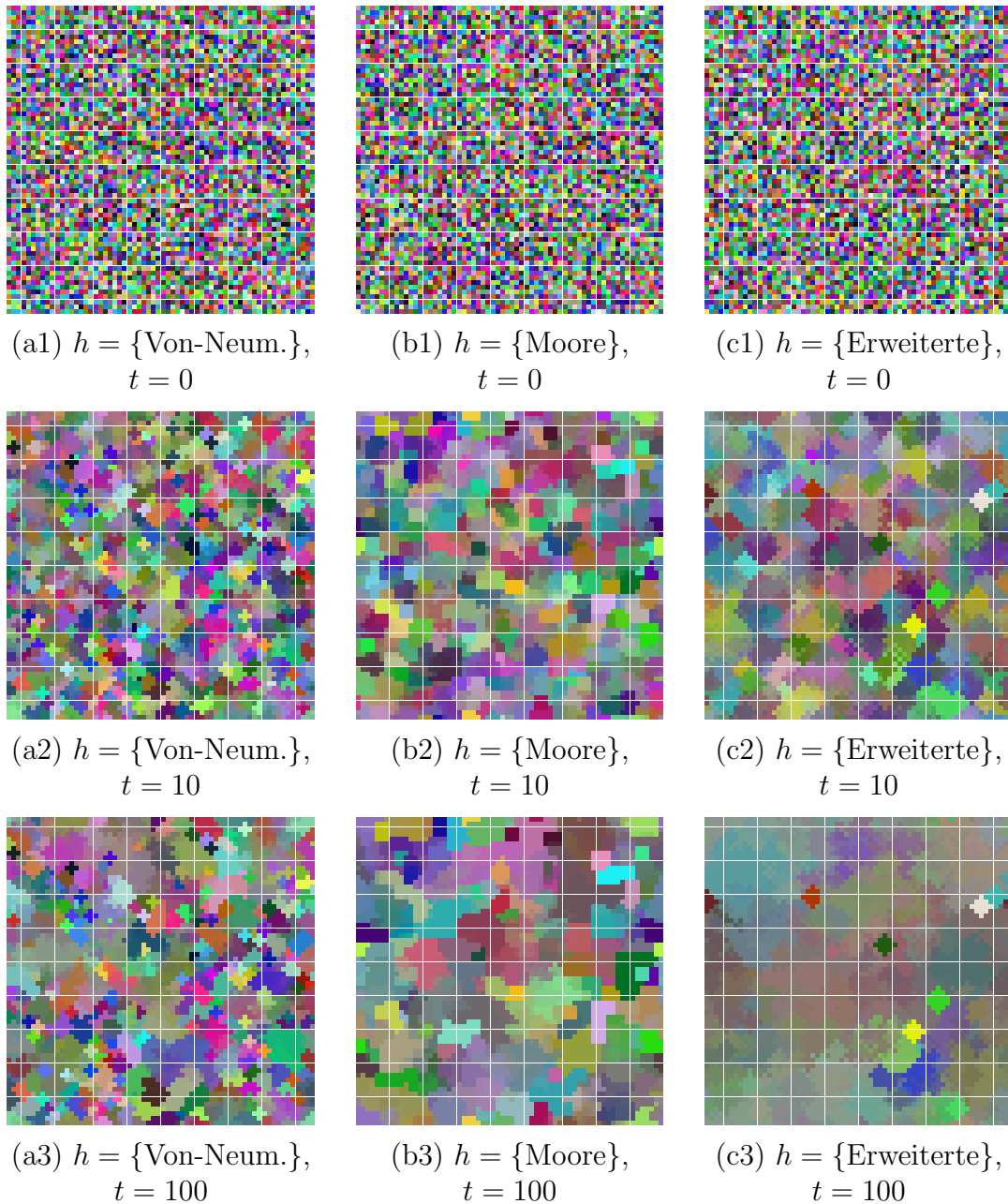


Abbildung 4.22: Vergleich der Zustandsaufnahmen der Welt eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Nachbarschaftsbeziehung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

Mit dem Vergleich der Memdiversitäten aus Abbildung 4.23 lassen sich die Unterschiede sehr deutlich herausstellen: eine größere Nachbarschaft führt zu einer beträchtlichen Verringerung der Memvielfalt. Die Häufigkeitsverteilungen bei der Von-Neumann-Nachbarschaft lässt im Besonderen erkennen, dass nach einer anfänglichen Vermischung der Memausprägungen, sich weitere Veränderungen nur sehr langsam einstellen.

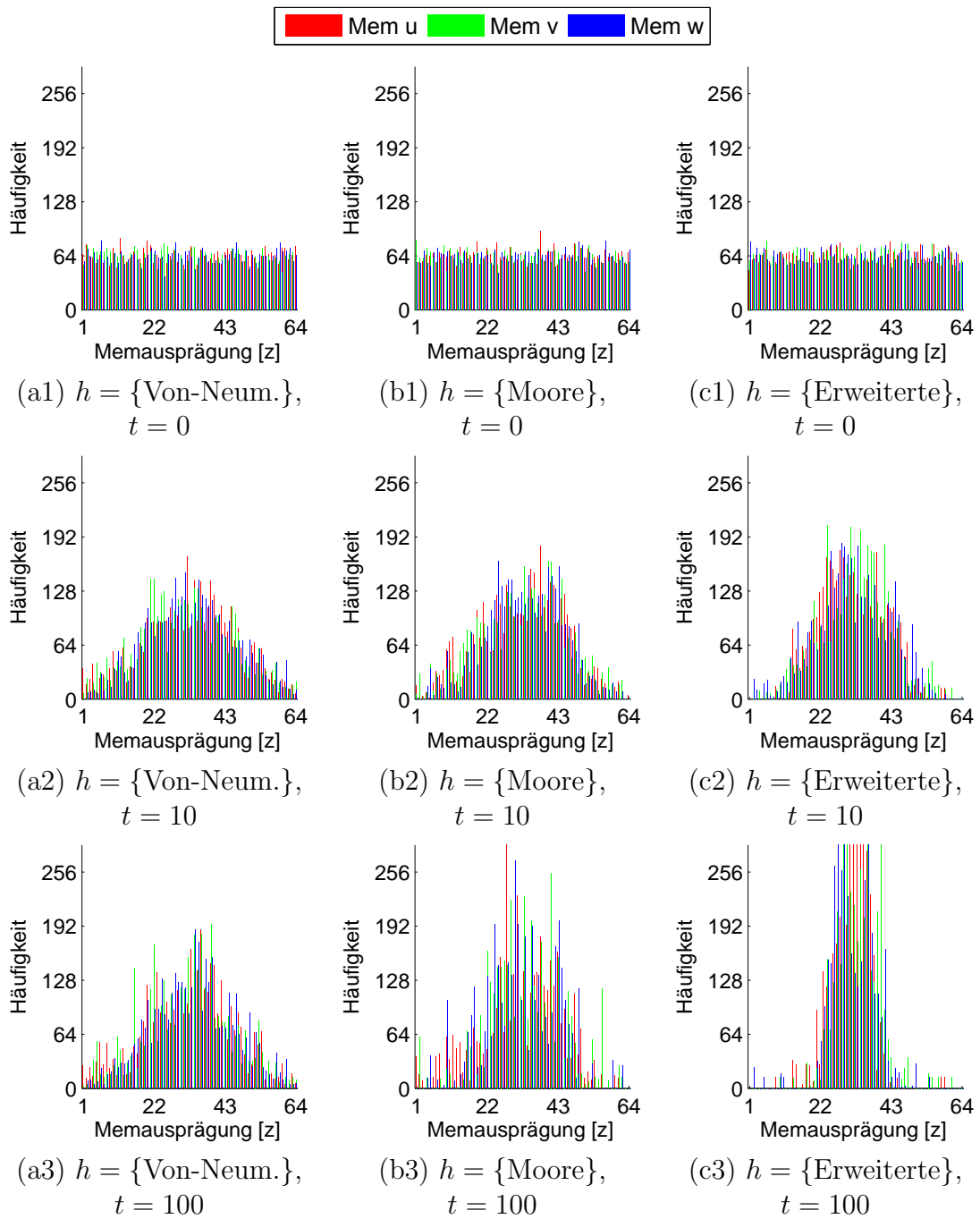


Abbildung 4.23: Vergleich der Memdiversitäten der Agenten eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Nachbarschaftsbeziehung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

4.2.5 Variation der Populationsgröße

Altruismus-Schwelle: $q = 4$

Die Größe der Population hat auf die Quote der erfüllten Jobs, wie auch auf die Adaption der Meme keine Auswirkung, bei der zu einer Polarisierung neigenden Welt. Die Verläufe in Abbildung 4.24 der Aufgabenlösung in Jobquote und durchschnittlichen Punkten sowie der durchschnittlichen Mem-Adaptionsrate sind identisch. Erwartungsgemäß bewirken aber größere Populationen kleinere Schwankungen der Verläufe zwischen den Simulationsdurchläufen. Nach 100 Runden erreichen alle Durchläufe im Mittel eine Jobquote von 72%, jedoch unterscheiden sich die Standardabweichungen für die Belegungen von $k = m \cdot n$ sehr deutlich: für $m = n = 16$ beträgt $\sigma = 1,9$, für $m = n = 64$ ergibt $\sigma = 0,44$ und für $m = n = 256$ zählt $\sigma = 0,12$. Die durchschnittliche Adaptionsrate der Memausbreitung stagniert bei allen Belegungen von $k = m \cdot n$ bereits nach 20 Runden. Beim Szenario mit $m = n = 16$ Agenten wird aber ein stabiler Zustand mit einer signifikant kleineren Memvielfalt als bei $m = n = 64$ und $m = n = 256$ erreicht.

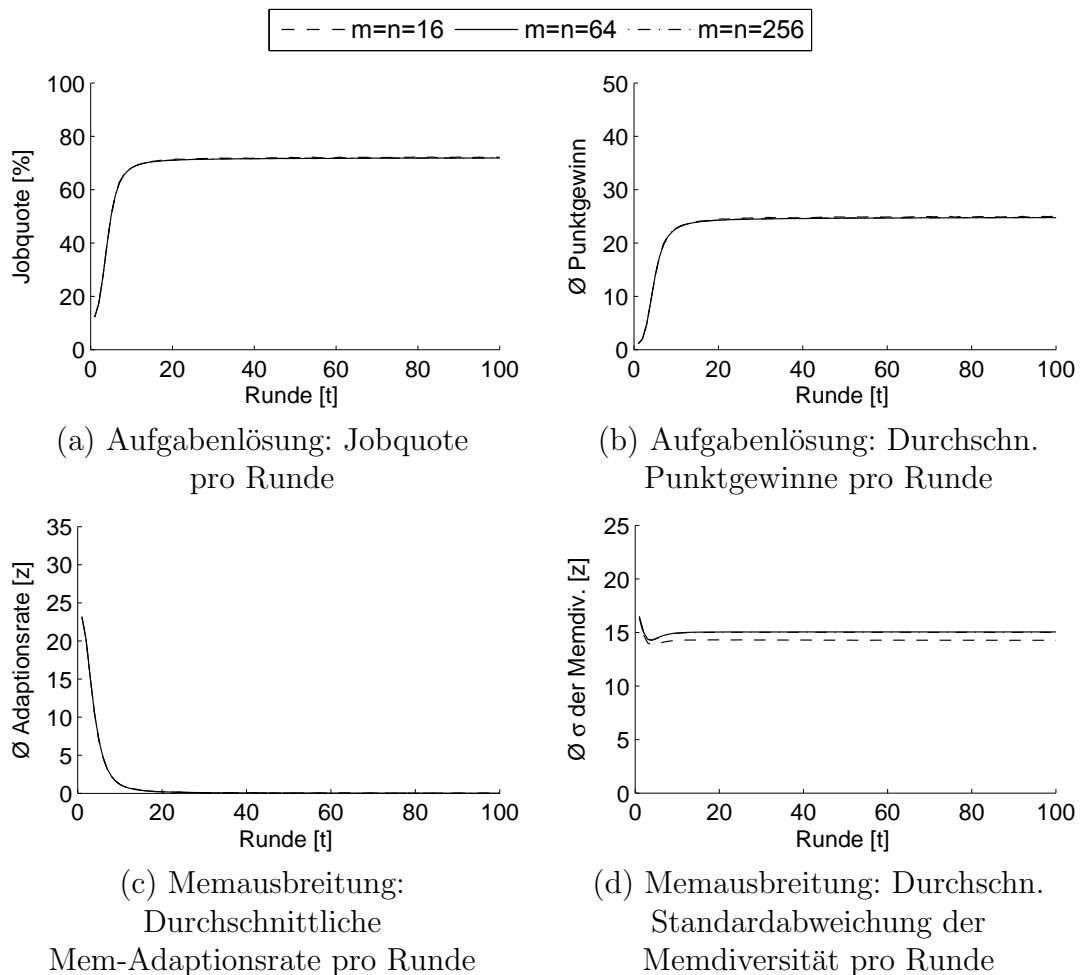


Abbildung 4.24: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

Beim Vergleich der Gewinnverteilungen in Abbildung 4.25 stellt sich heraus, dass die minimalen und maximalen Punktgewinne unterschiedlich verlaufen für die unterschiedlichen Belegungen von $k = m \cdot n$. Die Zustandsaufnahmen liefern dafür eine Erklärung: Die summierten Gewinnverteilungen nach 100 Runden aus der Welt mit $m = n = 16$ sind vergleichbar mit einem Ausschnitt aus der Welt mit $m = n = 64$, welche wiederum ähnlich ist mit einem Ausschnitt aus der Welt mit $m = n = 256$. Damit steigt allein mit Erhöhen der Populationsgröße die statistische Wahrscheinlichkeit, einen Agenten mit einem geringeren bzw. höheren Punktgewinn enthalten zu haben.

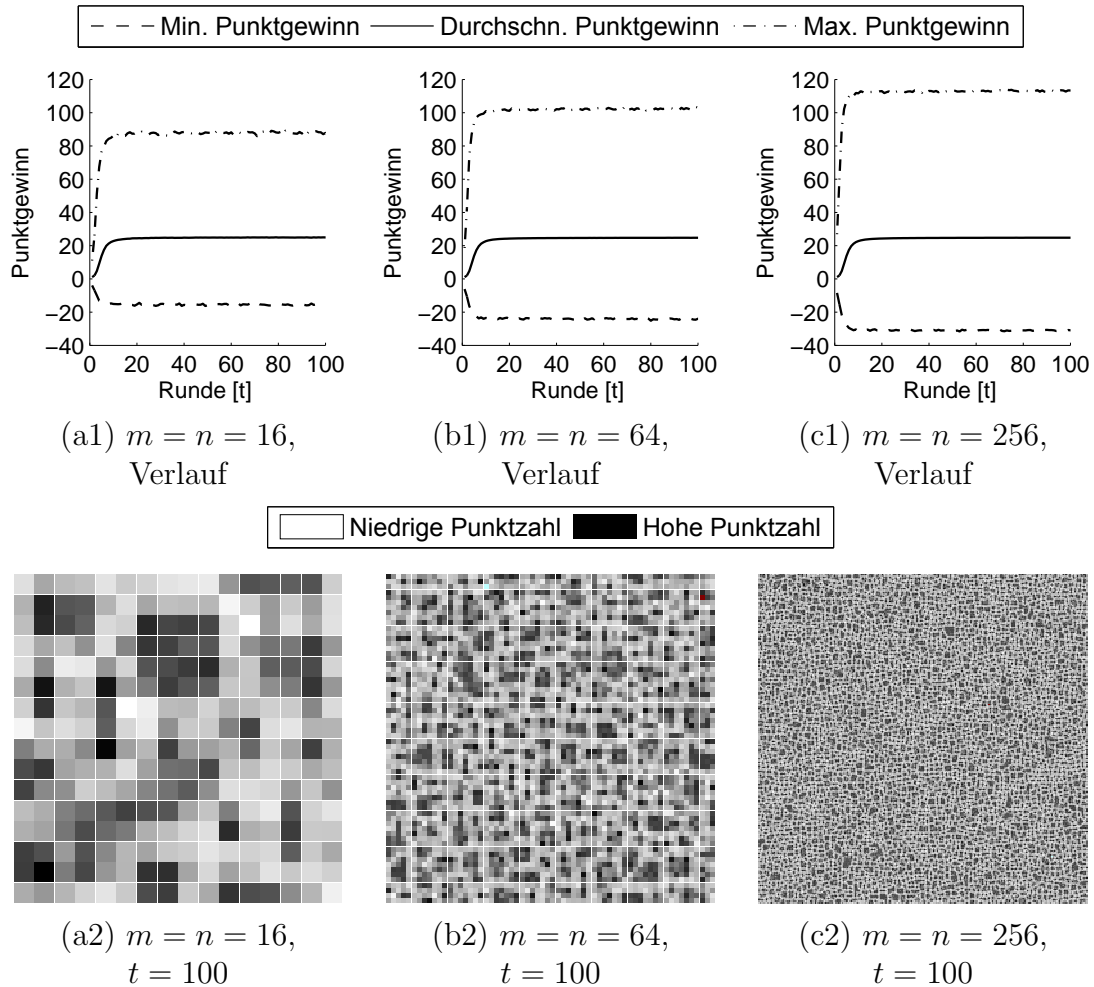


Abbildung 4.25: Vergleich der Gewinnverteilungen aller Agenten pro Runde eines typischen Durchlaufs als Verlauf und summiert als Zustandsaufnahme bei $t = 100$, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

Betrachtet man die Memwerte als Zustandsaufnahme nach 100 Runde wie in Abbildung 4.26, wird deutlich, dass die Cluster in allen Belegungen für $k = m \cdot n$ jeweils eine ähnliche Größe aufweisen; meist nicht mehr als die Größe der Moore-Nachbarschaft. Bei $m = n = 16$ ergibt sich dadurch, dass sich in der (einem Torso entsprechenden) Welt horizontal und vertikal jeweils nur drei bis vier Cluster

abwecheln. Bei drei Clustern bedeutet dies, dass der linke Nachbar-Cluster bereits vom rechten Nachbar-Cluster beeinflusst werden kann. Einzelne Meme können sich so relativ einfach über die gesamte Welt ausbreiten – bei größeren Populationen ist dies entsprechend schwieriger. Darüber hinaus zeigen aber die Zustandsaufnahmen, dass Cluster, die in den ersten zehn Runden entstanden sind, sich nicht mehr wesentlich ändern – unabhängig von der Populationsgröße.

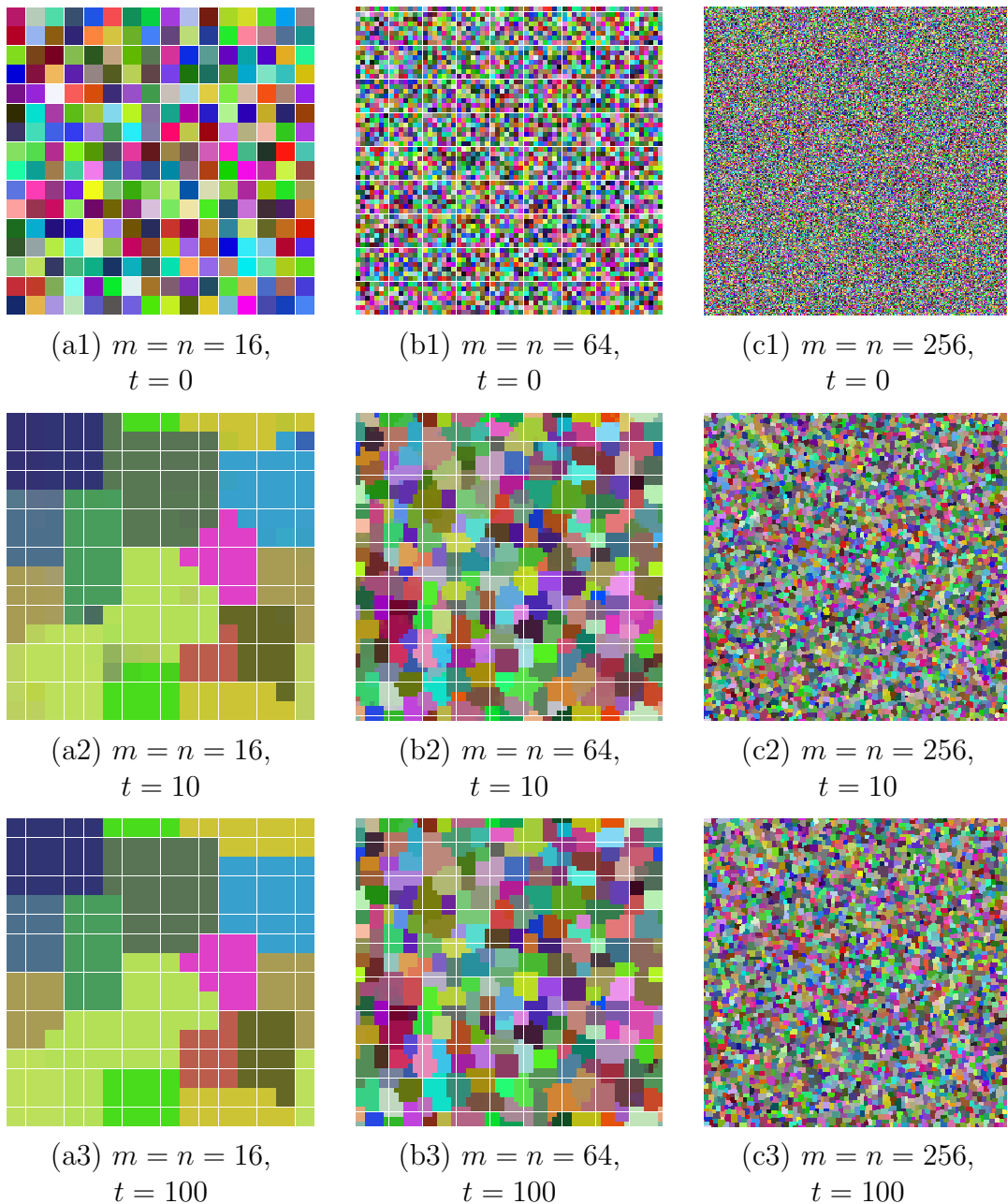


Abbildung 4.26: Vergleich der Zustandsaufnahmen der Welt eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

In der Häufigkeitsverteilungen der Memausprägungen – dargestellt in Abbildung 4.27 zeigt sich ein glättender Effekt bei größeren Populationen. Obwohl die Standardabweichungen der Memdiversitäten für $m = n = 64$ und $m = n = 256$ ähnlich sind, lassen sich bei der Belegung $m = n = 64$ stärkere Peaks beobachten. Bei kleinen Populationen mit $m = n = 16$ gibt es viele Memwerte, die zeitweise gar nicht vertreten sind, während einige andere sehr häufig vorkommen. Vergleicht man dies mit der Zustandsaufnahme der Memwerte, fällt auf, dass mit der geringen Anzahl unterschiedlicher Cluster, die jeweils Agenten mit identischen Memwerten enthalten, auch nur eine geringe Menge verschiedener Memwerte im Spektrum der Memausprägungen belegt sein können.

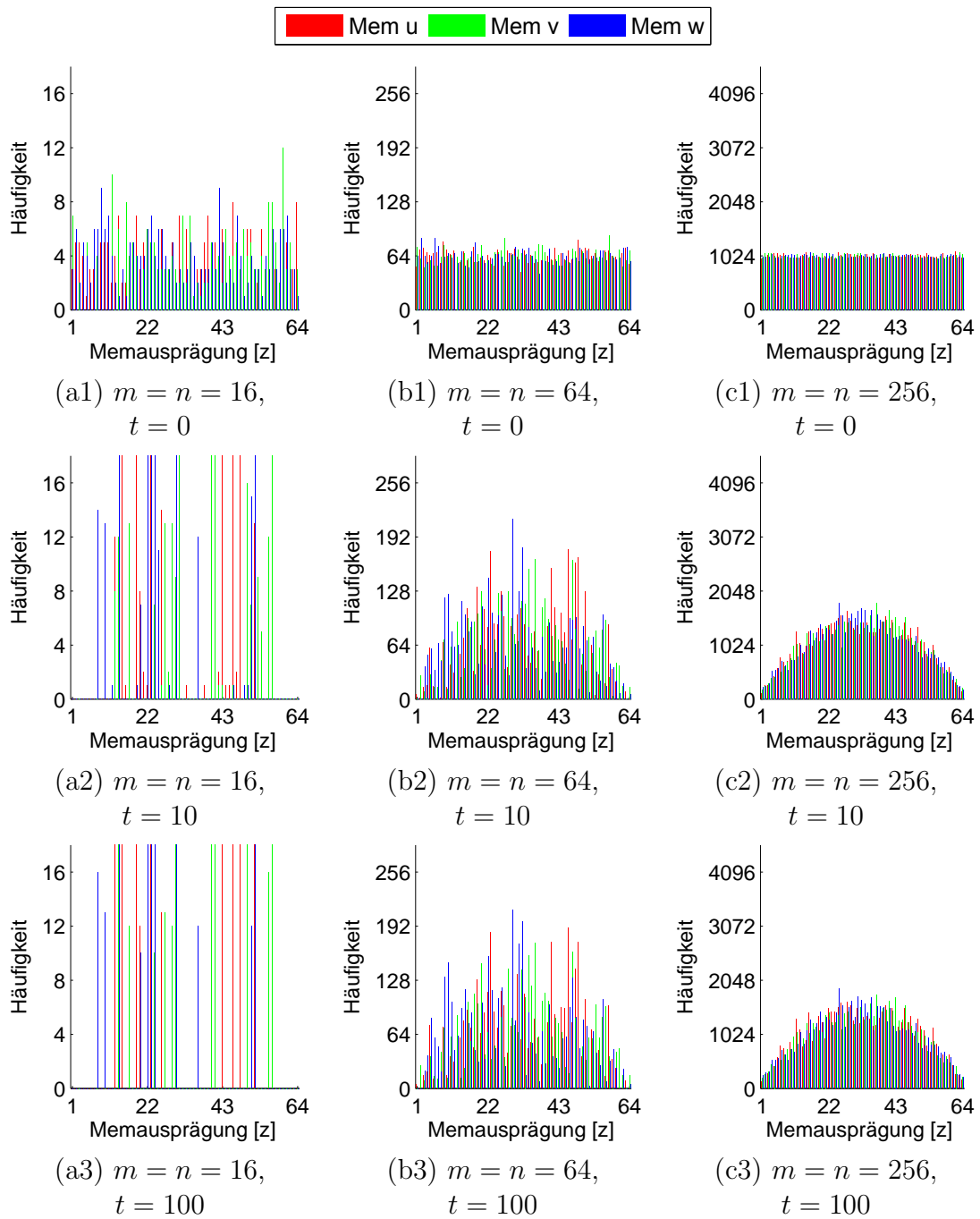


Abbildung 4.27: Vergleich der Memdiversitäten der Agenten eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

Altruismus-Schwelle: $q = 16$

Die Verläufe der Aufgabenlösung in der zur Globalisierung neigenden Welt bei Variation der Populationsgröße, sind nahezu identisch, wie Abbildung 4.28 präsentiert. Bei der Memausbreitung liegen ebenfalls die Verläufe der durchschnittlichen Adaptionrate der Meme bei allen Belegungen für $k = m \cdot n$ übereinander. Die durchschnittliche Standardabweichung der Memdiversität jedoch, fällt signifikant stärker ab. Wie auch bei der zur Polarisierung neigenden Welt, sind die Verläufe bei größeren Populationen weniger verrauscht: die Standardabweichungen über alle Durchläufe der jeweiligen Szenarien werden bei größeren Populationen deutlich kleiner (vgl. Anhang C).

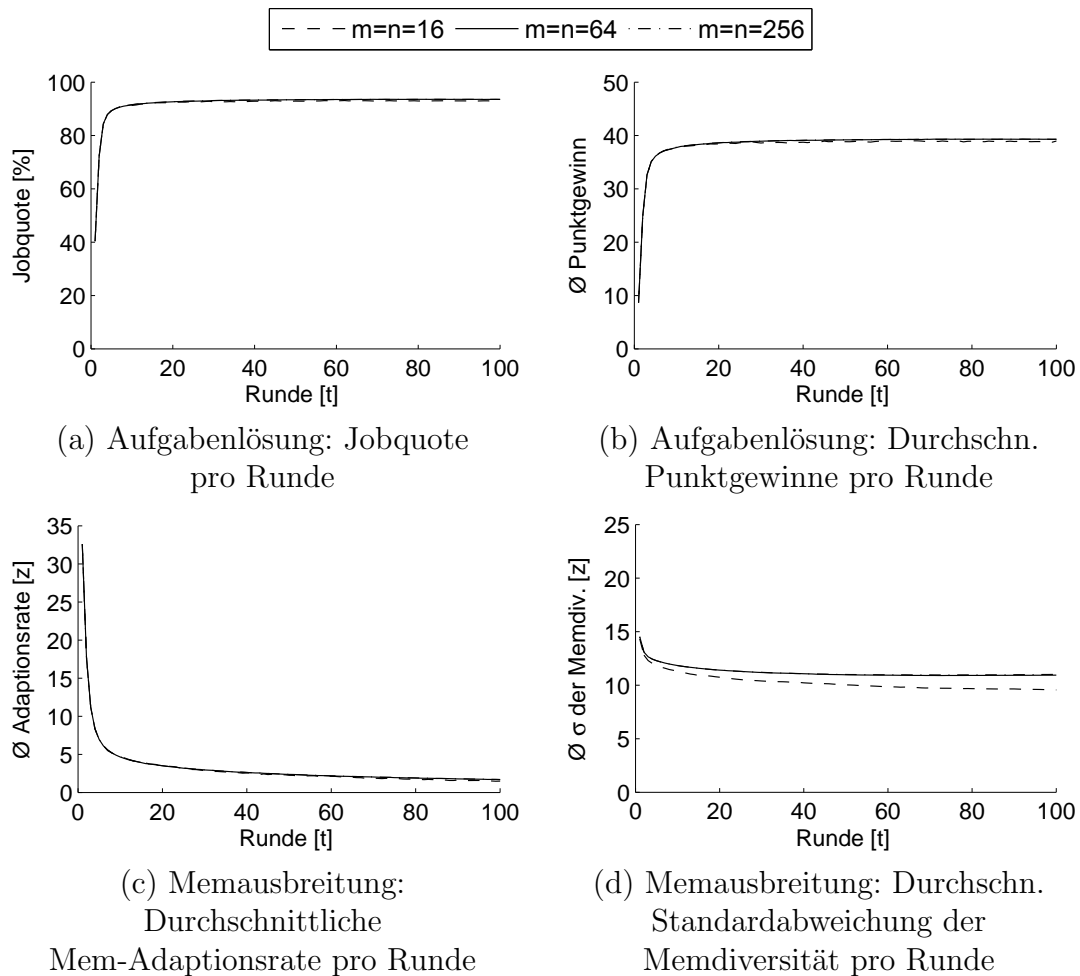


Abbildung 4.28: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

Aus den Vergleichen der Gewinnverteilungen in Abbildung 4.29 lässt sich entnehmen, dass minimaler und maximaler Punkterfolg bei größeren Populationen extremer ausgeprägt sind. Wieder weisen die Zustandsaufnahmen der Gewinnverteilungen darauf hin, dass die Welten mit kleineren Belegungen für $k = m \cdot n$ jeweils ähnlich sind mit Ausschnitten der größeren Welten. Besonders bemerkenswert ist

dabei, dass die vereinzelt Ketten von punktarmen Agenten, welche bei der Belegung $m = n = 64$ vorkommen, in der Welt mit der Belegung $m = n = 256$ als regelmäßige Muster zu beobachten sind.

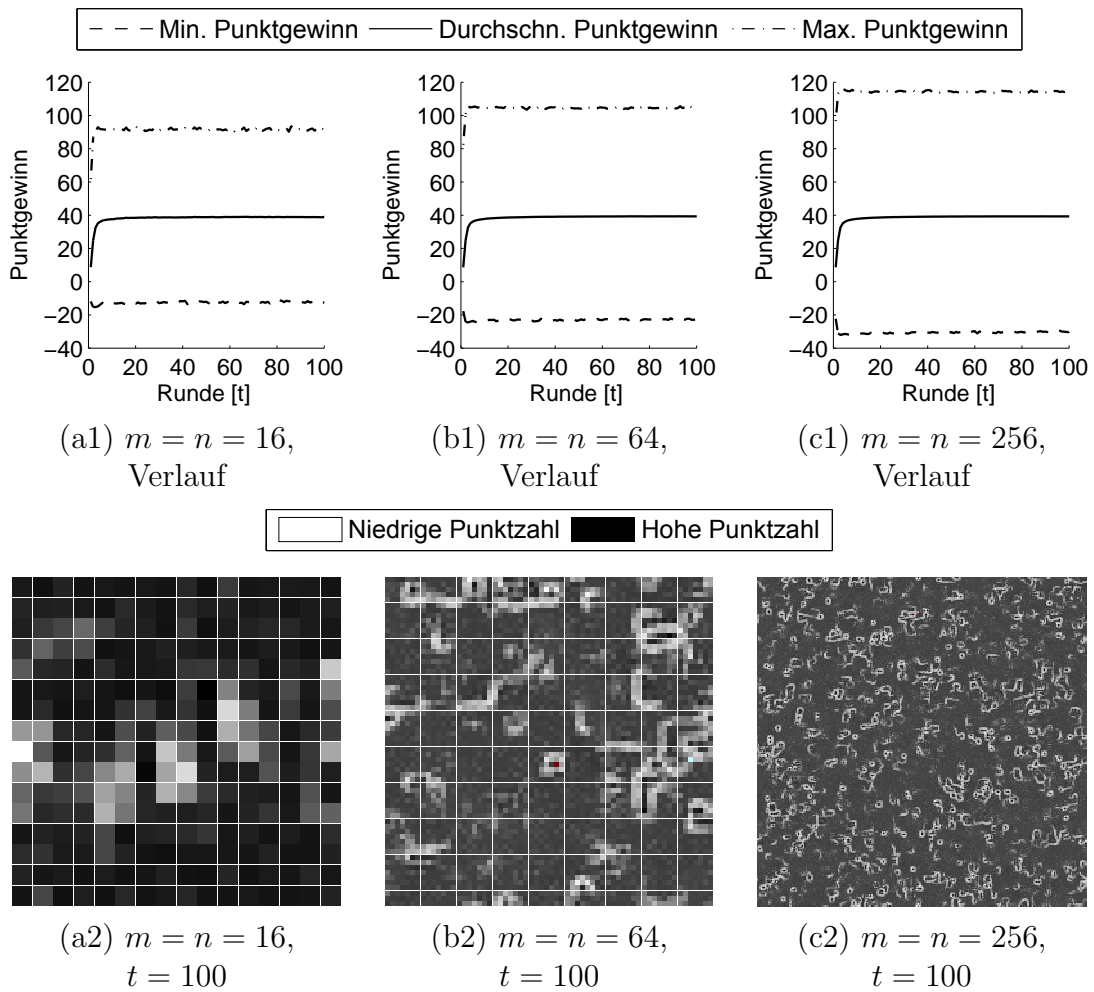


Abbildung 4.29: Vergleich der Gewinnverteilungen aller Agenten pro Runde eines typischen Durchlaufs als Verlauf und summiert als Zustandsaufnahme bei $t = 100$, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

Mit den Zustandsaufnahmen in Abbildung 4.30 lässt sich feststellen, dass die kleineren Populationen im visuellen Vergleich deutlich schneller ähnlich werdende Agenten beinhalten. Durch die Torso-Eigenschaft findet bei $m = n = 16$ eine starke Vermischung der Meme statt, sodass Cluster mit identischen Agenten von mehreren Seiten von ähnlichen Memwerten beeinflusst werden. Wie schon im Szenario mit kleiner Altruismus-Schwelle, ist der Einfluss eines einzelnen Agenten bzw. eines zunächst entstandenen Clusters sehr groß. Welten mit größerer Population führen zu einer immer langsameren Vermischung: bei $m = n = 64$, da ein Einfluss eines Agenten bzw. Clusters bereits relativ gering ist und bei $m = n = 256$, da zusätzlich zunächst sehr viele unterschiedliche Cluster entstehen.

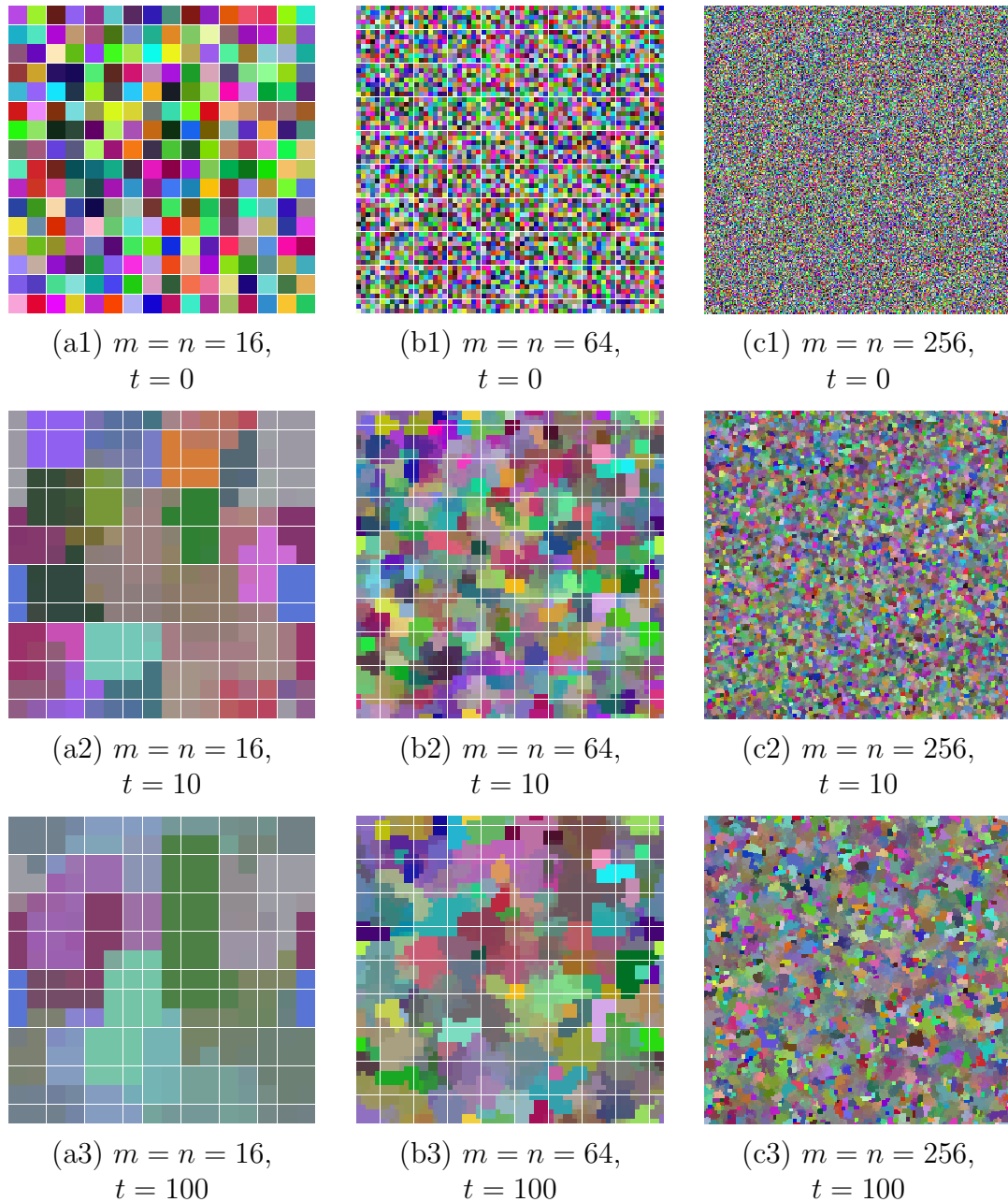


Abbildung 4.30: Vergleich der Zustandsaufnahmen der Welt eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

Die Häufigkeitsverteilungen der Memausprägungen in der Abbildung 4.31 zeigen (wie auch bei $q = 4$) weniger starke Peaks bei größeren Populationen. Die Welten mit $m = n = 64$ und $m = n = 256$ zeigen ein ähnliches Profil, jedoch deutlich glatter bei $m = n = 256$. Bei $m = n = 16$ lässt sich jedoch feststellen, dass bereits nach zehn Runden bei keinem Agenten mehr extreme Ausprägungen aus dem Memspektrum vorkommen. Nach 100 Runden gibt es bei jedem Mem nur

noch wenige Ausprägungen, die in der Welt vorkommen, diese dafür aber sehr oft. Die zuvor betrachtete Zustandsaufnahme der Memwerte verweist dabei wieder auf die geringe Menge verschiedener Cluster.

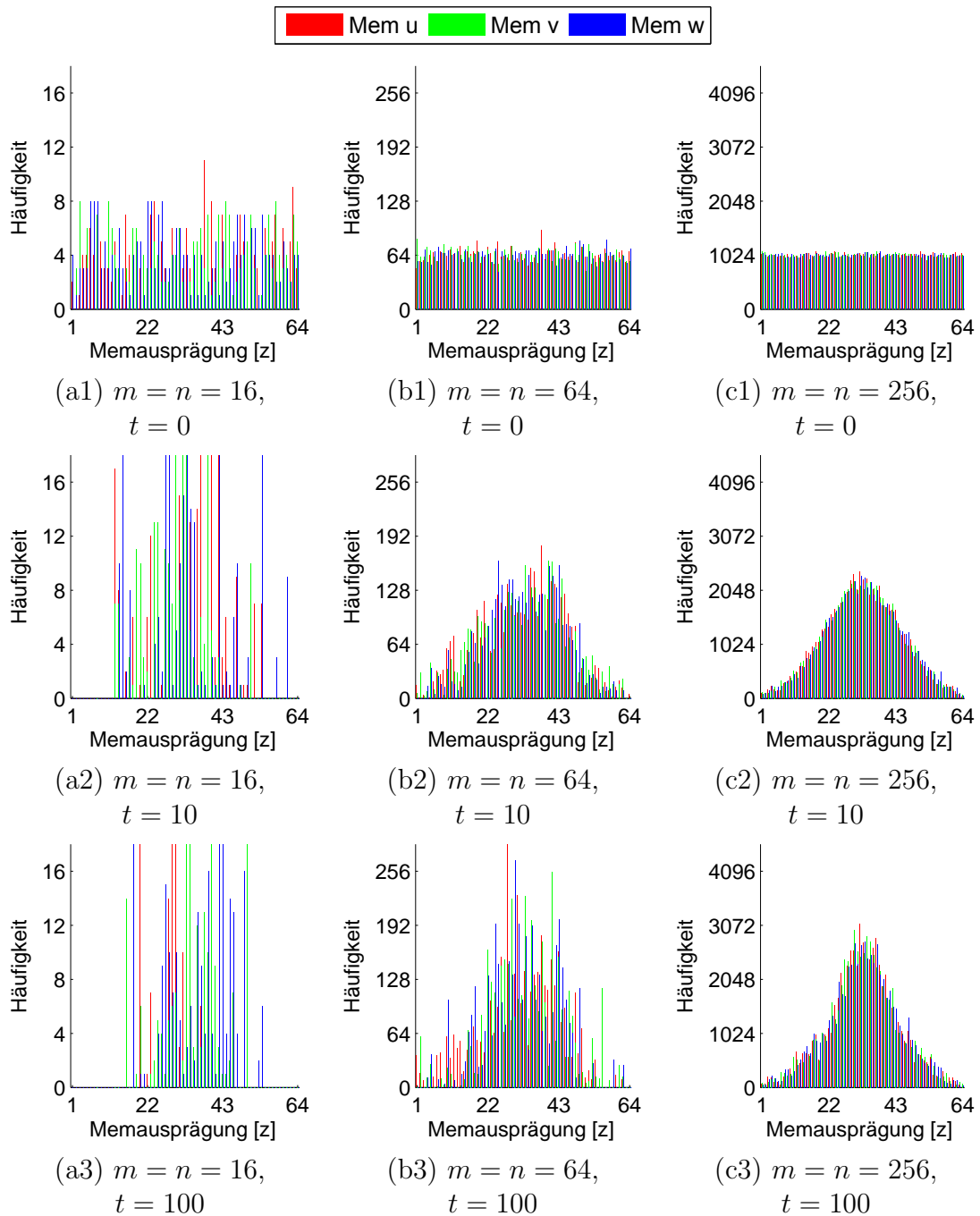


Abbildung 4.31: Vergleich der Memdiversitäten der Agenten eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

4.2.6 Variation der Spektrumgröße der Memausprägungen

In der theoretischen Analyse konnte gezeigt werden, nach wie vielen Runden eine kleine Nachbarschaft auf eine Memkonstellation konvergiert. Die Konvergenz ist damit unter anderem abhängig von den Distanzen der Meme zwischen den Agenten. Wird nun diese Distanz verkleinert oder vergrößert, ändert sich auch die Anzahl der Runden, bis die Meme identisch sind. Da mit Variation der Spektrumgröße der Memausprägungen z die Memdistanzen verändert werden, wird auch die Ausbreitung der Meme direkt beeinflusst und ist deshalb nicht vergleichbar.

Zusätzlich ist auch die Altruismus-Schwelle q direkt abhängig von z , weshalb auch q relativ zu z bei der Variation kleiner oder größer sein muss. In Tabelle 4.9 sind die Werte von q relativ zu z eingetragen, welche bei der Variation von z parallel variiert wurden – links für die zur Polarisierung neigenden Welt und rechts für die zur Globalisierung tendierenden Welt.

Altruismus-Schwelle: $q = \frac{4}{64}z$

In der Welt mit niedriger Altruismus-Schwelle hat die Variation von z nahezu keinen Einfluss auf die Aufgabenerfüllung (siehe Abbildung 4.32). Die Jobquote pro Runde ist für alle Belegungen von z identisch, sobald sich jeweils ein stabiler Zustand eingestellt hat. Ein Unterschied ist nur in geringem Maße in den ersten Runden sichtbar: bei kleineren z wird der stabile Zustand wahrscheinlich aber nicht signifikant schneller erreicht. Die durchschnittlichen Punktgewinne sind ebenfalls für alle Belegungen von z identisch, nachdem der stabile Zustand erreicht wurde. Bei kleineren z wird dieser wahrscheinlich etwas schneller erreicht.

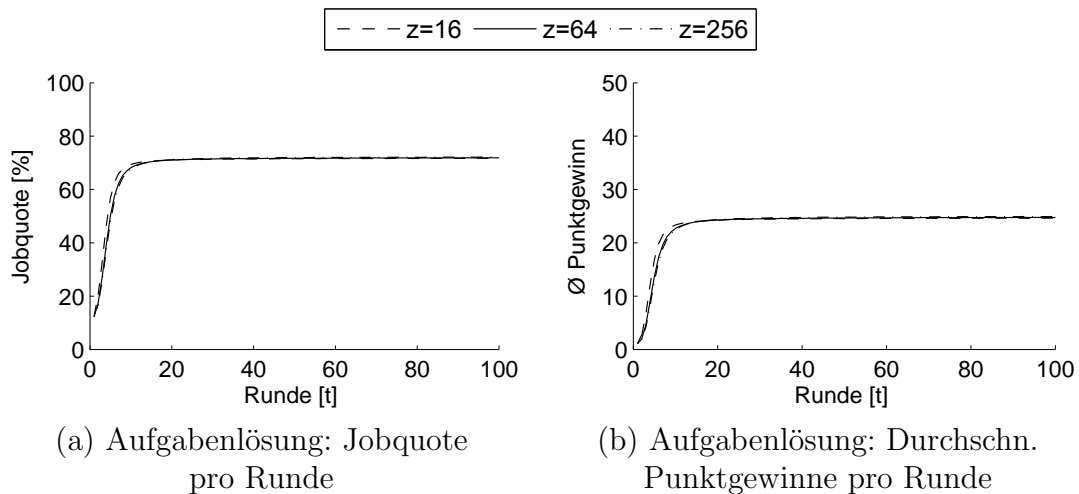


Abbildung 4.32: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{4}{64}z$

Tabelle 4.9: Werte der Altruismus-Schwelle q relativ zu verschiedenen Spektrumrößen der Memausprägungen z

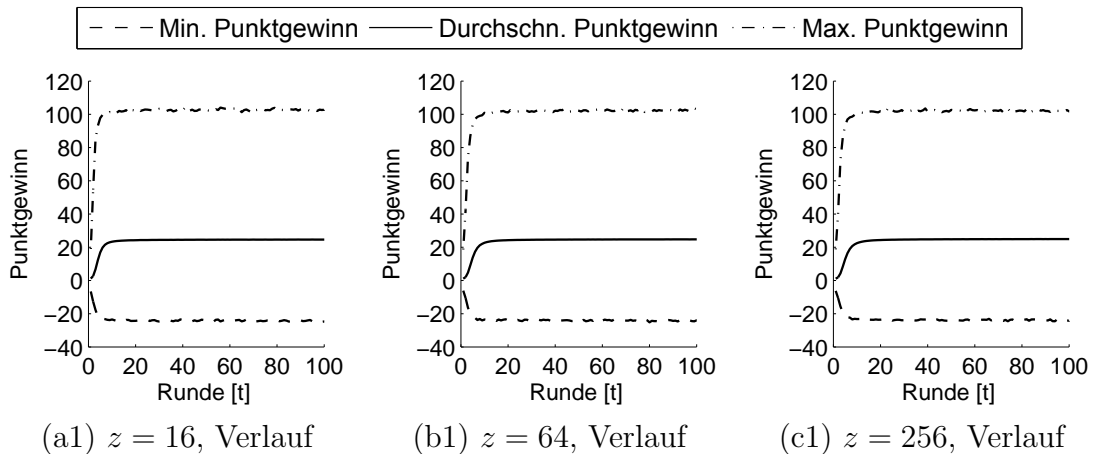
z	16	64	256
q	1	4	16

(a) zur Polarisierung führend

z	16	64	256
q	4	16	64

(b) zur Globalisierung führend

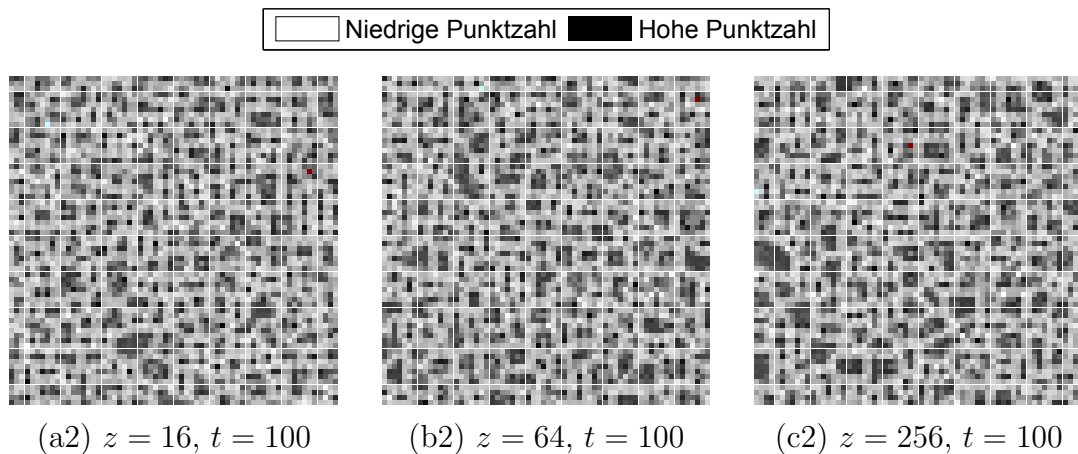
Die Gewinnverteilungen, vergleichend in Abbildung 4.33 dargestellt, unterstreichen, dass die Spektrumgröße der Memausprägungen keinen signifikanten Einfluss hat: minimale, durchschnittliche und maximale Punktgewinne liegen jeweils auf dem selben Niveau. Die Zustandsaufnahmen zeigen sehr ähnliche Gewinnverteilungen für alle Belegungen von z . Die Inseln mit punktreicheren Agenten sind annähernd gleich groß und unterscheiden sich auch in der Intensität nicht wesentlich: Für alle Belegungen der Spektrumgröße der Memausprägungen liegen ähnliche Cluster vor.



(a1) $z = 16$, Verlauf

(b1) $z = 64$, Verlauf

(c1) $z = 256$, Verlauf



(a2) $z = 16$, $t = 100$

(b2) $z = 64$, $t = 100$

(c2) $z = 256$, $t = 100$

Abbildung 4.33: Vergleich der Gewinnverteilungen aller Agenten pro Runde eines typischen Durchlaufs als Verlauf und summiert als Zustandsaufnahme bei $t = 100$, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{4}{64}z$

Bei dem direkten Vergleich aller Agenten als Zustandsaufnahme wie in Abbildung 4.34 wird klar, dass die Cluster in allen Belegungen von z eine ähnliche Gestalt aufweisen. Für $z = 16$, $z = 64$ und $z = 256$ haben sich bereits in den ersten zehn Runden Cluster gebildet, die jeweils nicht größer sind als die Moore-Nachbarschaft und die sich in ihren Memausprägungen relativ stark unterscheiden. Diese Cluster verändern sich bei allen Belegungen bis zur 100. Runde nur geringfügig.

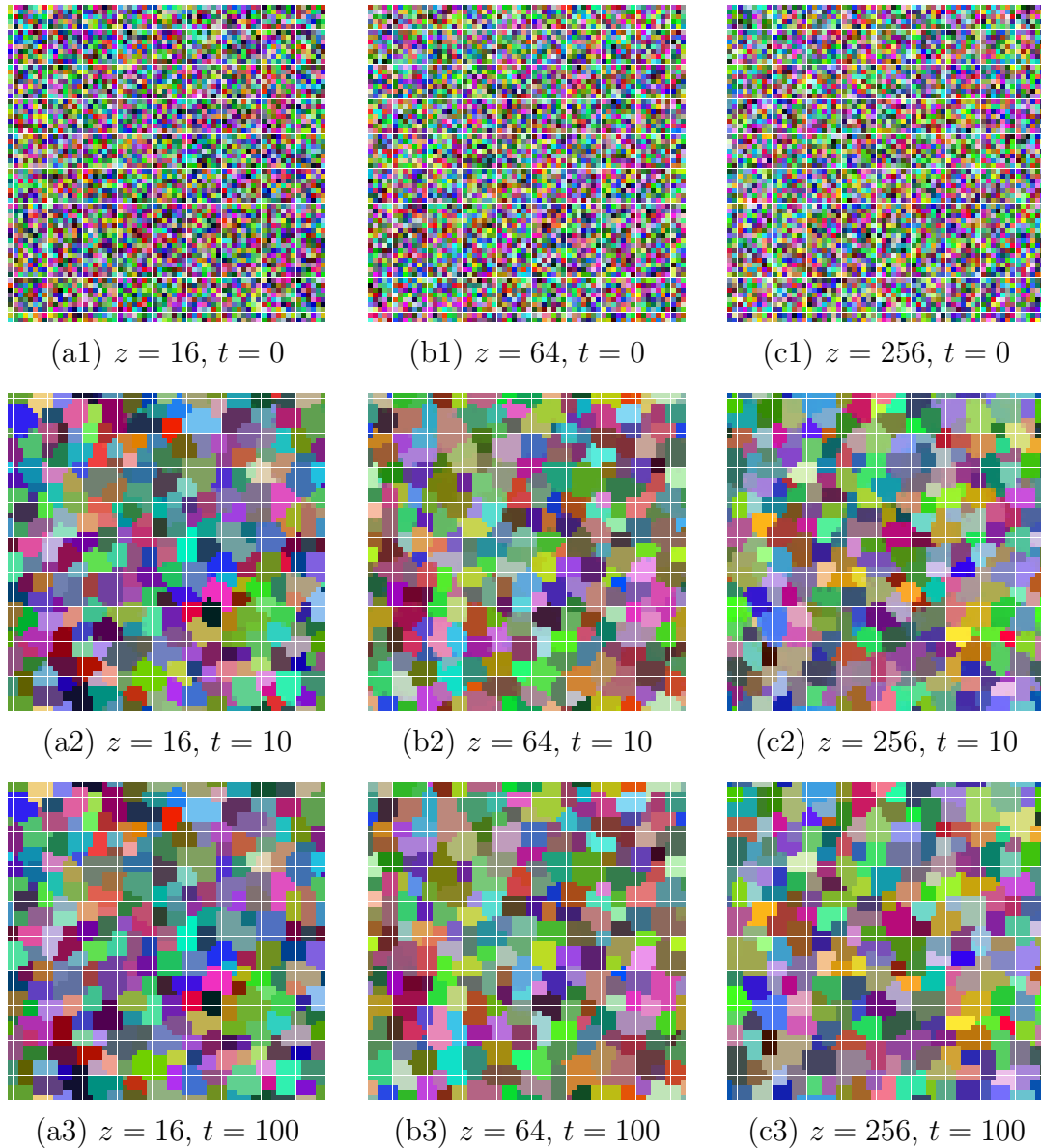


Abbildung 4.34: Vergleich der Zustandsaufnahmen der Welt eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{4}{64}z$

Der Vergleich der Memdiversitäten in Abbildung 4.35 gestaltet sich schwierig. Die Mittelwerte und Standardabweichungen der Häufigkeitsverteilungen sind

nur relativ vergleichbar, liefern jedoch einen groben visuellen Eindruck. Da bei $z = 256$ bei der initialen diskreten Gleichverteilung im Mittel nur 16 Agenten auf eine Memausprägung fallen, ist die Verteilung sehr verrauscht – bei $z = 16$ fallen pro Memausprägung schon 256 Agenten. Insgesamt deuten aber auch die Häufigkeitsverteilungen bei jeder Belegung auf eine ähnliche Entwicklung hin: In den ersten zehn Runden reduziert sich die Anzahl der extremere Ausprägungen, danach aber ändert sich die jeweilige Verteilung nur noch geringfügig.

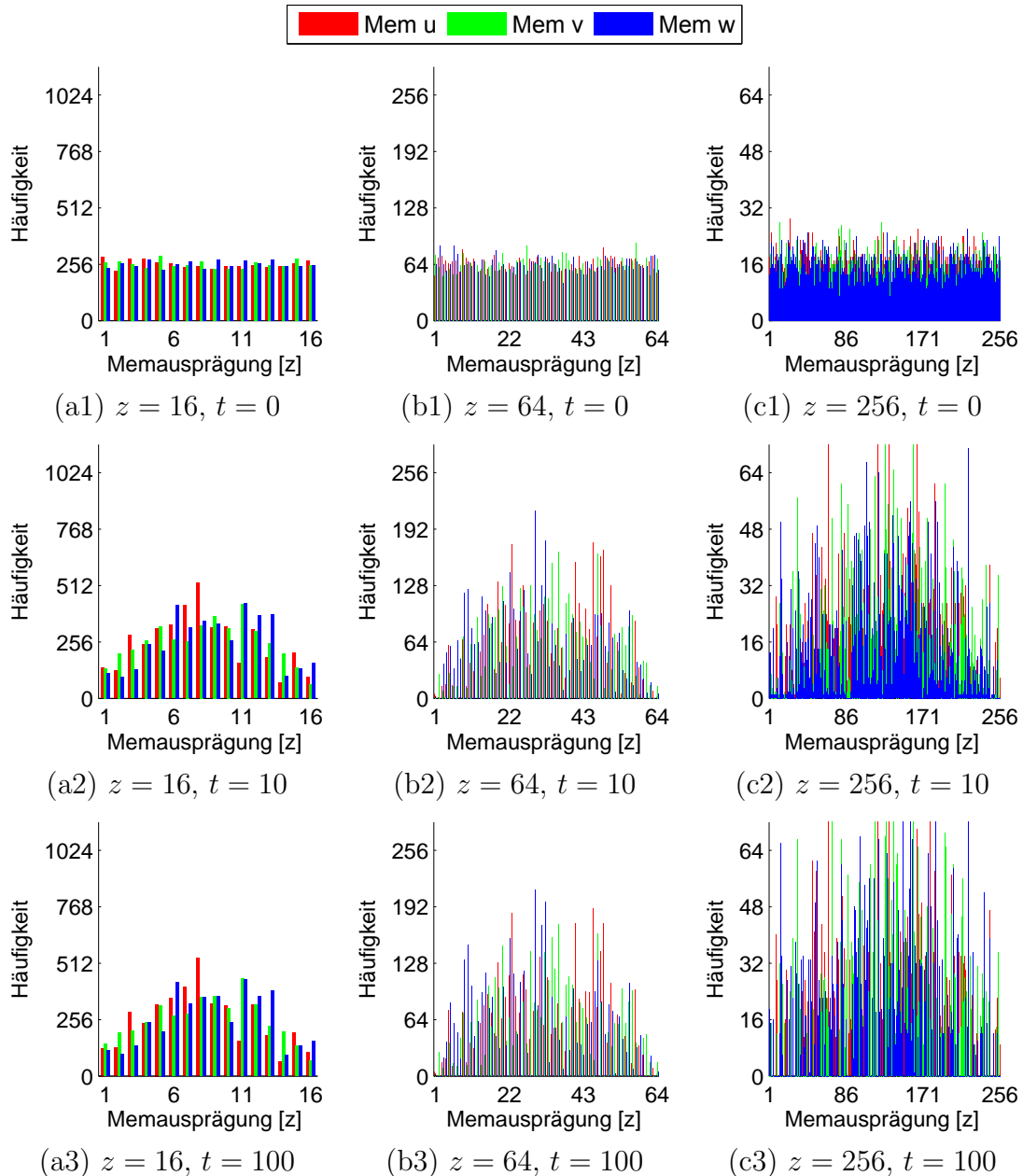


Abbildung 4.35: Vergleich der Memdiversitäten der Agenten eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{4}{64}z$

Altruismus-Schwelle: $q = \frac{16}{64}z$

Die Verläufe für die Jobquote pro Runde in Abbildung 4.36 zeigen, dass in einer zur Globalisierung neigenden Welt, die Größe des Spektrums der Memausprägungen einen messbaren Einfluss auf die Aufgabenerfüllung hat. Die Jobquote für $z = 16$ ist signifikant kleiner als für $z = 64$ und $z = 256$. Der durchschnittliche Punktgewinn folgt diesem Trend und liegt für $z = 16$ signifikant unter den durchschnittlichen Punktgewinnen der anderen Belegungen.

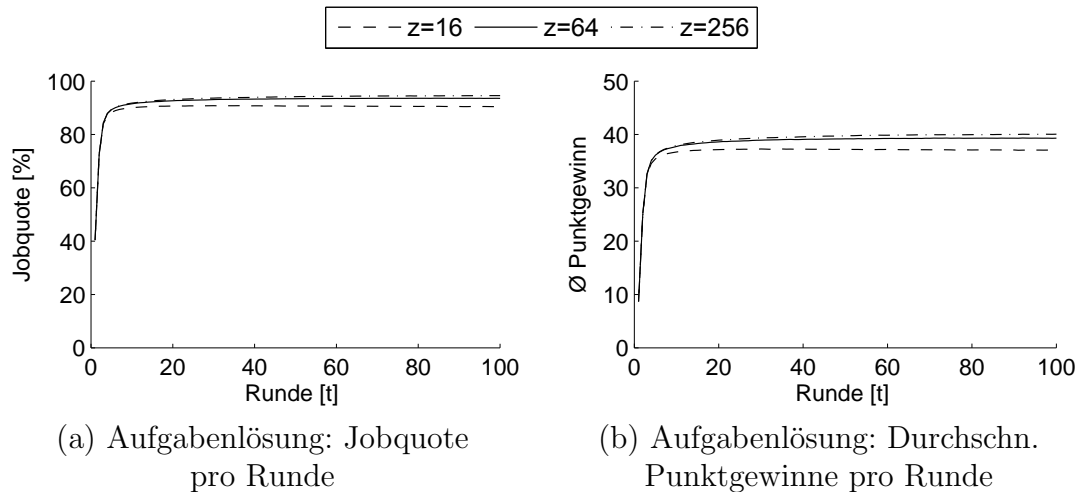


Abbildung 4.36: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{16}{64}z$

Mit Abbildung 4.37 wird der Vergleich der Punktgewinne detaillierter. Bei allen Belegungen für z sind die Differenzen zwischen dem Punktärmsten und dem Punktreichsten identisch groß. Für kleinere z liegt aber der durchschnittliche Punktgewinn auf niedrigerem Niveau. Die Zustandsaufnahmen der Gewinnverteilungen stellen sich für die unterschiedlichen Belegungen von z auf unterschiedliche Weise dar. Die Welt mit $z = 16$ zeigt mehr Ketten von sehr punktarmen Agenten auf als die Welt mit $z = 256$. Relativ gesehen, bestehen diese Ketten in der Welt mit $z = 16$ jedoch nicht aus derart extrem punktarmen Agenten. Der überwiegende Teil der Agenten bei $z = 256$ hat einen relativ hohen Gewinn im Vergleich zu den punktärmsten Agenten. Bei $z = 16$ sind die Unterschiede zwischen der Mehrheit der Agenten und den punktärmsten Agenten nicht derart groß. Kleinere Werte für z führen zu einer größeren Menge von Agenten mit mittleren Punktgewinnen, während größere Werte für z in vielen punktreichen und einigen sehr punktarmen Agenten resultieren.

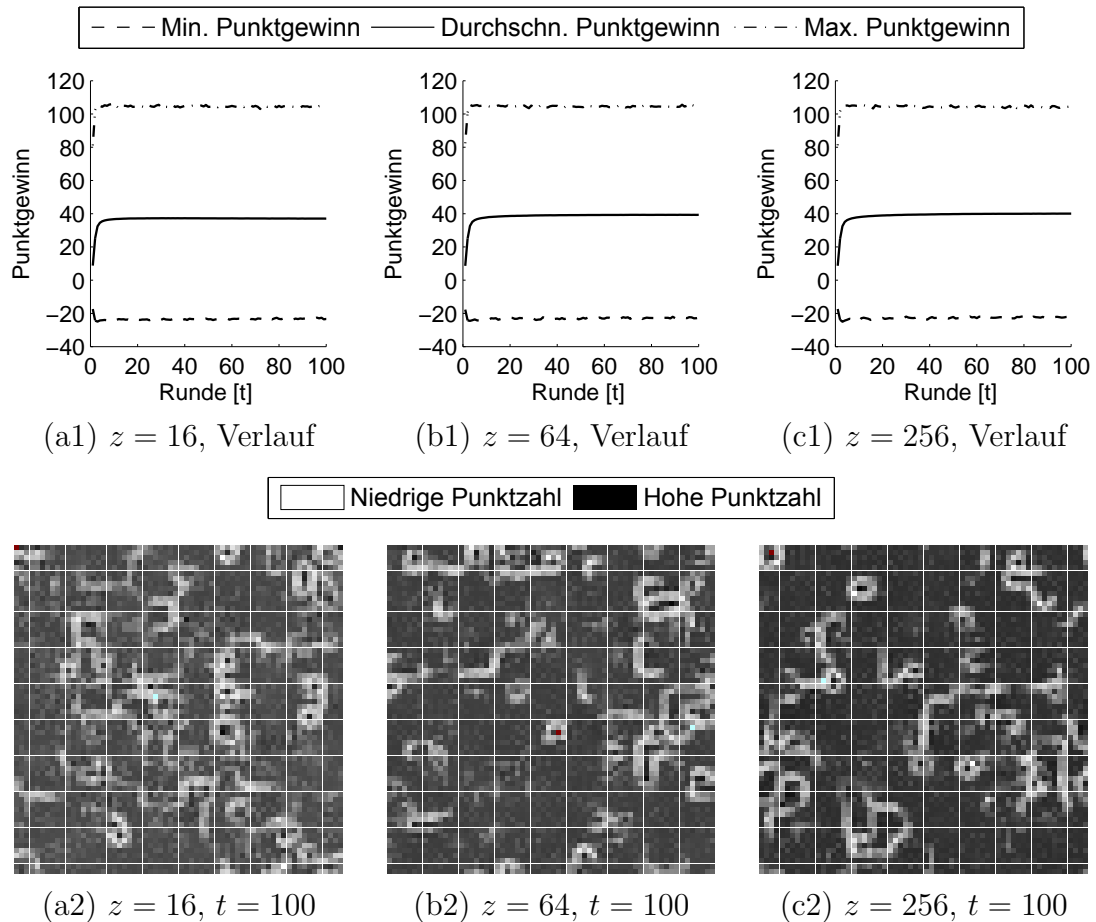


Abbildung 4.37: Vergleich der Gewinnverteilungen aller Agenten pro Runde eines typischen Durchlaufs als Verlauf und summiert als Zustandsaufnahme bei $t = 100$, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{16}{64}z$

Die typischen Durchläufe zeigen in Abbildung 4.38 unterschiedliche Zustandsaufnahmen für die variierten Spektrumsgrößen auf. Für größere z scheinen sich die Grenzen zwischen den Clustern schneller zu verwischen als bei kleinen z . An dieser Stelle ist es aber wichtig darauf hinzuweisen, dass ein größeres Spektrum der Memausprägungen viel mehr feinere Farbwerte in der visuellen Darstellung der Welt zulässt. Auf diese Weise können gegenüber $z = 16$ bei $z = 256$ noch 16 Abstufungen zwischen zwei Clustern liegen, die sich bei $z = 16$ nur um eine Abstufung unterscheiden. Dennoch ist bei den Zustandsaufnahmen nach Runde 100 zu erkennen, dass bei größeren Belegungen für z , sich jeweils mehr kleinere Cluster mit anderen vermischt haben.

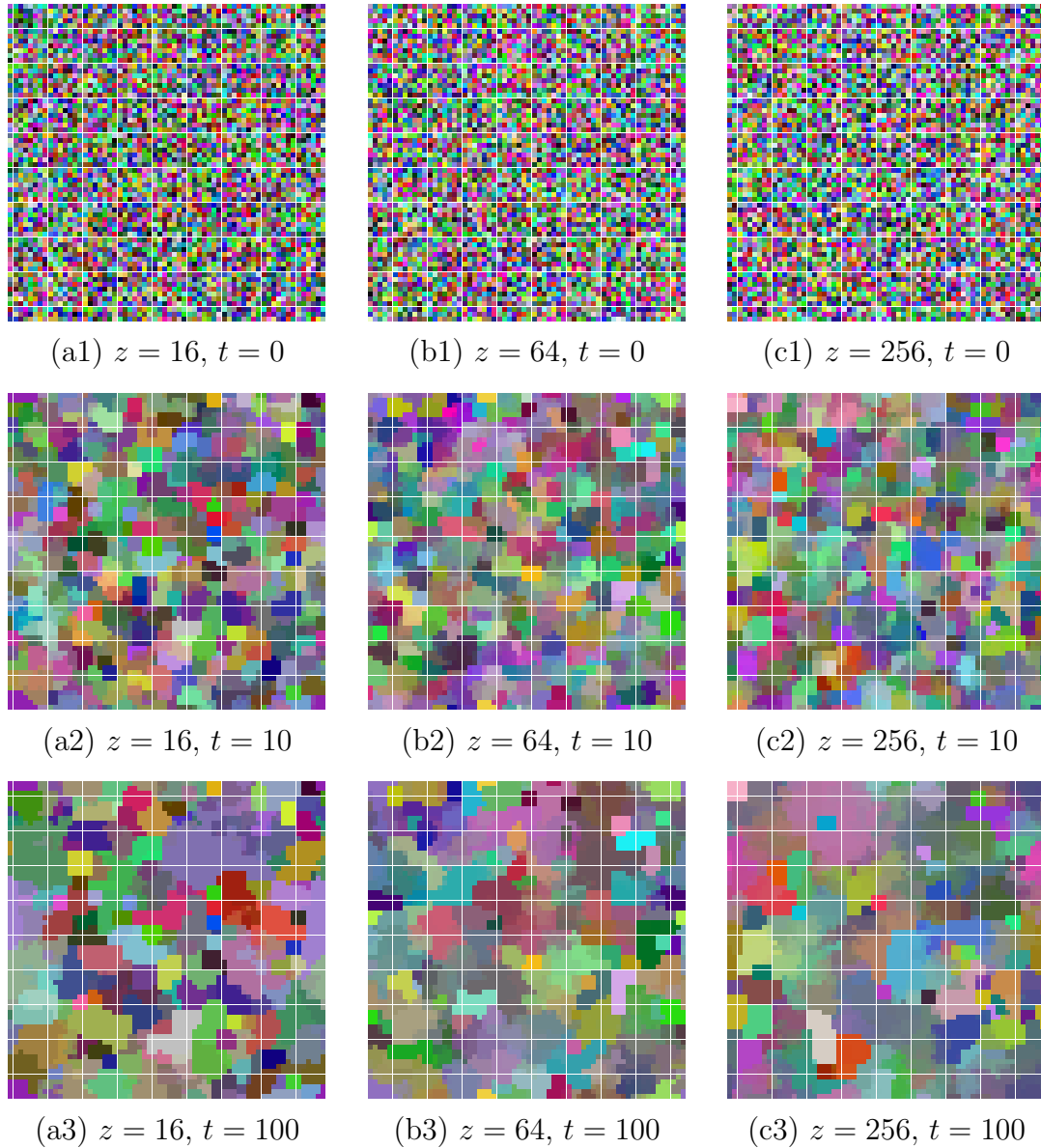


Abbildung 4.38: Vergleich der Zustandsaufnahmen der Welt eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{1}{4}z$

Wie schon bei der zur Polarisierung neigenden Welt ist es für die zur Globalisierung tendierenden Welt schwierig die Häufigkeitsverteilungen der Memausprägungen, wie in Abbildung 4.39, zu vergleichen. Alle Histogramme, der Welten nach zehn Runden, zeigen vergleichbare Entwicklung hin zu zahlenmäßig größeren Vorkommen der mittleren Ausprägungen. Im visuellen Vergleich erscheint es aber wahrscheinlich, dass bei größeren z die Häufigkeiten von extremen Memen im weiteren Verlauf schneller abnehmen.

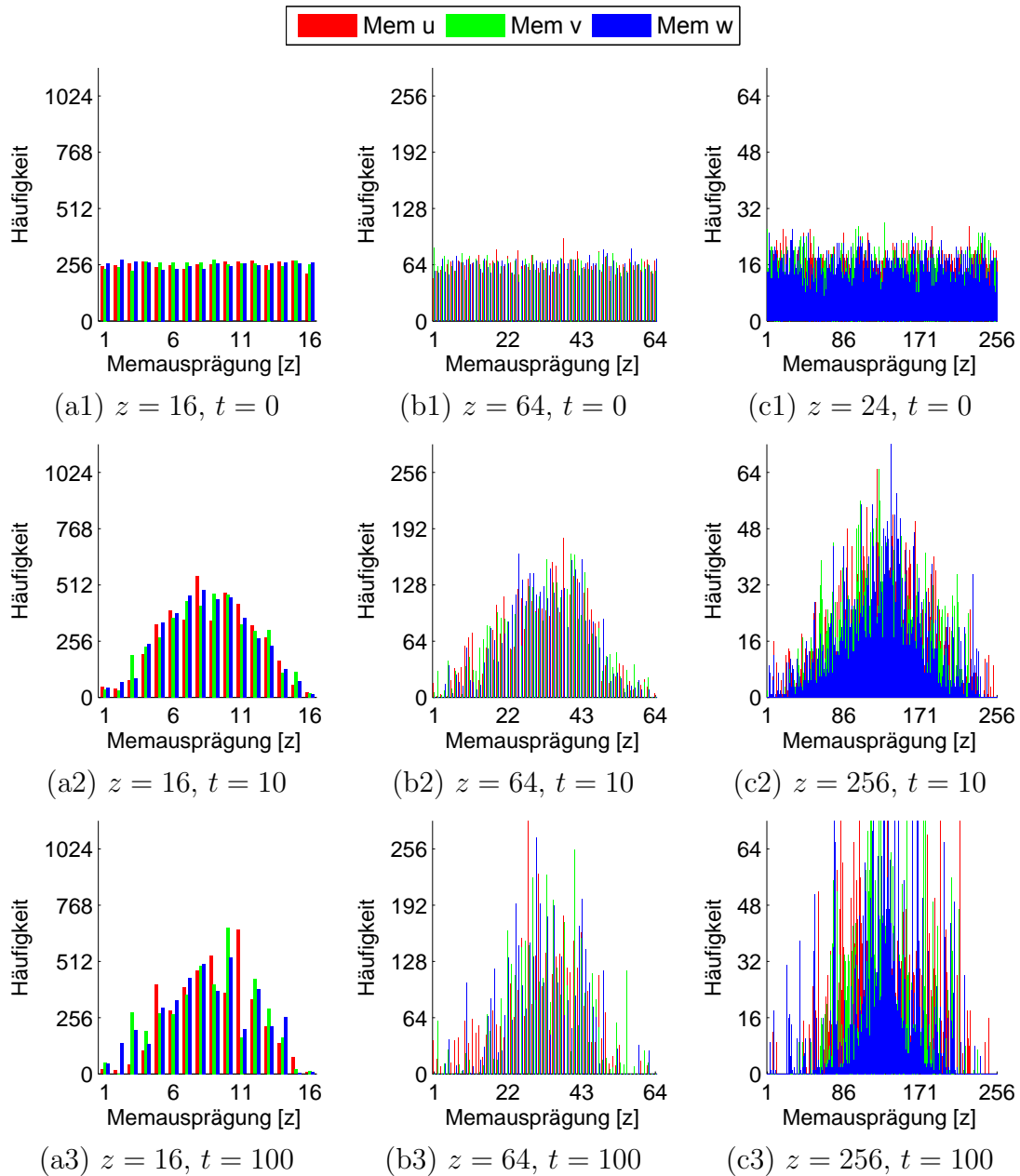


Abbildung 4.39: Vergleich der Memdiversitäten der Agenten eines typischen Durchlaufs zu verschiedenen Zeitpunkten, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{16}{64}z$

4.3 Zusammenfassung

Die theoretischen Untersuchungen des zuvor aufgestellten Ansatzes ergaben, dass prinzipiell eine Konvergenz der Meme auf eine Memkonfiguration möglich ist. Es wurden unterschiedliche kleine Fälle untersucht und jeweils bestimmt, wie schnell sich die Meme ausbreiten, wenn ein oder mehrere Agenten, ein einziges Vorbild haben. Weiterhin wurde festgestellt, dass es Fälle bei multiplen Vorbildern geben kann, in welchen keine Konvergenz nachgewiesen werden kann und so eine Memausbreitung stagniert. Adaptionswahrscheinlichkeiten wurden für Szenarien mit wenig Agenten ermittelt. Für größere Populationen hat sich dies aber als sehr komplex herausgestellt, sodass für eine abschließende Vorhersage eine Abschätzung aufgestellt wurde. Im schlimmsten Fall, also wenn alle Agenten sich grundsätzlich unkooperativ verhalten, ist mit hoher Wahrscheinlichkeit in den ersten zehn Runden eine Konvergenz auf eine Memkonstellation in einer Nachbarschaft zu erwarten. Die empirischen Untersuchungen zeigten, dass sich, bei grundsätzlich unkooperativen Populationen, innerhalb von zehn Runden Cluster bildeten, die kaum größer waren als eine Nachbarschaft. Im weiteren Verlauf veränderten diese Cluster ihre Gestalt nur geringfügig. In weitgehend altruistischen Populationen breiteten sich Meme nach und nach über die gesamte Population aus.

Grundsätzlich wirkt sich die Memausbreitung unterstützend auf die Kooperation aus. In den empirischen Untersuchungen wurde in allen Fällen die Aufgabenerfüllung erhöht, nachdem sich die ersten Adaptionen ereignet hatten (vergleiche Abschnitt 4.2.2). Bei einer allgemein geringen Kooperationsbereitschaft vermischten und breiteten sich Meme innerhalb kleiner Cluster aus und führten zu einer hohen Kooperationsrate innerhalb der Cluster, wobei die Kooperation zu Agenten aus Nachbarclustern eher selten war. Andererseits wirkte sich aber auch die Kooperation positiv auf die Memausbreitung aus. Wenn die allgemeine Kooperationsbereitschaft hoch war, wurde auch mit Agenten aus Nachbarclustern eher zusammengearbeitet. Die Meme konnten sich – in Wechselwirkung – in die jeweiligen Nachbarcluster ausbreiten und sich so vermischen. Insgesamt gab es also eine hohe Memausbreitung bei hoher Kooperation und umgekehrt.

Zusätzlich gab es aber immer eine gewisse Grundausbreitung der Meme, die mindestens der Reichweite einer Nachbarschaft entsprach. Sobald sich einige Agenten erfolgreicher als ihre Nachbarn zeigten, bildeten sie einen Pol. Um diesen herum übernahmen auch alle anderen Agenten in der Reichweite, die Meme des Erfolgreichen und sicherten so dessen Vormachtstellung. Dadurch dass die Meme ähnlicher wurden, wurde die Distanz kleiner und die Nachbarn unterstützten diesen Agenten noch häufiger als zuvor.

Die nicht-sichtbaren Merkmale der Meme – in dieser Arbeit die Wichtigkeit der sichtbaren Meme – hatten signifikanten Einfluss auf Memausbreitung und Kooperation, jedoch in ganz unterschiedlicher Weise. Bei einer sehr niedrigen allgemeinen Kooperationsbereitschaft führten extremere Gewichtungen einerseits, in den ersten Runden zu einer höheren Rate erfüllter Aufgaben und andererseits, zu einer stärkeren Memausbreitung. Nach 20 Runden hatte sich der Einfluss der Gewichtung relativiert. Bei sehr hoher allgemeiner Kooperationsbereitschaft war

der umgekehrte Fall zu beobachten. Es wurden weniger Aufgaben gelöst, wenn die Agenten eine extremere Mem-Gewichtung aufwiesen und auch die Meme breiteten sich langsamer aus. Sowohl bei der Memausbreitung als auch bei der Kooperation und damit der Aufgabenlösung, wurden die besten Resultate bei altruistischen Agenten erzielt, wenn alle für jedes Mem identische Mem-Gewichtungen hatten.

Mit unterschiedlichen Nachbarschaftsbeziehungen fielen auch die empirischen Ergebnisse unterschiedlich aus. Größere Nachbarschaften führten zu einer stärkeren Ausbreitung der Meme. Eine größere Nachbarschaft hat aber bereits per Definition die Eigenschaft, weiter entfernte Agenten zu erreichen, weshalb alle Agenten in der Population schneller von einem bestimmten Punkt (Agenten) aus erreicht werden können (vergleiche auch Abschnitt 3.2).

Die Populationsgröße und das Spektrum der Memausprägungen sind eher zweitrangige Parameter. Die empirischen Ergebnisse wiesen für keine Parametervariation der beiden Parameter einen signifikanten Einfluss auf Aufgabenlösung oder Memausbreitung nach. Sowohl für die Anzahl der Agenten als auch für die Anzahl der möglichen Memausprägungen ist es wichtig sinnvolle Werte zu wählen, um statistische Unsicherheiten aber auch zu hohe Rechenzeiten zu vermeiden. Bei zu wenigen Agenten sind Verläufe und Häufigkeitsverteilungen verrauschter und die Einflüsse des Zufalls bzw. einzelner Agenten sehr groß, bei zu großen Populationen ist es schwierig hinreichend viele Durchläufe und Szenarien in einer bestimmten Zeit zu testen. Ist das Spektrum der Memausprägungen zu klein, lassen sich Entwicklungen zwischen einzelnen Clustern schwieriger ausmachen, während bei zu großer Spektrumgröße wieder eine vergleichsweise geringe Populationsgröße negativ auffällt.

Kapitel 5

Fazit und Ausblick

Um Kooperation unter autonomen und rational handelnden Agenten zu fördern, wurde in dieser Arbeit die Idee der Memetik auf Multiagentensysteme übertragen und untersucht. Agenten wurden dazu mit kulturellen Merkmalen – den Memen – ausgestattet und sollten Aufgaben lösen, für welche sie zumeist die Kooperation anderer Agenten benötigten. In theoretischer Analyse und empirischer Simulation auf einem eigens entwickeltem Framework galt es, die Wechselwirkung von Kooperation und Memausbreitung zu erforschen. Zusätzlich war es das Ziel dieser Arbeit, den Einfluss von nicht-sichtbaren Merkmalen, wie die unterschiedliche Wichtigkeit der sichtbaren Meme, zu ermitteln.

Die Ergebnisse in Kapitel 4 zeigen, dass sich Kooperation positiv auf Memausbreitung und Memausbreitung positiv auf Kooperation auswirkt. Ist die Kooperationsbereitschaft und damit Vertrauen und Sympathie allgemein sehr hoch, breiten sich Meme sehr schnell über eine gesamte Population aus und schaffen noch mehr Vertrauen und Sympathie. Bei sehr egoistischen, kooperationsunwilligen Agenten, sorgt die Existenz eines erfolgreicherer Agenten in der Nachbarschaft zu einer lokalen Memausbreitung und damit dann auch zu mehr Kooperation innerhalb dieses Clusters. Nicht-sichtbare kulturelle Merkmale, wie die Mem-Gewichtungen, beeinflussen Kooperation und Memausbreitung nach den Ergebnissen auf sehr unterschiedliche Weise: Hemmend bei altruistischen und fördernd bei egoistischen Populationen. Haben die Agenten unterschiedlich starke Ansichten über die Meme, so können zwei Agenten aufeinander treffen, welche verschiedene Meme für wichtig halten. Sind für den einen Agent genau die Meme sehr wichtig, für die sich der andere Agent nicht so stark interessiert, und umgekehrt, so werden beide eher bereit sein, aufeinander zuzugehen. Demgegenüber können sich aber zwei Agenten begegnen, die auf ihre Ausprägung eines kulturellen Merkmale beharren und so unfähig sind, sich gegenseitig anzunähern.

Zusammenfassend konnte mit dieser Arbeit gezeigt werden, dass einerseits Mem-basierte Multiagentensysteme hohe Kooperationsraten erzielen können, andererseits aber nicht-sichtbare Merkmale einbezogen werden sollten.

Weitere Arbeiten in diesem Bereich können zusätzliche Ideen in den vorliegenden Ansatz einbringen: Agenten könnten in geringem Maße zufällig Meme durch

völlig andere ersetzen (Mutation) oder aber auch in der Lage sein, andere Agenten kennen zu lernen und bestehenden Bekanntschaften abubrechen (Mobilität). Darüber hinaus könnten Agenten verschiedene Fähigkeiten besitzen, sodass auch Aufgaben, welche verschiedene Fähigkeiten voraussetzen, nur von bestimmten Kooperationspartnern gelöst werden können (vgl. [18] [19]). Außerdem bietet es sich an, die Ergebnisse auf Praxisbeispiele zu übertragen und auf Korrelation zu untersuchen. Clients in P2P-Netzwerken beispielsweise, können Agenten mit unterschiedlichen Merkmale repräsentieren. Welche Art von Daten und in welcher Priorisierung angeboten werden, sind denkbare Merkmale der Clients. Eine Adaption der Merkmale könnte so aussehen, dass sich Clients an die Bedürfnisse verbundener Clients anpassen und damit eine Basis für Zusammenarbeit bieten.

Abschließend lässt sich sagen, dass der Ansatz noch weiter verfolgt werden kann, als es der Rahmen dieser Arbeit vorsieht. Weiterführende Arbeiten in diesem Gebiet können dazu beitragen, das Zustandekommen von Kooperation in Netzen mit vielen Individuen und jeweils vielen verschiedenen (kulturellen) Merkmalen besser zu verstehen.

Anhang A

Nomenklatur

\mathbb{N}	Menge der natürlichen Zahlen
\mathbb{R}	Menge der reellen Zahlen
\mathbb{Z}	Menge der ganzen Zahlen
\mathcal{A}	Menge der Agenten
\mathcal{J}	Menge der Aufgaben
a, b, c	Agenten
d	Distanz der Ausprägungen eines Memes zwischen zwei Agenten
\bar{d}	Mittlere Distanz
e_j	Aufwand einer Aufgabe j
f	Tupel der Meme
g	Tupel der Gewichtung über die Wichtigkeit der Meme
g_u, g_v, g_w	Gewichtung des Memes u, v bzw. w
g_d	Auswahl der Verteilungsfunktion für die Memgewichtungen
h	Nachbarschaftsbeziehung
$ h $	Größe der Nachbarschaften mit Beziehung h
j	Job
k	Populationsgröße
m	Vertikale Größe der Welt
n	Horizontale Größe der Welt
$p(x, y)$	Position in der Welt (Gitter) mit Koordinaten x und y
q	Altruismus-Schwelle
q_{max}	Maximale Altruismus-Schwelle
q_{min}	Minimale Altruismus-Schwelle
s	Punkttestand
t	Rundenzähler
u, v, w	Meme

x	Vertikale Koordinate in der Welt (Gitter)
y	Horizontale Koordinate in der Welt (Gitter)
z	Größe des Spektrums der Memausprägungen
α	Adaption
$\bar{\alpha}$	Mittlere Adaption
ρ_α	Adaptionswahrscheinlichkeit
$P_\alpha(a, b)$	Wahrscheinlichkeitsfunktion für Adaption der Meme von Agent a auf die Meme von Agent b
$P_{\alpha'}(a, b)$	Wahrscheinlichkeitsfunktion für keine Adaption zwischen Agent a und Agent b
ρ_β	Abgeschätzte Adaptionswahrscheinlichkeit
$P_\kappa(a, b)$	Wahrscheinlichkeitsfunktion für Kooperation von Agent a gegenüber Agent b
$P_\nu(a, b)$	Wahrscheinlichkeitsfunktion für das Verweigern der Kooperation von Agent a gegenüber Agent b
γ	Punktgewinn
$\gamma_{max}(j)$	Maximaler Punktgewinn nach Lösen der Aufgabe j
$\gamma_{min}(j)$	Minimaler Punktgewinn nach Lösen der Aufgabe j
$P_\delta(\gamma, a)$	Wahrscheinlichkeit für Punktgewinn γ des Agenten a
μ	Mittelwert
σ	Standardabweichung
ζ_1, ζ_2	Schnittpunkte zur Ermittlung der Zufallszahlen für die Gewichtungen der Meme
$B(k, n, \rho)$	Binomialverteilungsfunktion mit k Treffern bei n Versuchen und Wahrscheinlichkeit ρ
G_{NI}	Verteilungsfunktion der Memgewichtung: Normalverteilt-Identisch
G_{NG}	Verteilungsfunktion der Memgewichtung: Normalverteilt-Gewichtet
G_{NE}	Verteilungsfunktion der Memgewichtung: Normalverteilt-Extrem
$N(\mu, \sigma)$	Gaußsche Normalverteilungsfunktion mit Mittelwert μ und Standardabweichung σ
$U(\phi, \psi)$	Diskrete Gleichverteilungsfunktion mit $\psi - \phi + 1$ Ausprägungen auf dem Intervall $[\phi, \psi]$
$\text{div}(a, b)$	Funktion zur Ermittlung der Memdiversität von Agent a gegenüber Agent b
$\text{nb}(x, y)$	Funktion zur Ermittlung der Nachbarn zur Position (x, y)

Anhang B

Ergänzende Beweise

Lemma B.1. Für u_b und u_a gilt: $u \in \{1, \dots, z\}$. Die Adaption wird in Richtung u_b durchgeführt, weshalb sich in diesem Adaptionsschritt u_a und damit d ändert, nicht aber u_b .

Aus $d = |u_b - u_a|$ und $u_a \leq u_b$ folgt: $d = u_b - u_a$ und $-d + u_b = u_a$.

Damit gilt:

$$\begin{aligned} u_{a_{t+1}} &= u_{a_t} + [(u_b - u_{a_t}) \cdot (1 - g_{u_{a_t}})] \\ -d_{t+1} + u_b &= -d_t + u_b + [(u_b - (-d_t + u_b)) \cdot (1 - g_{u_{a_t}})] \\ -d_{t+1} + u_b &= -d_t + u_b + [(u_b + d_t - u_b) \cdot (1 - g_{u_{a_t}})] \\ -d_{t+1} &= -d_t + [(0 + d_t) \cdot (1 - g_{u_{a_t}})] \\ d_{t+1} &= d_t + [(-(0 + d_t) \cdot (1 - g_{u_{a_t}}))] \\ d_{t+1} &= d_t + [(0 - d_t) \cdot (1 - g_{u_{a_t}})] \end{aligned}$$

Aus $d = |u_b - u_a|$ und $u_a > u_b$ folgt: $d = u_a - u_b$ und $d + u_b = u_a$. Damit gilt:

$$\begin{aligned} u_{a_{t+1}} &= u_{a_t} + [(u_b - u_{a_t}) \cdot (1 - g_{u_{a_t}})] \\ d_{t+1} + u_b &= d_t + u_b + [(u_b - (d_t + u_b)) \cdot (1 - g_{u_{a_t}})] \\ d_{t+1} + u_b &= d_t + u_b + [(u_b - d_t - u_b) \cdot (1 - g_{u_{a_t}})] \\ d_{t+1} &= d_t + [(0 - d_t) \cdot (1 - g_{u_{a_t}})] \end{aligned}$$

Mit der Vereinfachung $g = g_{u_a}$ gilt:

$$d_{t+1} = d_t + [(0 - d_t) \cdot (1 - g_t)]$$

Lemma B.2. Im Falle einer Nachbarschaft der Größe $|h| = 2$, kann jeder Agent von zwei anderen Agenten Hilfe erhalten und somit Aufgaben der Größe $e = 3$ lösen. Mit drei Agenten, die jeweils gegenüber zwei anderen Agenten aus zwei Entscheidungsmöglichkeiten (Kooperieren, Verweigern) wählen können, ergeben sich die folgenden verschiedene Kombinationen:

$$2^{|h| \cdot (|h|+1)} = 2^{2 \cdot 3} = 64$$

Die entsprechend großen Auszahlungsmatrizen für Aufgaben der Größe $e = 3$ und $e = 2$ können in Tabelle B.1 und Tabelle B.2 eingesehen werden. Eine Aufgabe der Größe $e = 1$ bleibt von den Kooperationsentscheidungen der Nachbarn unabhängig, weshalb der Punktergebnis für jeden Agenten 1 beträgt.

Tabelle B.1: Auszahlungsmatrix für drei Agenten bei Aufgabengröße $e_j = 3$

		Agent b								
		K_a		V_a						
		K_c	V_c	K_c	V_c					
Agent a	K_b	K_c	3/3/3	4/4/-2	-2/4/4	-1/5/-1	K_a	K_b	Agent c	
		V_c	4/4/-2	4/4/-2	-1/5/-1	-1/5/-1				
	V_b	K_c	4/-2/4	5/-1/-1	-1/-1/5	0/0/0				V_a
		V_c	5/-1/-1	5/-1/-1	0/0/0	0/0/0				
	K_b	K_c	-2/4/4	-1/5/-1	-2/4/4	-1/5/-1	K_a			
		V_c	-1/5/-1	-1/5/-1	-1/5/-1	-1/5/-1				
	V_b	K_c	-1/-1/5	0/0/0	-1/-1/5	0/0/0		V_a		
		V_c	0/0/0	0/0/0	0/0/0	0/0/0				
	K_b	K_c	4/-2/4	5/-1/-1	-1/-1/5	0/0/0	K_a			
		V_c	5/-1/-1	5/-1/-1	0/0/0	0/0/0				
	V_b	K_c	4/-2/4	5/-1/-1	-1/-1/5	0/0/0		V_a		
		V_c	5/-1/-1	5/-1/-1	0/0/0	0/0/0				
K_b	K_c	-1/-1/5	0/0/0	-1/-1/5	0/0/0	K_a				
	V_c	0/0/0	0/0/0	0/0/0	0/0/0					
V_b	K_c	-1/-1/5	0/0/0	-1/-1/5	0/0/0		V_a			
	V_c	0/0/0	0/0/0	0/0/0	0/0/0					

Stehen zur Kooperation mehr Partner zur Verfügung, als für das Lösen einer Aufgabe notwendig ist, dann sind die unterschiedlichsten Kombinationen von Punkten bzw. Auszahlungen möglich. Bei einer Aufgabe der Größe 2 (ein Partner ist notwendig) könnten sich beispielsweise zwei Partner finden lassen. In der Folge gibt es zwei Möglichkeiten: entweder es hilft der erste Partner oder eben der zweite. Tritt nun eine solche Situation parallel bei drei Agenten auf, kann es insgesamt sechs verschiedene Kombinationen und damit sechs verschiedene Punkteaussahlungen geben. Steigt nun die Anzahl der Agenten und auch die mögliche Größe der Aufgaben noch weiter, dann gibt es neben sehr vielen Feldern in der Auszahlungsmatrix auch noch in jedem Feld eine große Menge an Möglichkeiten, sodass die exakter Ermittlung von Punktwahrscheinlichkeiten sehr komplex wird.

Tabelle B.2: Auszahlungsmatrix für drei Agenten bei Aufgabengröße $e_j = 2$

		Agent b						
		K_a		V_a				
		K_c	V_c	K_c	V_c			
Agent a	K_b	K_c	A*	A2	A2	2/3/1 1/3/2	K_a	Agent c
		V_c	A1	B1	3/2/1 2/2/2	3/3/-2 3/3/-2		
	V_b	K_c	A1	2/3/1 2/2/2	3/2/1 2/3/1	2/3/1		
		V_c	3/2/1 3/1/2	3/2/-1 3/3/-2	3/2/1	3/3/-2		
	K_b	K_c	A3	2/2/2 1/2/3	B3	-1/3/2 -2/3/3	V_a	
		V_c	3/1/2 2/1/3	3/2/-1 2/2/0	0/2/2 -1/2/3	0/3/-1 -1/3/0		
	V_b	K_c	3/1/2 2/2/2	2/2/2	0/0/2 -1/3/-2	-1/3/2		
		V_c	3/1/2	3/2/-1	0/2/2	0/3/-1		
	K_b	K_c	A3	1/3/2 1/2/3	2/2/2 1/3/2	1/3/2	K_a	
		V_c	2/2/2 2/1/3	2/2/0 2/3/-1	2/2/2	2/3/-1		
	V_b	K_c	B2	2/0/2 2/-1/3	3/-1/2 2/0/2	2/0/2		
		V_c	3/-1/2 3/-2/3	3/0/-1 3/-1/0	3/-1/2	3/0/-1		
	K_b	K_c	2/1/3 1/2/3	1/2/3	-1/2/2 -2/3/3	-2/3/3	V_a	
		V_c	2/1/3	2/2/0	-1/2/3	-1/3/0		
	V_b	K_c	2/-1/3 3/-2/3	2/-1/3	0/-1/3 -1/0/3	-1/0/3		
		V_c	3/-2/3	3/-1/0	-1/0/3	0/0/0		

$$A^* = \{[3/2/1], [3/1/2], [2/2/2], [2/3/1], [2/1/3], [1/3/2], [1/2/3]\}$$

$$A1 = \{[3/2/1], [3/1/2], [2/2/2], [2/3/1], [2/1/3]\}$$

$$A2 = \{[2/3/1], [1/3/2], [2/2/2], [3/2/1], [1/2/3]\}$$

$$A3 = \{[2/1/3], [2/2/3], [2/2/2], [3/1/2], [1/3/2]\}$$

$$B1 = \{[3/3/-2], [3/2/-1], [2/3/-1], [2/2/0]\}$$

$$B2 = \{[3/-2/3], [3/-1/2], [2/-1/3], [2/0/2]\}$$

$$B3 = \{[-2/3/3], [-1/3/2], [-1/2/3], [0/2/2]\}$$

Lemma B.3. Mit dem Wissen über Zusammensetzung der Einzelwahrscheinlichkeiten lässt sich eine Summe aufstellen:

$$\begin{aligned}
 P_{\delta}(-2, a) &= P_{\delta_{j_1}}(-1, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(-1, a) \\
 P_{\delta}(-1, a) &= P_{\delta_{j_1}}(-1, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(0, a) + P_{\delta_{j_1}}(0, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(-1, a) \\
 P_{\delta}(0, a) &= P_{\delta_{j_1}}(-1, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(1, a) + P_{\delta_{j_1}}(1, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(-1, a) + P_{\delta_{j_1}}(0, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(0, a) \\
 P_{\delta}(1, a) &= P_{\delta_{j_1}}(-1, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(2, a) + P_{\delta_{j_1}}(2, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(-1, a) + P_{\delta_{j_1}}(0, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(1, a) \\
 &\quad + P_{\delta_{j_1}}(1, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(0, a) \\
 P_{\delta}(2, a) &= P_{\delta_{j_1}}(-1, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(3, a) + P_{\delta_{j_1}}(3, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(-1, a) + P_{\delta_{j_1}}(0, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(2, a) \\
 &\quad + P_{\delta_{j_1}}(2, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(0, a) + P_{\delta_{j_1}}(1, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(1, a) \\
 P_{\delta}(3, a) &= P_{\delta_{j_1}}(0, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(3, a) + P_{\delta_{j_1}}(3, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(0, a) + P_{\delta_{j_1}}(1, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(2, a) \\
 &\quad + P_{\delta_{j_1}}(2, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(1, a) \\
 P_{\delta}(4, a) &= P_{\delta_{j_1}}(1, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(3, a) + P_{\delta_{j_1}}(3, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(1, a) + P_{\delta_{j_1}}(2, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(2, a) \\
 P_{\delta}(5, a) &= P_{\delta_{j_1}}(2, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(3, a) + P_{\delta_{j_1}}(3, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(2, a) \\
 P_{\delta}(6, a) &= P_{\delta_{j_1}}(3, a) \cdot P_{\delta_{j_2}}(3, a) \\
 P_{\delta}(x, a) &= \sum_{i=0}^k P_{\delta_{j_1}} \left(\left\lfloor \frac{x}{2} \right\rfloor - \left\lceil \frac{k}{2} \right\rceil + i, a \right) \cdot P_{\delta_{j_2}} \left(x - \left(\left\lfloor \frac{x}{2} \right\rfloor - \left\lceil \frac{k}{2} \right\rceil + i \right), a \right), \\
 &\quad \text{mit } k = \min(\gamma_{\max}(j) - x, x - \gamma_{\min}(j))
 \end{aligned}$$

Anhang C

Vollständige Simulationsergebnisse

Wie in Kapitel 4.2.1 angegeben, wurde jede Parameterkonstellation in 100 Durchläufen jeweils bis zur Runde $t = 500$ durchlaufen. Die Rechenzeiten waren in erster Linie abhängig von der Populationsgröße, weitere Parameter beeinflussten die Dauer der Berechnungen kaum. Alle Simulationen wurden auf der folgenden Computerkonfiguration durchgeführt:

- Pentium Core2Duo Prozessor mit 2x2400 MHz
- 4096 MB Ram
- Windows Vista 64 oder Linux Open Suse 11

Die Rechenzeiten lagen pro Durchlauf bei:

- 256 (16^2) Agenten: ca. eine Minute
- 4096 (64^2) Agenten: ca. fünf Minuten
- 65536 (256^2) Agenten: ca. 25 Minuten

Insgesamt wurden 21 Parameterkonstellationen und damit 2100 Durchläufe berechnet. Nachfolgend finden sich Tabellen mit Einzelergebnissen nach $t = 10$, $t = 100$ und $t = 500$, sowie die vollständigen Verlaufsgraphen bis Runde $t = 500$, aller Versuchsaufbauten.

Tabelle C.1: Simulationsergebnisse (Werte) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Altruisschwelle

q	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
24	98,68	0,229	99,89	0,109	99,88	0,210
16	91,51	0,749	93,55	0,967	92,78	1,070
8	73,98	0,731	75,48	0,597	75,64	0,661
4	68,18	0,523	71,86	0,444	72,01	0,441
0	38,86	0,684	72,29	0,454	72,50	0,450

(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde

q	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
24	42,97	0,255	43,93	0,141	43,93	0,212
16	37,75	0,564	39,31	0,718	38,74	0,764
8	26,02	0,465	27,00	0,405	27,10	0,410
4	22,72	0,284	24,75	0,281	24,85	0,285
0	10,25	0,274	25,06	0,289	25,18	0,278

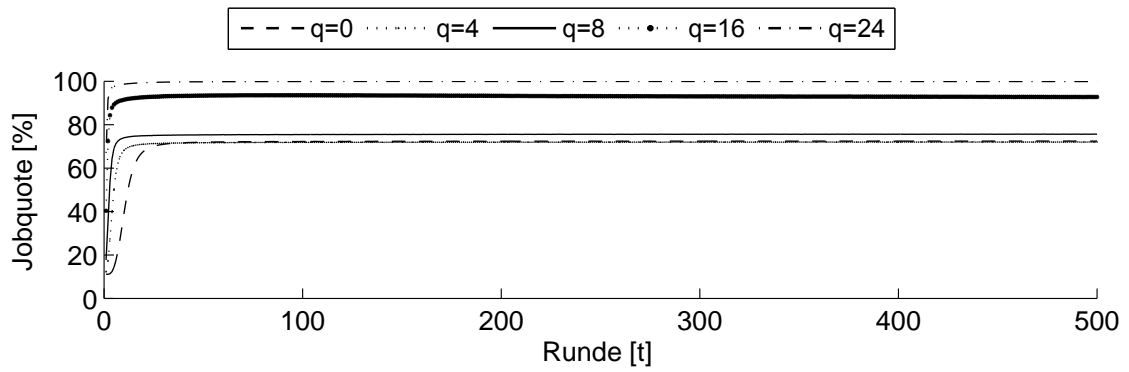
(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde

q	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
24	7,951	0,242	2,444	0,158	0,473	0,147
16	4,658	0,180	1,698	0,162	0,588	0,104
8	1,267	0,103	0,132	0,034	0,079	0,027
4	1,167	0,112	0,019	0,012	0,009	0,008
0	4,505	0,247	0,009	0,010	0,000	0,002

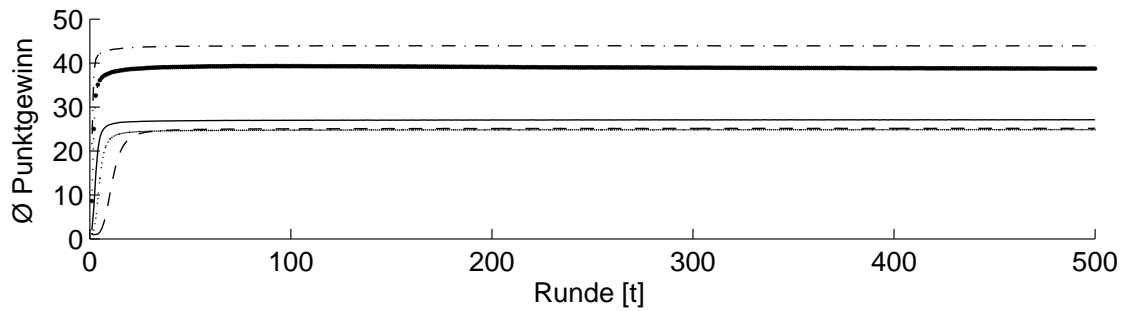
(c) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionsrate pro Runde

q	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
24	11,24	0,261	5,75	0,570	4,34	1,788
16	11,83	0,311	10,94	0,576	11,78	0,773
8	13,82	0,345	13,82	0,375	13,81	0,379
4	14,96	0,372	15,05	0,388	15,05	0,390
0	16,11	0,310	16,53	0,370	16,53	0,371

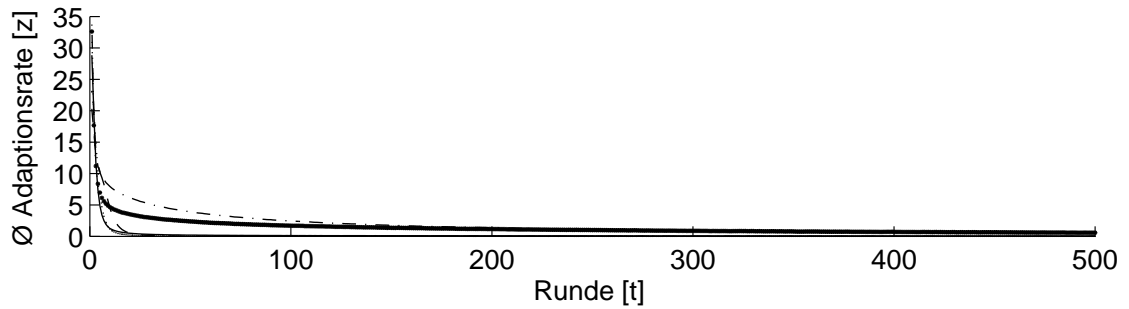
(d) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde



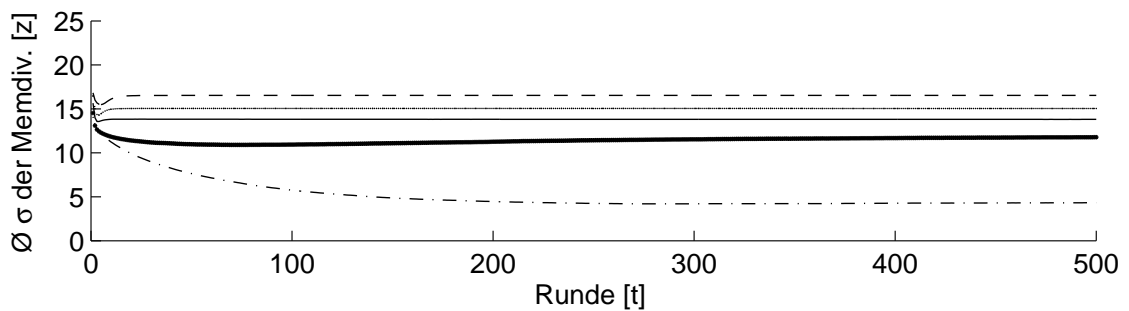
(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde



(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde



(c) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionrate pro Runde



(d) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde

Abbildung C.1: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Altruismusschwelle mit $t_{max} = 500$ Runden

Tabelle C.2: Simulationsergebnisse (Werte) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Gewichtungsverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

g_d	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
G_{NI}	69,29	0,481	71,63	0,448	71,72	0,500
G_{NG}	68,18	0,523	71,86	0,444	72,01	0,441
G_{NE}	58,54	0,635	72,86	0,468	73,19	0,521

(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde

g_d	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
G_{NI}	23,33	0,293	24,61	0,306	24,69	0,307
G_{NG}	22,72	0,284	24,75	0,281	24,85	0,285
G_{NE}	17,33	0,315	25,32	0,289	25,51	0,316

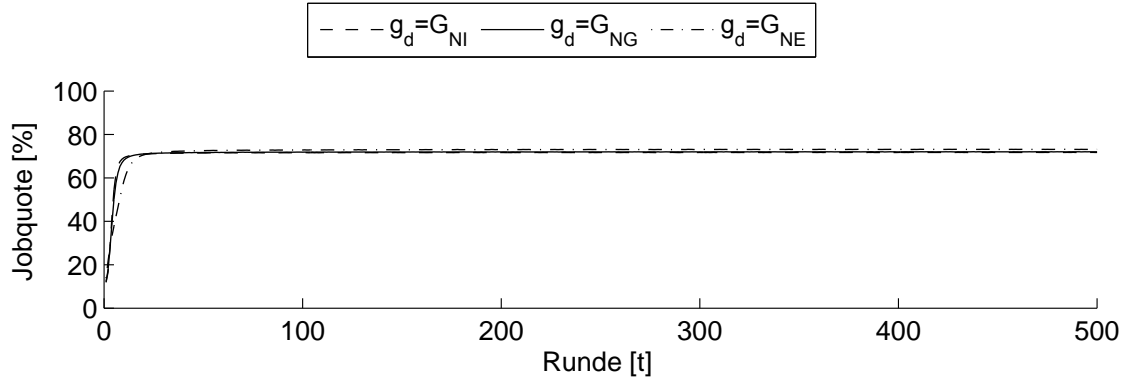
(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde

g_d	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
G_{NI}	0,866	0,086	0,013	0,011	0,005	0,005
G_{NG}	1,167	0,112	0,019	0,012	0,009	0,008
G_{NE}	2,750	0,160	0,091	0,028	0,067	0,028

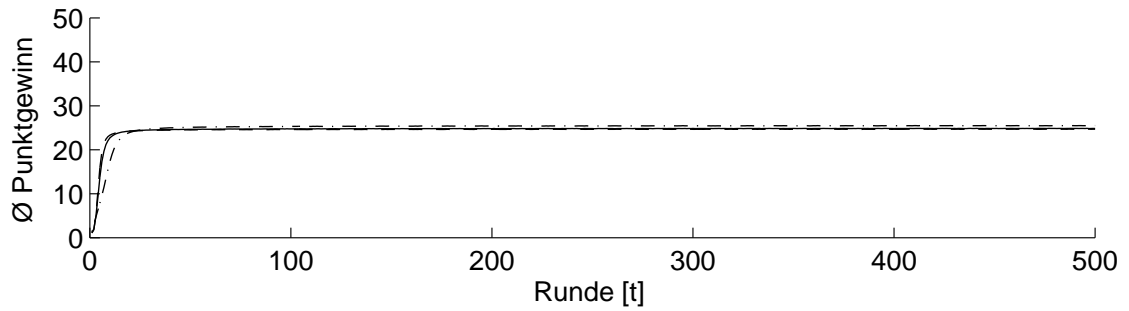
(c) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionsrate pro Runde

g_d	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
G_{NI}	15,23	0,370	15,27	0,385	15,27	0,383
G_{NG}	14,96	0,372	15,05	0,388	15,05	0,390
G_{NE}	13,45	0,301	13,76	0,363	13,75	0,366

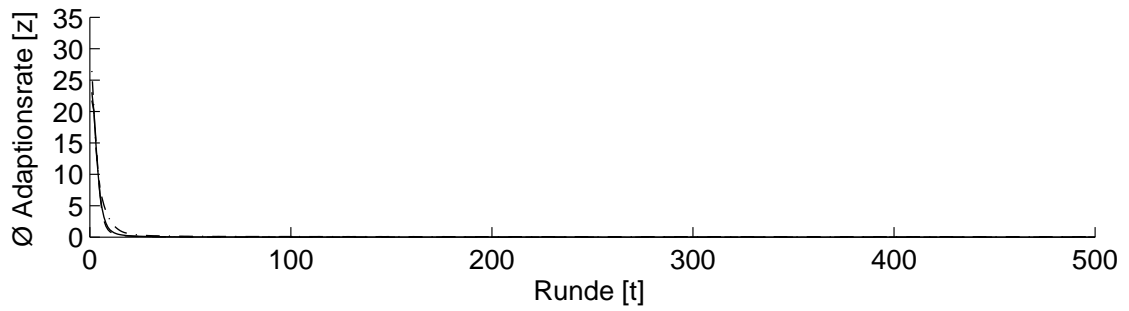
(d) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde



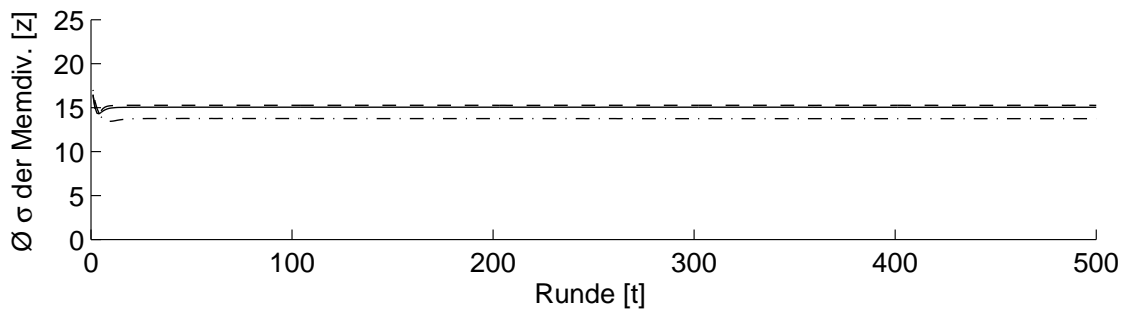
(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde



(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde



(c) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionrate pro Runde



(d) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde

Abbildung C.2: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Gewichtungverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$ und $t_{max} = 500$ Runden

Tabelle C.3: Simulationsergebnisse (Werte) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Gewichtungsverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

g_d	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
G_{NI}	92,91	2,512	94,40	2,584	93,28	2,539
G_{NG}	91,51	0,749	93,55	0,967	92,78	1,070
G_{NE}	86,72	3,023	89,04	1,844	88,96	1,830

(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde

g_d	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
G_{NI}	38,82	1,665	39,97	1,767	39,19	1,730
G_{NG}	37,75	0,564	39,31	0,718	38,74	0,764
G_{NE}	34,21	1,812	35,92	1,243	35,87	1,217

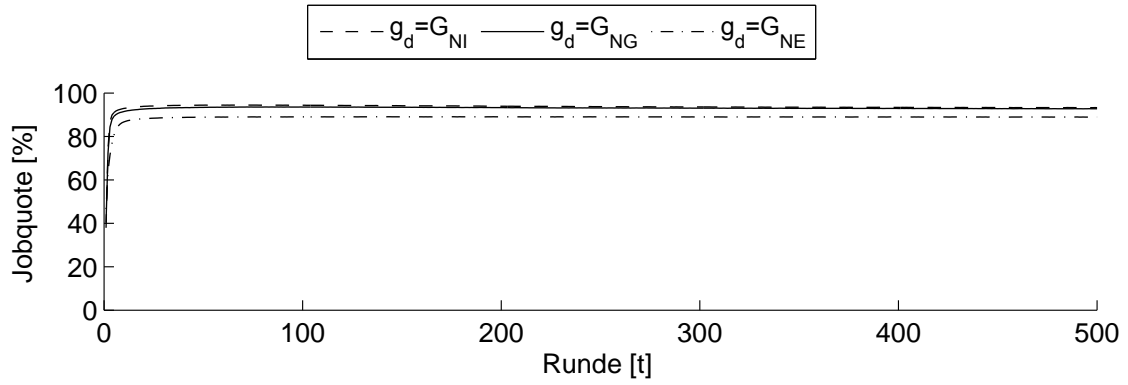
(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde

g_d	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
G_{NI}	4,779	0,453	1,755	0,237	0,557	0,114
G_{NG}	4,658	0,180	1,698	0,162	0,588	0,104
G_{NE}	4,343	0,227	1,455	0,208	0,839	0,141

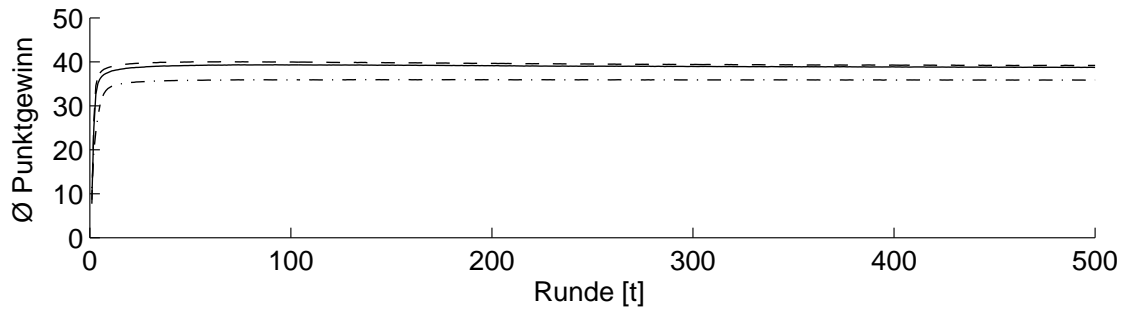
(c) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionsrate pro Runde

g_d	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
G_{NI}	11,25	0,571	10,28	0,953	11,46	1,097
G_{NG}	11,83	0,311	10,94	0,576	11,78	0,773
G_{NE}	13,32	0,293	12,88	0,447	13,01	0,476

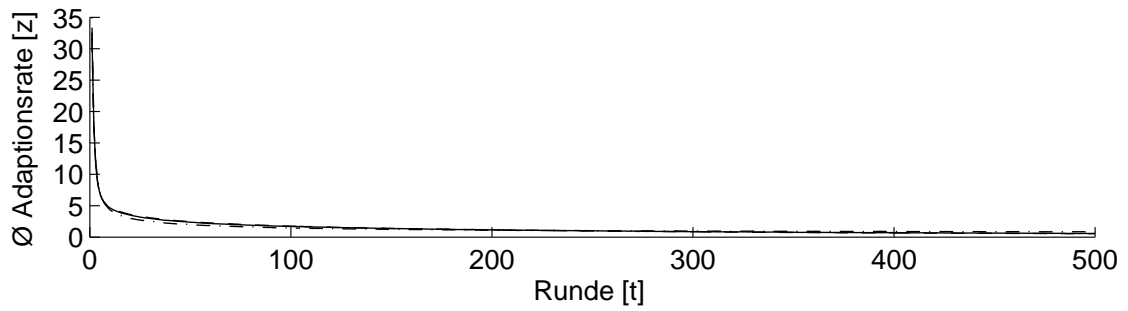
(d) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde



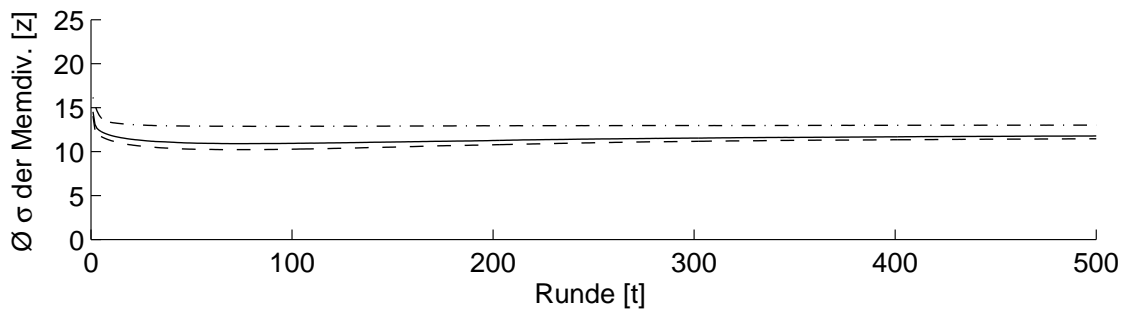
(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde



(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde



(c) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionrate pro Runde



(d) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde

Abbildung C.3: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Gewichtungsverteilung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$ und $t_{max} = 500$ Runden

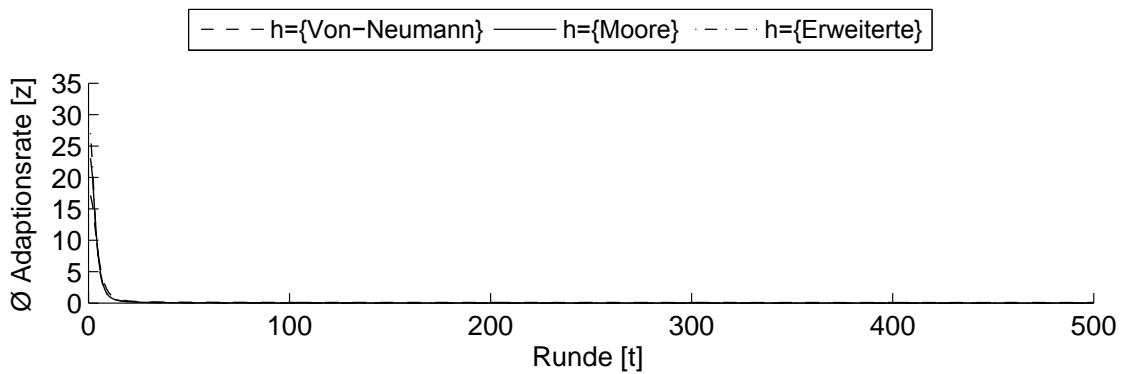
Tabelle C.4: Simulationsergebnisse (Werte) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Nachbarschaftsbeziehung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

h	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
Von-Neumann	1,706	0,118	0,100	0,022	0,083	0,018
Moore	1,167	0,112	0,019	0,012	0,009	0,008
Erweiterte	1,164	0,104	0,017	0,012	0,007	0,007

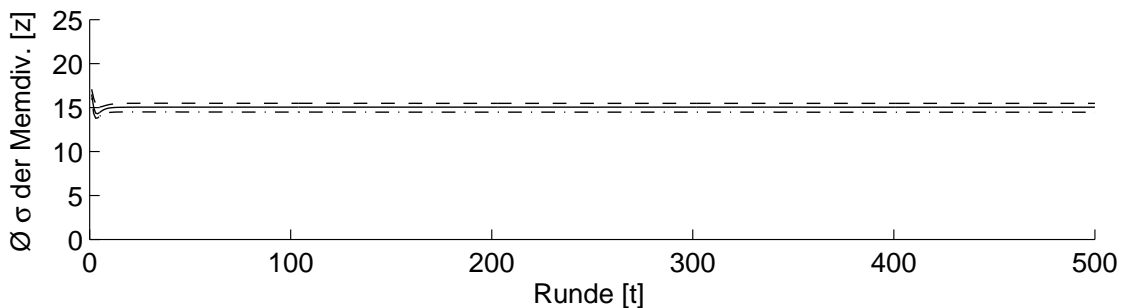
(a) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionsrate pro Runde

h	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
Von-Neumann	15,35	0,228	15,49	0,247	15,48	0,255
Moore	14,96	0,372	15,05	0,388	15,05	0,390
Erweiterte	14,45	0,415	14,49	0,439	14,48	0,442

(b) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde



(a) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionsrate pro Runde



(b) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde

Abbildung C.4: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Nachbarschaftsbeziehung mit Altruismus-Schwelle $q = 4$ und $t_{max} = 500$ Runden

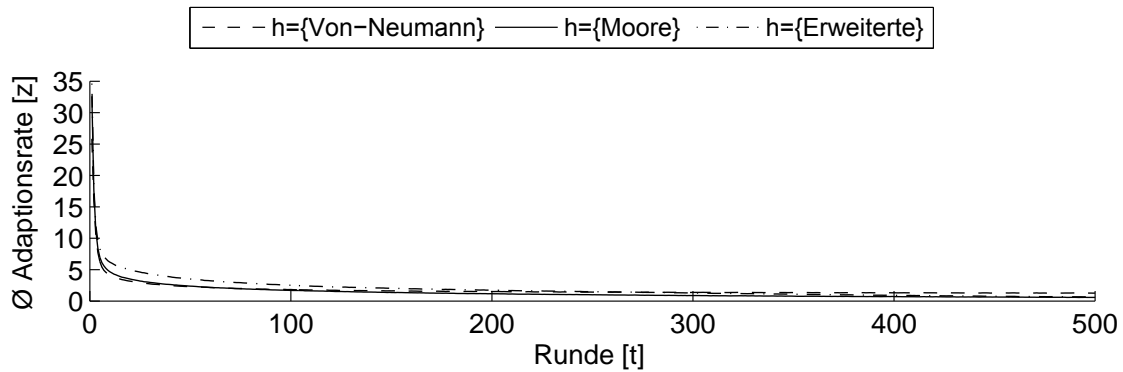
Tabelle C.5: Simulationsergebnisse (Werte) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Nachbarschaftsbeziehung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

h	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
Von-Neumann	4,062	0,174	1,839	0,121	1,277	0,125
Moore	4,658	0,180	1,698	0,162	0,588	0,104
Erweiterte	6,188	0,258	2,528	0,193	0,662	0,240

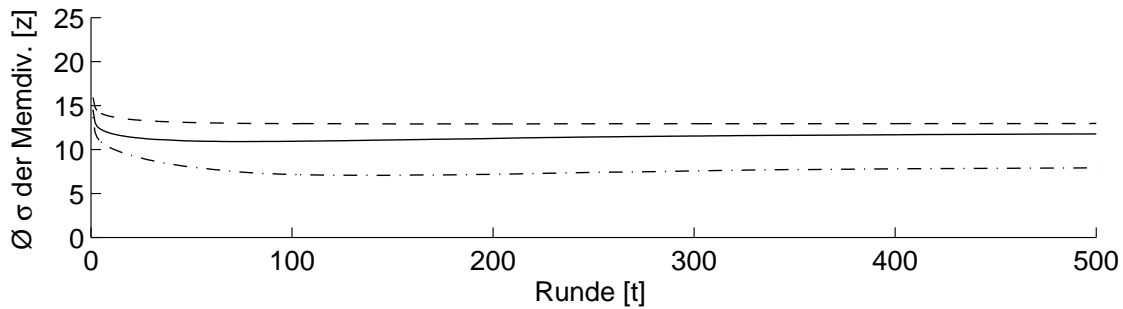
(a) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionsrate pro Runde

h	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
Von-Neumann	13,76	0,259	12,95	0,389	12,96	0,400
Moore	11,83	0,311	10,94	0,576	11,78	0,773
Erweiterte	10,17	0,367	7,16	0,939	7,91	2,207

(b) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde



(a) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionsrate pro Runde



(b) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde

Abbildung C.5: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Nachbarschaftsbeziehung mit Altruismus-Schwelle $q = 16$ und $t_{max} = 500$ Runden

Tabelle C.6: Simulationsergebnisse (Werte) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 4$

m, n	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	68,21	1,773	72,10	1,810	72,39	1,912
64	68,18	0,523	71,86	0,444	72,01	0,441
256	68,26	0,121	71,95	0,114	72,10	0,119

(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde

m, n	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	22,77	1,071	24,97	1,068	25,04	1,176
64	22,72	0,284	24,75	0,281	24,85	0,285
256	22,75	0,066	24,80	0,070	24,91	0,073

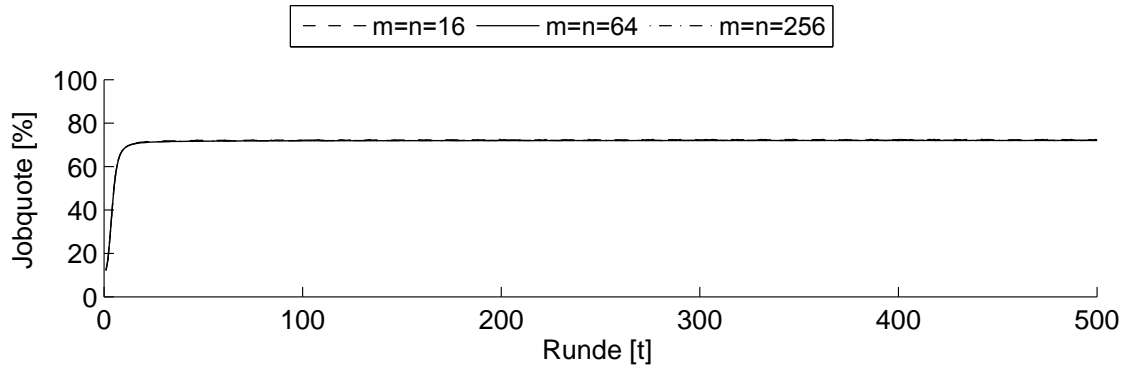
(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde

m, n	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	1,185	0,463	0,021	0,046	0,008	0,029
64	1,167	0,112	0,019	0,012	0,009	0,008
256	1,171	0,023	0,020	0,003	0,010	0,002

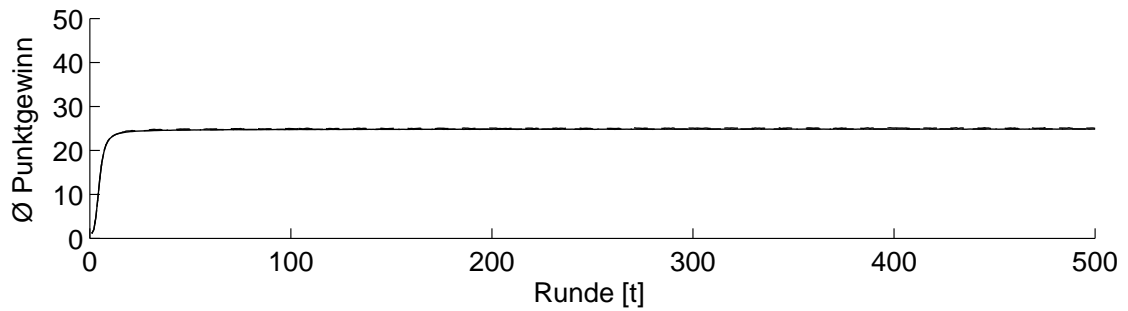
(c) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionsrate pro Runde

m, n	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	14,27	1,293	14,27	1,404	14,25	1,414
64	14,96	0,372	15,05	0,388	15,05	0,390
256	14,93	0,084	15,02	0,088	15,01	0,088

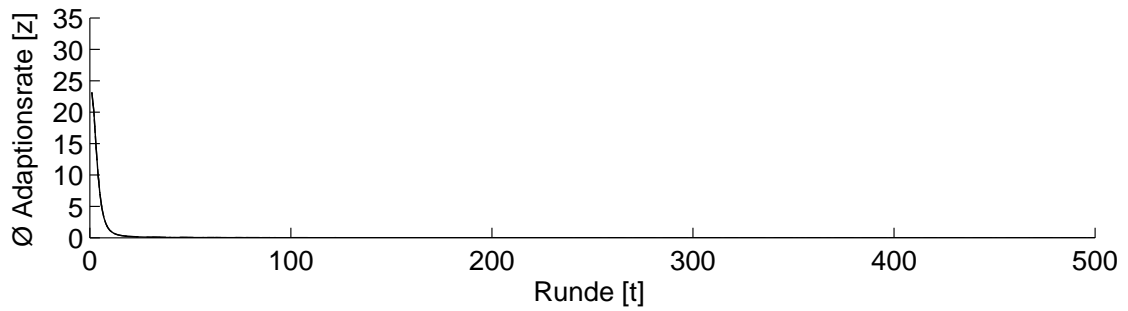
(d) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde



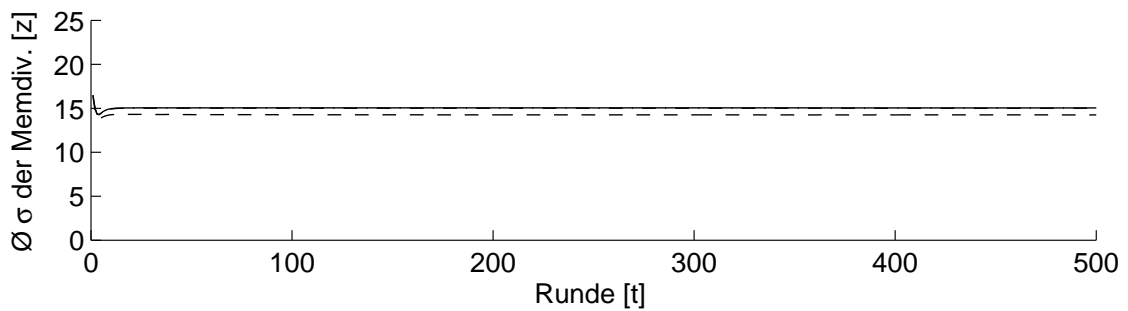
(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde



(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde



(c) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionrate pro Runde



(d) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde

Abbildung C.6: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 4$ und $t_{max} = 500$ Runden

Tabelle C.7: Simulationsergebnisse (Werte) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 16$

m, n	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	91,28	3,080	93,01	3,969	92,46	4,543
64	91,51	0,749	93,55	0,967	92,78	1,070
256	91,59	0,174	93,54	0,222	92,81	0,247

(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde

m, n	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	37,58	2,099	38,96	2,873	38,48	3,299
64	37,75	0,564	39,31	0,718	38,74	0,764
256	37,81	0,124	39,29	0,159	38,78	0,174

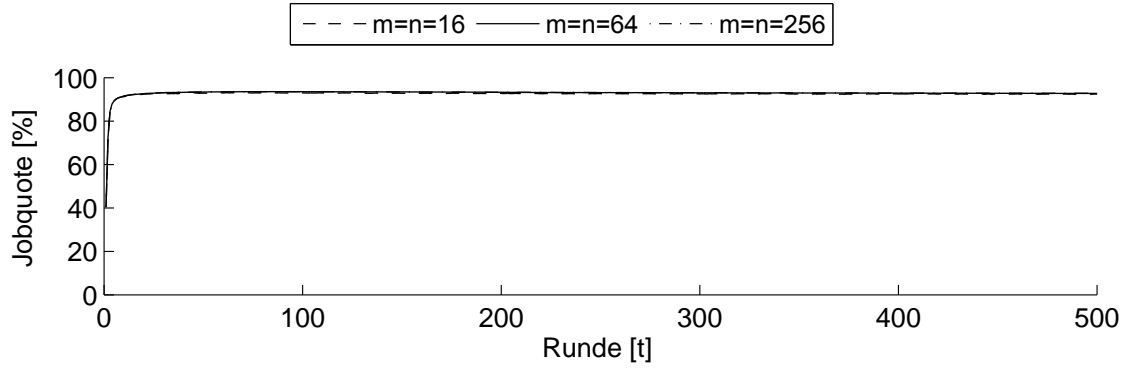
(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde

m, n	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	4,714	0,776	1,499	0,563	0,366	0,440
64	4,658	0,180	1,698	0,162	0,588	0,104
256	4,684	0,048	1,713	0,038	0,600	0,027

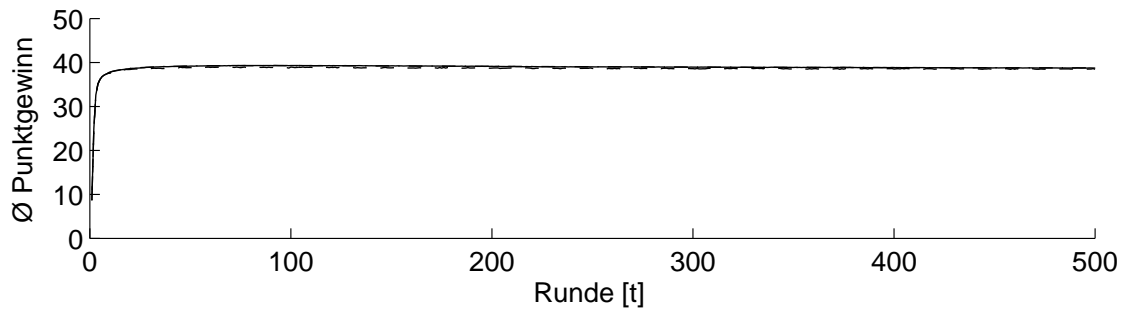
(c) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionsrate pro Runde

m, n	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	11,29	1,358	9,56	2,963	8,86	4,136
64	11,83	0,311	10,94	0,576	11,78	0,773
256	11,84	0,078	11,01	0,143	11,94	0,160

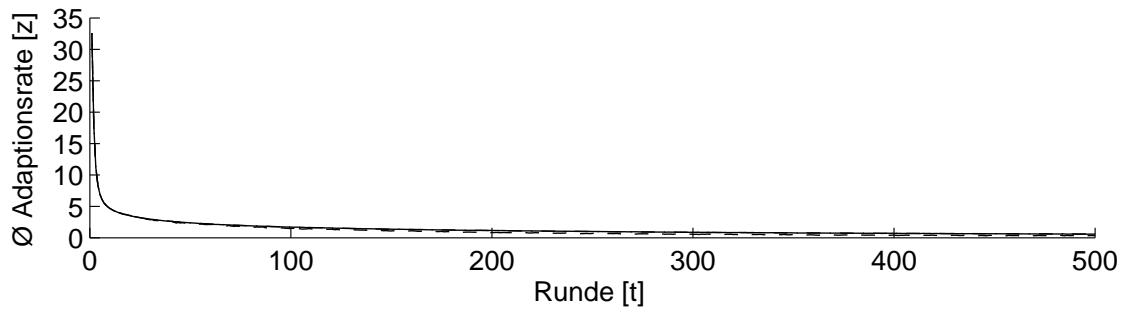
(d) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde



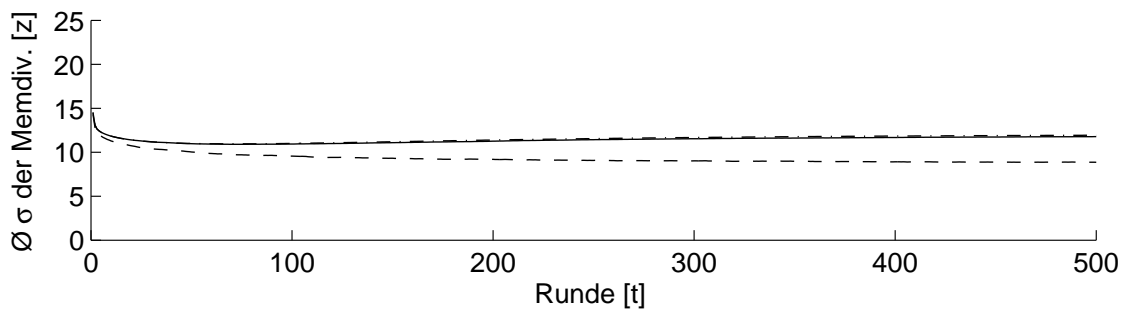
(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde



(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde



(c) Memausbreitung: Durchschnittliche Mem-Adaptionrate pro Runde



(d) Memausbreitung: Durchschn. Standardabweichung der Memdiversität pro Runde

Abbildung C.7: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Populationsgröße mit Altruismus-Schwelle $q = 16$ und $t_{max} = 500$ Runden

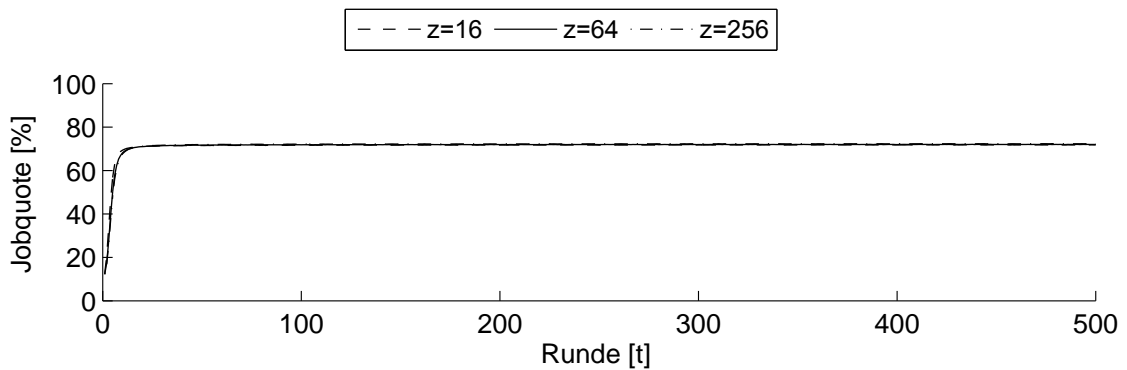
Tabelle C.8: Simulationsergebnisse (Werte) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{4}{64}z$

z	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	69,38	0,463	71,69	0,433	71,81	0,507
64	68,18	0,523	71,86	0,444	72,01	0,441
256	67,71	0,540	72,16	0,452	72,37	0,468

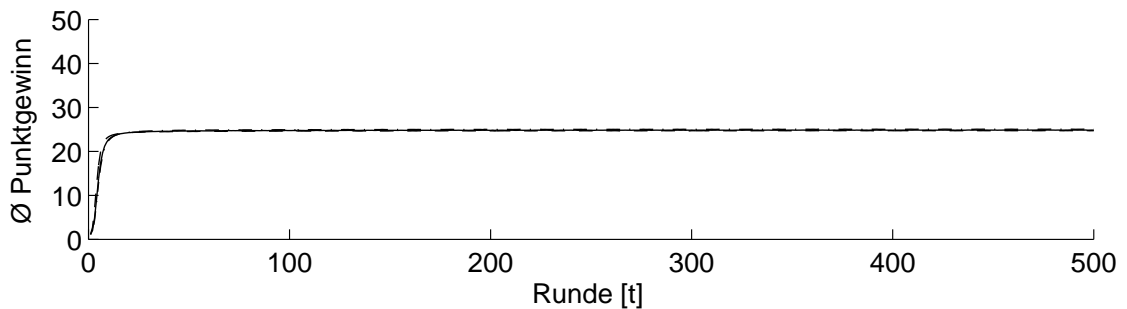
(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde

z	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	23,35	0,269	24,63	0,274	24,72	0,288
64	22,72	0,284	24,75	0,281	24,85	0,285
256	22,47	0,295	24,94	0,282	25,06	0,286

(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde



(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde



(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde

Abbildung C.8: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{4}{64}z$ und $t_{max} = 500$ Runden

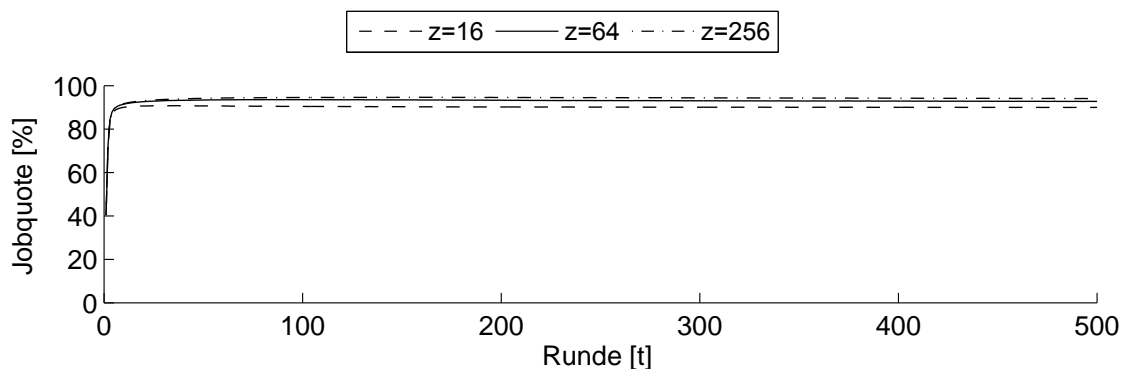
Tabelle C.9: Simulationsergebnisse (Werte) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{16}{64}z$

z	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	90,06	0,843	90,42	0,953	89,98	0,966
64	91,51	0,749	93,55	0,967	92,78	1,070
256	91,78	0,681	94,57	0,945	94,07	1,180

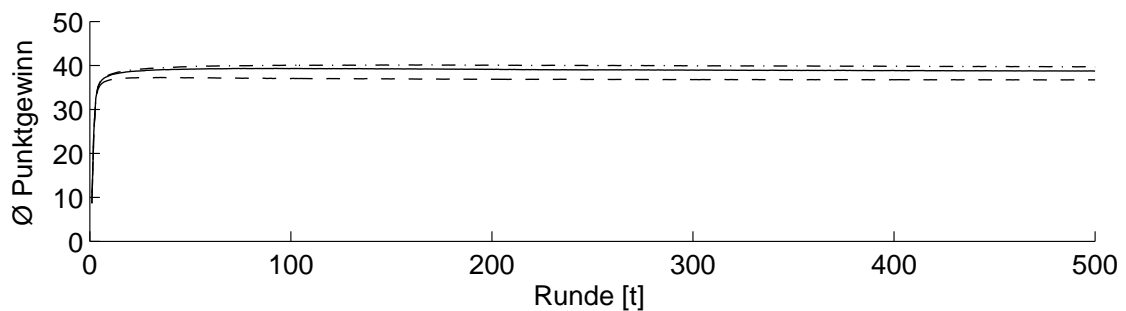
(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde

z	$t = 10$		$t = 100$		$t = 500$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
16	36,72	0,624	37,03	0,666	36,74	0,698
64	37,75	0,564	39,31	0,718	38,74	0,764
256	37,93	0,477	40,06	0,665	39,72	0,865

(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde



(a) Aufgabenlösung: Jobquote pro Runde



(b) Aufgabenlösung: Durchschn. Punktgewinne pro Runde

Abbildung C.9: Simulationsergebnisse (Verläufe) für Aufgabenlösung und Memausbreitung, bei Variation der Größe des Spektrums der Memausprägungen mit Altruismus-Schwelle $q = \frac{16}{64}z$ und $t_{max} = 500$ Runden

Literaturverzeichnis

- [1] Paul D. Allison. The Cultural Evolution of Beneficent Norms. *Social Forces*, 71(2):279–301, Dec 1992.
- [2] Frédéric Amblard and Guillaume Deffuant. The Role of Network Topology on Extremism Propagation with the Relative Agreement Opinion Dynamics. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 343:725–738, Nov 2004.
- [3] Robert Axelrod. *The Evolution of Cooperation*. Princeton University Press, 1985.
- [4] Robert Axelrod. An Evolutionary Approach to Norms. *The American Political Science Review*, 80(4):1095–1111, Dec 1986.
- [5] Robert Axelrod. The Convergence and Stability of Cultures: Local Convergence and Global Polarization. Working Papers 95-03-028, Santa Fe Institute, March 1995.
- [6] Robert Axelrod. *The Complexity of Cooperation*. Princeton University Press, 1997.
- [7] Robert Axelrod and William D. Hamilton. The Evolution of Cooperation. *Science*, 211(4489):1390–1396, Mar 1981.
- [8] Robert Axtell. Effects of Interaction Topology and Activation Regime in Several Multi-Agent Systems. *Lecture Notes in Computer Science*, 1979:33–48, 2001.
- [9] Ken Binmore. *Game Theory and the Social Contract: Just Playing*, volume 2. The MIT Press, 1998.
- [10] Susan J. Blackmore. *The Meme Machine*. Oxford University Press, 1999.
- [11] Robert Boyd and Peter J. Richerson. *Culture and the Evolutionary Process*. University of Chicago Press, 1985.
- [12] Robert B. Cialdini. *Influence: The Psychology of Persuasion*. New York: Quill, 1994.

- [13] Jean-Philippe Cointet and Camille Roth. How Realistic Should Knowledge Diffusion Models Be? *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 10(3), June 2007.
- [14] Robin Cowan and Nicolas Jonard. Network Structure and the Diffusion of Knowledge. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 28:1557–1575, June 2004.
- [15] Richard Dawkins. *The Selfish Gene*. Oxford University Press, 1976.
- [16] Guillaume Deffuant. Comparing Extremism Propagation Patterns in Continuous Opinion Models. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 9(3), June 2006.
- [17] Jordi Delgado. Emergence of Social Conventions in Complex Networks. *Artificial Intelligence*, 141:171–185, 2002.
- [18] Markus Eberling. Towards Determining Cooperation based on Multiple Criteria. In Bärbel Mertsching, Mackus Hund, and Zaheer Aziz, editors, *Proceedings of the 32nd German Annual Conference on Artificial Intelligence (KI'09)*. Springer Verlag, Paderborn, Germany, 2009.
- [19] Bruce Edmonds, Emma Norling, and David Hales. Towards the Evolution of Social Structure. *Computational & Mathematical Organization Theory*, 15(2):78–94, Mar 2009.
- [20] Hartmut Esser. *Soziologie, Spezielle Grundlagen: Soziales Handeln*, volume 3. Campus Verlag, 2000.
- [21] Daniel W. Franks, Jason Noble, Peter Kaufmann, and Sigrid Stagl. Extremism Propagation in Social Networks with Hubs. *Adaptive Behavior*, 16(4):264–274, 2008.
- [22] David Hales. *Tag Based Co-operation in Artificial Societies*. PhD thesis, Department of Computer Science, University of Essex, UK, 2001.
- [23] David Hales. Memetic Engineering and Culture Evolution. In Lowell D. Kiel, editor, *Knowledge Management, Organizational Intelligence and Learning, and Complexity, (Ed. L. Douglas Kiel), in Encyclopedia of Life Support Systems (EOLSS), Developed under the Auspices of the UNESCO*. Eolss Publishers, Oxford, UK, 2004.
- [24] S. M. Kamrul Hasan, Ruhul Sarker, Daryl Essam, and David Cornforth. Memetic Algorithms for Solving Job-Shop Scheduling Problems. *Memetic Computing*, 1(1):69–83, Mar 2009.
- [25] Francis Heylighen. 'Selfish' Memes and the Evolution of Cooperation. *Journal of Ideas*, 2(4):70–76, 1992.

- [26] Konstantin Klemm, Víctor M. Eguíluz, Raúl Torala, and Maxi San Miguela. Globalization, Polarization and Cultural Drift. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 29:321–334, Jan 2005.
- [27] Natalio Krasnogor and Jim Smith. Memetic Algorithms: The Polynomial Local Search Complexity Theory Perspective. *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms*, 7(1):3–24, 2009.
- [28] Stephen Morris. Contagion. *The Review of Economic Studies*, 67(1):57–78, Jan 2000.
- [29] Jason Noble and Daniel W. Franks. Social Learning in a Multi-Agent System. *Computing and Informatics*, 22(6):561–574, 2004.
- [30] Stuart Russell and Peter Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall International, 2nd edition, 2003.
- [31] Robert L. Trivers. The Evolution of Reciprocal Altruism. *The Quarterly Review of Biology*, 46(1):35–57, Mar 1971.
- [32] Michael Wooldridge. *An Introduction to Multiagent Systems*. John Wiley and Sons, 2002.

Erklärung der Urheberschaft

Ich versichere an Eides statt, dass ich die vorliegende Diplomarbeit selbstständig und ohne unerlaubte Hilfe Dritter angefertigt habe. Alle Stellen, die inhaltlich oder wörtlich aus anderen Veröffentlichungen stammen, sind kenntlich gemacht. Diese Arbeit lag in gleicher oder ähnlicher Weise noch keiner Prüfungsbehörde vor und wurde bisher noch nicht veröffentlicht.

Ort, Datum

Unterschrift

