



FAKULTÄT FÜR **INFORMATIK**

Kollektive Intelligenz im Internet als neuer Ansatz zur Portfolio- Optimierung

DIPLOMARBEIT

zur Erlangung des akademischen Grades

Diplom-Ingenieur

im Rahmen des Studiums

Masterstudium Wirtschaftsinformatik

eingereicht von

Paul Schneeweiß

Matrikelnummer 0304737

an der

Fakultät für Informatik der Technischen Universität Wien

Ausgeführt am

Institut für Statistik und Decision Support Systeme an der Universität Wien

Betreuung:

Betreuer: Dr. Ronald Hochreiter

Wien, 6.5.2009

(Unterschrift Verfasser)

(Unterschrift Betreuer)

Paul Schneeweiß

Holochergasse 32/26

1150 Wien

E-Mail: paul.schneeweiss@gmx.at

„Hiermit erkläre ich, dass ich diese Arbeit selbständig verfasst habe, dass ich die verwendeten Quellen und Hilfsmittel vollständig angegeben habe und dass ich die Stellen der Arbeit – einschließlich Tabellen, Karten und Abbildungen –, die anderen Werken oder dem Internet im Wortlaut oder dem Sinn nach entnommen sind, auf jeden Fall unter Angabe der Quelle als Entlehnung kenntlich gemacht habe.“

Ort, Datum, Unterschrift

Abstract (Deutsch)

Im Mittelpunkt der Arbeit stehen das Phänomen der kollektiven Intelligenz und die Frage inwieweit diese, erzeugt durch eine Internetcommunity, zur Optimierung eines Portfolios bzw. zur Prognose von Aktienkursen, anwendbar ist. Dazu werden einleitend Onlinecommunities hinsichtlich ihrer Struktur, ihrer Mitglieder und deren Motivation daran teilzunehmen, untersucht, sowie daraus abgeleitete Methoden angeführt die Partizipation zu erhöhen. Anwendungen kollektiver Intelligenz und Faktoren, die diese beeinflussen, werden detailliert beschrieben, um danach speziell auf den Einsatz für Portfolio-Optimierung einzugehen. Verschiedene Internetprojekte werden dabei vorgestellt, zu denen auch ein selbst implementierter Prototyp einer Facebook-Applikation zählt. Neben dem kollektiven Ansatz wurde darin auch die Portfoliotheorie nach Markowitz integriert, die in einem weiteren Kapitel gemeinsam mit dem eingesetzten genetischen Algorithmus zusammengefasst wurde.

Abstract (English)

This work is focused on the phenomenon of collective intelligence and to what extent it can be applied to portfolio optimization or rather share price forecasts. For this purpose, online communities will be analyzed concerning their structure, their members and their motivation to contribute to a community. In addition, techniques to increase participation are mentioned. Applications of collective intelligence and factors, which influence it, are described in detail in order to deal more closely with the use for portfolio optimization. Several internet projects will be introduced, including a self-made prototype of a Facebook application. Beside the collective approach, the Markowitz portfolio theory is integrated therein, which is summarized in another chapter together with the applied genetic algorithm.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Onlincommunitys.....	3
2.1	Einführung und Definition.....	3
2.2	Typen von Onlinecommunitys	5
2.3	Teilnahme in Onlinecommunitys	8
2.4	Sozialpsychologische Gruppenphänomene.....	9
2.4.1	Social Loafing	9
2.4.2	Risk-Shift Effekt.....	11
2.4.3	Die kritische Masse.....	11
2.5	Typen von Internetcommunity-Mitgliedern	13
2.6	Nutzer motivation	16
2.6.1	Intrinsische/Extrinsische Motivation.....	17
2.6.2	VIST-Modell.....	17
2.6.3	Maslowsche Bedürfnistheorie	18
2.7	Techniken zur Erhöhung aktiver Teilnahme.....	20
2.7.1	Anerkennung für Beiträge	20
2.7.2	Einfluss sichtbar machen	21
2.7.3	Soziale Kontakte und Interaktionen zwischen den Mitgliedern erhöhen.....	21
2.7.4	Zugehörigkeitsgefühl schaffen	22
2.7.5	Partizipation so einfach wie möglich machen	22
2.7.6	Lurkers zu einem Umdenken bewegen	23
2.7.7	Für nicht-registrierte Nutzer eingeschränkte Teilnahmemöglichkeit anbieten	23
2.7.8	Diskussionsthemen anbieten.....	24
2.7.9	Aktivitäten auf der Internetseite sichtbar machen.....	24
2.7.10	Offline-Veranstaltungen anbieten	25
3	Kollektive Intelligenz im Internet	26
3.1	Einführung.....	26

3.2	Definition	28
3.3	Klassifizierung kollektiver Intelligenz	29
3.3.1	Problemarten	30
3.3.2	Formen kollektiver Intelligenz.....	31
3.4	Web 2.0.....	32
3.5	Crowdsourcing.....	34
3.6	Faktoren, die kollektive Intelligenz beeinflussen.....	35
3.6.1	Diversifikation	35
3.6.2	Unabhängigkeit.....	38
3.6.3	Dezentralisierung.....	39
3.6.4	Aggregation	39
3.6.5	Motivation an der Teilnahme.....	46
3.6.6	Modularisierung der Aufgaben.....	46
4	Moderne Portfoliotheorie nach Harry M. Markowitz.....	48
4.1	Harry M. Markowitz.....	48
4.2	Mean-Variance-Optimierung.....	48
4.2.1	Erwartete Portfoliorendite	49
4.2.2	Risikomaß.....	50
4.2.3	Kovarianz und Korrelation.....	52
4.3	Effiziente Portfolios	53
4.4	Formulierung als quadratisches Optimierungsproblem.....	53
4.5	Optimierungsalgorithmus	54
4.5.1	Einleitung.....	54
4.5.2	Zielfunktion und Szenario-basierter Ansatz.....	55
4.5.3	Nebenbedingungen.....	56
4.5.4	Rechenvorschrift	57
4.5.5	Parameter	62
5	Portfolio-Optimierung durch kollektive Intelligenz im Internet	70
5.1	Einführung.....	70
5.2	Marktübersicht.....	71
5.2.1	Stock Price Forecasting	71
5.2.2	PredictWallStreet	73
5.2.3	Motley Fool CAPS	76

5.2.4	Marketocracy - Mutual Fund	77
5.3	Berechnung eines kollektiven Portfolios	79
5.3.1	Gleichgewichtung aller Portfolios	79
5.3.2	Gleichgewichtung der 100 Besten (Ranking nach Rendite)	80
5.3.3	Gewichtete Durchschnittsbildung (Rendite)	80
5.3.4	Gewichtete Durchschnittsbildung (Sharpe-Ratio)	81
6	Prototyp der Facebook-Applikation	82
6.1	Facebook	82
6.2	Installation der Facebook-Applikation	83
6.3	Spielkonzept der Facebook-Applikation	84
6.3.1	Ausgangssituation	84
6.3.2	Portfoliozusammenstellung	85
6.3.3	Ranking	87
6.3.4	Community	87
6.4	Implementierung	89
6.4.1	Verwendete Technologien	89
6.4.2	Datenbankdiagramm	90
6.4.3	Preisaktualisierung	92
7	Zusammenfassung und Ausblick	95
8	Abbildungsverzeichnis	97
9	Literaturverzeichnis	98

1 Einleitung

Etwa 10 Jahre nachdem der britische Physiker Tim Berners-Lee seinem Arbeitgeber CERN ein Projekt vorschlug, das wir heute als World Wide Web kennen, wurde es 2001 schon wieder als Hype abgetan, da viele Internetunternehmen die hohen Erwartungen ihrer Anleger nicht erfüllen konnten. Das Platzen dieser Blase war jedoch auch ein Wendepunkt in der Geschichte des Internet, denn danach setzten sich überwiegend Anwendungen durch, die durch interaktive und kollaborative Elemente den Benutzern Webinhalte selbst mitgestalten ließen und Dezentralität in den Vordergrund stellten. Heute verfassen Personen aus der ganzen Welt gemeinsam eine Enzyklopädie, die als qualitativ besser als manch etabliertes und von Experten geschriebenes Nachschlagewerk bewertet wird (Roessler, 2007), Programmierer entwickeln unentgeltlich zusammen ausgezeichnete Softwareanwendungen und Internetnutzer kategorisieren gemeinsam scheinbar unüberwältigbare Mengen an elektronischen Inhalten.

Diese Arbeit greift den neuen kollektiven Ansatz Probleme zu lösen auf und untersucht seine Anwendungstauglichkeit auf die Optimierung von Aktienportfolios. Da eine Voraussetzung dafür eine Vielzahl von zusammenarbeitenden Internetnutzern ist, erschien es zweckdienlich Internetcommunities und darin auftretende Gruppenphänomene zuvor zu analysieren. In Kapitel 2 werden virtuelle Gemeinschaften aus soziologischer Sicht interpretiert, Typen von Communitymitgliedern beschrieben, deren Motivation teilzunehmen ergründet und daraus Methoden abgeleitet die Teilnehmerzahl zu erhöhen. Die Frage, ob Amateure gemeinsam bessere Entscheidungen treffen können als wenige Experten, beantwortete James Surowiecki mit ja. Dafür notwendige Voraussetzungen beschrieb er in seinem Buch „Die Weisheit der Vielen“ (Originaltitel: „The Wisdom of Crowds“). Kapitel 3 greift Surowieckis Theorie auf und nennt Faktoren, die kollektive Intelligenz beeinflussen. Bevor näher auf die Idee der Portfolio-Optimierung durch eine Internetcommunity eingegangen wird, folgt eine Zusammenfassung der modernen Portfoliotheorie nach Markowitz. Ihr Grundgedanke ist es, durch Diversifikation Portfolios zu erzeugen, die hinsichtlich erwarteter Rendite und Risiko von keinem anderen Portfolio übertroffen werden und ist heute Werkzeug beinahe jedes Fondsmanagers. Kapitel 4 zeigt darüber hinaus, wie durch einen genetischen Algorithmus das quadratische Optimierungsproblem der Portfoliotheorie behandelt werden kann.

Neben üblichen Börsenspielen, wird in einigen Internetplattformen auch versucht, die Investitionsentscheidungen der Teilnehmer zu aggregieren, um daraus neue Kollektiventscheidungen abzuleiten. In Kapitel 5 wird die Herangehensweise dieser Anwendungen betrachtet und die Performance der auf diese Weise entstandenen Investitionen bezugnehmend auf öffentlich publizierten Berichten ausgewertet und zusammengefasst.

Der praktische Teil der Arbeit bestand in der Entwicklung und Implementierung eines webbasierten Börsenspiels, das einerseits versucht aus den individuellen Portfolios der Teilnehmer ertragreiche Kollektivportfolios zu generieren und andererseits diese einem basierend auf der Portfoliotheorie nach Markowitz errechnetem Portfolio gegenüberstellt. Motivationsfaktoren aus Kapitel 2 beeinflussten das Design des Börsenspiels, mit dem Ziel die Partizipation zu erhöhen. Die Plattform wurde als Facebook-Applikation konzipiert, wodurch auf ein bereits bestehendes virtuelles soziales Netzwerk zurückgegriffen werden konnte. Eine Beschreibung der Anwendung und relevante Implementierungsüberlegungen werden in Kapitel 6 erläutert.

Kapitel 7 soll eine Zusammenfassung der Kernpunkte dieser Arbeit darstellen und einen kurzen Ausblick auf zukünftige Entwicklungen des neuen Ansatzes der Portfolio-Optimierung durch kollektive Intelligenz liefern.

2 Onlinecommunitys

2.1 Einführung und Definition

Schließen sich drei (je nach Definition auch zwei) oder mehr Personen zur Erreichung eines Ziels zusammen, spricht man in der Soziologie von einer sozialen Gruppe. Weitere Eigenschaften sind ein relativ kontinuierlicher Kommunikations- und Interaktionsprozess, so wie ein Wir-Gefühl in der Gruppe. Die Mitglieder einer sozialen Gruppe sind sich ihrer gemeinsamen Identität bewusst, welche durch gemeinsame Normen, Aufgabenverteilung und einem gruppenspezifischen Rollendifferential stabilisiert wird. Die Gruppendimension kann von kleinen Personenverbindungen bis hin zu großen Organisationen und Gesellschaften reichen (Schäfer & Korte, 2007).

Gruppenleben organisiert sich immer um Kommunikation, was auch für Onlinecommunitys Gültigkeit besitzt. Uneinigkeit herrscht darüber, inwieweit die Formen sozialer Ordnung im Cyberspace als neu betrachtet werden können (Marotzki & Nohl, 2004). Offensichtlich kann man die soziologische Definition sozialer Gruppen nicht uneingeschränkt auf den virtuellen Raum anwenden, was sich beispielsweise an der Tatsache zeigt, dass dort eine soziale Identität nicht wie in der realen Welt an einen physischen Körper gebunden ist. Die virtuelle Welt des Internet ermöglicht es einer Person problemlos mehrere Identitäten zu erstellen und mit unterschiedlichen Attributen zu belegen (Kollock & Smith, 1998).

So schlägt Thiedeke (2003) die Verwendung der Begriffe *virtuelle Beziehungen* oder *virtuelle Interaktionen* vor. Diese unterscheiden sich von realweltlichen Kommunikationskontakten insofern, als im virtuellen Raum keine physische Unmittelbarkeit besteht und keine Face-to-Face-Kontakte stattfinden. Dennoch sind virtuelle Beziehungen existent und nicht erfunden, finden aber in einer künstlichen und konstruierten Parallelwelt statt.

In dieser Arbeit wird der Begriff Onlinecommunity wie folgt verstanden:

„Eine virtuelle Gemeinschaft ist ein Zusammenschluss von Menschen mit gemeinsamen Interessen, die untereinander mit gewisser Regelmäßigkeit und Verbindlichkeit auf computervermitteltem Wege Informationen austauschen und Kontakte knüpfen.“ (Döring, 2001)

In einem Workshop zum Thema Network Communities (Whittaker, Issacs, & O'Day, 1997) wurden ähnliche Kerncharakteristiken zusammengefasst:

- Die Communitymitglieder haben ein gemeinsames Ziel, gemeinsame Interessen, Bedürfnisse oder Aktivitäten, welche die Hauptmotivation an der Teilnahme darstellen
- Zwischen den Mitgliedern gibt es starke emotionale Bindungen, Interaktionen und geteilte Aktivitäten
- Die Mitglieder besitzen Zugriff auf gemeinsame Ressourcen und es gibt Regeln, die diesen Zugriff festlegen
- Es findet ein Austausch von Information statt und die Mitglieder unterstützen sich gegenseitig
- In einer Onlinecommunity gibt es gemeinsame soziale Konventionen, eine gemeinsame Sprache und Protokolle

Eine Besonderheit von Onlinecommunitys ist die Anonymität. Sie ist einerseits gekennzeichnet durch eine Verschleierung von Identitätsmerkmalen und andererseits durch das Fehlen sozialer Hinweisreize. Der erste Aspekt bezeichnet die Möglichkeit im Internet falsche Identitätsmerkmale wie Name, Geschlecht, Titel, etc. anzugeben und dadurch die wahre Identität zu verschleiern. Der zweite Aspekt bezieht sich auf die meist textuelle Beschränkung bei Onlinekommunikationen und das damit verbundene Fehlen von non- und paraverbalen Hinweisen, wodurch Online-Unterhaltungen als weniger bindend empfunden werden (Winkler & Mandl, 2004).

Onlinecommunitys gibt es praktisch seit den ersten Tagen des Internet. 1979 gründeten die beiden Studenten Tom Truscott und Jim Ellis Usenet, ein weltweites Diskussionssystem, bei dem Internetnutzer in sogenannten Newsgroups Artikel veröffentlichen konnten. Newsgroups waren ohne Zweifel auch für die rasche Internetverbreitung der Jahre 1993/94 mitverantwortlich. Onlinecommunitys schossen in Form von Diskussionsforen, Chatrooms, sozialen Netzwerken, etc. wie Pilze aus dem Boden, entwickelten sich technologisch und funktionell weiter und wurden im Jahr 2005 mit dem neuen Schlagwort „Web 2.0“ gewürdigt.

2.2 Typen von Onlinecommunitys

In der Literatur kursieren verschiedene Klassifikationsschemen von Onlinecommunitys. Auch wenn diese Schemen nicht erschöpfend und vollständig sind, erleichtern sie das Identifizieren von einander ähnlichen Onlinecommunitys, an die dessen Nutzer ähnliche Anforderungen stellen. Somit wird die Entwicklung von Onlinecommunitys vereinfacht und bereits vorhandene Methoden können übernommen werden. Lazar und Preece (1998) fassten folgende vier Klassifikationsschemen zusammen

By Attributes

Onlinecommunitys werden hier über gemeinsame Merkmale definiert. Dazu zählen etwa ein gemeinsames Ziel oder eine gemeinsame Interesse, gemeinsame Ressourcen, intensive Interaktionen oder starke emotionale Bindungen. Die Attribute bestimmen auch das Verhalten in der Community (Preece & Ghazati, 1998). Zu diesem Ergebnis kamen die Autoren bei einer Studie von 100 Onlinecommunitys, wo sich zum Beispiel zeigte, dass die Mitglieder einer Community, die emotionale Unterstützung zum Ziel hat, auch untereinander einfühlsamer miteinander umgehen, während in Sport- und Religionsgruppen eine verstärkte Feindseligkeit unter den Gruppenmitgliedern festgestellt werden konnte. Je nach Zielsetzung einer Onlinecommunity bieten sich daher unterschiedliche Methoden an, wie z.B. Moderation bzw. eine Funktion zum Freischalten von Beiträgen oder bei Bedarf spezielle emotionale Ausdrucksmöglichkeiten.

By Supporting Software

Diese Klassifizierung unterscheidet Onlinecommunitys anhand der unterstützten Software. Gängige eingesetzte Software sind beispielsweise Internet Relay Chat (IRC), Multi-User Dungeon (MUD), Listserver, Newsgroup oder Bulletin Board.

By Relationship to Physical Communities

Auf Aoki (1994) geht eine Klassifizierung zurück, die eine Einteilung basierend auf physikalischen Communitys vorsieht. Ist eine Onlinecommunity sehr stark an ein physikalisches, soziales Netzwerk angelehnt, so ist sie üblicherweise eindeutig geographisch konzentriert und bietet entsprechende Möglichkeiten wie regelmäßige Face-to-Face-Treffen, lokale News, Veranstaltungen oder werden von der Regierung als Informationskanal genutzt. Folglich lassen sich davon Internetcommunitys unterscheiden,

die weniger stark an eine geographische Position gebunden sind. Mitglieder von Internetcommunitys, die keine Beziehung zu einer physikalischen Community haben, nutzen oft die Anonymität und kreieren sich neue Identitäten oder beteiligen sich am Gedankenaustausch und an Diskussionen mit anderen Mitgliedern, die geographisch auf der ganzen Welt verstreut sind.

By Boundedness

Internetcommunitys können auch dahingehend klassifiziert werden, inwieweit sich die Gemeinschaft nach außen abgrenzt. Findet Kommunikation vorwiegend zwischen Mitgliedern des Netzwerks statt, ist die Abgrenzung sehr stark. Andernfalls, d.h. wenn viele Beziehungen nach außen hin bestehen, kann man von einem losen Netzwerk sprechen. Das Intranet eines Unternehmens entspricht einem stark abgegrenzten Netzwerk, das Internet im Gegensatz dazu einem losen Netzwerk. Ersteres verlangt meist eine Registrierung oder Autorisierung, was sich auf die Aktionen der Mitglieder insofern auswirkt, als sie sich in ihrem Verhalten einfühlsamer und vertrauenswürdiger zeigen.

Verschiedene Autoren beziehen ihre Einteilung von Onlinecommunitys in Typen meist auf eines der eben angeführten vier Klassifikationsschemen. Basierend auf einem Klassifikationsschema nach Attributen unterscheidet Wenger (1998) zwischen einem „Property-centric concept of communities“ und einem „Activity-centric concept of communities“. In ersterem lässt sich ein höheres Gruppengefühl feststellen. Die Gruppenmitglieder weisen eine starke Ähnlichkeit an Interessen oder örtlicher Nähe auf. In einem Netzwerk des zweiten Typs tauschen die Mitglieder Wissen untereinander aus, versuchen von einander zu lernen und fallweise ein Problem gemeinsam zu lösen.

Eine weitere Klassifikation basiert ebenfalls auf gemeinsamen Attributen und primär auf der Motivation der Mitglieder (Marathe, 1999):

Communities of purpose

Diese Webgemeinschaften setzen sich aus Individuen zusammen, die ein gleiches oder ähnliches Ziel verfolgen. Erfahrungen, Strategien und Ideen können ausgetauscht und diskutiert werden. Communities of purpose erfüllen für die Nutzer einen funktionalen Zweck.

Communities of practice

Personen, die einen Beruf, Talent oder sonstige Gegebenheit miteinander teilen, schließen sich in Communities of practice zusammen um professionellen Austausch zu erhöhen, meist mit dem Ziel kommerziellen Erfolgs. Die sozialen Beziehungen dieser Onlinecommunitys bestehen oft auch in der realen Welt.

Communities of position

Dieser Typ von Onlinecommunity unterscheidet sich von Communities of practice, indem nicht etwa ein gemeinsamer Beruf, sondern persönliche Umstände oder Lebenserfahrung die Gemeinsamkeit der Mitglieder darstellen. Viele Portale dieses Typs zielen auf einen bestimmten Lebensabschnitt der Zielgruppe, wie zum Beispiel den der Teenager, Studenten, Eltern, etc. ab.

Communities of interest

Communities of interest sind Webgemeinschaften, deren Mitglieder eine gemeinsame Interesse oder Leidenschaft teilen. Typische Beispiele dafür wären Fanclubs für Sportteams, Musikbands, Schauspieler oder Filme. Kommerzielle Ziele verfolgen die Mitglieder solcher Gemeinschaften kaum, viel mehr steht der Unterhaltungswert im Vordergrund.

Seitdem weltweit Menschen das Internet als Kommunikationsmedium benutzen, haben sich unterschiedliche Formen von Onlinecommunitys etabliert. Im Folgenden werden die populärsten Anwendungsformen dargestellt (Herstatt & Sander, 2004).

E-Mail distribution lists

Das Einschreiben in eine E-Mail-Liste oder Group ermöglicht das Lesen, Schreiben und Beantworten von Beiträgen, indem eine zentrale E-Mail-Adresse zur Verfügung gestellt wird.

Bulletin boards, Message boards

Diese Formen von Onlinecommunitys erlauben eine webbasierte Diskussion. Beiträge können online gelesen und beantwortet werden.

Instant message services

Mittels eines IM-Programms können Internetnutzer praktisch unmittelbar einander Nachrichten schreiben und darauf reagieren. Die Teilnehmerzahl ist meist nicht auf zwei beschränkt, aktuelle IM-Programme unterstützen die Kommunikation zwischen mehreren Anwendern.

Chat rooms

Chat rooms bieten einer Gruppe von Internetnutzern die Möglichkeit miteinander durch den Versand von Textnachrichten zu kommunizieren. Chat rooms können entweder Bestandteil eines IM-Programms oder in einer Internetseite integriert sein.

Blogging sites

Auf einem Weblog, oder kurz Blog, publizieren Internetnutzer beliebige Artikel, die meist auch kommentiert werden können. Dieses Journal bzw. Tagebuch wird üblicherweise in regelmäßigen Abständen vom Autor aktualisiert und zeichnet sich durch eine unkomplizierte Handhabung aus.

Social networking sites

Soziale Netzwerke im Internet vereinen verschiedene Aspekte und Techniken der bisher beschriebenen Formen von Internetcommunitys. Funktionen wie Instant Messaging, Blogging und das Erstellen von themenbezogenen Gruppen werden von aktuellen Angeboten unterstützt.

Co-authoring systems, Shared editors

Viele Autoren arbeiten bei Co-authoring-Systemen gemeinsam an einem Text, was synchron oder asynchron erfolgen kann. Bei der Repräsentation kann man eine Ebene der Diskussion der Autoren und eine Ebene der Präsentation des gemeinsam verfassten Textes unterscheiden. Bekannteste Vertreter dieser Community-Form sind Wiki-Systeme, in denen vergangene Versionen archiviert, wiederhergestellt und auch diskutiert werden können.

2.3 Teilnahme in Onlinecommunitys

Alle Onlinecommunitys und sozialen Netzwerke haben eine massive Ungleichheit in der aktiven Teilnahme gemein. Ein Großteil der Nutzer liefert keinen inhaltlichen Beitrag in einer Onlinecommunity und beschränkt sich ausschließlich auf den Konsum des

vorhandenen Inhalts. Diese Nutzergruppe wird auch als Lurkers bezeichnet. Im Gegensatz dazu existiert eine Minderheit an Nutzern, die für einen Großteil des Inhalts verantwortlich ist.

Der Usability-Experte Jakob Nielsen stellte in diesem Zusammenhang 2006 die 90-9-1 Regel auf (Nielsen, 2006), welche die massive Ungleichheit in der Nutzung von Onlinecommunitys beschreibt. Demnach beschränken sich 90% der Mitglieder einer Web 2.0-Plattform ausschließlich auf die Benützung bzw. das Lesen der Inhalte, 9% leisten von Zeit zu Zeit einen Beitrag und die restlichen 1% sind für den Großteil des Inhalts verantwortlich. Doch es gibt Onlinecommunitys, die trotz einer viel ausgeprägteren Ungleichheit dennoch als erfolgreich bezeichnet werden können. Für Blogs schätzt Nielsen die Verteilung der ausschließlich konsumierenden Nutzer, den gelegentlich aktiv teilnehmenden und den Nutzern, die den Großteil des Inhalts kreieren, auf 95-5-0,1. Wikipedia übertrifft diese Ungleichheit bei weitem. Es gibt an 60000 aktive Mitarbeiter zu haben. Bei 32 Millionen Besuchern sind also nur 0,2% der Wikipedia-Benutzer für den Inhalt verantwortlich und lediglich 0,003% für Zwei-Drittel des Online-Lexikons, was zu einer Aufteilung von 99,8-0,2-0,003 führt (Nielsen, 2006). Ein weiteres Beispiel sind P2P-Tauschbörsen, wie etwa Gnutella, wo 10% der Mitglieder etwa 87% der verfügbaren Musik bereitstellen (Adar & Hubermann, 2000).

Aus den Sozialwissenschaften und der Psychologie sind verschiedene Gruppenphänomene bekannt, die auch Ansätze für eine Erklärung der starken Ungleichheit der Teilnahme in Onlinecommunitys liefern (siehe Kapitel 2.4).

Aufgrund der großen Nutzerzahl erfolgreicher Onlinecommunitys, reicht jedoch der geringe Bruchteil an aktiven Mitarbeitern aus, um ausreichend Informationen zu erhalten. Dennoch kann die Tatsache, dass etwa 90% der Nutzer kein Feedback abgibt zu Problemen führen. Bei der Auswertung von Feedback über Produkte oder Dienstleistungen sollte man sich der Tatsache bewusst sein, dass die aktive Minderheit eine nicht-repräsentative Stichprobe der Communitymitglieder ist (Nielsen, 2006).

2.4 Sozialpsychologische Gruppenphänomene

2.4.1 Social Loafing

Social Loafing beschreibt die Beobachtung, dass mit steigender Gruppengröße die Leistung des Einzelnen sinkt. Maximilian Ringelmann machte diese Entdeckung 1882 in

einem Experiment, in dem die Kraft des Einzelnen beim Tauziehen mit der Anzahl der Personen, die gemeinsam ziehen, abnimmt. Dieses Phänomen ist daher auch als Ringelmann-Effekt bekannt.

Latane, Williams und Harkins publizierten 1979 weitere Experimente und prägten den Begriff Social Loafing. Latane liefert mit seiner „Social Impact Theory“ auch eine Erklärung dafür. Demnach verkleinert sich der soziale Druck auf jede einzelne Person bei steigender Gruppengröße. Je größer die Gruppe, desto weniger wird der Beitrag eines einzelnen Gruppenmitglieds erkennbar, was zu einer geringeren Wertschätzung, einem geringeren sozialen Druck und in Folge zu weniger Motivation führt (Latané, Williams, & Harkins, 1979). Die Erklärung, die abnehmende Leistung des Individuums in der Gruppe wäre durch Motivationsverluste begründet und nicht etwa durch Koordinations- und Prozessverluste, untersuchten Ingham, Levinger, Graves, & Peckham (1974) in weiteren Experimenten. Sie replizierten Ringelmanns Experiment, erweiterten die Versuchsanordnung allerdings durch eine spezielle Seilführung und Fußstützen, wodurch Koordinationsverluste vermindert wurden. Das Ergebnis des Experiments ähnelte dem Ringelmanns, weshalb die Annahme naheliegt, dass nicht Koordinations- sondern Motivationsverluste für die abnehmende Leistung verantwortlich sind. Die abnehmende Leistung blieb hier ab einer Gruppengröße von zwei konstant. In einem weiteren Experiment bestanden die Gruppen aus nur einer Versuchsperson und Eingeweihten, die das Ziehen am Seil nur vorspielten. Auch hier sanken die Motivationsverluste bis zu einer Gruppengröße von drei und blieben dann konstant.

Das bloße Bewußtsein Teil einer Gruppe zu sein führt zu deutlichen Motivationsverlusten und abnehmender Leistung des Einzelnen.

Eng verwandt mit dem Begriff Social Loafing ist das Phänomen des Free-Riding, das das Verhalten von Individuen bezeichnet, mehr Nutzen aus einem öffentlichen Gut zu ziehen, als dafür auszugeben (Comes & Sandler, 1996).

Zum Problem wird Free-Riding dann, wenn es zum völligen Stillstand der Produktion des „öffentlichen Gutes“ führt. Um dem entgegenzuwirken, müssen rechtzeitig Maßnahmen getroffen werden, die Free-Riding einschränken.

In Onlinecommunitys schaffen Mitglieder gemeinsam ein öffentliches Gut, wie etwa Artikel in Wikipedia und Foren oder Musikdateien in Tauschbörsen. Die Partizipation benötigt Zeit, ist also mit Kosten für den Teilnehmer verbunden. Rational gesehen wäre es für ein Mitglied sinnvoller kostenlos das öffentliche Gut zu konsumieren, ohne daran mitzuarbeiten.

Tatsächlich ist es nur eine Minderheit, die in Onlinecommunitys aktiv mitarbeitet (siehe Kapitel 2.3). Um die Motivation dieser Minderheit zu erklären, gibt es verschiedene Ansätze (siehe Kapitel 2.6). Solange eine Onlinecommunity eine ausreichende Anzahl an aktiven Mitgliedern besitzt, stellen Free-Rider kein Problem dar – im Gegenteil, ein zahlreiches Publikum motiviert Mitglieder aktiv zu werden.

2.4.2 Risk-Shift Effekt

Der Autor J.A.F. Stoner untersuchte im Rahmen seiner Magisterarbeit, die er 1961 einreichte, das Risikoverhalten von Gruppen im Vergleich zu Einzelpersonen. Den Teilnehmern seines Experiments wurden zunächst Fragebögen vorgelegt, bei denen lebensnahe Situationen skizziert wurden und sie sich für eine von zwei Alternativen entscheiden mussten. Dadurch wurde die Risikobereitschaft der Einzelpersonen erhoben.

Die Teilnehmer wurden danach in 14 weibliche und 14 männliche Sechsergruppen zufällig aufgeteilt. Nach Gruppendiskussionen wurde die Gruppenentscheidung zu denselben Fragestellungen erhoben. Das Ergebnis der Untersuchung war, dass sich die Gruppen als wesentlich risikofreudiger erwiesen als der Einzelne. Es folgte eine Reihe von weiteren Forschungsarbeiten zu diesem Thema (Sader, 2002).

Verfolgt eine Anwendung das Ziel, Gruppen oder Onlinecommunitys zur Entscheidungsfindung zu nützen, so sollte dieses Phänomen des Risikoschubs beachtet werden.

2.4.3 Die kritische Masse

Auf den Erfinder des Ethernets Bob Metcalfe geht eine Gesetzmäßigkeit zurück, die den Wert eines Netzwerks beschreibt. Es soll festgehalten werden, dass es sich hierbei nicht etwa um ein physikalisches Gesetz, sondern vielmehr um eine vage Beschreibung eines beobachteten Zusammenhangs handelt. Nach Metcalfe's law ist mit der Annahme, dass alle Verbindungen eines Netzwerks gleichwertig sind, der Nutzen eines Netzwerks proportional dem Term $n^2 - n$, also quadratisch (Shapiro & Varian, 1999). Dieser Zusammenhang kann am Beispiel des Faxgerätes veranschaulicht werden: Während ein Netzwerk mit einem einzigen Faxgerät keinen Nutzen hat, steigt er überproportional mit jedem zusätzlichen Faxgerät, da die mögliche Anzahl an Verbindungen $n^2 - n$ beträgt. Die Anzahl an Knoten bzw. Faxgeräten wird dabei mit n bezeichnet und von einem Zwei-Wege-Netzwerk ausgegangen, d.h. eine Verbindung zwischen zwei Knoten ist in beide

Richtungen möglich. Inwieweit Metcalfe's law auf soziale Netzwerke im Internet übertragen werden kann, ist umstritten, verwendete er doch kompatible Kommunikationsgeräte ("compatibly communicating devices") für die Knoten des Netzwerks und nicht Internetnutzer (Simeonov, 2006). Zudem kann die Anzahl an Nutzern nicht mit dem Nutzen dessen Netzwerks gleichgesetzt werden. Briscoe, Odlyzko, & Tilly (2006) etwa meinen, der Anstieg des Nutzens eines Netzwerks im Internet in Abhängigkeit der Nutzer, wäre bestmöglich durch den Faktor $n \cdot \log n$ beschreibbar. Der schwächere Anstieg würde die oft enttäuschten hohen Erwartungen beim Aufbau von sozialen Netzwerken im Internet erklären.

Einigkeit herrscht jedoch darüber, dass der Nutzen einer Internetcommunity mit jedem zusätzlichen Mitglied schneller als linear wächst. Ab einer bestimmten Anzahl von Nutzern, der kritischen Masse, verselbständigt sich die Nutzeraquirierung durch Virales Marketing und Word of Mouth - Effekte, da der Nutzen des Netzwerks offensichtlich wird. Nach Zerdick (1999) wird die kritische Masse zu einem Schlüsselfaktor der vernetzten Wirtschaft. Im Konkurrenzkampf der Internet-Ökonomie wird das schnelle Erreichen der kritischen Masse überlebenswichtig. Eine Preisstrategie des „Follow the Free“ versucht durch die freie Abgabe von Software möglichst schnell den Schwellenwert zu erreichen, um dann durch Provisionen, Verkauf von Werbung und Komplementärprodukten Gewinn zu erwirtschaften. Das anfangs kostenlose Business-Netzwerk Xing (vormals openBC) z.B. bietet nun neben freien Basic-Accounts gebührenpflichtige Premium-Accounts mit Zusatzfunktionen an, um die Einnahmen zu erhöhen.

Die Bedeutung des Wettrennens um das schnelle Erreichen der kritischen Masse wird am Beispiel des Studentennetzwerks StudiVZ deutlich, wo sogenannte Campus Captains durch Anwerben von neuen Mitgliedern an ihrer Universität den Aufbau des Netzwerks beschleunigten (Loll, 2006). Die virtuellen sozialen Netzwerke StudiVZ und Facebook hatten anfangs eine ohnehin gut vernetzte Zielgruppe, nämlich die der Studenten, und wurden später für alle Internetuser geöffnet.

Wie am Platzen der Internetblase im Jahr 2000 zu sehen war, bilden sich gemäß dem Motto „The winner takes it all“ im Internet sehr schnell marktbeherrschende Angebote, die es Newcomern sehr schwer machen sich am Markt zu etablieren. Der Nutzen eines großen Netzwerks, mit zahlreichen Mitgliedern, ist so groß, dass sich selbst bei vorhandenen technologisch besseren und innovativeren Angeboten eine Person meist für die größere Community entscheiden wird.

2.5 Typen von Internetcommunity-Mitgliedern

Auch wenn sich jede Onlinecommunity aus verschiedenen Individuen zusammensetzt, kann eine Gemeinsamkeit der sozialen Rollen beobachtet werden. Die folgende Aufzählung erhebt keinen Anspruch auf Vollständigkeit und viele der Rollenbeschreibungen überschneiden sich. Ähnliche soziale Rollen sind auch in Gemeinschaften der realen Welt beobachtbar, doch ermöglicht die virtuelle Welt des Internet die Erschaffung von Online-Identitäten, deren Rollen in der Onlinecommunity nicht zwingend mit denen in einer realen Gemeinschaft üblichen übereinstimmend sind. Einige Rollen kristallisieren sich erst nach längerem Fortbestand der Community heraus und für jede sind positive als auch negative Aspekte erkennbar, doch erfüllen alle eine wichtige Aufgabe. Wirken sich die negativen Aspekte einer Rolle kontraproduktiv oder störend auf die Community aus, so sollte durch die Communityleitung regulierend eingegriffen werden. Auch hier zeigen sich unterschiedliche Rollen (White, 2001), (Kim, 2000).

Kernteilnehmer Kernteilnehmer steuern maßgeblich zur Verbesserung der Community bei und sind für einen Großteil des Inhalts verantwortlich. Sie investieren viel Zeit in die aktive Teilnahme und es sollte versucht werden so viele Mitglieder wie möglich dazu zu motivieren. Jedoch sollte vermieden werden, dass die Kernteilnehmer zu dominant werden, da dies andere Mitglieder davon abhalten könnte selbst aktiv zu werden.

Leser, Lurkers Diese Communitymitglieder nehmen nur passiv an der Community teil, d.h. sie beschränken sich auf das Lesen von Beiträgen, verfassen aber keine eigenen. Für den Erfolg einer Onlinecommunity ist es ratsam, zu versuchen, Lurkers zur aktiven Teilnahme zu motivieren. Dennoch liefern auch Lurkers einen positiven Beitrag. Einerseits erhöhen sie die „Page Views“ und in Folge mögliche Werbeeinnahme und andererseits motiviert eine große Leserschaft Teilnehmer selbst aktiv zu werden.

Dominators Die Abgrenzung der Dominators zu den Kernteilnehmern ist unscharf. Sie beteiligen sich aktiv und investieren meist sehr viel Zeit in die Community. Ein negativer Aspekt kann dabei sein, dass Teilnehmer, die eine Community in einem geringeren Ausmaß nützen, durch die starke Dominanz eingeschüchtert werden und sich weniger trauen aktiv teilzunehmen. Das dominante Verhalten geschieht in der Regel unbewusst,

kann jedoch durch die Verleihung eines Sonderstatus und Sonderaufgaben produktiv genutzt werden.

Adjusters Adjusters befinden sich oft im Übergang von einem Lurker oder Newbie zu einem aktiven Teilnehmer. Sie erstellen keine neuen Beiträge, sondern konzentrieren sich auf das Modifizieren bereits vorhandener Artikel. Sie korrigieren Sätze hinsichtlich Rechtschreibung, Grammatik oder fügen wenige Worte hinzu und erfüllen damit eine wichtige Aufgabe im iterativen Prozess vieler Onlinecommunitys.

Linkers, Weavers und Pollinators Diese Gruppe ist vor allem in größeren Communitys zu finden und zeichnet sich durch eine aktive Teilnahme in vielen verschiedenen Themengebieten aus. Dadurch haben sie eine gute Übersicht über die Internetcommunity und können die Rolle eines Vermittlers einnehmen oder andere Mitglieder über Neuigkeiten in der Community informieren.

Flamers Flamers fallen in einer Internetcommunity durch besonders provokantes Verhalten auf. Oft entwickeln sich dadurch Streitgespräche und untergriffige Diskussionen, die jedoch auch neue Ideen enthalten und einen unterhaltsamen Wert für die Community beinhalten können, solange sie sich im Rahmen der Community-Regeln befinden. Werden diese überschritten oder wirken sich Flamers eindeutig kontraproduktiv auf die Community aus, so ist es ratsam, regulierend einzugreifen, etwa durch Moderation oder das Sperren der entsprechenden Mitglieder.

Schauspieler und Charaktere Wie in der realen Welt, treten auch in der virtuellen immer wieder Online-Persönlichkeiten auf, die durch ein besonders eindrucksvolles, anziehendes oder humoristisches Verhalten, Aufmerksamkeit auf sich ziehen. Diese Rolle hat freilich nicht immer eine entsprechende Version in der realen Welt. Eine Onlinecommunity kann dadurch an Aufmerksamkeit gewinnen, sofern sich die Personengruppe im Rahmen der Community-Regeln bewegt.

Verteidiger Diese Personengruppe verteidigt Individuen oder Gruppen, wenn sie durch andere Communitymitglieder angegriffen werden. Meist geschieht dies sehr rasch, entweder auf Grund von aus Erfahrung gewonnenen Informationen oder intuitiven

Kenntnissen. Verteidiger können auch als Frühwarnsystem der Community dienen, indem sie durch ihr sensibles Verhalten auf Veränderungen in der Community aufmerksam machen.

Nörgler/Needlers Needlers fallen durch ständiges Wiederholen ihres Standpunktes auf. Im Gegensatz zum Spammer kann ihr Standpunkt durchaus treffend sein, doch durch die ständige Wiederholung verliert er an Wert und Communitymitglieder fühlen sich genervt.

Newbies Das Interagieren in einer Onlinecommunity verlangt die Kenntnisse über bestimmte Regeln und Verhaltensweise. Personen, die neu in eine Onlinecommunity hinzukommen oder generell wenig Erfahrung mit dem Internet haben, werden als Newbies bezeichnet. Für erfahrene Nutzer kann ihr Verhalten ahnungslos oder auch unhöflich erscheinen, weshalb sie oft unfreundlich zurechtgewiesen werden. Die positiven Aspekte, wie neue Ideen durch eine andere Perspektive der Newbies, sollten aber nicht vergessen, sondern gefördert werden.

Spammers Spammers fallen durch das ständige Wiederholen und publizieren von gleichen Beiträgen auf. Dabei handelt es sich meist um Werbung für einen kommerziellen Zweck oder das Verlangen nach Aufmerksamkeit, bewirkt durch das Gefühl von anderen Communitymitgliedern nicht beachtet zu werden. Moderne Onlinecommunitys bieten technische Möglichkeiten um Spam-Nachrichten im Voraus zu erkennen und Spammers aus der Community auszuschließen.

Die unberührbaren Erfahrenen / Untouchable Elders Communitymitglieder, die über einen langen Zeitraum hinweg aktiv in der Community teilnehmen, sind durch ihre Erfahrung für eine Community besonders wertvoll. Sie setzen sich durch ihren besonderen Stellenwert auch über so manche Community-Regel hinweg und werden von den anderen Mitgliedern nicht gemaßregelt. Gefahr besteht, wenn ihr Einfluss in der Community zu groß wird und dadurch neuere Mitglieder dominiert werden.

Folgende Rollen in Onlinecommunitys beziehen sich auf die Communityleitung. Sie versucht störende Communitymitglieder zu erkennen und zurechtzuweisen, sowie Neulinge in die Community einzuführen und bei Fragen zur Verfügung zu stehen. Um diese

Aufgaben zu bewältigen, besitzt die Communityleitung meist Sonderrechte. Der Zweck der Regulierung sollte jedoch einer kreativen Entwicklung der Community nicht im Wege stehen und daher mit Maß und Ziel eingesetzt werden.

Support Providers: Communitymitglieder können sich bei technischen Fragen an sie richten.

Hosts: Sie sichern den reibungslosen Ablauf der Kernfunktionen einer Community. Beispielsweise übernehmen Hosts die Moderation in Diskussionsforen.

Greeters: Neue Mitglieder werden von den Greeters willkommen geheißen und in die Community eingeführt. Sie bringen den Neulingen die Communityregeln bei oder versuchen gleich zu Beginn zur aktiven Teilnahme zu animieren.

Cops: Bei Verstoß gegen die Communityregeln oder Störung anderer Mitglieder weisen die Cops die Störenfriede zurecht oder schließen sie aus der Community aus.

Event Coordinators: Die Aufgabe der Event Coordinators ist es Events zu organisieren, sie zu koordinieren und den Communitymitgliedern mitzuteilen.

Teachers: Sie kümmern sich um Fortbildungsmöglichkeiten, wie Online-Kurse, in der Community.

Merchants: Merchants sichern die finanziellen Ressourcen einer Community, etwa indem sie Sponsoren aufreiben und sich für Werbemöglichkeiten in der Community einsetzen.

2.6 Nutzermotivation

Ein wesentlicher Aspekt bei der Arbeitsteilung auf Web 2.0 Plattformen ist die Tatsache, dass deren Benutzer bereit sind Zeit und Wissen in die Verbesserung eines Produkts zu investieren, ohne dafür entlohnt zu werden. Auch wenn der Prozentsatz an aktiven Teilnehmern bei vielen Projekten in der Tat sehr gering ist (siehe Kapitel 2.3), können einige Webanwendungen eine ausreichende Anzahl an Nutzern motivieren aktiv teilzunehmen.

Überlegungen, warum Personen unentgeltlich an der Verbesserung von Internetplattformen mitarbeiten, liefern auch Hinweise, wie die aktive Teilnahme erhöht werden kann. Aus der Psychologie und Soziologie sind verschiedene Modelle bekannt, die Motivation zu erklären versuchen. Diese können auch im Kontext von Onlinecommunitys angewendet werden.

2.6.1 Intrinsische/Extrinsische Motivation

Die Motivationspsychologie unterscheidet zwischen intrinsischer „von innen kommender“ und extrinsischer „von außen hinzugefügter“ Motivation. Intrinsische Motivation bedeutet, dass etwas zur persönlichen Befriedigung und aus eigenem Antrieb getan wird. Die extrinsische Motivation stützt sich auf Erwartungen äußerer Anreize und Belohnungen, wie z.B. Anerkennung oder finanzielle Beträge.

In einer Studie über OpenSource-Programmierer kamen Hars und Ou (2001) zu dem Ergebnis, dass extrinsische Motive eine überraschend große Rolle bei der Beteiligung an einem OpenSource-Projekt spielen. In der Studie wurden zukünftiger Nutzen durch Kompetenzerweiterung, damit verbunden bessere Karrierechancen, Ansehen in der Community, persönlicher Bedarf der entsprechenden Software, etc. als externe Belohnung abgefragt. Die intrinsischen Motive Identifikation mit der Community, Altruismus, Selbstbestimmung, etc. spielten zwar ebenfalls eine Rolle, jedoch eine geringere.

In einer weiteren Studie von Lakhani und Wolf (2005) wurden intrinsische Motive, basierend auf der Freude an einer Tätigkeit, und extrinsische Motiven, basierend auf Verpflichtung und der Bindung an eine Gemeinschaft, unterschieden. Zu ersteren zählt auch der Flow-Zustand, in dem der Betroffene in seiner kreativen Tätigkeit völlig aufgeht und dabei nicht selten sein Zeitgefühl verliert. Das Ergebnis der Studie von Lakhani und Wold zeigt ein größeres Gewicht der intrinsischen Motive. In beiden Studien spielten aber sowohl intrinsische als auch extrinsische Motive eine Rolle.

2.6.2 VIST-Modell

Hertel (2002) untersuchte die Motivation in virtuellen Teams und entwickelte dabei das VIST-Modell. Virtuelle Teams setzen sich aus zwei und mehr Personen zusammen, die über räumliche, zeitliche und organisatorische Grenzen hinweg an einem gemeinsamen Ziel arbeiten. Zwar ist Hertels Modell nicht in erster Linie auf Onlinecommunitys gerichtet, sondern bezieht sich auf virtuelle Teams im Sinne einer neuen Arbeitsform in Unternehmen

und daher auf kleinere Gruppen, als es die meisten Onlinecommunitys sind, doch liefern seine vier Komponenten auch interessante Motivationsgründe für Mitglieder virtueller Communitys im Internet.

- Valenz (Valence)
Entspricht der subjektiven Bedeutung der Teamziele für das einzelne Mitglied
- Instrumentalität (Instrumentality)
Dieser Aspekt bezeichnet die Bedeutsamkeit des eigenen Beitrags für den Erfolg des Teamziels
- Selbstwirksamkeit (Selfefficacy)
Selbstwirksamkeit beschreibt, inwieweit sich ein einzelnes Teammitglied im Stande fühlt seine eigenen Aufgaben zur Erreichung des Teamziels zu erledigen
- Vertrauen (Trust)
Diese Komponente beschreibt die Erfüllung der Erwartungen an die anderen Mitglieder in Bezug auf Kooperation, Fairness und das technische System

In einer Studie (Hertel, Niedner, & Herrmann, 2003), bei der Mitglieder der Linux Community bezüglich ihrer Motivation an dem Open Source – Projekt frei mitzuarbeiten befragt wurden, konnten alle vier Komponenten des VIST-Modells nachgewiesen werden. Die Komponente „Vertrauen“ spielte als Motivationsgrund dabei die geringste Rolle. Für die Befragten hatten die Bedeutsamkeit des eigenen Beitrags, die Einschätzung der Ziele des Subsystems und die Bewältigbarkeit der eigenen Aufgaben einen höheren Stellenwert.

2.6.3 Maslowsche Bedürfnistheorie

Kim verweist bei der Identifizierung von Motivationen der Teilnahme an einer Online-Community auf die 1943 von Maslow publizierte Bedürfnistheorie und nimmt somit an, dass sich die Bedürfnisse eines Menschen auch auf dessen virtuelle Identität im Internet übertragen lassen (Kim, 2000). Maslows Theorie baut auf fünf Stufen auf und wird daher auch als Bedürfnispyramide bezeichnet. Seiner Theorie zufolge versucht der Mensch zuerst die Bedürfnisse der unteren Stufe zu befriedigen, und nachdem diese erfüllt sind, die der nächsten usw. Je stärker ein Bedürfnis, desto höher ist die Motivation es zu befriedigen. Bedürfnisse der unteren drei Stufen können vollständig befriedigt werden, sodass kein weiteres Verlangen mehr vorhanden ist und werden auch Defizitbedürfnisse genannt. Bedürfnisse der Stufe vier und vor allem Stufe fünf sind unstillbare Bedürfnisse, d.h. sie

können nie vollständig befriedigt werden (Maslow, 1987). Es soll angemerkt werden, dass durch Internetaktivitäten die Befriedigung der Bedürfnisse aller Hierarchieebenen unterstützt werden kann. Keine ausschließliche Befriedigung via Internet ist jedoch nicht möglich (Döring, 2003). Dennoch können durch Internetangebote Defizite im realen Leben kompensiert werden.

Kim liefert eine Gegenüberstellung von Offline- und Onlinebedürfnissen entsprechend Maslows Bedürfnistheorie (Kim, 2000).

1. Körperliche Bedürfnisse

Offline: Nahrung, Kleidung, Wohnraum, Gesundheit

Online: Zugang zum System, Aufrechterhaltung der Online-Identität in der Community, Cybersex, Online-Wohnungssuche

2. Sicherheit

Offline: Absicherung, Schutz vor Gefahren und Kriminalität

Online: Sicherheit vor Hack-Attacken und persönlichen Attacken, Unterstützung von verschiedenen Privacy-Stufen, Online-Banking

3. Soziale Beziehungen

Offline: Gruppenzugehörigkeitsgefühl, Freundeskreis, Liebe, Kommunikation

Online: Zugehörigkeit zu einer Community bzw. Untergruppen einer Community, Chatrooms

4. Soziale Wertschätzung

Offline: Anerkennung und soziale Wertschätzung der Gemeinschaft, Einfluss, Erfolge

Online: Vermögen etwas in der Community beizutragen und dafür Anerkennung zu bekommen

5. Selbstverwirklichung

Offline: Erleuchtung, Entwicklung und Entfaltung von Talenten, das eigene Potential ausschöpfen

Online: Erreichen eines höheren Stellenwerts in der Community, weitere Fähigkeiten entwickeln und zu neuen Möglichkeiten gelangen

Diesem Modell zufolge tragen Lurkers nichts zur Community bei, weil ihre körperlichen Grundbedürfnisse und ihr Bedürfnis nach Sicherheit in der Onlinecommunity nicht befriedigt werden. Aktive Teilnehmer finden in Onlinecommunitys eine Möglichkeit ihre

sozialen Bedürfnisse zu befriedigen und auch jenes nach Selbstverwirklichung (Bishop, 2005). Kritisiert wird an diesem Modell unter anderem, dass nicht zwingend die Bedürfnisse der unteren Stufen wie jenes nach Sicherheit erfüllt sein müssen, um etwa soziale Beziehungen zu suchen oder soziale Wertschätzung und Selbstverwirklichung. Es sind auch zahlreiche Fälle bekannt, in denen Nutzer im virtuellen Raum derart gefesselt waren, dass sie auf körperliche Grundbedürfnisse nach Schlaf und Nahrung verzichtet haben (Griffiths, 2005).

2.7 Techniken zur Erhöhung aktiver Teilnahme

Aus den im Kapitel 2.6 angeführten Überlegungen zur Motivation von Internetcommunitynutzern leiten sich verschiedene Methoden ab, die die Partizipation in Onlinecommunitys erhöhen können.

2.7.1 Anerkennung für Beiträge

Peter Kollock führt in „Communities in Cyberspace“ Gründe an, warum Menschen an Onlinecommunitys teilnehmen. Ein wichtiger Faktor ist demnach einen Wiedererkennungswert oder Prestige in der Community zu erreichen und dass dieser Status für alle anderen Mitglieder sichtbar ist (Kollock & Smith, 1998). Dabei handelt es sich um eine extrinsische Motivation bzw. um das Bedürfnis nach sozialer Anerkennung aus der Maslowschen Bedürfnispyramide. Anerkennung für einen Beitrag in Form von Punkten, Sternen oder einer für alle sichtbare Ranking-Liste, ist ein einfaches aber sehr wirkungsvolles Mittel um die Motivation zur aktiven Teilnahme zu erhöhen. Jakob Nielson (2006) warnt jedoch davor, die Teilnahme zu leichtfertig mit Prestigesymbolen zu honorieren, da die Gefahr besteht, dass bereits sehr aktive Teilnehmer die Community noch mehr dominieren und neue Mitglieder abgeschreckt werden. Zudem empfiehlt er den Belohnungs-Mechanismus nicht auf die Quantität der Beiträge, sondern auf ihre Qualität, bewertet beispielsweise durch die Community selbst, zu beziehen.

Es gibt zahlreiche Möglichkeiten Motivation in Form von sozialer Anerkennung in einer Onlinecommunity zu implementieren bzw. zu visualisieren. Eine Methode ist das Veröffentlichen von Ranking-Listen, welche wiederum auf unterschiedliche Weise berechnet werden können. Die Reihenfolge der Mitglieder im Ranking kann etwa auf der Anzahl der verfassten Artikel oder Beiträge basieren, der Anzahl der geschriebenen Wörter, der Bearbeitungen, etc. Derartige Rankings sind in beinahe allen

Onlinecommunitys zu finden. Zu empfehlen ist nicht nur quantitative Merkmale, sondern auch qualitative für das Ranking hinzuzunehmen (Nielsen, 2006). Amazon.com¹ bietet seinen Nutzern die Möglichkeit Buch-Reviews als hilfreich oder nicht-hilfreich einzustufen und ein entsprechendes Ranking, basierend nicht auf der Gesamtanzahl der Beiträge, sondern auch auf denen, die für andere Nutzer hilfreich waren. Der qualitative Aspekt kann auch durch eine direkte Bewertungsmöglichkeit der Teilnehmer in verschiedenen Qualitätsdimensionen abgefragt werden. Aus Gründen der Repräsentativität sollte der Teilnehmer erst ab einer bestimmten Anzahl von Bewertungen in das Ranking aufgenommen werden. Relevante Beiträge können auch anhand der Anzahl von Klicks oder Referenzen erkannt werden. Eine Methode neuen Teilnehmern Ansehen in der Community zu ermöglichen, ist das Ranking auf einen beschränkten Zeitabschnitt zu beziehen, z.B. „Verfasste Artikel pro Monat“.

Die verschiedenen Rankingkriterien können auch kombiniert werden, z.B. durch Vergabe von Credit Points. Diese können für verschiedene erwünschte Tätigkeiten, wie das Verfassen von Artikeln, das Bewerten von Teilnehmern, das Anwerben von neuen Teilnehmern oder jede andere erwünschte Form der Teilnahme vergeben werden.

Anstatt bzw. neben der Veröffentlichung einer Ranking-Liste können Teilnehmer auch durch die Vergabe von Zusatzprivilegien ab einer bestimmten Anzahl von Credit points motiviert werden aktiv an der Community teilzunehmen.

2.7.2 Einfluss sichtbar machen

Eine weitere Motivation ist die schlichte Tatsache durch einen Beitrag die Community selbst mitzugestalten und verändern zu können, was am Beispiel von Wikipedia zu sehen ist. Der Teilnehmer möchte sehen, dass er mit seinem Beitrag in seiner Umgebung etwas bewirkt (Smith & Kollock, 1999). Eine größere Hörerschaft bestärkt ebenfalls den potentiellen Einfluss eines Beitrags.

2.7.3 Soziale Kontakte und Interaktionen zwischen den Mitgliedern erhöhen

Aktive Teilnahme in Onlinecommunitys kann durch das Sichtbarmachen von sozialen Kontakten erhöht werden, wodurch das Bedürfnis nach sozialen Beziehungen befriedigt werden kann. In virtuellen sozialen Netzwerken wie StudiVZ, Lokallisten, Facebook etc.

¹ <http://www.amazon.com/review/top-reviewers>

wird das Finden von Freunden so einfach wie möglich gestaltet und es werden unzählige Möglichkeiten angeboten mit anderen Mitgliedern zu interagieren. Facebook ist dafür ein Musterbeispiel. Neben einer detaillierten Suchfunktion können E-Mail-Adressen aus dem eigenen E-Mail-Account oder Adressbuch zur Suche herangezogen werden. Ein weiteres Tool zeigt alle in Facebook registrierten Arbeitskollegen und Schulkollegen und ein Mechanismus zeigt gemeinsame Freunde der eigenen Freunde an, die wahrscheinlich auch zum eigenen Freundeskreis gehören. Um die Interaktion zwischen den Mitgliedern zu erhöhen, ermöglichen aktuelle soziale Netzwerke das private Versenden von Nachrichten, öffentliches Publizieren auf der Pinnwand eines Mitglieds, Aufmerksamkeitsmachen (Poke, Gruscheln, Anstupsen,...), Taggen von Personen in Fotos oder Videos und Gründen von spezifischen Gruppen, welche als eine Subcommunity in der Onlinecommunity gesehen werden können. Die Interaktion wird in Facebook weiter erhöht, indem jegliche Status- und Profiländerungen der Freunde angezeigt werden und auch kommentiert werden können oder indem ganze Applikationen in das Facebook-Konto integriert werden.

2.7.4 Zugehörigkeitsgefühl schaffen

Ein Mitglied kann sich mit einer Community am besten identifizieren, wenn es Vertrauen zu den anderen Mitgliedern aufbaut. Offline-Events sind eine gute Möglichkeit Vertrauen zu fördern, aber auch in der virtuellen Welt können regelmäßige Treffpunkte organisiert werden, z.B. in Form von Online-Chats. Zugehörigkeitsgefühl entsteht ebenfalls durch den Austausch von persönlichen Erlebnissen, Geschichten und Anekdoten, wofür ein entsprechender Bereich in der Community zur Verfügung gestellt werden kann, selbst wenn dieser nicht dem inhaltlichen Ziel der Community entspricht. Realisiert wird dies oft in Form sogenannter Off Topic- Bereiche.

2.7.5 Partizipation so einfach wie möglich machen

Aktive Teilnahme sollte den Nutzern so einfach wie möglich gemacht werden. Jeder zusätzliche Klick, der für einen Beitrag erforderlich ist, stellt eine Barriere dar. Ein zu aufwändiger Registrierungsprozess schreckt potentielle Teilnehmer ab. Es ist empfehlenswert nur die allernötigsten persönlichen Daten während der Registrierung abzufragen und die Angabe von Zusatzinformationen dem Benutzer frei zu überlassen oder mit Zusatzprivilegien oder Punkten zu honorieren. Passwörter sollten vom Benutzer wählbar

sein und nicht automatisch generiert werden. Vorgeschlagene Passwörter werden sehr oft vergessen und die Beschaffung eines neuen Passworts ist mit Aufwand verbunden.

Wenn es das Konzept der Internetplattform zulässt, kann Partizipation als Nebeneffekt einer Aktion gestaltet werden. Amazon.com analysiert das Kaufverhalten seiner Benutzer und empfiehlt unter „people who bought this book, bought these other books“ bei der Auswahl eines Buches ähnliche Bücher, also Bücher die andere Käufer des ausgewählten Buches ebenfalls gekauft haben. Für den Nutzer stellt dies keinen Zusatzaufwand dar, er trägt beim Kauf eines Buches unbewusst dazu bei, anderen Communitymitgliedern Bücher zu empfehlen (Nielsen, 2006).

2.7.6 Lurkers zu einem Umdenken bewegen

Die Ungleichheit in der aktiven Teilnahme einer Onlinecommunity wird auch unter optimalen Rahmenbedingungen nicht beseitigbar sein. Viele Teilnehmer sind trotz spezieller Maßnahmen nicht motiviert selbst in der Community aktiv zu werden. Mit keinem großen Aufwand ist der Versuch verbunden, Aufforderungen an Lurkers zu adressieren an der Community aktiv teilzunehmen. Lurkers können meist sehr einfach aus der Nutzerdatenbank herausgefiltert werden, indem Nutzer, die noch nie oder selten einen Beitrag in der Community verfasst haben, gesucht werden. Die Wirksamkeit kann beträchtlich gesteigert werden, wenn die Nachricht persönliche Anreize enthält, wie etwa Themen, die das Mitglied in seinem Profil als interessant eingestuft hat.

2.7.7 Für nicht-registrierte Nutzer eingeschränkte Teilnahmemöglichkeit anbieten

Der Registrierungsprozess ist mit Aufwand verbunden, der viele Internetnutzer davon abhält in eine Onlinecommunity hineinzuschnuppern und bestenfalls darin aktiv zu werden. Die Registrierung sollte daher möglichst einfach gestaltet sein und der Nutzer nicht mit unnötigen Fragen belästigt werden. Um Neugierde zu wecken, sollten auch nicht-registrierten Nutzern Funktionen zur Verfügung stehen. Bei vielen Diskussionsforen ist für das Lesen von Beiträgen keine Registrierung erforderlich, sondern erst für das Verfassen. Dabei besteht jedoch die Gefahr Lurkers zu begünstigen und es besteht kaum eine Möglichkeit diese zur aktiven Teilnahme zu motivieren, da sie ohne Registrierung nicht direkt adressierbar sind. Ein zufriedenstellender Mittelweg wäre etwa das Diskussionsthema für alle Besucher sichtbar zu machen und für das Lesen der weiteren

Beiträge eine Registrierung zu fordern. Dadurch bekommt der Seitenbesucher einen Einblick in die Community, muss sich jedoch für weitere Informationen anmelden und kann später zur aktiven Teilnahme aufgefordert werden.

2.7.8 Diskussionsthemen anbieten

Der Start und Aufbau einer Onlinecommunity bis diese die kritische Masse erreicht hat, erweist sich oft als schwierige Aufgabe. Meist ist die Anzahl der aktiven Teilnehmer so gering, dass sich kaum Aktivitäten zeigen und die Onlinecommunity leblos wirkt. Für viele Personen ist die Barriere geringer auf einen bereits vorhandenen Beitrag durch Kommentare oder Ergänzungen Bezug zu nehmen, als von Grund auf selbst einen zu erstellen. Hier kann das Anbieten von Diskussions- und Gesprächsthemen, die auch polarisierend und provozierend gewählt werden können, hilfreich sein. Am Beispiel Wikipedia kann dies gut beobachtet werden. Teilnehmern fällt es leichter einen bereits bestehenden Artikel zu ergänzen, als sich zu überwinden einen neuen Beitrag zu schreiben. Es bietet sich daher an, sofern möglich, den Teilnehmern Templates zu präsentieren, die zur Bearbeitung einladen.

Ist die kritische Masse an Teilnehmern erreicht und sind ausreichend aktive Teilnehmer vorhanden, wird die Community selbst ihre Themen auswählen, was wiederum weitere Nutzer anzieht.

2.7.9 Aktivitäten auf der Internetseite sichtbar machen

Aktivitäten und Neuigkeiten sollten auf der Startseite der Onlinecommunity präsentiert werden. Das zeigt, dass Leben in der Community ist und erweckt Neugierde bei potentiellen Communitymitgliedern. Herangezogen werden können neu verfasste Artikel, neu registrierte Mitglieder, gerade angemeldete Mitglieder, kürzlich gelesene Artikel, Änderungen im Mitgliederranking, etc. Vor allem bei Diskussionsforen bietet sich die Möglichkeit an, Mitgliedern eine persönliche Watchlist zur Verfügung zu stellen, mit der sie für sie interessante Themen abonnieren können und über neue Einträge z.B. per E-Mail informiert werden. Um den Mitgliedern die aktive Teilnahme zu erleichtern, können sie über Diskussionen, in die sie involviert sind, ebenfalls per E-Mail verständigt werden. Dadurch kann eine asynchrone Diskussion beschleunigt und die Aktivität in einer Onlinecommunity erhöht werden.

2.7.10 Offline-Veranstaltungen anbieten

In Onlinecommunitys, die einigermaßen lokal konzentriert sind und in denen sich bereits soziale Beziehungen zwischen den Mitgliedern aufgebaut haben, können sich Offline-Veranstaltungen positiv auswirken. Sie verstärken das „Wir“-Gefühl der Gruppe und die Identifikation der Teilnehmer mit der Community, was sich auf die aktive Teilnahme in der Onlinecommunity auswirkt. Auf welche Weise ein Treffen stattfindet ist weitgehend vom Typ der Onlinecommunity abhängig. Mitglieder von sozialen Internetnetzwerken wählen meist eine Lokalität mit lockerer Atmosphäre, wo die sozialen Beziehungen verstärkt werden können. Für fachbezogene Onlinecommunitys bieten sich auch themenbezogene Treffen oder Diskussionsrunden an, die in der virtuellen Welt weitergeführt werden können. Bei sehr aktiven Onlinecommunitys mit großer Teilnehmerzahl, werden derartige Veranstaltungen oft von Mitgliedern selbst organisiert. Dies kann auch von einem Moderator oder speziell für diese Aufgabe eingesetzten Event Coordinator übernommen werden.

3 Kollektive Intelligenz im Internet

3.1 Einführung

Die Erkenntnis, dass durch die Zusammenarbeit vieler Individuen sehr intelligente Ergebnisse erzielt werden können, ist nicht neu, genaugenommen trat derartiges Verhalten bereits vor 3,5 Milliarden Jahren auf, als die ersten Bakterien die Erde bevölkerten. Durch Anpassung ihrer Genome konnten sie seitdem komplexe Probleme lösen, sich von Schwefel und Gestein ernähren, Kilometer unter der Erdoberfläche und selbst bei radioaktiver Strahlung überleben. Obwohl die Gehirnleistung eines Bakteriums nur einem Bruchteil des eines Schimpansen entspricht, kann es durch einen höheren „Group IQ“ als das erfolgreichere Lebewesen bezeichnet werden (Bloom, 2008).

Ein weiteres Beispiel aus der Biologie ist das intelligente Verhalten von Ameisenkolonien auf Futtersuche. Während eine einzelne Ameise hilflos wäre, ist eine große Gruppe von Ameisen außerordentlich intelligent. Jede Ameise legt beim Transport des Futters eine Spur aus Pheromonen von der Futterquelle zum Nest und verstärkt somit die Pheromonspur auf dieser Route. Nach einer Weile werden sich alle Ameisen für den Weg mit der stärksten Pheromonspur entscheiden, der sich als der kürzeste herausstellt.

Eine oft zitierte Anekdote, ist die des britischen Naturforschers und Schriftstellers Galton, der 1906 eine grundlegende Beobachtung auf einer Nutztiermesse machte. Dort wurden diverse Nutztiere von den Stadtbewohnern und Bauern taxiert. Galton wollte die Dummheit der Masse empirisch beweisen, indem er die von den Stadtbewohnern abgegebenen Gewichtsschätzungen eines Ochsen, analysierte. Erstaunliches Ergebnis war, dass der arithmetische Durchschnitt der 787 gültigen Stimmen das Gewicht des Ochsen von 1197 englischen Pfund um nur 1 Pfund verfehlte. Surowiecki (2008) bezeichnet dieses Phänomen als „Die Weisheit der Vielen“ („The Wisdom of Crowds“).

Bislang fehlte ein Medium, das die Einzelleistungen einer Vielzahl von Menschen zusammenführte und koordinierte. Mit dem Internet wurde ein geeignetes gefunden: ein dezentrales Netzwerk, zu dem unterschiedliche Individuen aus der ganzen Welt Zugang haben und das durch moderne Technologien eine benutzerfreundliche Teilnahme ermöglicht. Es scheint als war es nur eine Frage der Zeit, bis kollektive Intelligenz im Internet Anwendung fand und 2001 zu einer neuen Generation von Webanwendungen führte (siehe Kapitel 3.4).

Populäre Web-Anwendungen wie Amazon, Flickr, Wikipedia, BitTorrent, Blogs, Google, YouTube, Delicious, Open Source-Software und viele weitere profitieren von der Teilnahme vieler einzelner Personen. Doch auch wenn alle dieser Web 2.0-Applikationen auf der Teilnahme Vieler und deren kollektiven Intelligenz basieren, kann man unterschiedliche Ansätze in der Zusammenarbeit erkennen. So beruhen beispielsweise Wikipedia, das Open Source-Konzept oder die Tagging-Funktionalität von Flickr auf einer neuen Form von Kollaboration, die durch das Internet stark vereinfacht und erleichtert wurde. Die Aufgabe, eine scheinbar unüberwältigbare Menge von Bildern zu kategorisieren, wird bei Flickr auf viele Einzelpersonen aufgeteilt und somit lösbar. Bei anspruchsvolleren Aufgaben, wie dem Entwickeln von Software oder Verfassen von lexikalischen Artikeln, wird Spezialisierung als Form der Arbeitsteilung eingesetzt. Durch die Zusammenarbeit vieler Experten bestimmter Programmierkonzepte und dem Open Source-Konzept können professionelle Softwareprodukte entstehen, ohne dass die teilnehmenden Programmierer dafür entlohnt werden. Ebenso verfassen Spezialisten bestimmter Themengebiete Artikel für die Online-Enzyklopädie Wikipedia und schaffen ein mittlerweile vollständiges Lexikon. Der Erfolg von Wikipedia ist auch darauf zurückzuführen, dass nicht nur Experten an einem Artikel mitarbeiten dürfen, wie es beim gescheiterten Vorgängerprojekt Nupedia der Fall war, sondern alle Internetnutzer. Diese teilen sich die Arbeit selbständig in Aufgaben wie grammatikalische- und Rechtschreibfehler finden, gute Quellen ausfindig machen, aktuelle Informationen suchen und eben das Verfassen des Artikels, welcher anfangs meist nur aus einem Grundgerüst von wenigen Sätzen besteht und erst durch einen Prozess des ständigen Korrigierens und Verbesserns zu einem vollständigen Artikel wird (Clay, 2008). Die Partizipanten erfüllen also auch die Aufgabe der Überprüfung von vorhandener Information.

Somit ist die Entwicklung eines Web 2.0-Resultats meist ein iterativer Prozess, in dem das Ergebnis ständig überprüft und verbessert wird. Es gibt viele verschiedene Herangehensweisen wie die kognitiven Fähigkeiten verschiedener Individuen aggregiert werden können, sodass Ergebnisse erzielt werden, zu denen Experten nicht imstande wären.

Nach einer Begriffsdefinition von kollektiver Intelligenz (siehe Kapitel 3.2), werden in Kapitel 3.6 Faktoren beschrieben, die das Zustandekommen von kollektiver Intelligenz beeinflussen.

3.2 Definition

Der Begriff der kollektiven Intelligenz wird in verschiedenen Wissenschaftsdisziplinen verwendet und unterschiedlich interpretiert. Allgemein wird dadurch das Phänomen bezeichnet, dass durch das Zusammenwirken einer Vielzahl von Individuen Verhaltensweisen entstehen, die in ihrer Intelligenz die von Einzelpersonen übertreffen können. Der Philosoph Pierre Levy beschreibt kollektive Intelligenz als *„eine Intelligenz, die überall verteilt ist, sich ununterbrochen ihren Wert erschafft, in Echtzeit koordiniert wird und Kompetenzen effektiv mobilisieren kann“* (Levy, 1998, S. 29)

Levy schreibt in seinem Buch „Die kollektive Intelligenz“ über eine Utopie, in der durch die Möglichkeiten des Cyberspace ein gesellschaftliches gemeinsames Denken möglich wird und in der sich unsere repräsentative Demokratie in eine direkte Demokratie umwandeln wird (Levy, 1998). Levy erläutert also die weitreichenden gesellschaftlichen Änderungen, die durch dieses „kooperative Gehirn“ entstehen können.

Kollektive Intelligenz ist ein sehr neues und aktives Forschungsgebiet, das durch Beiträge verschiedener Wissenschaftsdisziplinen bereichert wird: Die Soziologie liefert Erklärungen für Gruppen- und Massenphänomene, die Computerwissenschaften ermöglichen die technische Realisierung der benötigten Systeme und die Wissenschaften Statistik und Mathematik besitzen ein Repertoire an Werkzeugen, durch die aus einer Datenmenge intelligente Entscheidungen abgeleitet werden können. Satnam Alag schreibt kollektive Intelligenz sei im Grunde:

„The intelligence that’s extracted out from the collective set of interactions and contributions made by your users.“ (Alag, 2008, S. 6)

“The use of this intelligence to act as a filter for what’s valuable in your application for a user.“ (Alag, 2008, S. 6)

Für Alags Sichtweise ist Interaktion zwischen den Individuen eine zwingende Voraussetzung um kollektive Intelligenz zu extrahieren (Alag, 2008). Tatsächlich ist dies aber nur eine Möglichkeit von vielen. Kollektive Intelligenz kann auch durch die bloße Aggregation vieler von einander unabhängiger individueller Entscheidungen gewonnen werden, wie später gezeigt wird.

Diese Arbeit zielt auf die praktische Anwendung der kollektiven Intelligenz im Internet ab und konzentriert sich daher auf Ansätze, die sich im Kontext des Internet und im Speziellen der Prognose von Aktien und Optimierung von Portfolios verwerten lassen. Angelehnt an Heylighen (1999) wird in dieser Arbeit kollektive Intelligenz als das Vermögen einer Gruppe verstanden, mehr Probleme als ihre individuellen Mitglieder zu lösen. Damit ist auch das Vermögen einer Gruppe gemeint, bessere Entscheidungen zu treffen als ihre einzelnen Mitglieder.

Der US-amerikanische Journalist James Surowiecki bezeichnet dieses Phänomen als „Die Weisheit der Vielen“ („The Wisdom of Crowds“) und beschreibt in seinem gleichnamigen Buch die Theorie, dass Gruppen die Lösung eines Problems effektiver finden als Experten (Surowiecki, 2008).

Surowiecki führt klare Kriterien an, die von einer Gruppe erfüllt sein müssen, um zu weisen Entscheidungen zu gelangen. Die Gruppe muss demnach aus Individuen mit möglichst unterschiedlichen Ansichten, Meinungen und Informationen bestehen. Dies erscheint naheliegend, da eine größere Diversifikation von Individuen auch ein breiteres Wissensspektrum abdecken kann und lässt sich durch die mittlerweile große Verbreitung des Internet durch eine Webanwendung gut erfüllen. In kleinen und homogenen Gruppen lässt sich zwar einfacher ein Konsens erreichen, indem Mitglieder ihre Entscheidungen überdenken und Kompromisse eingehen, doch ist dies ausdrücklich nicht Ziel der Theorie und unterscheidet sich somit auch grundlegend von der Delphi-Methode, in der durch Diskussion und rückgekoppelte Meinungsänderungen ein Konsens angestrebt wird. Stattdessen sind die unterschiedlichen Entscheidungen der Individuen erwünscht und werden zu einem gemeinsamen Urteil der Gruppe aggregiert (Surowiecki, 2008).

Die Gruppenmitglieder sollen unabhängig voneinander zu einer Entscheidung gelangen. Im Sinne von Meinungsfreiheit ist diese Forderung im Internet gut erfüllbar, da Anonymität weitgehend gewährleistet werden kann. Eine weitere Voraussetzung, die von Surowiecki für eine „weise Gruppe“ gefordert wird, ist Dezentralisierung (Surowiecki, 2008). Diese und weitere Faktoren, die kollektive Intelligenz beeinflussen, werden in Kapitel 3.6 detailliert untersucht.

3.3 Klassifizierung kollektiver Intelligenz

Bis dato wurde noch keine allgemein anerkannte Klassifizierung von kollektiver Intelligenz publiziert. Das Institut für kollektive Intelligenz des „Massachusetts Institute of Technology“

präsentierte bereits eine relativ detaillierte Taxonomie², die sich aber noch im Entwicklungsstadium befindet. In diesem Kapitel werden zwei Klassifizierungen vorgestellt: Die Unterscheidung verschiedener Problemarten und Formen kollektiver Intelligenz. Eine Einteilung ist sinnvoll, da beim Design des Systems unterschiedliche Anforderungen beachtet werden müssen.

3.3.1 Problemarten

Die Einteilung in Arten von Problemen, die durch kollektive Intelligenz gelöst werden können, basiert auf den Büchern „The Wisdom of the Crowds“ (Surowiecki, 2008) und „Smart Mobs“ (Rheingold, 2002). In der Praxis treten viele Anwendungen auf, die Aspekte mehrerer Problembereiche beinhalten.

Kognition

Kennzeichen von Anwendungen, die sich als Kognitionsprobleme bezeichnen lassen, sind definitive Lösungen, die entweder bereits bekannt sind oder sich in der Zukunft zeigen. Jede Prognose, die durch ein Kollektiv vorgenommen wird, lässt sich somit dieser Form kollektiver Intelligenz zuordnen. Es ist nicht zwingend notwendig, dass nur eine richtige Antwort existiert, jedoch gibt es immer Antworten, die als besser und schlechter bezeichnet werden können.

Koordination

In diese Kategorie fallen alle Anwendungen, bei denen die Mitglieder einer Gruppe ihr Verhalten untereinander koordinieren müssen. Dabei ist ihnen bewusst, dass jeder von ihnen das Gleiche zu tun versucht. Die Fragestellungen, wie ein Individuum durch den starken Verkehr kommt oder wie in einem Markt ein fairer Preis ausgehandelt wird, sind Beispiele für Koordinationsprobleme.

Kooperation

Aufgabestellungen dieser Kategorie versuchen Individuen zu einer Zusammenarbeit zu bewegen. Die Schwierigkeit besteht darin, dass die Eigeninteressen der Menschen einer Kooperation oft im Wege stehen. Das System muss daher so gestaltet werden, dass die Teilnehmer zu kooperativem Verhalten motiviert werden. Ein Großteil der Web 2.0-

² http://web.mit.edu/d_bray/www/highlands_jul_ver4.pdf

Applikationen, welche auf der Idee des Crowdsourcing (siehe Kapitel 3.5) beruhen, lassen sich dieser Kategorie zuordnen. Populäre Beispiele sind Wikipedia, OpenSource-Projekte, Yahoo Answers, Diskussionsforen oder P2P Business.

3.3.2 Formen kollektiver Intelligenz

Tom Atlee, Mitbegründer des Co-Intelligence-Instituts³, nennt verschiedene Formen kollektiver Intelligenz (Atlee, 2008), ohne dabei Anspruch auf Vollständigkeit zu erheben. Er betont auch, dass viele dieser Formen miteinander kombinierbar sind.

Reflective (dialogic)

Individuen teilen Informationen, diskutieren über ihre Meinungen und Annahmen und gelangen so zu gemeinsamen Lösungen oder Modellen. Indem aus Diversifikation in der Gruppe Nutzen gezogen wird, werden Sackgassen und Irrwege vermieden und es können komplexere Aufgaben gelöst und bessere Lösungen gefunden werden, als es einer Einzelperson möglich wäre.

Structural (systemic)

Soziale Systeme werden konstruiert, die intelligentes Verhalten der Teilnehmer oder des Systems als Ganzes unterstützen. Der Autor führt als Beispiel die „Bill of Rights“, (10 Zusatzartikel der Verfassung der USA) an, die freie Meinungsäußerung und somit Kreativität, freien Informationsfluss und Diversifikation unterstützen und dadurch kollektive Intelligenz fördern.

Evolutionary (learning-based)

Organismen, Spezien, Ökosysteme und Kulturen verwenden Beziehungsmuster („patterns of relationship“), die sich über lange Zeiträume hinweg bewährt haben und somit Weisheit in sich enthalten. Oft wird diese automatisch verwendet, kann aber auch bewusst für Analysen genutzt werden, wie es in der Bionik der Fall ist. In der Bionik werden Verhaltensmuster und Innovationen der Natur für technische Entwicklungen genutzt. Kollektive Intelligenz dieser Form geht immer ein Lernprozess, der auf Zusammenarbeit Vieler basiert, voraus.

³ <http://co-intelligence.org>

Informational (communication-based)

Durch Errungenschaften wie des Buchdrucks, der Computertechnologien und Telekommunikation ist das von einer Person erworbene und aufgezeichnete Wissen jederzeit und von jedem Ort aus für andere verfügbar. In unserer modernen Gesellschaft ist in der Tat beinahe jede Informationsgewinnung kollektiver Art. Diese Form kollektiver Intelligenz birgt die Gefahr, dass aufgestellte Behauptungen und Annahmen unzureichend überprüft werden oder nicht aktuell sind.

Flow (mutual attunement-based)

Wenn die Grenzen zwischen Individuen verschwinden, kann es vorkommen, dass ein Kollektiv als eine gemeinsame Einheit denkt, fühlt und agiert. Dieses Phänomen kann bei Teams, die sehr intensiv zusammenarbeiten, beobachtet werden, aber z.B. auch bei Vogelschwärmen. Jeder Vogel befolgt einfache Regeln, die sich auf seine Nachbarn beziehen. Auf komplexere Weise ist Flow auch bei Jazz-Improvisationen zu sehen, bei denen Musiker perfekt aufeinander abgestimmt sind, sodass sie sich einander kreativ ergänzen.

Statistical (crowd-oriented)

Hat eine große Anzahl von Individuen ein gemeinsames Ziel oder Aufgabe, so können sie auch ohne Kommunikation zu intelligenten Ergebnissen gelangen. Dies wurde in verschiedenen Experimenten von Gruppenschätzungen demonstriert, in denen die durchschnittliche Schätzung des Kollektivs, die der individuellen um über 90% übertraf. Voraussetzungen für diese Form kollektiver Intelligenz sind verschiedene strukturelle Gegebenheiten, weshalb sie oft mit „Structural Collective Intelligence“ kombiniert werden.

3.4 Web 2.0

Dale Dogherty vom O'Reilly Verlag gilt als Erfinder des Begriffs Web 2.0 und Tim O'Reilly prägte ihn durch die Veröffentlichung seines oft zitierten Artikels „What is Web 2.0“⁴. Ihm zufolge war das Platzen der Internetblase 2001 ein Wendepunkt, nachdem vorwiegend Unternehmen überlebten, die es verstanden das Internet als dezentrales System mit partizipativen, interaktiven und kollaborativen Elementen zu sehen. Grundgedanke ist, dass jeder Teilnehmer den Inhalt einer Web 2.0-Anwendung mitgestalten kann. Dabei wird die

⁴ <http://www.oreillynet.com/pub/a/oreilly/tim/news/2005/09/30/what-is-web-20.html>

Anwendung umso bessere Resultate erzielen, je mehr Personen daran teilnehmen. Etwa sind sogenannte P2P-Tauschbörsen typische dezentrale Netzwerke, in denen Dateien nicht auf einem zentralen Server abgelegt und verfügbar sind, sondern von den Teilnehmern selbst angeboten werden. Die Transfergeschwindigkeit erhöht sich mit der Anzahl der Teilnehmer, die die angeforderte Datei anbieten. Open Source-Software oder Wikipedia sind weitere Beispiele, wie durch die dezentrale Zusammenarbeit Vieler ein besseres Resultat erzielt wird, als es einem einzelnen Unternehmen möglich wäre. Ein Prinzip des Web 2.0 ist O'Reilly zufolge den Nutzer als kostenlosen Mitarbeiter in Web-Plattformen einzuspannen und somit auf die kollektive Intelligenz zu setzen (O'Reilly, 2005).

Unumstritten war die Einführung des Begriffs Web 2.0 nicht. Der Begründer des World Wide Web Tim Berners-Lee äußerte sich dazu in einem IBM-Developer-Works-Podcast, in dem er die Idee, dass Leute im Hypertext miteinander interagieren und zusammenarbeiten, lobte, darin aber keine grundlegende Neuerung sah, war dies doch bereits seinerzeit Grundgedanke des Web (Berners-Lee, 2006).

Auch wenn Tim Berners-Lee mit seiner Feststellung recht haben mag, so kann man Web 2.0 doch als ein neues Konzept verstehen, dass u.a. durch das Aufkommen neuer Webtechnologien und Übertragungstechnologien, wie das Breitband-Internet, es den Nutzern erheblich erleichtert interaktiv Webinhalte mitzugestalten und zusammenzuarbeiten (Kienitz, 2007), (Hein, 2007). Eine Webtechnologie, die mit Web 2.0 in Verbindung gebracht wird und Web-Anwendungen wie Desktop-Anwendungen aussehen lässt, ist AJAX. Sie ermöglicht es nur bestimmte Teile einer Internetseite mit Serverdaten zu aktualisieren, anstatt die gesamte Seite, wie es beim klassischen Submit-Reload-Schema der Fall ist. Durch die asynchrone Datenübertragung erfolgt die Bearbeitung einer Anfrage an ein Webservice für den Benutzer scheinbar unsichtbar und die Internetseite bleibt weiterhin bedienbar (Florence, 2007). Weitere Faktoren, die eine neue Generation von Webanwendungen ermöglichten, waren die gesunkenen Kosten der Internetnutzung, die damit verbundene Verbreitung des Internet und die gestiegenen Übertragungsgeschwindigkeiten. Dadurch wurden Projekte wie Wikipedia überhaupt erst möglich, da sie eine kritische Masse an Nutzern benötigen um erfolgreich zu funktionieren (Hein, 2007).

3.5 Crowdsourcing

Jeff Howe prägte 2006 in einem Artikel des Online-Magazins Wired den Begriff Crowdsourcing, der an Anlehnung an Outsourcing für die Verteilung einer Aufgabe an eine Masse von Internetnutzern steht, die meist freiwillig oder geringfügig bezahlt mitarbeiten (Howe J. , 2006). Der Begriff Crowdsourcing unterstreicht vor allem das Aufkommen eines neuen Geschäftsmodells und verbreitete sich gerade im deutschsprachigen Raum sehr rasch. Auch als interaktive Wertschöpfung (Reichwald & Spiller, 2006) kann diese Entwicklung bezeichnet werden: eine Aufgabe, die bislang durch interne Mitarbeiter gelöst wurde, an ein undefiniertes, großes Netzwerk von Internetnutzern zu übergeben. In der Industriesoziologie und Betriebswirtschaft taucht diese neue Idee unter den Begriffen „Outsourcing auf den Kunden“, „Der Kunde als Dienstleister“ (Grün & Brunner, 2002), „Prosuming“ oder „Arbeitende Kunden“ (Voß & Rieder, 2005) auf.

Die Aufgaben können dabei alle Phasen des Wertschöpfungsprozesses betreffen: von der Forschung, Entwicklung bis hin zum Marketing (Alsever, 2007). Werden Kunden oder andere Internetnutzer zur freien Mitarbeit angeworben, so muss ihnen von Seiten des Unternehmens mit allerhöchstem Respekt begegnet werden. Crowdsourcing als Ausbeutungsmaschinerie zu verstehen, wird auf Dauer nicht funktionieren. Dass sich Unehhrlichkeit rächen kann, bekam Sony zur Vorweihnachtszeit 2006 zu spüren: Die Kundencommunity entlarvte angebliche Amateur-Rap-Videos, in denen zwei Jugendliche über den Wunsch eine Sony PSP unter dem Weihnachtsbaum vorzufinden rappten, als Marketingzug, durchgeführt von der Marketingagentur Zipatoni. Sony wurde daraufhin in den Kaufzahlen enttäuscht (Kohler, 2006). Das Vermögen der Internetcommunity wurde hier dem Unternehmen zum Verhängnis, erneut Vertrauen zu den Kunden aufzubauen ist mit viel Aufwand und Zeit verbunden.

Der Community mit Respekt zu begegnen bedeutet auch, dass ihre Meinung ernst genommen wird, auf Ideen, Kritiken und Anregungen eingegangen wird und man bereit ist der Community auch Einblick in das Unternehmen zu gewähren. Der Gründer von iStockPhoto fügt hinzu, dass den Communitymitgliedern die richtigen Fragen gestellt werden müssen und bestätigt, dass man der Community stets zuhören muss, auch wenn es manchmal weh tut (Howe J. P., 2007).

Die Idee des Crowdsourcing stellt traditionelle Unternehmensprinzipien auf den Kopf. Zu diesen Prinzipien gehören: Geheimhaltung des intellektuellen Kapitals, Fokus auf den

Kunden, „thinking globally but acting locally“ und Aufbau von Humankapital. Die neuen Grundsätze lauten: „Being open“, „Peering“, „Sharing“ und „acting globally“ (Tapscott & Williams, 2007). Traditionelle Unternehmen versuchen ihre Ressourcen möglichst verschlossen zu halten. Es wird nach Mitarbeitern mit viel Potential gesucht, diese rekrutiert und möglichst an das Unternehmen gebunden. Heute gibt es viele Unternehmen, die durch das Öffnen ihrer Grenzen und dem Miteinbeziehen von externen Ideen und Mitarbeitern traditionelle Unternehmen überholen.

Es gibt viele Unternehmen, die Crowdsourcing erfolgreich anwenden. Sehr erfolgreich ist z.B. Flickr, eine Plattform, die ihren Mitgliedern die Möglichkeit bietet persönliche Fotos hochzuladen. Darüberhinaus können die Fotos getaggt, d.h. kategorisiert werden. Nur durch die Zusammenarbeit einer Vielzahl von Teilnehmern ist eine effiziente Kategorisierung möglich. Weder bezahlte Mitarbeiter eines Unternehmens, noch ein Computeralgorithmus wäre in der Lage eine vergleichbare Anzahl an Bildern in annähernd kurzer Zeit zu kategorisieren. Suchmaschinen können auf die Metadaten zugreifen und Bilder anhand von Stichworten auffinden.

3.6 Faktoren, die kollektive Intelligenz beeinflussen

3.6.1 Diversifikation

Wie bereits mit einem Verweis auf Surowieckis Theorie der Weisheit der Vielen (Surowiecki, 2008) festgehalten, wirkt sich Diversifikation innerhalb eines Kollektivs positiv auf dessen Entscheidungsfindung aus. Diversifikation ist der ausschlaggebende Faktor, durch den eine Gruppe bei komplexen Fragestellungen eine bessere Lösung finden kann als Experten.

Dass jene Arbeitsgruppen bessere Ergebnisse erzielen, deren Mitglieder unterschiedliche Fähigkeiten, Kenntnisse und Perspektiven repräsentieren, konnte in empirischen Studien bestätigt werden und findet auch in immer mehr Unternehmen Beachtung. Ancona und Caldwell (1992) untersuchten 45 Teams aus 5 Hochtechnologie-Unternehmen und kamen zum Ergebnis, dass Teams, bestehend aus Mitgliedern verschiedener Unternehmensbereiche, erfolgreicher waren als Teams, deren Mitglieder aus nur einem Unternehmensbereich rekrutiert wurden. Als Begründung für das bessere Abschneiden dieser Teams wird angeführt, dass sie besseren und schnelleren Zugang zu Informationen haben und innovativere Lösungsvorschläge erbrachten.

Dass Arbeitsgruppen, die Wissenschaftler aus separaten Kohorten mit unterschiedlichen Perspektiven anstellen, bessere Ergebnisse vorlegen, wird in einer weiteren Studie bestätigt, in der zudem ein dichtes Kommunikationsnetzwerk als erfolgsentscheidend identifiziert wurde (Reagans & Zuckerman, 1999).

Page (2007) geht auf den Aspekt der unterschiedlichen Perspektiven näher ein und spezifiziert den Begriff Diversifikation als „kognitive Differenzen“. Gemeint sind also nicht vordergründig demographische Unterschiede wie Geschlecht, Herkunft, Religion, Alter, etc., auch wenn sich diese sehr wahrscheinlich auf die kognitiven Prozesse eines Menschen auswirken. Weiters formuliert Page das „Diversity Prediction Theorem“, welches den Einfluss der Diversifikation in einem Kollektiv auf den Fehler, den ein Kollektiv bei seiner Entscheidung begeht, verdeutlicht:

$$\textit{collective error} = \textit{average individual error} - \textit{prediction diversity}$$

collective error: Für jede einzelne Fragestellung wird die Abweichung der kollektiven Vorhersage von dem tatsächlichen Wert berechnet. Damit sich positive und negative Abweichungen nicht aufheben, werden, wie in der Statistik üblich, die Abweichungen quadriert und anschließend summiert.

average individual error: Für jede Fragestellung wird die Abweichung der Vorhersage eines Individuums vom tatsächlichen Wert berechnet, quadriert und anschließend über alle Fragestellungen summiert. Dieser Vorgang wird für jedes Individuum wiederholt. Danach wird der arithmetische Durchschnitt der individuellen Fehler berechnet.

prediction diversity: Für jede Fragestellung wird die Abweichung der Vorhersage eines Individuums von der kollektiven Vorhersage berechnet, quadriert und anschließend über alle Fragestellungen summiert. Dieser Vorgang wird für jedes Individuum wiederholt. Danach wird der arithmetische Durchschnitt der individuellen Abweichungen berechnet.

Der Zusammenhang, den das „Diversity Prediction Theorem“ beschreibt, ist immer gültig, da er auf einfachen mathematischen Grundregeln beruht. Wertvoll ist aber viel mehr die inhaltliche Interpretation, die sich daraus ableiten lässt. So lässt sich sagen, dass sich der „collective error“ gleichermaßen durch Verringern des „average individual error“ wie

durch Erhöhung der Diversifikation im Kollektiv mindern lässt. Die Diversifikation ist für eine gute Prognose also genauso ausschlaggebend wie die Treffsicherheit der einzelnen Prognosen, oder wie es Page formuliert: „*Being different is as important as being good*“ (Page, 2007, S. 208). Anders ausgedrückt: Für eine treffsichere Kollektiventscheidung ist entweder eine wenig diversifizierte Gruppe mit intelligenten Individuen oder eine stark diversifizierte Gruppe mit naiven Individuen erforderlich (Al-Najjar, Casadesus-Masanell, & Ozdenoren, 2003).

Als die „The Crowds Beat Averages Law“ bezeichnet Page die Tatsache, dass die Treffsicherheit der Prognose eines Kollektivs nie schlechter sein kann als die durchschnittliche Treffsicherheit der Mitglieder des Kollektivs. Die Kollektivprognose wird dabei umso besser sein, je unterschiedlicher die Mitglieder sind. Hong und Scott entwickelten das Modell „The Statistical Model of Collective Wisdom“, aus dem das „Diversity Prediction Theorem“ und „The Crowds Beat Averages Law“ resultieren (Hong & Scott, 2008, S. 9-13). In ihrem zweiten Modell „The Cognitive Model of Collective Wisdom“ wird gezeigt, dass die Modelle, die Individuen in ihren Köpfen entwickeln, möglichst unterschiedlich sein müssen, ansonsten kann die kollektive Entscheidung nicht besser sein als die der Individuen im Kollektiv. Die Diversifikation und die Güte der Modelle, die die Individuen zur Entscheidungsfindung heranziehen, sind immer kontextabhängig (Hong & Scott, 2008, S. 14-15).

Page geht auch auf den Einfluss ein, die Kommunikation zwischen den Individuen des Kollektivs auf die Diversifikation und die Treffsicherheit der Kollektivprognose haben kann. Einerseits kann sich Informationsaustausch zwischen den Individuen, das Kritisieren und Diskutieren der anderen Modelle positiv auf die Kollektiventscheidung auswirken. Teilnehmer erhalten durch die Kommunikation mit den anderen Teilnehmern neue Informationen und ändern gegebenenfalls ihr Modell und ihre Entscheidung entsprechend. Andererseits kann durch Kommunikation die Diversifikation innerhalb des Kollektivs vermindert werden. In soziologischen Experimenten (siehe Kapitel 3.6.2) konnte gezeigt werden, dass Individuen dazu tendieren, sich der Meinung der Mehrheit anzuschließen. Diversifikation und dessen positiver Effekt auf die Kollektiventscheidung geht dadurch verloren (Page, 2007).

Page formuliert weiters zwei Eigenschaften von diversifizierten Kollektiven, die erklären, warum Kollektive gerade bei sehr komplexen Fragestellungen sehr gute Resultate erzielen:

“The Coverage Property: A crowd’s predictive model includes the effects of any attribute or combination of attributes included by any member of the crowd’s predictive model.” (Page, 2007, S. 216)

“The Crude Approximation Property: A crowd’s predictive model crudely approximates the effect of any attribute or combination of attributes on outcomes.” (Page, 2007, S. 217)

Prognosen müssen meist eine Vielzahl von Faktoren miteinbeziehen um ein Ereignis vorauszusagen. Selbst Experten werden nicht alle Variablen, die das Ereignis beeinflussen, in ihr Prognosemodell aufnehmen. Die Individuen in einem Kollektiv haben verschiedene Modelle mit unterschiedlichen Faktoren in ihren Köpfen, die bei der Kollektiventscheidung aggregiert werden. Diesen Aspekt beschreibt das „Coverage Property“. Außerdem hat jedes Individuum eine andere Vorstellung, wie stark sich ein Faktor auf das zu prognostizierende Ereignis auswirkt. Das „Crude Approximation Property“ besagt, dass durch das kollektive Prognosemodell die Effekte der verschiedenen Faktoren an die tatsächlichen Werte angenähert werden (Page, 2007).

3.6.2 Unabhängigkeit

Die Individuen einer Gruppe sollen möglichst unbeeinflusst zu ihren Entscheidungen gelangen. Andernfalls würde durch Gruppeneffekte, wie Gruppendenken oder Informationskaskaden die Diversifikation in der Gruppe abnehmen (Surowiecki, 2008).

Der Effekt des Gruppendrucks wurde von Solomon Asch durch ein mittlerweile klassisches Experiment verdeutlicht. Den Versuchspersonen wurden in 18 Durchgängen eine Referenzlinie und drei Vergleichslinien präsentiert. Sie sollten jeweils jene Versuchslinie identifizieren, die die gleiche Länge wie die Referenzlinie besaß. In 6 der 18 Durchgänge gaben in das Experiment eingeweihte Teilnehmer richtige Urteile ab. In den anderen Fällen wurde von ihnen eine offensichtlich falsche Linie ausgewählt. In einer Kontrollgruppe gaben die Vertrauten wahre Schätzungen ab, wo sich erwartungsgemäß ein sehr geringer Fehler der Versuchspersonen zeigte (0,7%). Das Resultat des Experiments war, dass etwa ein Drittel der Teilnehmer seine Entscheidung der der Mehrheit anpasste (Asch, 1955).

Eine entscheidende Frage ist nun, inwieweit man Interaktionen zwischen den Individuen eines Kollektivs zulassen soll. Einerseits kann durch Interaktion der Wissensstand eines Individuums zunehmen, was zu besseren Entscheidungen führen kann. Andererseits

entsteht durch Interaktion das Risiko, dass die angesprochenen Gruppeneffekte die Gruppenentscheidung negativ beeinflussen. Die Integration von kollektiver Intelligenz in ein soziales Netzwerk birgt genau diese Gefahr. Soziale Netzwerke im Internet versuchen die Interaktionen zwischen den Mitgliedern zu erhöhen, was sich nicht mit der Grundidee von kollektiver Intelligenz deckt, ihr aber auch nicht widersprechen muss.

Auf der „O'Reilly Emerging Technology Conference“ gab Surowiecki Ratschläge, wie man Interaktionen zulassen kann, ohne dabei unabhängige Entscheidungen zu verlieren. Er empfiehlt die Verbindungen zwischen den Mitgliedern eines Netzwerks so lose wie möglich zu halten. Dadurch werden Verbindlichkeiten reduziert und in Folge auch die Beeinflussung, die andere Individuen ausüben können. Informationen sollen von möglichst vielen verschiedenen Quellen stammen. Informationsquellen können dabei externe Systeme oder Mitglieder des Netzwerks sein. Weiters empfiehlt es sich Zufälligkeiten in das System einzubauen (Surowiecki, 2005).

3.6.3 Dezentralisierung

Die Dezentralisierung des Systems ist für kollektive Intelligenz Voraussetzung. Die Entscheidungen gehen von lokalem, spezifischem Wissen aus, anstatt von einer zentralen Einheit. Diese Praxis setzt sich auch immer mehr in der Geschäftswelt, bei Wissenschaftlern und Technologen durch, wo Teams einzelne Personen, Manager oder Controller ersetzen. Und selbstverständlich ist nicht zuletzt das Internet ein besonders eindrucksvolles Beispiel für Dezentralisierung. Unzählige auf der ganzen Welt verteilte Server sind miteinander vernetzt, anstatt dass eine zentrale Einheit die Informationen koordinieren würde. Dezentrale Netzwerke haben die positiven Eigenschaften gegen äußere Einflüsse weitgehend robust zu sein und zu Unabhängigkeit und Spezialisierungen zu ermutigen. Andererseits besteht die Gefahr, dass wertvolles Wissen nicht erkannt wird und verloren geht (Surowiecki, 2008). Es ist Aufgabe der Aggregationsmethode dies zu verhindern.

3.6.4 Aggregation

Der Aggregationsmechanismus führt die einzelnen lokalen Informationen vieler verschiedener Individuen zusammen und bestimmt dadurch wie aus den einzelnen Entscheidungen eine Kollektiventscheidung entsteht. Die Art und Weise wie dies geschieht ist für die Treffsicherheit einer Prognose ausschlaggebend und vom Anwendungsfall abhängig. Der Aggregationsmechanismus ist sozusagen das was eine

Kollektiventscheidung zu mehr als die Summe ihrer einzelnen Teile macht. In der Demokratie werden individuelle Meinungen durch Voting aggregiert, Amazon wendet Data Mining-Algorithmen an, um Buchempfehlungen abzugeben und Marketocracy gewichtet die Entscheidungen seiner Investoren, um ein kollektives Aktienportfolio zu errechnen. Diese und weitere Mechanismen werden im Folgenden vorgestellt und erläutert.

Voting und Averaging

Die Methode, die in Zahlen ausgedrückte Entscheidungen vieler über den Mittelwert zu aggregieren, ist für viele Anwendungen zielführend und einfach durchzuführen. Teilnehmer, die nicht ihre tatsächliche Meinung bekanntgeben, sondern absichtlich das Ergebnis verfälschen wollen oder aber unabsichtlich einen falschen Wert in das System eingeben, sollten durch geeignete Mechanismen herausgefiltert und ausgeschlossen werden. Liegen historische Daten der Entscheidungen der Teilnehmer vor, kann die Treffsicherheit der Vergangenheit für jede Person berechnet und dadurch ein gewichteter Durchschnitt angewandt werden. Unseriöse Teilnehmer haben somit bald nur geringen Einfluss auf das Ergebnis. Sind keine Informationen aus der Vergangenheit bekannt, können auch andere Kriterien zur Berechnung der Gewichte herangezogen werden. Bewertungen durch die anderen Teilnehmer oder der Grad der aktiven Partizipation und andere Aspekte, die Einfluss auf die Güte der Entscheidung haben können, wären als Kriterien denkbar. Es ist jedoch darauf zu achten, dass sich durch Verwendung einer gewichteten Berechnungsmethode der Einfluss nicht auf einige wenige Individuen beschränkt und der Aspekt der Diversifikation darunter leidet. Am Beispiel der Plattform PicksIQ⁵ soll eine einfache Methode zur Berechnung eines gewichteten Durchschnitts vorgestellt werden. Dort geben Personen Prognosen für die Ergebnisse zukünftiger NFL-Spiele ab. Jeder Mitspieler startet mit einem sogenannten Picks IQ von 100, der bei relativ zu den anderen Mitspielern guten Prognosen erhöht bzw. bei schlechten verringert wird. Der für alle sichtbare Picks IQ wird hier nicht nur für die Gewichtung bei der Aggregation herangezogen, sondern dient gleichzeitig auch als Motivator gute Entscheidungen zu treffen.

Konkret werden die Abweichungen aller Prognosen vom tatsächlichen Spielergebnis betrachtet und daraus der Median berechnet. Spieler, deren Schätzung stärker vom wahren Wert abweicht als der Median aller Abweichungen, erhalten einen zusätzlichen

⁵ <http://www.picksiq.com>

Punkt und umgekehrt. Entspricht die Abweichung exakt dem Median, so bleibt der Picks IQ unverändert. Laut der PicksIQ-Webseite hat sich gezeigt, dass Personen mit hohem Picks IQ, d.h. solche, die in der Vergangenheit gute Prognosen abgaben, auch in der Zukunft bessere Prognosen abgeben als Personen mit niedrigem Wert.

Darauf basierend wird die „Picks IQ Prediction“ abgegeben, die Prognosen von Personen mit höherem Picks IQ höher gewichtet, als solche, die von Mitspielern mit geringem Picks IQ abgegeben wurden. Dabei entsprechen 10 zusätzliche Punkte einer Verdoppelung des Gewichts: Während 100 Punkte dem Gewicht 1 entsprechen, würde die Prognose einer Person mit 110 Punkten mit einem Gewicht von 2 in die kollektive Prognoseformel einfließen.

Um die Communitymitglieder in ihren Entscheidungen nicht zu beeinflussen, wird das Ergebnis der kollektiven Prognose bis einen Tag vor dem Spiel geheim gehalten, zu dem Zeitpunkt auch die Möglichkeit Prognosen abzugeben endet. Auf der Webseite sind die durch einfache Durchschnittsberechnung entstandenen Kollektivprognosen denen durch gewichtete Durchschnittsbildung errechneten einander übergestellt. Es zeigt sich, dass letztere tatsächlich eine höhere Treffsicherheit aufweisen.

PicksIQ wurde als Beispiel herausgegriffen, weil es die Gewichtungsmethode offenlegt. Dass dies nicht alle Portale tun, ist durchaus verständlich, handelt es sich beim Design der Aggregationsmethode doch um den entscheidenden Teil, der aus einer Vielzahl von individuellen Entscheidungen kollektive Intelligenz entstehen lässt.

Für die Bewertung von Foreneinträgen oder News-Artikeln hat sich die einfache Thumbs-up/Thumbs-down-Methode durchgesetzt, bei der jedes Mitglied den entsprechenden Text entweder positiv oder negativ bewerten kann. Durch die Beschränkung der Bewertungsmöglichkeiten auf ein Minimum von zwei können viele Nutzer dazu animiert werden an der Bewertung teilzunehmen, da der Aufwand minimal ist. Angewendet wird diese Methode z.B. bei YouTube-Videokommentaren, der Wissensplattform Yahoo-Answers oder auch Amazon bietet die Möglichkeit Kundenrezensionen als hilfreich oder nicht hilfreich zu bewerten.

Anders als bei Prognosemärkten, liefert die Voting-Methode von sich aus keine Motivation eine richtige Entscheidung abzugeben oder Rechercharbeit zu leisten. Deshalb sollten Mechanismen eingebaut werden, die Mitglieder, die gute Entscheidungen abgeben, durch Punkte oder Extra-Privilegien belohnen.

Collaborative Filtering

Bei Collaborative Filtering-Systemen werden Empfehlungen auf Grund eines ähnlichen Geschmacks von Anwendern abgegeben. Collective Filtering kann auch als Versuch interpretiert werden, Mundpropaganda zu automatisieren. Anstatt einem Benutzer selbst die Aufgabe zu überlassen sich Empfehlungen von anderen Käufern einzuholen, wird zu einer kollektiven Empfehlungsmethode übergegangen.

Der kollaborative Teil besteht darin, dass eine Vielzahl von Benutzern Bewertungen oder sonstige persönliche Daten in das System eingibt. Diese können nach verschiedenen Kriterien gefiltert werden um beispielsweise Empfehlungen für einen speziellen Benutzer abzugeben. Im Unterschied zu inhaltsbasieren Systemen, bei denen die Empfehlung auf der Ähnlichkeit von Dokumenteninhalten basiert, wird hier die Empfehlung auf Grund des ähnlichen Geschmacks von Benutzern generiert (Schubert, Selz, & Haertsch, 2002). Ein wesentlicher Vorteil gegenüber inhaltsbasierten Verfahren ist, dass Collaborative Filtering auf alle Typen von Objekten, unabhängig von deren Komplexität, angewendet werden kann.

Ein bekanntes Webportal, das Collaborative Filtering erfolgreich einsetzt, ist Amazon. Die Information von Einkäufen wird mit verschiedenen Eigenschaften verknüpft und somit Käufergruppen gebildet, deren zugeordnete Mitglieder große Ähnlichkeiten aufweisen. Ein potentieller neuer Käufer wird anhand seiner Eigenschaften der ihm ähnlichsten Gruppe zugeordnet. Käufe, die Mitglieder dieser Gruppe getätigt haben, werden dem neuen Kunden vorgeschlagen. Die tatsächlich getätigten Käufe fließen wiederum in das Collaborative Filtering-System mit ein. Dieses System ist somit selbstlernend und ist umso treffsicherer, je umfassender der Datenbestand ist. Darin liegt auch einer der größten Nachteile bzw. Schwierigkeiten von Collaborative Filtering-Systemen: Um treffsichere Prognosen abzugeben sind sehr große Datenbestände erforderlich, was den Einsatz gerade für kleinere Unternehmungen erschwert. Bevor die kritische Masse nicht erreicht wurde, ist auch die Motivation der Benutzer gering, ihre Präferenzen in das System einzugeben, da daraus noch kein großer Nutzen generiert werden kann. Diese Hürde kann umgangen werden, indem das Verhalten der Benutzer analysiert wird und daraus Präferenzen abgeleitet werden. Der Kauf eines Produktes, die Betrachtung eines Items oder das Hören eines Musikstückes kann etwa als Präferenz gewertet werden, ohne dass der Benutzer diese eigenhändig in das

System eingeben muss. Dahinter steckt die Annahme, dass sich die Meinung des Benutzers in den gesetzten Aktionen ausdrückt. Die Motivation, die hinter der Aktion des Benutzers steckt, ist dem System jedoch nicht bekannt, was zu Fehlern führen kann.

Durch die erforderlichen großen Datenbestände sind Collaborative Filtering-Systeme vorwiegend bereits etablierten Unternehmen, die bereits einen ausreichenden Kundenstamm haben, vorbehalten. Zudem muss bedacht werden, dass die Prognosequalität ausschließlich auf vergangenen Ereignissen beruht (Madlberger, 2004). Präferenzänderungen der Anwender können somit nicht vorhergesehen werden. Hybride Ansätze, die inhaltsbasierte Methoden mit Collaborative Filtering kombinieren, können auch schon bei geringeren Mengen von erfassten Daten eingesetzt werden.

Assoziationsregeln

Die Assoziationsanalyse versucht Regeln zu finden, die Zusammenhänge und Regelmäßigkeiten zwischen Elementen beschreiben. Typisches Anwendungsgebiet ist die Analyse von Kaufdaten, wodurch Regeln folgender Form gewonnen werden können:

Wenn jemand das Produkt A kauft, dann kauft er/sie auch das Produkt B

Im Zusammenhang mit Assoziationsregeln gibt es drei Kennzahlen (Beierle, 2008):

Confidence: gibt die relative Häufigkeit der Fälle an, für die die Regel gültig ist, d.h. eine Confidence von 80% würde bedeuten, dass 80% der Personen, die Produkt A kauften, auch Produkt B kauften.

$$confidence(X \rightarrow Y) = \frac{|\{t \in D | (X \cup Y) \subseteq t\}|}{|\{t \in D | X \subseteq t\}|} = \frac{support(X \rightarrow Y)}{support(X)}$$

Support: Der Support beschreibt die relative Häufigkeit der Fälle, für die die Regel anwendbar ist.

$$support(X) = \frac{|\{t \in D | X \subseteq t\}|}{|D|}$$

Lift: Der Lift spiegelt die generelle Bedeutung der Regel wider, indem er angibt, wie hoch der Konfidenzwert für die Regel den erwarteten Konfidenzwert übertrifft

Neben der Warenkorbanalyse und dem Entdecken von Mustern und Zusammenhängen, kann die Assoziationsanalyse auch für Empfehlungssysteme oder Adaptive Hypertext-Systeme eingesetzt werden.

Collaborative Tagging

Collaborative Tagging ist auch unter dem Begriff Folksonomy bekannt, ein Kunstwort aus den beiden Begriffen „folks“ und „taxonomy“, welches Thomas Vander Wal zugeschrieben wird (Wal, 2007). Populäre Webapplikationen, die Collaborative Tagging einsetzen, sind Flickr und Delicious. Beide Projekte ermöglichen die Kategorisierung von Inhalten, wodurch diese leichter durch Suchbegriffe gefunden werden können. Gerade durch das Taggen von Bildern, wie es Flickr vorsieht, wird die Suche nach visuellen Inhalten erst möglich. Es existieren Anwendungen, die das Taggen von Videos, E-Mails, Podcasts oder Blogs ermöglichen, generell kann jedoch jeder erdenkliche elektronisch erfasste Inhalt kategorisiert werden (Tapscott & Williams, 2007).

Durch die Zusammenarbeit vieler werden beim Collaborative Tagging Mengen von Informationen kategorisiert, die von einzelnen Experten nicht bewältigbar wären. In diesem Zusammenhang sei auch die mögliche Visualisierung von Tags durch „Tag Clouds“ erwähnt, die die Popularität von Begriffen meist durch die Größe oder Schriftfarbe repräsentieren.

Nachteile und Schwierigkeiten, die bei Collaborative Tagging auftreten können, liegen hauptsächlich in der fehlenden zentralen, terminologischen Kontrolle. Durch ähnliche Schreibweisen ein und desselben Begriffs, Verwendung von Synonymen und mehrdeutigen Begriffen kann die Treffsicherheit der Folksonomy herabgesetzt werden. Auch differiert die Bedeutung eines Begriffs mit dem kulturellen Umfeld, in dem er gebraucht wird.

Preisbildungsmechanismus im Prognosemarkt

Orientiert an der Funktionsweise realer Börsen wird bei Prognosemärkten mit Prognoseaktien gehandelt. Bei einer Prognoseaktie handelt es sich um ein zukünftiges

Ereignis. Die Teilnehmer handeln entsprechend ihrer Erwartungen, die sie an das Eintreten des Ereignisses stellen und der aktuelle Preis der Aktie ist somit ein Maß dafür, für wie wahrscheinlich das Kollektiv das Eintreten des Ereignisses hält. Prognosemärkte fördern das Aufkommen von unabhängigen Entscheidungen, da die Teilnehmer untereinander in einem Konkurrenzkampf stehen (Spann, 2003). Wer wichtige Informationen über das vorherzusagende Ereignis besitzt, wird sie für sich behalten, um die Aktie preiswert zu kaufen bzw. mit hohem Gewinn zu verkaufen. Die Hayek-Hypothese besagt, dass die in einem Markt asymmetrisch verteilten Informationen durch den Wettbewerb zwischen den Teilnehmern am effizientesten aggregiert werden können. Der Preisbildungsmechanismus in einem Markt kann entsprechend der Hayek-Hypothese Informationseffizienz erzielen, d.h. alle Informationen spiegeln sich im Preis der Aktie wider (Hayek, 1945).

Gute Prognosen werden daher automatisch durch den Gewinn von realem oder virtuellem Geld belohnt bzw. schlechte Prognosen durch Verlust bestraft. Der Spielcharakter eines Prognosemarktes motiviert somit zur Partizipation.

Beim Design eines Prognosemarktes muss ein Handelsmechanismus festgelegt werden, der die Kauf- und Verkaufsangebote der Teilnehmer zusammenführt und darauf basierend einen Marktpreis berechnet. Gerade bei Märkten mit geringer Teilnehmerzahl besteht die Gefahr, dass kein Käufer oder Verkäufer für ein noch so gutes Angebot gefunden wird. Daher kann ein „Market Maker“ eingesetzt werden, der immer bereit ist zu einem bestimmten Preis zu kaufen oder zu verkaufen. Der Preis, zu dem gekauft oder verkauft wird, wird durch eine einfache Formel berechnet. Market Makers sind meist als automatisierte Programme implementiert. Es gibt verschiedene Ansätze wie Market Makers in Prognosemärkten umgesetzt werden können. Ein verbreiteter Ansatz auf diesem Gebiet ist Robin Hanson's Logarithmic Market Scoring Rule (Hanson R. , 2000). Statt Market Makers können auch Auktionssysteme als Handelsmechanismen eingesetzt werden. Double Continuous Auctions-Systeme „matchen“ während der Handelszeit eingebrachte Kauf- und Verkaufsangebote. Wird kein passendes Angebot gefunden, wird der Order in ein Orderbuch eingetragen, welches öffentlich sichtbar gemacht werden kann. Daneben existieren weitere Formen von Auktionen. Bei englischen Auktionen werden Angebote gestellt, bis nur mehr ein Bieter übrig bleibt. Holländische Auktionen senken den Preis einer Aktie so lange, bis er von einem Bieter akzeptiert wird. Bei der Höchstpreisauktion werden die Angebote der

Teilnehmer verdeckt abgegeben und der Höchstbietende bekommt die Aktie zu seinem Preis. Das System von Vickery Auktionen wird bei dem Online-Auktionshaus Ebay eingesetzt. Dort werden die Angebote verdeckt abgegeben und der Höchstbietende muss den Preis des zweithöchsten Angebotes zahlen (Skiera & Revenstorff, 1999). Neben Auktionen besteht noch die Möglichkeit eine Gesamtpreisermittlung nach Meistzuteilungsprinzip als Handelsmechanismus einzusetzen. Hier werden alle Kauf- und Verkaufsangebote gegenübergestellt und ein Preis definiert, bei dem das höchste Handelsvolumen erreicht wird (Spann, 2003). Das Design eines Prognosemarktes beinhaltet auch das Festlegen von Marktregeln. Je nach Anwendung können Handelszeiten festgelegt, Handelsgebühren berechnet oder Shortselling erlaubt werden.

Prognosemärkte werden für verschiedene Zwecke eingesetzt. Neben der Vorhersage von Wahlausgängen, Sportereignissen oder technologischen Ereignissen haben auch Unternehmen Prognosemärkte für sich entdeckt. Hewlett-Packard verwendet sie um Verkaufszahlen vorherzusagen, General Electric um neue Geschäftsideen zu entwickeln oder Starwood um Marketingkampagnen zu entwickeln und auszuwählen.

3.6.5 Motivation an der Teilnahme

In Kapitel 2.7 wurden bereits Methoden vorgestellt, mit denen Mitglieder motiviert können, in einer Onlinecommunity aktiv zu werden. Finanzielle Belohnungen für die Teilnahme an einer Community, die kollektive Intelligenz erzeugen soll, sind eine Möglichkeit zu motivieren. Doch gibt es noch zahlreiche weitere Möglichkeiten. Empfehlenswert ist, dem Teilnehmer Feedback über die Treffsicherheit seiner Entscheidungen zukommen zu lassen und die Belohnung leistungsabhängig zu gestalten. Im Fall eines Prognosesystems kann der Teilnehmer entsprechend der Abweichung vom wahren Wert des zu prognostizierenden Ereignisses belohnt werden. Als Belohnung sind meist Symbole, die den Stellenwert in einer Community verdeutlichen und damit das Ansehen erhöhen, ausreichend motivierend.

3.6.6 Modularisierung der Aufgaben

Sofern es die Fragestellung zulässt, ist es anzuraten diese zu modularisieren, d.h. in von einander abgegrenzte Teile zu zerlegen. Diese Methode ist aus der Organisationstheorie bekannt und hat bezogen auf die Erzeugung von kollektiver Intelligenz die positive Eigenschaft, dass spezifisches Wissen von Individuen zielgerichteter auf eine abgegrenzte

Fragestellung gerichtet werden kann. Modularisierung soll jedoch nicht auf Kosten der Diversifikation stattfinden, vielmehr ermöglicht sie die spezifische Behandlung eines Teilproblems und Anwendung einer passenden Aggregationsmethode.

4 Moderne Portfoliotheorie nach Harry M. Markowitz

4.1 Harry M. Markowitz

In den 1950er Jahren entwickelte der US-amerikanische Ökonom Harry M. Markowitz ein Modell zur Bestimmung effizienter Portfolios, das er in seinem 1952 erschienenen Aufsatz „Portfolio Selection“ das erste Mal näher erläuterte. Weitere Publikationen zu seiner Idee folgten 1959 („Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments“) und 1987 („Mean-Variance-Analysis“) (Spremann, 2003). Zusammen mit Merton Miller und William Shape bekam Markowitz im Jahr 1990 für seine Arbeit den Nobelpreis für Wirtschaftswissenschaften verliehen (Becker, 2008).

4.2 Mean-Variance-Optimierung

Die Portfoliotheorie soll den Anleger bei der Auswahl von risikobehafteten Finanzinstrumenten unterstützen, bei denen es sich z.B. um Bargeld oder Aktien handeln kann. Eine entscheidende Erkenntnis war, dass sich das Gesamtrisiko eines Portfolios von dem Risiko der einzelnen Anlageobjekte grundlegend unterscheidet:

„Die Streuung der Rendite eines Portfolios hängt nicht allein von den Streuungen der Renditen der einzelnen Wertpapiere, die das Portfolio ausmachen, ab, sondern zudem von den Korrelationen der Einzelrenditen untereinander.“ (Spremann, 2003, S. 185)

Grund dafür sind Diversifikationseffekte, die Markowitz mathematisch untersuchte.

Für das Modell gelten folgende Annahmen und Einschränkungen (Gräfer, Beike, & Scheld, 2001), (Fischer, 2002):

- Den Investoren wird Risikoaversion unterstellt, d.h. bei gleicher Rendite entscheiden sie sich für die Alternative mit dem geringeren Risiko. Weiters möchte der Investor den erwarteten Nutzen seines Endvermögens maximieren
- Es werden keine Transaktionskosten und Steuern berücksichtigt
- Der Planungszeitraum erstreckt sich über eine Periode (Zwei-Zeitpunkt-Modell)
- Die Anlageobjekte sind beliebig teilbar, d.h. es kann auch in Bruchteile von Aktien investiert werden

- Die Renditen der Wertpapiere sind normalverteilt
- Die Investoren sind reine Preisnehmer, d.h. ihre Entscheidungen haben keinen Einfluss auf heutige oder zukünftige Marktpreise. Es herrscht vollständige Konkurrenz auf dem Kapitalmarkt

Die Annahme des Zwei-Zeitpunkt-Modells bedeutet, dass ein Investor zum Zeitpunkt $t = 0$ sein Budget in eine fest vorgegebene Anzahl von Anlageobjekten investiert und sie am Ende des Planungszeitraums $t = 1$ verkauft. Die zukünftige Rendite eines Finanzobjekts wird dabei als Zufallsvariable interpretiert, welche um den Erwartungswert $\mu(x_i)$ mit der Standardabweichung $\sigma(x_i)$ streut.

Die Aufteilung des Vermögens auf verschiedene Anlageobjekte beschreibt Markowitz mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitsverteilung durch den Erwartungswert und der Varianz, weshalb das Modell auch als Mean-Variance-Analyse bezeichnet wird (Skiba, 2007). Wie bereits erwähnt errechnet sich das Risiko eines Portfolios nicht einfach durch Durchschnittsbildung der Einzelkomponenten, sondern wird unter Berücksichtigung der Kovarianzen der Einzelrenditen ermittelt.

4.2.1 Erwartete Portfoliorendite

Die erwartete Rendite bzw. der erwartete Ertrag des Portfolios wird durch folgende Formel berechnet (Becker, 2008):

$$\mu_p = \sum_{i=1}^n x_i \cdot \mu_i$$

μ_p ...bezeichnet die erwartete Rendite des Portfolios

x_i ...ist der Anteil des Wertpapiers i am Portfolio, wobei $\sum_{i=1}^n x_i = 1$ gelten muss.

μ_i ...beschreibt die erwartete Rendite des Wertpapiers i

n ...gibt die Anzahl der im Portfolio enthaltenen Wertpapiere an

Somit entspricht die erwartete Rendite des Portfolios den durch x_i gewichteten Einzelrenditen der Wertpapiere.

4.2.2 Risikomaß

Markowitz verwendete ursprünglich die Standardabweichung als Risikomaß. An dieser Stelle sollen zwei weitere Risikomaße vorgestellt werden: der in der Finanzwirtschaft mittlerweile als Standardmaß geltende Value-at-Risk und der damit verwandte Expected Shortfall (wird auch als Conditional Value-at-Risk oder Average Value-at-Risk bezeichnet). Letzteres Risikomaß wurde neben der Standardabweichung im Zuge dieser Arbeit auch in einer Webanwendung zur Portfolio-Optimierung implementiert.

Varianz der Portfoliorendite

Markowitz verwendete die Varianz als ein Maß für das Risiko. Diese kann wie folgt durch die allgemeine Formel der Varianz berechnet werden (Becker, 2008):

$$\sigma_p^2 = \frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T (R_{pt} - \mu_p)^2$$

σ_p^2 ...bezeichnet die Varianz der Rendite des Portfolios p

T...gibt die Anzahl der beobachteten Renditen des Portfolios an

R_{pt} ...beschreibt die Rendite des Portfolios p in der Periode t

μ_p ...ist die erwartete Portfoliorendite (siehe Kapitel 4.2.1)

Zudem kann die Varianz der Rendite des Portfolios mit Hilfe der Korrelationskoeffizienten ausgedrückt werden (Cornuejols & Tütüncü, 2006, S. 141):

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1, j=1}^n \rho_{ij} \cdot \sigma_i \cdot \sigma_j \cdot x_i \cdot x_j$$

ρ_{ij} ...ist der Korrelationskoeffizient der beiden Wertpapiere S_i und S_j , wobei $\rho_{ij} = 1$

Die Varianz ist ein Maß für die Streuung um den Erwartungswert, wobei sowohl positive als auch negative Abweichungen gleichermaßen in die Berechnung miteinfließen.

Value-at-Risk

Das Risikomaß Value-at-Risk ist ein sogenanntes Downside- oder Shortfall-Risikomaß, d.h. es berücksichtigt ausschließlich die negativen Abweichungen vom Erwartungswert. Es hat sich als Kennzahl des Portfoliorisikos durchgesetzt und wird wie folgt berechnet:

$$VaR_{\alpha} = \inf\{l \in \mathbb{R} | P[L > l] \leq 1 - \alpha\}$$

L ...Zufallsvariable, erwartete Portfoliorendite

α ...Konfidenzniveau (übliche Werte: 0,01 oder 0,05)

Als Nachteil des Value-at-Risk wird angeführt, dass es kein kohärentes Risikomaß ist, da die dafür notwendige zentrale Eigenschaft der Subadditivität nicht erfüllt wird.

Subadditivität besteht wenn für ein Risikomaß f gilt:

$$f(x + y) \leq f(x) + f(y)$$

Indem der Value-at-Risk die Subadditivitätseigenschaft und damit die Forderung nicht erfüllt, dass das Gesamtrisiko zweier Portfolios die Summe der Einzelrisiken der Portfolios nicht überschreiten darf, führt Diversifikation nicht zu einer Verringerung des Value-at-Risk, sondern kann diesen sogar erhöhen (Cornuejols & Tütüncü, 2006).

Expected Shortfall

Wie der Value-at-Risk zählt auch der Expected Shortfall zu den Shortfall-Risikomaßen und erfüllt zudem die Bedingungen eines kohärenten Risikomaßes. Es entspricht dem erwarteten Verlust, sofern der Value-at-Risk-Wert überschritten wird und ist daher der wahrscheinlichkeitsgewichtete Durchschnitt der Verluste, die den Value-at-Risk-Wert übertreffen.

$$ES_{\alpha}(L) = [L | L \geq VaR_{\alpha}(L)]$$

Der Expected Shortfall kann auch interpretiert werden als der durchschnittliche Value-at-Risk für alle Konfidenzniveaus, die größer als α sind, und wird daher auch als Average Value-at-Risk bezeichnet (Kürsten & Straßberger, 2004).

4.2.3 Kovarianz und Korrelation

Die Kovarianz ist eine Kenngröße für den Zusammenhang zweier Zufallsvariablen. Sie ist 0 bei unabhängigen Zufallsvariablen, d.h. wenn kein linearer Zusammenhang besteht. Positive Werte bedeuten einen gleichsinnigen linearen Zusammenhang und negative Werte einen gegensinnigen Zusammenhang (Hartung, Elpelt, & Klösener, 2005).

Die Kovarianz der Renditen R_i, R_j , die als Zufallsvariablen interpretiert werden, errechnet sich wie folgt:

$$\text{cov}(R_i, R_j) = \frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T (r_{it} - \bar{r}_i) \cdot (r_{jt} - \bar{r}_j)$$

r_{it} ...Rendite des Wertpapiers i zum Zeitpunkt t

\bar{r}_i ...Mittelwert der Renditen

Der Korrelationskoeffizient hingegen normiert die Kovarianz, indem er sie auf das Produkt der Standardabweichungen der Zufallsvariablen bezieht und liegt immer zwischen -1 und +1. Auch hier bedeuten positive Werte einen gleichsinnigen linearen Zusammenhang und negative Werte einen gegensinnigen Zusammenhang, sowie der Wert 0, dass kein Zusammenhang zwischen den beiden Zufallsvariablen besteht (Hartung, Elpelt, & Klösener, 2005).

$$\rho_{ij} = \frac{\text{cov}(R_i, R_j)}{\sigma_i \cdot \sigma_j}$$

σ_i ...Varianz der Rendite des Wertpapiers i

Um die Korrelationen zwischen mehreren Zufallsgrößen auszudrücken, bietet sich die Matrixdarstellung in Form einer Korrelationsmatrix an.

Diversifikationseffekte im Portfolio werden statistisch durch die Korrelation der einzelnen Finanzobjekte ausgedrückt. Ein Risikoausgleich kann durch eine negative Korrelation zu Stande kommen - bestenfalls heben sich die Risiken durch eine exakt gegenläufige Korrelation vollständig auf.

4.3 Effiziente Portfolios

Nachdem das Anlageverhalten durch den Erwartungswert der Rendite ausgedrückt und die Standardabweichung der Portfoliorendite als ein Maß für das Risiko interpretiert wird, können Portfolios in einem Risk-Return-Diagramm dargestellt werden.

Auf Grund der Annahmen, dass sich der Anleger risikoavers verhält und versucht den erwarteten Nutzen seines Endvermögens zu maximieren, ergeben sich Portfolios, die bei gleicher erwarteter Rendite ein geringeres Risiko als andere besitzen, bzw. Portfolios, die bei gleichem Risiko eine höhere erwartete Rendite als andere besitzen, d.h. sie dominieren. Folglich gibt es Portfolios, die hinsichtlich Risiko und erwarteter Rendite von keinem anderen Portfolio dominiert werden. Diese Portfolios werden als effizient bezeichnet.

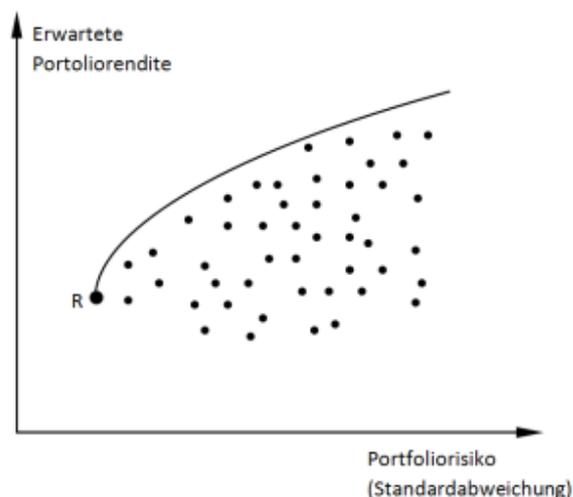


Abbildung 1: Effizienzkurve

Im Risk-Return-Diagramm liegen alle effizienten Portfolios auf dem oberen Ast einer sich nach rechts öffnenden Hyperbel, der Effizienzkurve (Abbildung 1: Effizienzkurve). Die Punktwolke in Abbildung 1 unter der Effizienzkurve repräsentiert alle realisierbaren Portfolios, die jedoch von anderen Portfolios dominiert werden und somit nicht effizient sind. Das Portfolio mit dem geringsten Risikowert liegt im Scheitelpunkt „R“ und entspricht dem von Roy entdeckten Safety-First-Portfolio (Spremann, 2003).

4.4 Formulierung als quadratisches Optimierungsproblem

Markowitz' Mean-Variance-Modell ist ein konvexes quadratisches Optimierungsproblem mit der Zielfunktion

$$x^T C x \rightarrow \text{Min}$$

Dabei gelten folgende Nebenbedingungen:

$$\begin{aligned} \mu^T x &\geq R \\ \sum_{i=1}^n x_i &= 1 \\ x_i &\geq 0, \text{ für } i = 1, \dots, n \end{aligned}$$

Die erste Nebenbedingung fordert eine erwartete Portfoliorendite R , die unter der maximal erreichbaren erwarteten Portfoliorendite liegen muss, andernfalls wird das Optimierungsproblem unlösbar. Die Lösung des Optimierungsproblems ist ein Portfolio mit der erwarteten Portfoliorendite R bei minimalem Risiko und ist somit effizient.

Tendenziell werden auf diese Weise Portfolios mit sehr hohen Gewichten in einigen wenigen Anlageklassen generiert. Um dies zu Gunsten der Diversifikation zu unterbinden, kann eine weitere Nebenbedingung hinzugenommen werden (Cornuejols & Tütüncü, 2006):

$$x_i \leq m, \text{ für } i = 1, \dots, n$$

Dadurch wird der maximale Anteil, den ein Anlageobjekt im Portfolio ausmachen kann, limitiert und in Folge die Diversifikation erhöht. Es muss jedoch beachtet werden, dass sich durch Hinzunahme von Nebenbedingungen der Zielfunktionswert verschlechtert.

4.5 Optimierungsalgorithmus

4.5.1 Einleitung

Um das quadratische Optimierungsproblem zu lösen, wurde ein genetischer Algorithmus eingesetzt. Dieser zählt zu den heuristischen Verfahren, welche versuchen, sich mit erträglichem Rechenaufwand dem Optimum zu nähern, dieses jedoch nicht zwingend finden. Dazu werden Methoden wie Faustregeln, Hilfsannahmen und intelligentes Raten eingesetzt. Meist lassen sich durch verschiedene Parameter die Suchgeschwindigkeit und damit die Treffsicherheit der Heuristik beeinflussen. Bekannte Heuristiken sind etwa

Simulated Annealing, A* - Suche, Greedy Heuristiken oder der in dieser Arbeit eingesetzte genetische Algorithmus.

Genetische Verfahren basieren auf der Evolutionstheorie und nach dem Prinzip des „Survival of the Fittest“. Sie setzen Methoden wie Reproduktion, Mutation, Rekombination und Selektion ein, um wie in der Evolution zu Ergebnissen zu kommen, die sich gegenüber anderen langläufig durchsetzen. Schlechte Lösungen werden eliminiert und gute Lösungen bilden eine Elterngeneration aus deren Kombination oder Mutation neue Lösungen entstehen. Um zu bewerten ob eine Lösung gut oder schlecht ist, wird die Zielfunktion des Optimierungsproblems herangezogen, die entweder maximiert oder minimiert werden soll. In der Sprache der evolutionären Algorithmen wird das Ergebnis der Zielfunktion auch als Fitnesswert bezeichnet. Eine Möglichkeit Nebenbedingungen zu berücksichtigen, ist eine Straffunktionen zu implementiert, die bei Verletzung einer Nebenbedingung den Zielfunktionswert beeinflusst. Ungültige Lösungen bleiben dabei dennoch in der Population. Die Startpopulation wird in dieser Anwendung zufällig gewählt. Danach werden mit jeder Iteration des Algorithmus die Lösungen mit einem schlechten Fitnesswert eliminiert und durch neue Lösungen ersetzt, die entweder zufällig neu erzeugt oder durch Mutation oder Crossover von guten Lösungen generiert werden. Dieser Vorgang wird solange wiederholt, bis eine bestimmte Iterationszahl erreicht wird oder sich über eine bestimmte Iterationszahl hinweg keine Verbesserung einstellt (Gerdes, 2004).

4.5.2 Zielfunktion und Szenario-basierter Ansatz

Die Zielfunktion wurde bei Verwendung der Standardabweichung als Risikomaß wie folgt formuliert:

$$\mu_p - \sigma_p \rightarrow Max$$

Bzw. bei Verwendung des Expected Shortfall:

$$\mu_p + ES_{\alpha p} \rightarrow Max$$

Der Expected Shortfall wurde hier in seiner negativen Form belassen, weshalb in der Zielfunktion ein positives Vorzeichen gewählt wurde.

Die Maximierung der erwarteten Rendite bei Minimierung des Risikos führt zu einem effizienten Portfolio. Zur Ermittlung der erwarteten Rendite und des Risikomaßes wurde ein Szenario-basierter Ansatz gewählt. Tabelle 1 zeigt einen Ausschnitt der in dieser Anwendung generierten Szenariomatrix. Asset 1 entspricht der Cash-Position und liefert stets eine Rendite von 1. Die weiteren Assets sind aus dem NASDAQ-100 entnommen, wobei tägliche Aktienrenditen herangezogen wurden.

Tabelle 1: Szenariomatrix

	Asset 1	Asset 2	Asset 3	Asset 4	Asset 5
Szenario 1	1.000	1.043	0.952	1.012	1.028
Szenario 2	1.000	0.977	0.888	0.903	0.888
Szenario 3	1.000	1.020	0.944	0.941	0.946
...					

Für jedes Portfolio kann daraus ein Szenariovektor (Tabelle 2: Szenariovektor) errechnet werden, der die Renditen des Portfolios für jedes Szenario enthält.

Tabelle 2: Szenariovektor

	Portfolio
Szenario 1	1.004
Szenario 2	0.961
Szenario 3	1.019
...	

Aus dem Szenariovektor können nun direkt die erwartete Rendite, sowie das Risikomaß ermittelt und in die Zielfunktion eingesetzt werden.

4.5.3 Nebenbedingungen

Die beiden Nebenbedingungen, die eine Summe der Aktiengewichtungen im Portfolio von 1, sowie Nichtnegativität der Entscheidungsvariablen fordern, wurden durch eine Normierungsfunktion realisiert.

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1$$

$$x_i \geq 0, \text{ für } i = 1, \dots, n$$

Nachdem eine neue Lösung zufällig, durch Crossover oder Mutation erzeugt wurde, wird die Normierung durchgeführt und eine gültige Lösung hinsichtlich der beiden Nebenbedingungen sichergestellt.

Eine weitere Nebenbedingung beschränkt die Aktiengewichtung auf m .

$$x_i \leq m, \text{ für } i = 1, \dots, n$$

Bei Verletzen der Nebenbedingung reduziert eine Straffunktion den Fitnesswert der ungültigen Lösung auf einen in diesem Beispiel minimalen Wert (z.B. -1000), sodass Portfolios, die Aktiengewichte $x_i > m$ enthalten, im Selektionsschritt eliminiert werden. Im Gegensatz zur Normierungsmethode bleiben für das Optimierungsproblem ungültige Lösungen vorerst dennoch in der Population.

4.5.4 Rechenvorschrift

In der Evolution findet ein ständiger Kreislauf statt, in dem neue Individuen erschaffen werden, eine Überlebensprüfung passiert, sich die Besten vermehren und immer wieder zufällige Genmutationen auftreten (Gedes, 2004). Genau dieser Abfolge ist der genetische Algorithmus, der das in Kapitel 4.4 beschriebene quadratische Optimierungsproblem lösen soll, nachempfunden. Im Folgenden werden die einzelnen Schritte näher erläutert. Ein Beispiel mit 5 Aktien des NASDAQ-100 Index, der Standardabweichung als Risikomaß und der Beschränkung der Aktiengewichte auf 0.3 soll die Vorgehensweise veranschaulichen.

1. Population aus n zufälligen Chromosmen (hier: Portfolios) erzeugen

Zu Beginn wird eine Population aus zufälligen Lösungen erzeugt. In dieser Anwendung entspricht eine Lösung einem Portfolio. Das Beispiel in Tabelle 3 zeigt eine mögliche Startpopulation, nachdem die Lösungen normiert wurden. Zu beachten ist, dass Lösungen, die die Nebenbedingung „max. Aktiengewicht ≤ 0.3 “ verletzen, dennoch in der Population enthalten sind.

Die Anzahl der Lösungen, also die Größe der Population, kann durch den Parameter n angegeben werden. Eine größere Population erhöht die Rechenzeit, findet aber wahrscheinlicher das Optimum. Ein ähnlicher Effekt kann durch Erhöhung der Iterationszahl erzielt werden.

Tabelle 3: Beispiel zufällige Startpopulation

	Asset 1	Asset 2	Asset 3	Asset 4	Asset 5
Portfolio 1	0.12	0.32	0.05	0.22	0.29
Portfolio 2	0.5	0	0.5	0	0
Portfolio 3	0.16	0.3	0.3	0.05	0.19
Portfolio 4	0.25	0.25	0.3	0	0.2
...					

2. Evaluation: Zielfunktion der einzelnen Lösungen berechnen und bewerten

Im zweiten Schritt wird für jede Lösung der Zielfunktionswert (siehe Kapitel 4.5.2) berechnet, welcher auch als Fitnesswert bezeichnet wird. Entsprechend dieses Wertes werden alle Lösungen sortiert, sodass die Lösung mit dem besten Fitnesswert an erster Stelle steht.

Tabelle 4: Evaluation

	Asset 1	Asset 2	Asset 3	Asset 4	Asset 5	<i>Fitnesswert</i>
Portfolio 1	0.16	0.3	0.3	0.05	0.19	<i>1.28</i>
Portfolio 2	0.25	0.25	0.3	0	0.2	<i>1.044</i>
Portfolio 3	0.12	0.32	0.05	0.22	0.29	<i>-1000</i>
Portfolio 4	0.5	0	0.5	0	0	<i>-1000</i>
...						

Vergleicht man das Beispiel aus Tabelle 3 mit dem aus Tabelle 4, wird deutlich, dass jene Lösungen, die die Nebenbedingung „max. Aktiengewicht ≤ 0.3 “ verletzen, mit einem Zielfunktionswert von -1000 „bestraft“ wurden und sich dadurch nach dem Sortierungsvorgang an unterster Stelle befinden.

3. Selektion: bestimmte Anzahl an besten Lösungen behalten

Ein Teil der besten Lösungen der Population wird gespeichert, d.h. er „überlebt“. Die Anzahl kann durch einen Parameter bestimmt werden. Alle anderen Lösungen werden verworfen, indem sie durch neue Lösungen ersetzt werden. In jedem Fall sollten dadurch ungültige Lösungen, d.h. solche die bei der Berechnungsmethode der Zielfunktion bestraft wurden, eliminiert werden.

4. mit bestimmtem Anteil Mutations- und Crossoveroperationen durchführen

Mit den besten Lösungen, die den letzten Iterationsschritt überlebt haben, werden Mutations- und Crossoveroperationen durchgeführt. Mutation beruht auf der Idee, dass durch kleine Veränderungen einer bereits guten Lösung möglicherweise eine noch bessere Lösung entsteht. Durch Crossover erhofft man sich, dass das Vermischen von zwei guten Lösungen eine noch bessere Lösung hervorbringt. In der Evolution würde Crossover der Kreuzung von Individuen entsprechen.

	Asset 1	Asset 2	Asset 3	Asset 4	Asset 5
Portfolio alt	0.16	0.3	0.3	0.05	0.19
Portfolio mutiert	0.16	0.3	0.3	0.72	0.19
Portfolio normiert	0.10	0.18	0.18	0.43	0.11

Abbildung 2: Mutation

Abbildung 2 veranschaulicht den Mutationsvorgang anhand eines Beispiels. Eine Entscheidungsvariable (Asset 4) wird hier zufällig ausgewählt und durch eine Zufallszahl (0,72) ersetzt. Damit die Summe der Aktiengewichte den Wert 1 nicht überschreitet und damit die entsprechende Nebenbedingung verletzt wird, transformiert eine Normierungsfunktion die ungültige Lösung in eine gültige.

Bewerkstelligt wird dies durch die schlichte Formel:

$$x_{normiert} = x \cdot \frac{1}{\sum_{i=1}^n x_i}$$

In der Implementierung wurde vor der Normierung sichergestellt, dass die Summe der Aktiengewichte größer als 0 ist, um eine Division durch 0 zu verhindern.

Um die Suche nach einem effizienten Portfolio zu beschleunigen, wurden 3 unterschiedliche Mutationsoperationen eingesetzt:

1. N1 Assets zufällig auswählen und zufälligen Betrag zum Aktiengewicht addieren

```
Portfolio[i] += (GetRandomNumber() / 2.0);
```

Es wird zufällig eine bestimmte Anzahl **N1** an Assets definiert und eine Zufallszahl zum aktuellen Wert addiert. Der Wert der Zufallszahl reicht von 0 bis 1 und wird durch 2 dividiert.

2. **N2** zufällig gewählte Assets 0 setzen

Es zeigt sich, dass sich viele Markowitz-effiziente Portfolios oft auf wenige einzelne Assets beschränken, sofern kein zu kleines Maximalgewicht pro Asset gefordert wird. Um die Suche nach der optimalen Lösung zu beschleunigen, wird eine zufällige Anzahl **N2** an Assets 0 gesetzt.

3. **N3** zufällig gewählte Assets mit Zufallszahl multiplizieren

Im dritten Schritt werden **N3** Assets zufällig ausgewählt, deren aktueller Wert mit einer Zufallszahl multipliziert wird. Der Multiplikator beinhaltet einen Zufallsteil, sowie einen Faktor, der mit einem Startwert von 1 initiiert wird und mit jeder Iteration des Optimierungsalgorithmus geringfügig verringert wird (`factor *= 0.98`).

```
portfolio[i] *= (1 - factor / (3.0 * (GetRandomNumber() + 1)));
```

Hintergedanke dieser Berechnungsmethode ist das Ausmaß der Mutation mit steigender Iterationszahl und somit mit steigender Annäherung an das Optimum zu verringern. Der Multiplikator beginnt mit einem Wert nahe bei 0 und nähert sich mit steigender Iterationszahl dem Wert 1, wodurch immer geringfügigere Mutationen erzeugt werden.

Die Anzahl der zu verändernden Assets **N1**, **N2** und **N3** wird durch denselben Faktor vorgegeben, der mit steigender Iterationszahl verringert wird (`factor *= 0.98`).

```
N1..3 =(int)(factor * AnzahlAssets + (int)Math.Round(GetRandomNumber(), 0));
```

Um auch nach vielen Iterationen eine 50%-Wahrscheinlichkeit ein Asset zu verändern aufrechtzuerhalten, wurde ein entsprechender Zufallsteil in die Berechnung mit aufgenommen.

Für den Crossover werden zwei Lösungen aus der Teilpopulation der besten zufällig ausgewählt.

Tabelle 5: Crossover

	Asset 1	Asset 2	Asset 3	Asset 4	Asset 5
Portfolio 1	0.16	0.3	0.3	0.05	0.19
Portfolio 2	0.25	0.25	0.3	0	0.2
Portfolio 1 neu	0.16	0.3	0.3	0	0.2
Portfolio 2 neu	0.25	0.25	0.3	0.05	0.19
Portfolio 1 normiert	0.17	0.31	0.31	0.00	0.21
Portfolio 2 normiert	0.24	0.24	0.29	0.05	0.18

Danach wird zufällig ein Crossover-point bestimmt, an dem die beiden Lösungen geteilt und vermengt werden. Vor allem bei Optimierungsproblemen mit einer großen Anzahl an Entscheidungsvariablen, kann es sinnvoll sein zwei Crossover-points zu verwenden. Dementsprechend unterscheidet man single-point-crossover und two-point-crossover. Die so entstandenen Kind-Chromosomen müssen bei diesem spezifischen Beispiel der Portfoliogewichtung wiederum auf 1 normiert werden (siehe Tabelle 5).

5. neue Population besteht aus mutierten Portfolios, Kindchromosomen, den Besten und neuen zufälligen Portfolios

Die neue Population besteht nun aus den verbliebenen besten Lösungen und den neu entstandenen Lösungen durch Mutation und Crossover. Der Rest wird mit zufälligen Lösungen aufgefüllt. Der Algorithmus wird nun bei Schritt 2. fortgesetzt.

Als Abbruchkriterium kann eine vorgegebene Anzahl an Iterationen dienen oder eine bestimmte Anzahl an Iterationen, nach denen keine Verbesserung mehr eintritt.

Die Lösung der Heuristik ist jenes Portfolio, das den besten Fitnesswert aufweist.

Ein wichtiger Faktor des genetischen Verfahrens ist der Zufall. Sämtliche Entscheidungen, wie die Startlösung, die Wahl der Crossover-Lösungen und des Crossover-Points, die Mutationsstelle und die Generierung von neuen Lösungen werden durch einen

Zufallsgenerator beeinflusst. Für die Wahl der verschiedenen Parameter gibt es keine allgemeine Empfehlung. Sie ist von der Aufgabenstellung, den verwendeten Daten und der gewünschten Genauigkeit abhängig und lässt sich durch Experimentieren bestimmen (siehe Kapitel 4.5.5).

4.5.5 Parameter

Zur Bestimmung effizienter Parameter wurden Tests durchgeführt, in denen verschiedene Werte variiert wurden. Ziel der Tests war es, die Effizienz der Mutations- und Crossover-Operationen zu eruieren und in einem weiteren Test die Auswirkung der Teilpopulationsgröße auf die Ausführungsgeschwindigkeit herauszufinden. Ausgehend von den Testergebnissen wurden die Parameter für das entwickelte Börsenspiel festgelegt. Für die Tests wurde ein Optimierungsproblem mit folgenden Vorgaben erstellt:

Anzahl Assets: 20
Szenarios: 150
Maximales Aktiengewicht: 0.2
Risikomaß: Standardabweichung
Abbruchkriterium: 100 Iterationen ohne Verbesserung des durchschnittlichen Fitnesswertes der 100 besten Lösungen

Zu den hier angegebenen Ergebnissen sei angemerkt, dass jeder Test 10-mal durchgeführt wurde und das durchschnittliche Resultat verwendet wurde. Die Iterationszahl entspricht der Zahl an Iterationen, die bis zum Erreichen der gefundenen besten Lösung notwendig war. Zur Berechnung der Ausführungszeit pro Iteration wurde die Anzahl an Gesamtiterationen herangezogen, d.h. inklusive der 100 letzten Iterationen, in denen keine Verbesserung mehr eintrat.

Test 1 (Mutationen)

Bei diesem Test wurden vorwiegend Mutationsoperationen durchgeführt und auf Crossover verzichtet.

Populationsgröße: 500
Teilpopulation: 100
Mutationen: 300
Crossover: 0

Beste Lösung: 0.963939730505298 (Optimum gefunden)

Ausführungszeit: 31,5s

Iterationen bis zum gefundenen besten Wert: 314,5

Ausführungszeit/Iteration: 76,0ms

Die Ergebnisse zeigen, dass die einzelnen Mutationsoperationen sehr effizient gewählt wurden. In akzeptabler Zeit konnte in den Tests das Optimum immer gefunden werden. Verglichen mit Test 2, wo überwiegend Crossover-Operationen durchgeführt wurden, war die Ausführungsgeschwindigkeit hier deutlich höher. Abbildung 3 zeigt den anfangs schnellen Anstieg des Fitnesswertes, der sich bereits nach relativ wenigen Iterationen dem Optimum annähert.

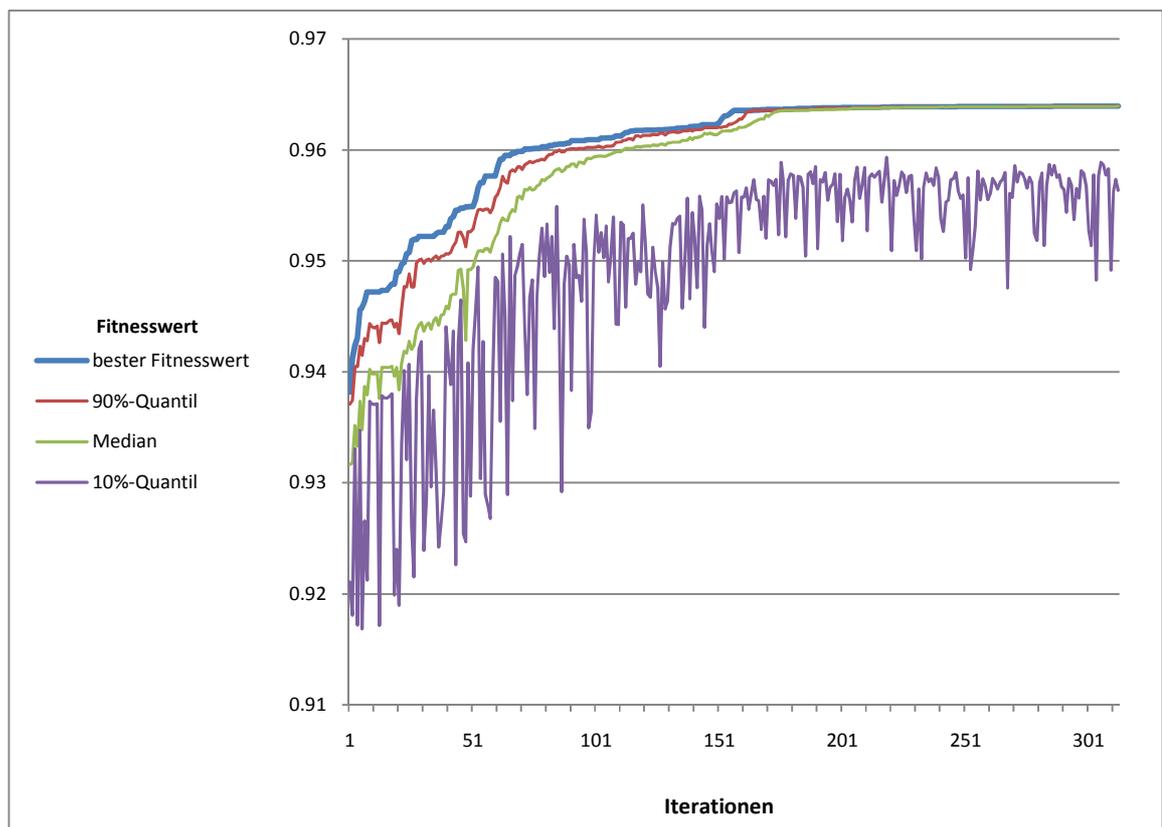


Abbildung 3: Test 1 (Mutationen)

Test 2 (Crossover)

Bei diesem Test wurden vorwiegend Crossover-Operationen durchgeführt und auf Mutationen verzichtet.

Populationsgröße: 500
Teilpopulation: 100
Mutationen: 0
Crossover: 300
Zufällige Chromosomen: 100

Beste Lösung: 0.963042387 (Optimum nicht gefunden)
Ausführungszeit: 40,3s
Iterationen bis zum gefundenen besten Wert: 121,2
Ausführungszeit/Iteration: 182,2ms

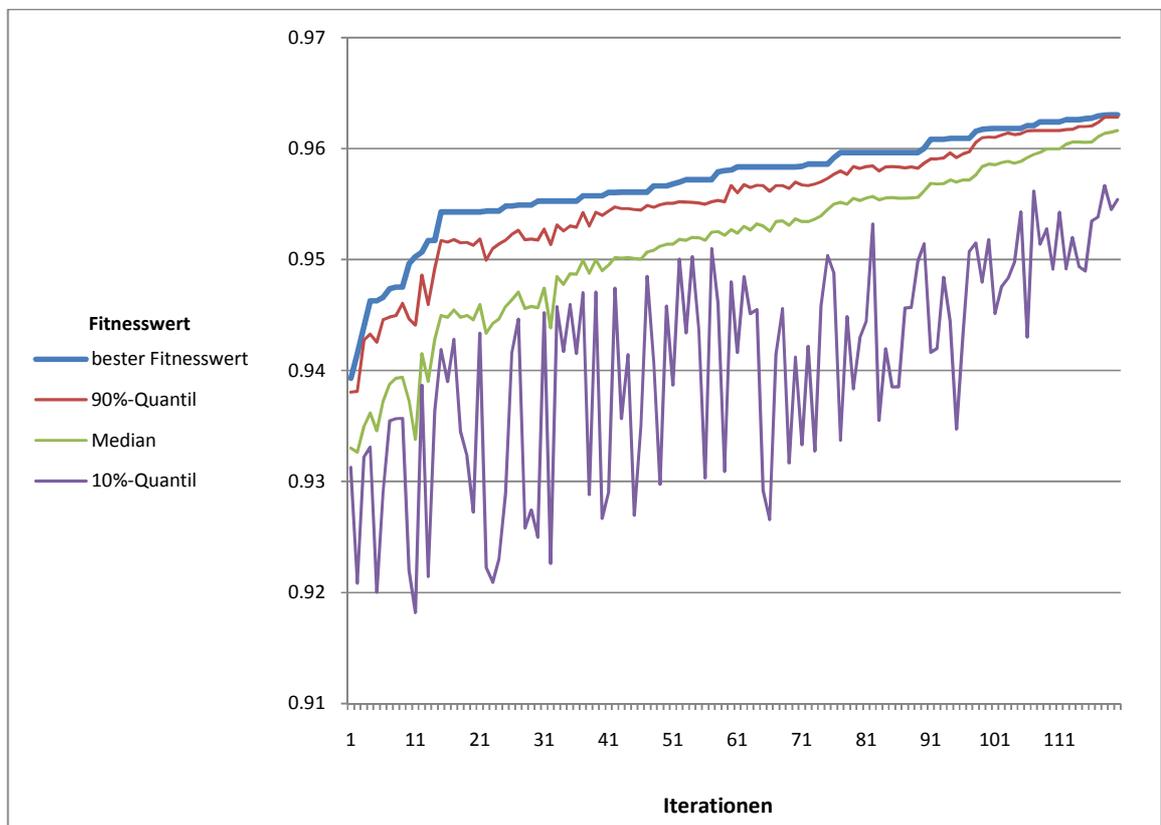


Abbildung 4: Test 2 (Crossover)

Sich vorwiegend auf Crossover-Operationen zu beschränken, stellte sich als schlechte Parameterwahl heraus. Das Optimum wurde mit dem Abbruchkriterium „100 Iterationen ohne Verbesserung“ selten gefunden und bereits nach durchschnittlich 121,2 Iterationen wurde der beste Wert erreicht. Zudem ist der Crossover der Mutation in dieser Implementierung hinsichtlich der Ausführungsgeschwindigkeit unterlegen. Die schlechte

Konvergenz, der mit den hier verwendeten Parametern durchgeführten Optimierung, ist in Abbildung 4 erkennbar. Das 90%-Quantil befindet sich deutlich unter dem gefundenen besten Wert. Die gefundenen Lösungen enthielten auffallend viele Aktiengewichte mit sehr kleinen Werten nahe 1. Auf Grund der Funktionsweise der Crossover-Operation wird der Wert 0 jedoch nur schwer erreicht, auch wenn er zu einer besseren Lösung führen würde. Eine der Mutations-Operationen setzt bewusst einige zufällig gewählte Aktiengewichte auf 0, um dem spezifischen Optimierungsproblem der Portfoliotheorie nach Markowitz entgegenzukommen. Dies wirkt sich eindeutig positiv auf die Ausführungsgeschwindigkeit aus.

Test 3 (Mutationen+Crossover)

Mutations- und Crossover-Operationen wurden nun in gleichem Verhältnis durchgeführt.

Populationsgröße: 500

Teilpopulation: 100

Mutationen: 150

Crossover: 150

Zufällige Chromosomen: 100

Beste Lösung: 0.963939730505298 (Optimum gefunden)

Ausführungszeit: 26,9s

Iterationen bis zum gefundenen besten Wert: 201,2

Ausführungszeit/Iteration: 89,1ms

Tatsächlich war die Kombination aus Mutations- und Crossover-Operationen die beste Parameterwahl. Die Ausführungsgeschwindigkeit pro Iteration bewegte sich erwartungsgemäß zwischen der der ersten beiden Tests. Wie beim auf Mutationen beschränkten Test, wurde auch hier das Optimum immer gefunden, allerdings bei etwas kürzerer Ausführungszeit und nach deutlich weniger Iterationen. Der Fitnesswert verbesserte sich noch schneller als es bei Test 1 der Fall war, was an dem steileren Anstieg in Abbildung 5 erkennbar ist. An den hohen Werten der 10%- und 90%- Quantile ist die Effizienz der Operationen gut erkennbar. Der Crossover ist demnach eine durchaus sinnvolle Operation, sofern er durch Mutationen ergänzt wird.

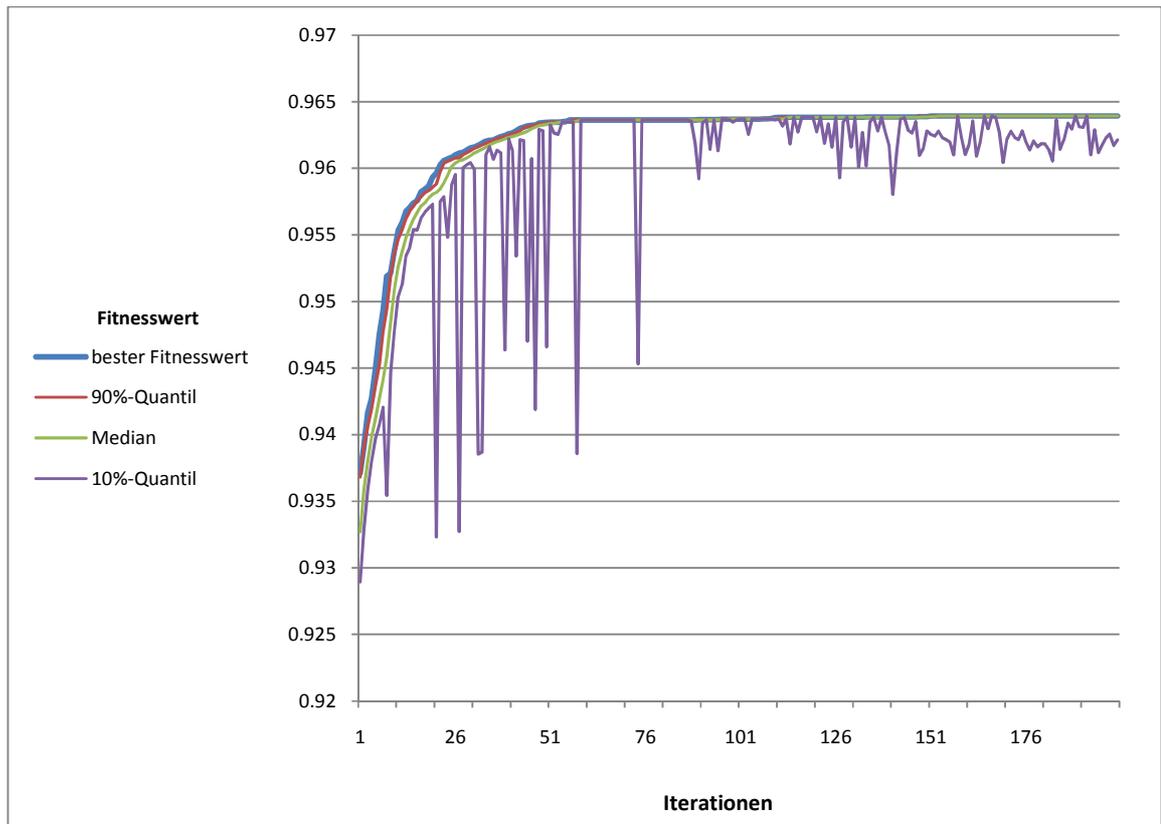


Abbildung 5: Test 3 (Mutationen+Crossover)

Test 4 (keine Mutationen und Crossover)

Zur Überprüfung der Effizienz der Mutations- und Crossoveroperationen an sich, wurde ein Test durchgeführt, der Portfolios ausschließlich durch reine Zufallsauswahl generierte.

Populationsgröße: 500

Teilpopulation: 100

Mutationen: 0

Crossover: 0

Zufällige Chromosomen: 400

Beste Lösung: 0.945168166 (Optimum nicht gefunden)

Ausführungszeit: 153,2s

Iterationen bis zum gefundenen besten Wert: 448,3

Ausführungszeit/Iteration: 279,4ms

Die Ausführungszeit übertraf die der vorherigen Tests und dennoch wurde das Optimum nicht annähernd erreicht (siehe Abbildung 6). Der Test verdeutlicht die grundsätzliche Wirksamkeit der im genetischen Algorithmus eingesetzten Mutations- und Crossoveroperationen.

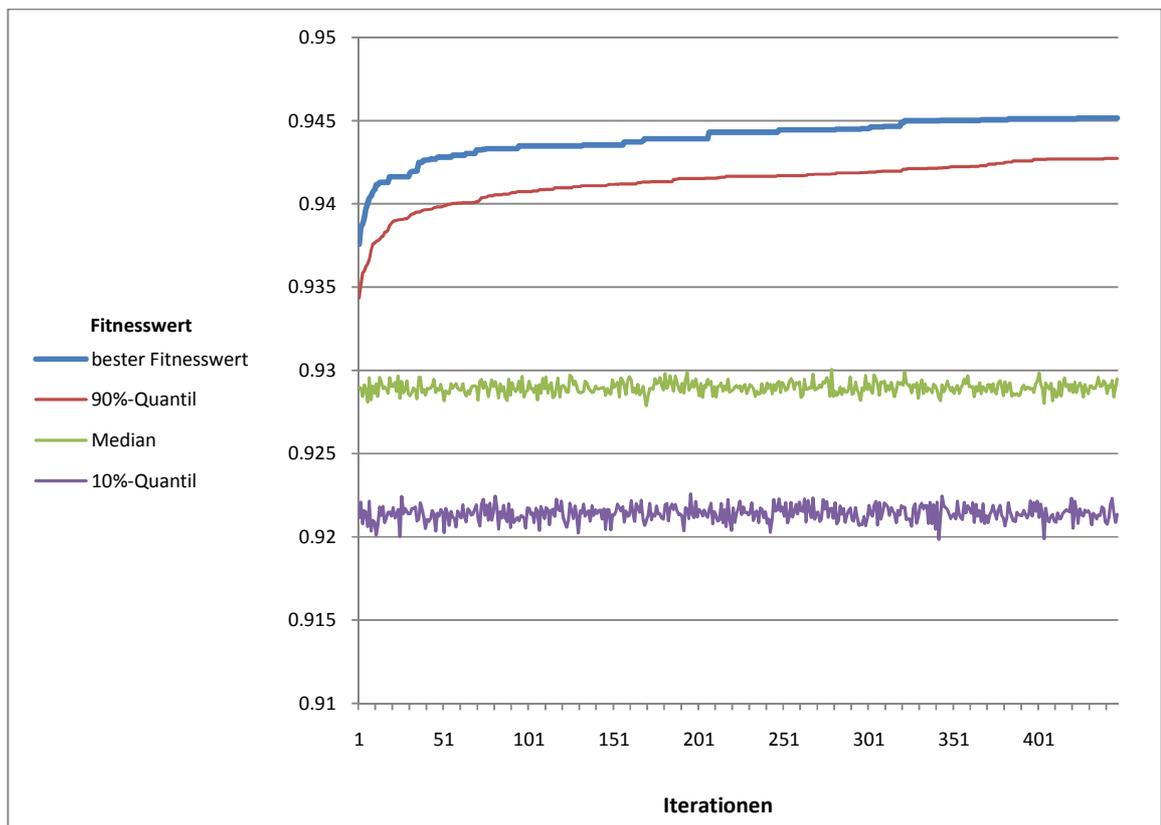


Abbildung 6: Test 4 (keine Mutationen und Crossover)

Test 5 (große Teilpopulation)

Absicht dieses Tests war es, herauszufinden, wie sich eine relativ große Teilpopulation auf die Suchgeschwindigkeit der Heuristik auswirkt.

Populationsgröße: 500

Teilpopulation: 350

Mutationen: 50

Crossover: 50

Zufällige Chromosomen: 50

Beste Lösung: 0.963939730505298 (Optimum gefunden)

Ausführungszeit: 61,3s

Iterationen bis zum gefundenen besten Wert: 385,1

Ausführungszeit/Iteration: 126,4ms

Die 350 besten Lösungen der insgesamt 500 wurden in der Population behalten, wodurch folglich weniger neue Portfolios zufällig bzw. durch Mutationen und Crossover erzeugt wurden. Die 25%- und 75%- Quantile liegen unter dem Ergebnis der in Test 3 verwendeten Versuchsanordnung (siehe Abbildung 7), in der eine kleinere Teilpopulation gewählt wurde. Das Optimum konnte gefunden werden, bei einer geringeren Teilpopulation geschieht dies jedoch in kürzerer Zeit.

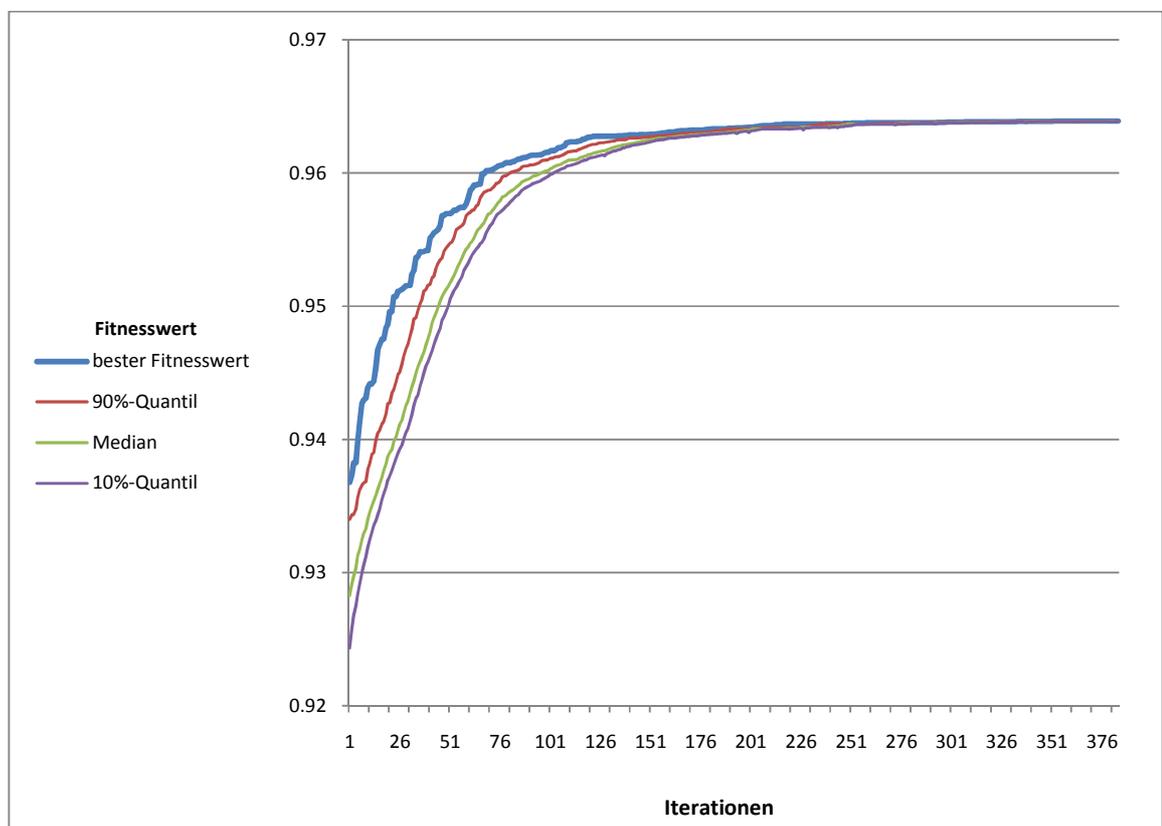


Abbildung 7: Test 5 (große Teilpopulation)

Testergebnis und Parameterwahl in der Facebook-Applikation

Sowohl Mutationen als auch Crossover wirken sich positiv auf die Suchgeschwindigkeit der Heuristik aus. Müsste man sich für eine Methode entscheiden, wären Mutationen die bessere Wahl. Verzichtet man auf Mutationen und setzt ausschließlich Crossover-Operationen ein, wird bei etwa doppelt so langer Laufzeit das Optimum selten gefunden.

Die beste Suchgeschwindigkeit erhält man, indem man beide Operationen kombiniert. Für die in dieser Arbeit entwickelte Facebook-Applikation wurde ein ausgeglichenes Verhältnis zwischen Mutationen und Crossover gewählt. Aus Test 5 wurde abgeleitet, dass eine kleinere Teilpopulation empfehlenswert ist, da andernfalls kaum neue Lösungen entstehen. Es sei angemerkt, dass die für diese Anwendung gewählte Implementierung der Mutations- und Crossover-Operationen, wie auch die hier gewählten Parameter, speziell für die Aufgabenstellung der Portfolio-Optimierung angemessen sind. Andere Optimierungsprobleme erfordern eine spezielle Betrachtung.

Die Parameter wurden auf Grund des Testergebnisses wie folgt festgelegt:

Populationsgröße: 500
Teilpopulation: 100
Mutationen: 150
Crossover: 150
Zufällige Chromosomen: 100

Die Genauigkeit kann in der Webanwendung durch einen Schieberegler von 0-100 eingestellt werden. Dadurch wird die Anzahl der maximalen Iterationen festgelegt (Anzahl Iterationen= $1000+100*x$). Außerdem wird die Heuristik abgebrochen wenn nach einer bestimmten Anzahl an Iterationen keine Verbesserung mehr eintritt. Dazu wird der mittlere Fitnesswert der Teilpopulation herangezogen. Die Anzahl der Iterationen wird wie folgt berechnet: $10+2*x$. Die Werte wurden so gewählt, dass in der Regel das zweite Abbruchkriterium zuerst erfüllt wird, da somit garantiert werden kann, dass das Optimum mit einer sehr hohen Wahrscheinlichkeit gefunden wurde.

5 Portfolio-Optimierung durch kollektive Intelligenz im Internet

5.1 Einführung

Mit dem Aufkommen von Web 2.0-Plattformen um die Jahrtausendwende entstanden auch unzählige Onlinecommunities, die sich mit Investmentstrategien, Aktienprognosen und Portfolio-Optimierung beschäftigten. Ein Teil davon wurde als Börsenspiel konzipiert, d.h. wie an der echten Börse können die Teilnehmer Unternehmensanteile kaufen und verkaufen und zudem ihre Performance analysieren, allerdings wird anstatt mit echtem Geld mit virtuellem Spielgeld gehandelt. Viele Anbieter bieten dazu diverse statistische Auswertungen und grafische Ausgaben an, so wie ein Ranking, anhand dessen man sich mit den anderen Teilnehmern vergleichen kann. Menschen nehmen bei diesen Plattformen einerseits des Spielcharakters wegen teil, andererseits findet dort wertvoller Meinungs- und Erfahrungsaustausch statt, der nebenbei auch in Portfolios mit echtem Geld verwertet werden kann. Um die Seriosität der Informationen zu steigern, ist es bei Covestor⁶ beispielsweise notwendig einen Broker-Account zu besitzen, auf den zugegriffen werden kann. Für die Plattform Covestor sind somit alle Transaktionen, die vom Teilnehmer mit echtem Geld durchgeführt wurden, zugänglich, und wenn erwünscht auch für die anderen Teilnehmer sichtbar. Auf den ersten Blick erscheint es widersinnig sein eigenes Portfolio für alle anderen Teilnehmer einsehbar zu machen. Dennoch nutzen viele diese Möglichkeit, um mit anderen Investoren über ihre Entscheidungen zu diskutieren. Jede Transaktion kann kommentiert und diskutiert werden, was den Erfahrungsaustausch zwischen den Teilnehmern ankurbelt. Professionelle Investoren sollen motiviert werden bei Covestor teilzunehmen, indem sie für die Freigabe ihres Portfolios eine Gebühr verlangen können. Diese wird zwischen dem Profi-Trader und Covestor aufgeteilt. Ein Ziel ist es eine Win-Win-Situation für die Mitglieder zu erreichen, indem jeder durch die Erfahrung der anderen Teilnehmer profitiert. Es können durch über 150 Rankingdimensionen Teilnehmer gefunden werden, die den eigenen Investmentzielen entsprechen. Bei Börsenportalen wie Covestor werden keine individuellen Entscheidungen zu einer Kollektiventscheidung aggregiert, sondern Interessierten Möglichkeiten geboten mit Gleichgesinnten in Kontakt zu treten und bestenfalls zu individuellen, besseren Entscheidungen zu gelangen. Auch diese

⁶ <http://www.covestor.com>

Anwendungen bedienen Aspekte kollektiver Intelligenz, insofern als durch Kooperation von Individuen Wissen angesammelt wird, was in Folge zu besseren Entscheidungen führen kann.

Geringer ist die Anzahl der Portale, die versuchen die vielen individuellen Investitionsentscheidungen der Teilnehmer zu aggregieren, um daraus eine Kollektiventscheidung abzuleiten. In Kapitel 5.2 werden Anbieter vorgestellt und ausgewertet, deren Kernidee in genau dieser Anwendung kollektiver Intelligenz für Aktienprognosen bzw. Portfoliozusammenstellungen liegt.

5.2 Marktübersicht

5.2.1 Stock Price Forecasting

Craig A. Kaplan präsentierte 2001 die Ergebnisse eines Systems, das auf Grund von kollektiver Intelligenz Aktienprognosen berechnet und daraus Investitionen ableitet. Die Hypothese war dabei:

„...that the CI system would outperform the major stock indices, and that the performance of the system would improve as the size of the group increased.“ (Kaplan, 2001, S. 1)

Kaplan erläutert diverse Annahmen, auf die sich diese Hypothese stützt. Offensichtlich handeln Händler im Aktienmarkt nicht immer so, wie es rationale Erwartungsmodelle unterstellen. Aktiencrashes und Blasen können durch derartige Methoden oder technische Analysen kaum vorhergesagt werden. Diese Phänomene lassen sich nur durch die nicht immer rationale Psyche der Investoren erklären. Jeder Händler kombiniert in seinem Kopf unzählige unterschiedliche Informationen und Annahmen und gelangt dadurch zu einer Investitionsentscheidung. Der Autor führt folgende Gründe an, warum es bei der Entscheidungsfindung zu Fehlern kommt:

- a) Kein Investor hat Zugang zu allen relevanten Informationen
- b) Kein Investor kann auf Grund seiner beschränkten Gehirnleistung alle vorliegenden Informationen schnell genug kombinieren um zu einer optimalen Entscheidung zu gelangen
- c) Jeder Mensch begeht Fehler bei der Urteilsfindung

All diese Faktoren werden durch das Zusammenfassen von mehreren Investoren, also durch Gruppenbildung, verringert.

Zur Überprüfung der Hypothese Kaplans wurde ein webbasierter Prototyp erstellt, in dem 785 Teilnehmer täglich Prognosen zu Aktien der Indizes NASDAQ, S&P500 und DIJA abgaben. Es wurden absichtlich Personen gewählt, die keine professionellen Investoren waren und kein spezielles Fachwissen besaßen. Die einzelnen Prognosen der Teilnehmer wurden zu einer Gesamtprognose kombiniert, wobei Prognosen von Teilnehmern, die in der Vergangenheit gute Entscheidungen trafen, bei der Berechnung höher gewichtet wurden. Entsprechend der kollektiven Prognosen wurde nach aufgestellten Regeln in ein Portfolio investiert und die Rendite mit den Indizes NASDAQ, S&P500 und DIJA verglichen. Die Aktionen wurden entsprechend folgender Regeln täglich vor der Schlusszeit des Marktes durchgeführt:

1. Falls der heutige Schlusskurs unter der Prognose liegt, so investiere in diese Aktie, da sie laut Meinung des Kollektivs am nächsten Tag steigen wird.
2. Ist der heutige Schlusskurs höher als die Kollektivprognose, so verkaufe die Aktie.
3. Ist der Schlusskurs ident mit dem prognostizierten Kurs, so führe keine Aktion durch, da laut Kollektivmeinung am nächsten Tag keine Änderung eintreten wird.
4. Die Stückzahl an gekauften bzw. verkauften Aktien ist proportional der relativen Differenz zwischen kollektiver Prognose und Schlusskurs, d.h. es werden umso mehr Stück gekauft, je höher der Preis laut Prognose steigen wird.
5. War die Prognose richtig, so wurde die Differenz zwischen dem Schlusskurs des Tages an dem die Prognose generiert wurde und dem des nächsten Tages gewonnen bzw. andernfalls verloren.

Auswertung

Das Versuchssystem konnte während der Testperiode von 11 Tagen eine Rendite von 0,11% erzielen und somit die drei Indizes NASDAQ, S&P500 und DIJA um 12,40; 5,68 und 2,25 Prozentpunkte übertreffen (siehe Abbildung 8: Kaplan Performance) (Kaplan, 2001). Eine weitere Auswertung zeigt, dass die kollektive Prognose umso besser war, je mehr Teilnehmer daran beteiligt waren.

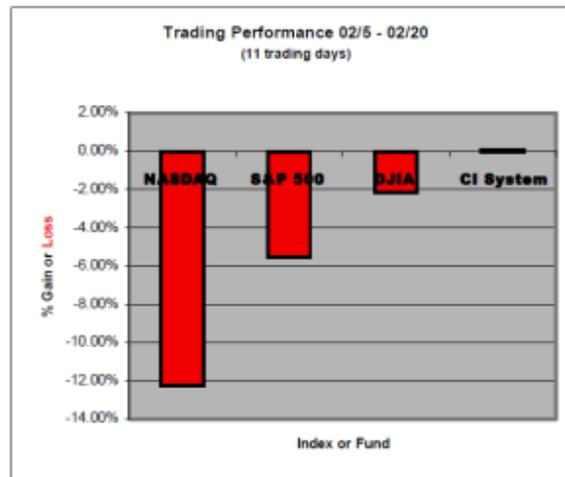


Abbildung 8: Kaplan Performance

Dem Bericht zufolge waren die Ergebnisse signifikant und die aufgestellte Hypothese somit bestätigt: das kollektive System konnte alle drei Aktienindizes während der Testperiode schlagen, wobei sich das Ergebnis mit steigender Gruppengröße verbesserte (Kaplan, 2001).

Zu diesem Resultat muss angemerkt werden, dass die Testperiode mit 11 Tagen sehr gering bemessen wurde und auch die Anzahl der Testpersonen mit 785 gering ausfiel.

5.2.2 PredictWallStreet

Kaplan gründete im Jahr 2005 das Unternehmen PredictWallStreet⁷, welches ausgehend von der Idee seines Versuches vom Jahr 2001 (siehe Kapitel 5.2.1) sich zum Ziel setzte, so viele individuelle Aktienprognosen wie möglich zu sammeln, um daraus kollektive Prognosen zu berechnen. PredictWallStreet bietet so genannte Widgets an, die in jede Internetseite eingebettet werden können. Zudem sind Widgets für Facebook, iGoogle, Pageflakes und weitere Internetdienste erhältlich. Diverse Partnerseiten sorgen dafür, dass sich möglichst viele Internetnutzer an den Prognosen beteiligen. Die Abfrage der Prognose wird so einfach wie möglich gestaltet, indem den Teilnehmern die einfache Frage gestellt wird, ob sie glauben der Wert einer Aktie liegt am nächsten Tag über oder unter dem aktuellen Wert. Abbildung 9 zeigt das Layout des Prediction Widgets. Der Teilnehmer bekommt den aktuellen Kurswert eingeblendet und den Kursverlauf über verschiedene Zeitperioden.

⁷ <http://www.predictwallstreet.com/>



Abbildung 9: PredictWallStreet Widget

Erst nachdem der Benutzer seine Schätzung abgegeben hat, wird das aktuelle Umfrageergebnis angezeigt. Der „Sentiment Trend“ zeigt das Abstimmungsergebnis der Community im Tagesverlauf. In einer weiteren Ansicht können aktuelle Prognosen verschiedener Aktien angezeigt werden.

Für alle abgefragten Aktien, ETFs und Indizes wird aus den Prognosedaten ein Stimmungsbarometer (Abbildung 10: Sentiment Meter) generiert, der die Empfindung der Prognoseteilnehmer widerspiegelt.

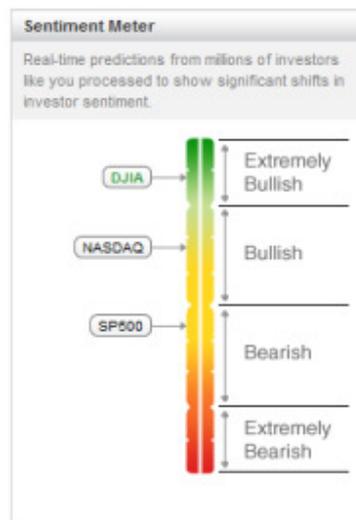


Abbildung 10: Sentiment Meter

Die Treffsicherheit jedes Teilnehmers wird täglich ausgewertet, und zwar bezogen auf jedes einzelne Finanzobjekt, für das eine Schätzung abgegeben wurde.

Ein patentierter Algorithmus erzeugt aus den Prognosen der Teilnehmer und deren Treffsicherheit in der Vergangenheit Trendvorhersagen für jedes unterstützte Finanzobjekt.

Auswertung

Das Unternehmen veröffentlicht auf seiner Homepage Berichte über die Performance der Prognosen und Angaben wie hoch die Rendite bei Investition auf Basis der kollektiven Prognosen wäre. Entscheidend war diesen Berichten zufolge das Bereitstellen und Verbreiten der Widgets, die die Anzahl der Teilnehmer deutlich erhöhte.

Gemessen vom Zeitpunkt der Herausgabe der Widgets im Oktober 2007 bis Februar 2008 lag die Performance bei 39,9%⁸ und damit 34,4 Prozentpunkte über dem Index S&P500. Eine neuere Veröffentlichung vom November 2008 berichtet gar von 87,23⁹ Prozentpunkten, um die PredictWallStreet den S&P500 Index im Zeitraum 24.5.2007 bis 6.11.2008 übertraf.



Abbildung 11: PredictWallStreet Performance

⁸ <http://www.predictwallstreet.com/News/Publications/PerformanceWP020608.pdf>

⁹ <http://www.predictwallstreet.com/News/Publications/ForecastsPerformance11-18-08.pdf>

Der starke Performancegewinn ab Oktober 2007 (Abbildung 11: PredictWallStreet Performance) ist laut PredictWallStreet mit der Herausgabe der Widgets zu erklären. Damit konnten deutlich mehr Einzelprognosen gesammelt werden.

5.2.3 Motley Fool CAPS

Nachdem ein Jahr lang Daten gesammelt wurden, veröffentlichte Motley Fool CAPS¹⁰ im November 2007 einen Bericht zur Performance ihres Prognosesystems. Die Teilnehmer wurden gefragt, ob eine ausgewählte Aktie den S&P500 Index in einem auswählbaren Zeitrahmen übertreffen wird (Abbildung 12: Motleys Fool Caps Prognose). Ein geheimgehaltener Berechnungsalgorithmus bewertet die Aktie an Hand der Nutzerprognosen unter Berücksichtigung des ausgewählten Zeitraums und der Treffsicherheit der Nutzer in der Vergangenheit. Die Nutzer werden an Hand einer Skala von 0 bis 100 bewertet und in einem Ranking einander gegenübergestellt. Die Prognose eines Teilnehmers mit 90 Punkten hat beispielsweise mehr Gewicht als die eines Teilnehmers, der mit 10 Punkten bewertet wurde. Die Bewertung der Aktien reicht von einem Stern bis zu 5 Sterne für Aktien, die laut der Nutzer den S&P500 Index sehr wahrscheinlich übersteigen werden.

1. Will this stock outperform or underperform the S&P 500?
Outperform

2. Over what time frame?
Five Plus Years

3. Explain your rationale.
(This is called your "pitch" and is optional.)

Abbildung 12: Motleys Fool Caps Prognose

Auswertung

Motley Fool CAPS präsentiert ein Diagramm, das die Verläufe der 1 bis 5-Sterne Aktien zeigt. Demzufolge übertreffen tatsächlich 5 Sterne-Aktien deutlich den S&P500 Index, während 1-Stern-Aktien stets unter dem Indexwert liegen. Die Performance der weiteren Sterne-Kategorien verteilen sich erwartungsgemäß zwischen 1-Stern und 5-Sterne Aktien.

¹⁰ <http://caps.fool.com/>

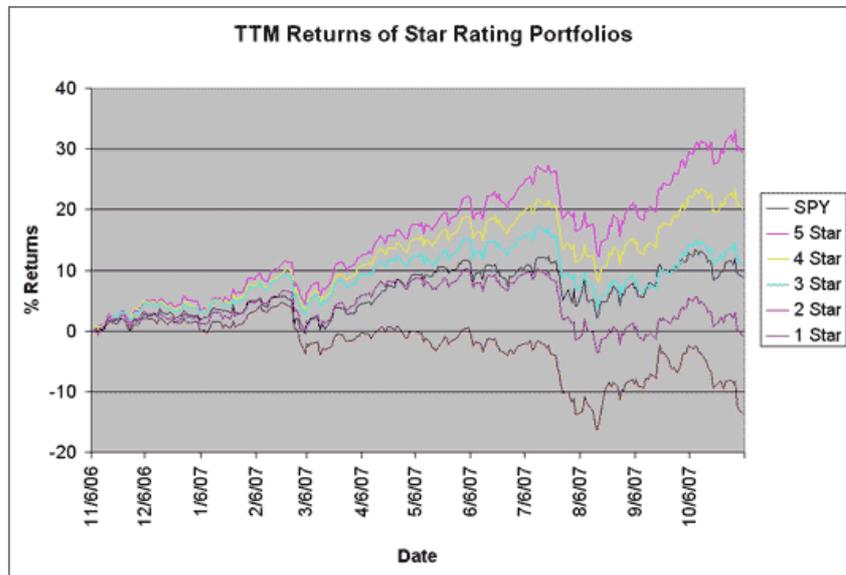


Abbildung 13: Motleys Fool Caps Performance

Einen interessanten Aspekt beschreibt Tim Hanson in seinem Bericht, wonach Aktien, die sich gerade im Übergang von 3 zu 4 Sternen befinden, das größte Wachstumspotential besitzen. Eine Analyse der Daten ergab, dass man durch den Kauf von 4-Sterne Aktien und den Verkauf dieser bei Erreichung der 4,5-Sterne-Schwelle die größte Rendite erzielen kann (Hanson T. , 2007). Tim Hanson beschreibt Motley Fool CAPS Theorie, die diese Beobachtung erklären soll:

„So while five-star stocks have clear bullish consensus, stocks transitioning from three to four stars are likely driven by the ‘smart money’. By getting in early -- before the crowds -- these folks are able to eke out a few extra percentage points of gain.” (Hanson T. , 2007)

5.2.4 Marketocracy - Mutual Fund

Das Unternehmen Marketocracy¹¹ startete im Jahr 2000 mit dem Ziel aus einer Community von Investoren ein kollektives Portfolio zu errechnen, das höhere Renditen bei geringerem Risiko erzielt und Marktindizes wie den S&P500 konstant übertrifft.

Laut Firmenhomepage umfasst die Community derzeit über 55000 Mitglieder, die insgesamt über 65000 Portfolios verwalten. Die Mitglieder handeln mit virtuellem Geld und haben das Ziel möglichst hohe Renditen zu erzielen, um sich gegen ihre Mitstreiter

¹¹ <http://www.marketocracy.com>

durchzusetzen. Marketocracy erstellt ein Ranking der Teilnehmer, das besonders auf eine Langzeitperspektive ausgelegt ist. Damit ein Portfolio in das Marketocracy Performance Ranking aufgenommen wird, muss es bestimmten Regeln¹² entsprechen. So wird eine gewisse Diversifikation im Portfolio gefordert, die nach ähnlichen Regeln wie die des SEC und IRS überprüft wird: Es darf nicht mehr als 25% in eine einzige Aktie investiert werden und die Hälfte des Portfolios muss aus Aktien mit geringeren Gewichten als 10% bestehen. Die Cash-Position ist von dieser Regelung ausgenommen, allerdings muss zumindest 65% in Aktien investiert werden. Damit sich ein Portfolio qualifiziert, dürfen weiters keine Optionen, Futures oder Bonds darin enthalten sein, kein anderer Fond kopiert werden, der Teilnehmer darf nur ein Benutzerkonto besitzen und weitere Regeln müssen erfüllt sein. Die genaue Funktionsweise des Bewertungsalgorithmus wurde nicht veröffentlicht. Monatlich werden die 100 besten Investoren ausgewählt und aus deren 100 Portfolios der sogenannte „m100 Index“ erstellt. Seit November 2001 kann in diesen Fond auch investiert werden (ticker symbol: MOFQX).

Auswertung

Seit November 2001 konnte der Marketocracy Masters 100-Fond den S&P500-Index fast durchgehend schlagen (Abbildung 14: Marketocracy Masters 100 Performance). Im Jahr 2003 konnte gar eine Rendite von 42,82% erzielt werden.

Die Sharpe Ratio von -0,39, Alpha von -1,85 und Beta von 1,31 (Stand: 14.1.2009) über einen Zeitraum von 5 Jahren, sowie das Morningstar Risk Rating mit „Above Average“ weisen jedoch darauf hin, dass für die erreichte Rendite ein zu hohes Risiko in Kauf genommen werden musste. Das von Marketocracy gesetzte Ziel, höhere Renditen bei geringerem Risiko zu erzielen, wurde somit nicht erreicht.

¹² <http://www.marketocracy.com/cgi-bin/WebObjects/Portfolio.woa/ps/MRulesPage/bfix=1>



Abbildung 14: Marketocracy Masters 100 Performance

5.3 Berechnung eines kollektiven Portfolios

Der Aggregationsmechanismus, der aus den individuellen Investitionsentscheidungen oder Prognosen eine einzige Kollektivprognose generiert, wird von den meisten Portalen verständlicherweise geheimgehalten. Als sinnvoll kann in jedem Fall die Methode erachtet werden, die Entscheidungen der Teilnehmer basierend auf ihrer vergangenen Treffsicherheit zu gewichten oder nur eine bestimmte Anzahl der durch Rankingkriterien festgelegten Besten in die Aggregation aufzunehmen. Entscheidend ist dabei nach welchen Kriterien die Gewichtung bzw. das Ranking vorgenommen wird. Im Folgenden werden einige Ansätze vorgestellt, die teilweise auch in der Facebook-Applikation implementiert wurden (siehe Kapitel 6.4).

5.3.1 Gleichgewichtung aller Portfolios

Die einfachste Möglichkeit ein kollektives Portfolio zu errechnen, ist die Durchschnittsbildung aller einzelnen Gewichtungen. Dabei wird der arithmetische Mittelwert der Gewichtungen für jede einzelne Aktie berechnet und als neues kollektives Gewicht verwendet (Tabelle 6: kollektives Portfolio durch Gleichgewichtung).

Tabelle 6: kollektives Portfolio durch Gleichgewichtung

	A	B	C	D	E
Portfolio 1	0.25	0.25	0.1	0.3	0.1
Portfolio 2	0	0	1	0	0
Portfolio 3	0.3	0.3	0.1	0.2	0.1
kollektives Portfolio	0.18	0.18	0.40	0.17	0.07

Diese Methode spiegelt die Stimmung der gesamten Community wider, allerdings hat sie den schwerwiegenden Nachteil, dass unseriöse Teilnehmer und Portfolios, die längst nicht mehr betreut werden und durchgehend eine schlechte Rendite erzielen, ebenfalls in die Berechnung miteinfließen.

5.3.2 Gleichgewichtung der 100 Besten (Ranking nach Rendite)

Ähnlich der Methode „Gleichgewichtung aller Portfolios“ erfolgt hier die Berechnung der Kollektivgewichte durch einfache Durchschnittsbildung. Allerdings werden nur jene Portfolios in die Berechnung miteinbezogen, deren Renditen unter die 100 Besten fallen. Als Zeitperiode der Renditenberechnung können beispielsweise die letzten Wochen gewählt werden, sodass sich nur jene Investoren qualifizieren, die schon über einen bestimmten Zeitabschnitt hinweg an dem Börsenspiel teilgenommen haben.

5.3.3 Gewichtete Durchschnittsbildung (Rendite)

Aus den einzelnen Aktiengewichten der Portfolios kann auch ein gewichteter Durchschnitt berechnet werden. Als Gewicht kann jedes Maß dienen, das die Qualität der Entscheidung bzw. der Prognose des Individuums widerspiegelt. Sind historische Daten der Teilnehmer vorhanden, so kann als Gewicht beispielsweise die Rendite einer bestimmten Zeitperiode dienen. Je höher die Rendite eines Portfolios, d.h. je gewinnbringender der Teilnehmer in der Vergangenheit investiert hat, desto mehr Gewicht hat seine Entscheidung bei der Berechnung des Kollektivportfolios (Tabelle 7: kollektives Portfolio durch gewichtete Durchschnittsbildung (Rendite)). Alternativ können Teilnehmer, die während der gewählten Zeitperiode eine geringere Rendite als 1 erzielt haben, aus der Berechnung gänzlich ausgeschlossen werden. Die Renditen wurden hier anstatt in Prozentschreibweise als Faktor angegeben, wodurch negative Durchschnittswerte vermieden wurden.

Tabelle 7: kollektives Portfolio durch gewichtete Durchschnittsbildung (Rendite)

	A	B	C	D	E	Rendite
Portfolio 1	0.25	0.25	0.1	0.3	0.1	<i>1.12</i>
Portfolio 2	0	0	1	0	0	<i>0.87</i>
Portfolio 3	0.3	0.3	0.1	0.2	0.1	<i>1.3</i>
kollektives Portfolio	0.20	0.20	0.34	0.18	0.07	3.29

5.3.4 Gewichtete Durchschnittsbildung (Sharpe-Ratio)

Die Kennzahl Sharpe-Ratio bezieht die Rendite des Portfolios auf die Volatilität, die eine Maßzahl für das Risiko darstellt. Für die Berechnung wird die Überschussrendite herangezogen, d.h. von der Rendite der Anlage wird die Rendite eines risikolosen Investments abgezogen. Üblicherweise wird die Sharpe-Ratio auf monatlicher Basis berechnet und durch die Multiplikation mit $\sqrt{12}$ annualisiert (Spremann, 2003). Eine negative Sharpe-Ratio bedeutet, dass das Portfolio weniger Rendite als die risikofreie Anlage erzielt hat. Für Vergleiche eignen sich jedoch nur positive Werte.

Wird die Sharpe-Ratio zur gewichteten Durchschnittsberechnung eines kollektiven Portfolios herangezogen, so sollten negative Gewichte durch 0 ersetzt werden, wodurch Portfolios, die eine geringere Rendite als das risikolose Investment erzielten, aus der Berechnung ausgeschlossen werden. Dabei muss jedoch darauf geachtet werden, dass eine ausreichende Anzahl an Portfolios in die Berechnung einfließt.

6 Prototyp der Facebook-Applikation

6.1 Facebook

Facebook wurde im Februar 2004 von Mark Zuckerberg entwickelt und war ursprünglich ausschließlich an Studierende der Harvard University gerichtet, die er besuchte. Später wurde die Zielgruppe auf High Schools und Firmenmitarbeiter ausgedehnt. Danach wurde es auch für Studierende ausländischer Universitäten und Hochschulen freigegeben und mittlerweile richtet sich Facebook an alle Menschen weltweit. Facebook versucht ständig zu expandieren und ein weltweites Netzwerk zu errichten. Derzeit gibt es 35 Übersetzungen und 70% der Facebook-Mitglieder befinden sich außerhalb der USA. Als so genanntes soziales Netzwerk bietet Facebook typische grundlegende Community-Funktionen, wie das Erstellen einer Profilseite, durch die sich die Nutzer mittels Profelfoto und textuellen Beschreibungen präsentieren können, sowie diverse Möglichkeiten um mit den anderen Nutzern in Kontakt zu treten. Andere Mitglieder können als Freunde definiert werden, wodurch für diese zusätzliche Funktionen bereitgestellt werden, wie das Verlinken in Fotos. Daneben können sichtbare und unsichtbare Nachrichten versendet, Events und Gruppen erstellt und für alle Freunde sichtbare Statusanzeigen veröffentlicht werden.

Seit Mitte 2007 ist es auch externen Programmieren möglich Programme zu schreiben, die die Facebook-Mitglieder online in ihrem persönlichen Profil installieren können. Diese Anwendungen integrieren sich in die Facebook-Oberfläche und können auf die persönlichen Daten zugreifen, sofern es vom Anwender akzeptiert wird. Derzeit sind ca. 52000 Anwendungen verfügbar und 95% der Mitglieder haben zumindest einmal eine Facebook-Applikation verwendet.

Facebook gibt an derzeit 150 Millionen aktive Benutzer zu haben, wobei die 25-Jährigen und Ältere zur am schnellsten wachsenden Gruppe zählen. Durchschnittlich hat ein Facebook-Mitglied 100 Freunde in Facebook definiert¹³ (Stand: 10.1.2009).

Der Marktwert von Facebook wird auf ungefähr 15 Milliarden Dollar geschätzt. Microsoft kaufte im Oktober 2007 einen Anteil von 1,6 Prozent (Stone, 2007).

Kritik an Facebook und anderen sozialen Netzwerken betrifft den Aspekt der Privatsphäre. Facebook stellt Unternehmen die hochsensiblen Benutzerdaten zur Verfügung um personalisierte Werbung zu ermöglichen. Unternehmen können dadurch ihre Werbung

¹³ weitere Statistiken siehe: <http://www.facebook.com/press/info.php?statistics>

zielgerichtet an eine bestimmte Personengruppe richten (Knoke, 2007). Eine vollständige Abmeldung von Facebook, sodass sämtliche Benutzerdaten entfernt werden, ist nicht vorgesehen, lediglich eine Deaktivierung des Profils ist möglich (Schwan, 2008). Weiters wird kritisiert, dass die angegebenen Daten dem US-Geheimdienst CIA zur Verfügung gestellt werden.

6.2 Installation der Facebook-Applikation

Voraussetzung für die Verwendung der Facebook-Applikation ist bei Facebook registriert zu sein. Am unteren Bildschirmrand gelangt man über den Menüpunkt „Applications“ zum „Application Directory“, in dem alle verfügbaren Anwendungen zu finden sind (Abbildung 15: Verzeichnis der Facebook-Applikationen).



Abbildung 15: Verzeichnis der Facebook-Applikationen

Über das Suchfeld gelangt man zur gewünschten Applikation und kann diese in sein Facebook-Profil aufnehmen.

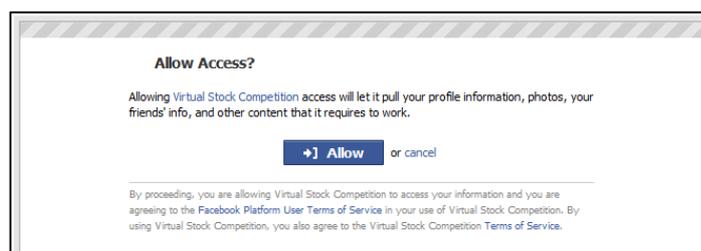


Abbildung 16: Zugriff erlauben

Zuvor muss der Anwender bestätigen, dass die Applikation auf diverse Profilinformationen zugreifen darf (Abbildung 16: Zugriff erlauben). Profildaten, die das hier vorgestellte Börsenspiel benötigt, sind neben der eindeutigen Facebook-ID der Benutzername und das Profilfoto.

Nachdem die Anwendung installiert wurde, kann sie z.B. über die Applications-Schaltfläche am unteren Fensterrand von Facebook gestartet werden.

6.3 Spielkonzept der Facebook-Applikation

6.3.1 Ausgangssituation

Startet der Anwender das Börsenspiel das erste Mal, so bekommt er 1 Million Dollar Startkapital auf sein virtuelles Konto überwiesen (siehe Abbildung 17: Performance).

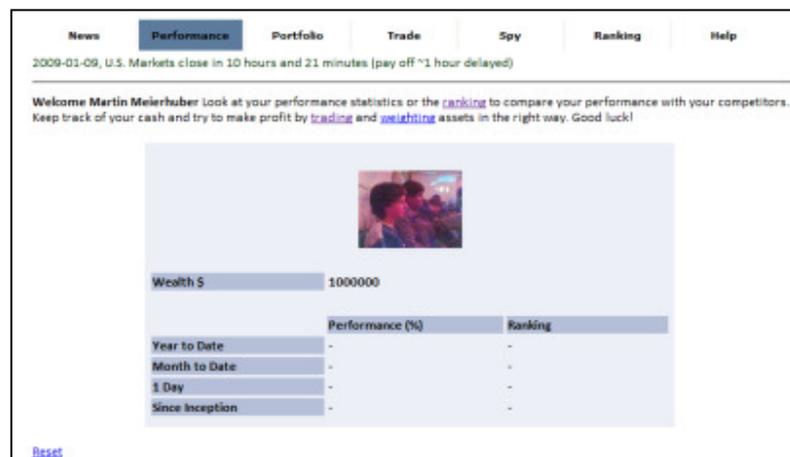


Abbildung 17: Performance

Ziel des Spiels ist es, durch Umschichtung von ausgewählten Aktien das Vermögen zu vergrößern und in der Ranking-Liste einen hohen Platz einzunehmen. Der Spieler hat jederzeit die Möglichkeit den Ausgangszustand wiederherzustellen und seinen Kontostand somit auf die ursprünglichen 1 Million Dollar zurückzusetzen. Zu Beginn befinden sich keine Aktien im persönlichen Portfolio. Diese können auf der Seite Trade (Abbildung 18: Trade) hinzugefügt werden. Die Aktienkurse und die Performance-Werte der Portfolios werden einmal pro Werktag aktualisiert. Nach der Börsenschlusszeit werden die neuen Schlusspreise aller Aktien in die Datenbank geladen (mit einer Verzögerung von 15min).

Danach werden, basierend auf den Kursänderungen, das neue Vermögen der Spieler und diverse Performancekennzahlen berechnet.

6.3.2 Portfoliozusammenstellung

Auf der Trade-Seite (Abbildung 18: Trade) können derzeit alle Aktien des NASDAQ-100 Index ausgewählt und dem persönlichen Portfolio hinzugefügt werden. Eine Suchfunktion unterstützt die Suche nach Aktienname und Symbolname. Neben dem Aktien- und Symbolnamen werden der aktuelle Preis und die Kursänderung, bezogen auf den letzten Schlusskurs in Prozent, angezeigt.

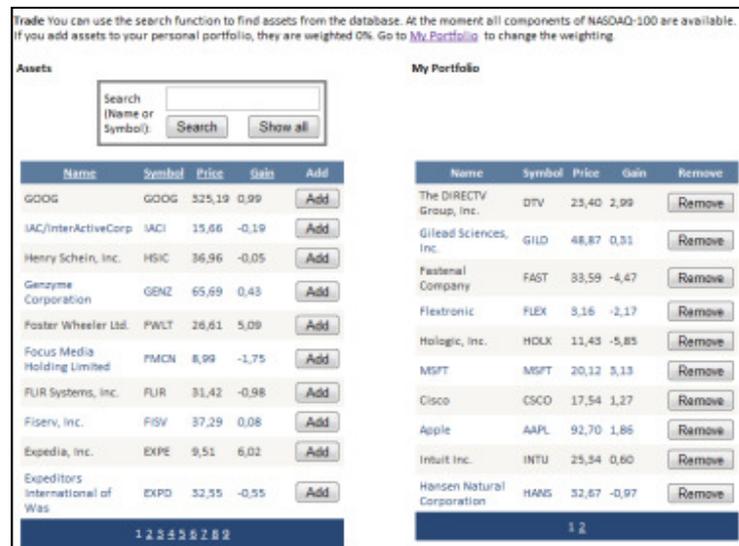


Abbildung 18: Trade

Die Tabelle auf der rechten Seite zeigt die Aktien, die sich derzeit im Portfolio befinden. „Remove“ entfernt Aktien aus dem Portfolio und macht sie dadurch in der linken Tabelle wieder sichtbar. Es werden keinerlei Transaktionskosten verrechnet.

Auf der Portfolio-Seite (Abbildung 19: Portfolio) können die einzelnen Aktien durch Verändern der blauen Balken unterschiedlich gewichtet werden. Werden Prozentpunkte von einem Aktiengewicht abgezogen, so werden sie immer dem \$CASH-Asset hinzugefügt. Umgekehrt werden bei Erhöhung eines Aktiengewichts die entsprechenden Prozentpunkte vom \$CASH-Asset abgezogen. Bei Veränderung des Cash-Gewichts wird die Differenz gleichmäßig auf alle Assets im Portfolio aufgeteilt. Aktien, die mit 0 gewichtet werden, bleiben im Portfolio, haben aber keinen Einfluss. Sie befinden sich dadurch in einem

Beobachtungsstatus und können jederzeit durch Erhöhen des Gewichts wieder hinzugenommen oder im Trade-Bereich (Abbildung 18: Trade) gänzlich aus dem Portfolio entfernt werden.

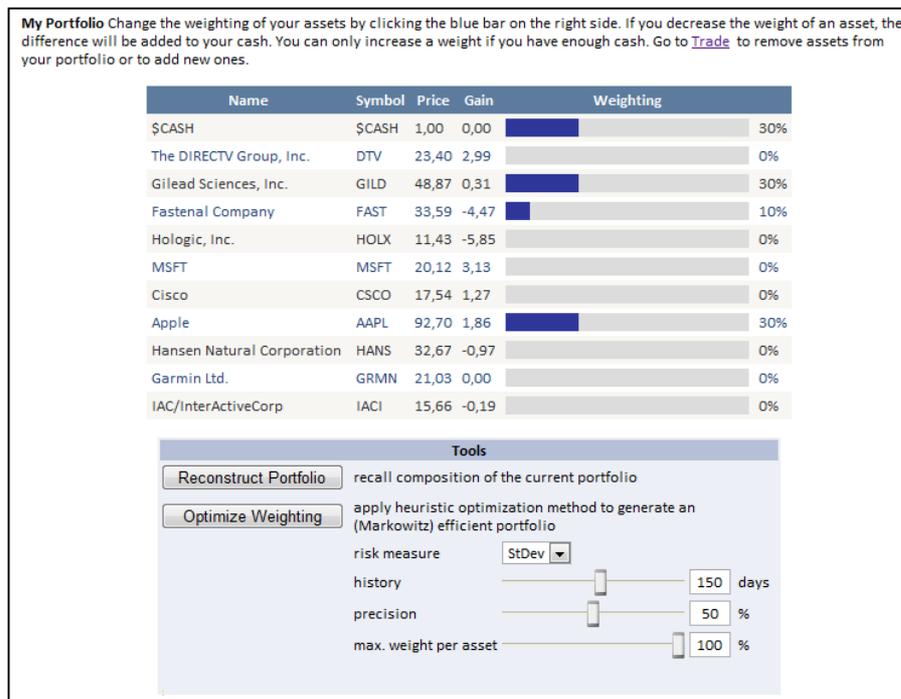


Abbildung 19: Portfolio

Die Funktion „Reconstruct Portfolio“ setzt das Portfolio auf den Zustand der letzten Schlusszeit zurück. Der Spieler hat die Möglichkeit die Aktien in seinem Portfolio automatisch so gewichten zu lassen, dass ein Markowitz-effizientes Portfolio entsteht. Dazu können die Risikogröße, Präzision der Optimierungsheuristik und maximales Gewicht pro Aktie vorgegeben werden. Die Einstellungsmöglichkeit „history“ bezieht sich auf den Zeitraum der vergangenen Aktienkurse, die in die Berechnung miteinbezogen werden sollen. Standardmäßig wird als Risikomaß die Standardabweichung verwendet, alternativ dazu kann AVaR (Average Value at Risk) ausgewählt werden. Zur Berechnung des effizienten Portfolios wird ein genetischer Algorithmus verwendet. Ein höherer Wert des Schiebereglers „precision“ bedeutet, dass das Optimum mit einer höheren Wahrscheinlichkeit gefunden wird, was insbesondere bei vielen Aktien (>20) im Portfolio zu längeren Laufzeiten führen kann. Die Parameter der Heuristik wurden jedoch so gewählt, dass auch bei niedrigem Genauigkeitswert und geringer Laufzeit sehr gute Lösungen zu

Stände kommen. Indem das maximale Gewicht pro Aktie („max. weight per asset“) beschränkt wird, kann eine höhere Diversifikation im Portfolio erzwungen werden.

6.3.3 Ranking

Das Ranking (Abbildung 20: Ranking) soll den Spielern als Anreiz dienen ein Portfolio mit möglichst guter Performance zu erzeugen. Gezeigt werden die 100 besten Spieler, sortiert nach verschiedenen, auswählbaren Performancekriterien. Indem auch kürzere Zeiträume zur Renditenberechnung herangezogen werden können, sollen besonders neue Mitglieder motiviert werden einen hohen Platz im Ranking einzunehmen. Alle Spielernamen sind Links, die zu einer Übersicht des Spielerportfolios führen, die u. a. die Aktiengewichtung zeigt.

Ranking See where you stand compared to your competitors, the Markowitz efficient portfolio and the community generated portfolio.

TOP 100 Trader: [Since Inception](#) / [YTD](#) / [MTD](#) / [1 day](#)

Rank	Name	Performance
1	Community Portfolio (Equal Weighted)	42.84 %
2	Harry Max Markowitz	9.54 %
3	Florian	0.00 %
3	asdfs	0.00 %
3	asfsaf	0.00 %
6	Ronald	-3.00 %
7	Paul	-4.60 %
8	NASDAQ-100	-10.24 %

Abbildung 20: Ranking

Im Ranking befinden sich auch das automatisch generierte Markowitz-Portfolio, sowie diverse Portfolios, die aus den einzelnen Portfolios berechnet wurden. Auch diese sind für alle Teilnehmer einsehbar.

6.3.4 Community

Es wurden verschiedene Funktionen implementiert um den Community-Charakter des Börsenspiels zu unterstreichen, was sich positiv auf die Motivation der Spieler auswirken soll. Die Startseite der Anwendung zeigt aktuelle Community-Aktivitäten (Abbildung 21: News), wie die zuletzt angemeldeten Nutzer, Teilnehmer, die zuletzt das eigene Portfolio betrachtet haben und Nachrichten von anderen Mitspielern. Die Informationen zeigen dem

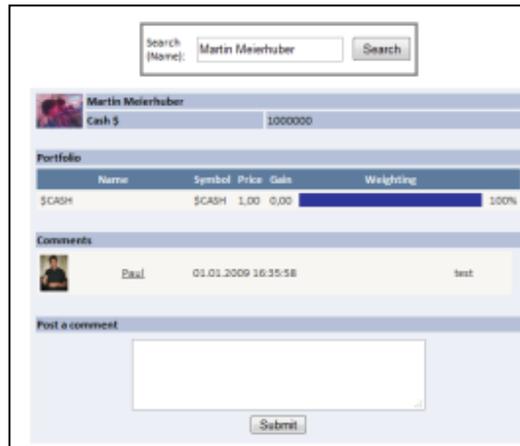


Abbildung 22: Spy

6.4 Implementierung

6.4.1 Verwendete Technologien

Entwickler von Facebook-Applikationen haben die Möglichkeit ihre Anwendungen in der Facebook-eigenen Markup-Sprache FBML in Kombination mit anderen Technologien wie PHP, etc. zu entwickeln, oder als eine beliebige Webanwendung und diese in einem iframe in Facebook auszuführen. Facebook empfiehlt erstere Möglichkeit, da einerseits durch die Seitenbeschreibungssprache von Facebook die Anwendung optisch besser an das Facebook-Layout angepasst wirkt und andererseits dadurch auch auf die Facebook-Profilseiten zugegriffen werden kann, um beispielsweise von der Facebook-Anwendung aus Neuigkeiten oder sonstige Nachrichten auf den Profildaten der Anwender zu veröffentlichen.

Demgegenüber steht der entscheidende Nachteil, dass eine auf diese Weise entwickelte Anwendung ausschließlich in Kombination mit Facebook ausführbar ist, da der FBML-Code nur von Facebook interpretiert werden kann. Zudem können nicht alle Webtechnologien uneingeschränkt eingesetzt werden.

Das Börsenspiel wurde daher mittels ASP .NET und einem Facebook Developer Toolkit¹⁴ erstellt. Dadurch wird der Zugriff auf diverse Facebook-Nutzerdaten wie User-ID, Benutzername, Geschlecht, Freunde, etc. ermöglicht. Dennoch kann die Anwendung mit wenig Aufwand auch ohne Facebook lauffähig gemacht werden und auf einer eigenen Domäne betrieben werden. Ein weiterer Vorteil besteht darin, dass gewöhnlicher HTML-

¹⁴ <http://www.codeplex.com/FacebookToolkit>

Code verwendet wird und somit auch alle anderen modernen Webtechnologien wie AJAX einsetzbar sind, was bei der ersten Variante nicht ohne weiteres möglich wäre.

Die gesamte Webanwendung wurde mittels Microsoft ASP .NET 3.5 und der aktuellen Entwicklungsumgebung Microsoft Webdeveloper 2008 Express entwickelt. Auch die AJAX-Technologie und asynchrone Webservice-Aufrufe fanden Anwendung.

Als Datenbanksystem wurde MySQL verwendet. Hauptgrund für diese Entscheidung waren die geringen Kosten: MySQL ist frei verfügbar und Unterstützung wird von vielen Webhostanbietern billig angeboten. Die Performance von MySQL-Datenbanken wird durchwegs gut bewertet und mittels der webbasierten Anwendung phpMyAdmin kann die Datenbank benutzerfreundlich verwaltet werden. Der Zugriff auf MySQL-Datenbanken von Microsoft ASP .NET-Projekten aus wird nicht von Haus aus unterstützt, kann aber durch frei verfügbare Bibliotheken ohne größere Schwierigkeiten realisiert werden.

6.4.2 Datenbankdiagramm

An Hand des Datenbankdiagramms in Abbildung 23 wird das Zusammenspiel der in der Anwendung implementierten grundlegenden Funktionen mit der Datenbank erläutert.

Sobald ein Benutzer die Facebook-Applikation installiert hat und aufruft, kann über das Facebook Developer Toolkit auf die Facebook-interne UserID zugegriffen werden. Ist der Anwendung der Benutzer noch nicht bekannt, wird in der Tabelle *tbl_user* ein neuer Benutzer inklusive Name und Internetadresse des Profilfotos angelegt.

Alle verfügbaren Aktien sind in der Tabelle *tbl_assets* enthalten, wobei das Feld *Symbol* für das Webservice zur Preisabfrage relevant ist. Alle vergangenen Aktienkurse sind in der Tabelle *tbl_prices* abgelegt. Der genetische Algorithmus zur Portfolio-Optimierung nach Markowitz greift auf das Feld *normalized* zu, in dem die normalisierten Preise gespeichert sind. Die Normalisierung findet unmittelbar nach der Preisaktualisierung statt. In der Praxis hat sich gezeigt, dass die SQL-Abfrage zur Ausgabe der Aktienpreise für mehr als 100 Aktien zu viel Zeit beansprucht, weshalb der aktuelle Preis, sowie der aktuelle Ertrag zusätzlich in der Tabelle *tbl_assets* verfügbar sind. Grundsätzlich wird für jeden Benutzer täglich ein neuer Eintrag in der Tabelle *tbl_portfoliodetail* erstellt, in der sämtliche Portfolios inklusive Performance-Maßzahlen und den dazugehörigen Aktien mit Gewichtung archiviert sind. Auf Grund der Einschränkung, dass das Webservice zur Preisabfrage ca. 15 Minuten verzögerte Werte liefert, wurde die Tabelle *tbl_tmppportfolioassets* eingeführt, die stets das aktuelle Portfolio des Benutzers beinhaltet. Zur Schlusszeit der Börse wird der

Inhalt von *tbl_tmpportfolioassets* in den Tabellen *tbl_portfoliodetail* und der damit in Beziehung stehenden Tabelle *tbl_portfoliodetailassets*, abgelegt. Die Berechnungsmethoden der Performancemaßzahlen und der Rendite verwenden diese zur Schlusszeit archivierte Version des Portfolios.

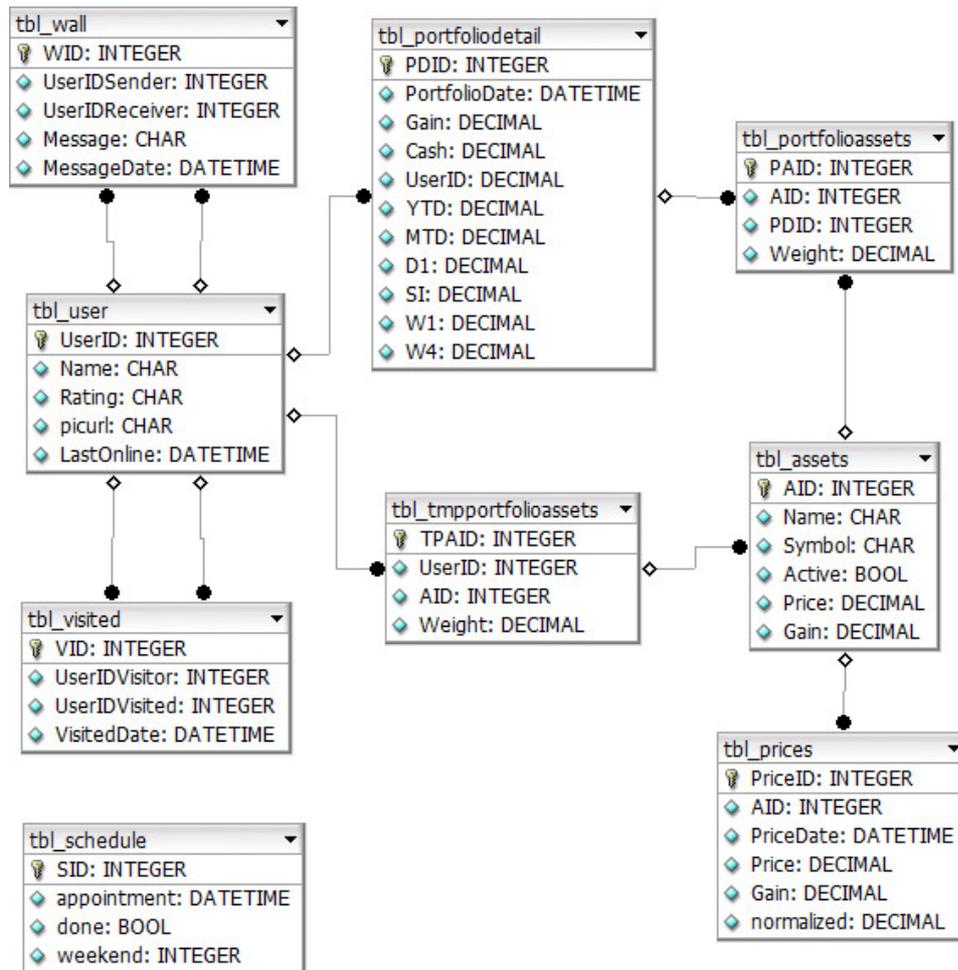


Abbildung 23: Datenbankdiagramm

Die Tabelle *tbl_wall* ermöglicht Interaktionen zwischen den Teilnehmern. Dazu werden die *ID* der Person, die eine Nachricht verschicken möchte, der Empfänger, die Nachricht selbst und das Versanddatum benötigt. Betrachtet ein Teilnehmer das Portfolio eines Mitspielers, so wird diese Information in der Tabelle *tbl_visited* vermerkt und dem Teilnehmer, dessen Portfolio begutachtet wurde, mitgeteilt. Um eine automatisierte Aktualisierung der Preise

und Aufrufe anderer benötigter Methoden zu ermöglichen, können Termine, an denen eine Aktualisierung stattfinden soll, in der Tabelle *tbl_schedule* eingegeben werden. Dort kann auch mit Hilfe eines Flags die Information Werktag/Wochenende bzw. Feiertag angegeben werden, von der die automatisierten Methodenaufrufe abhängen.

6.4.3 Preisaktualisierung

Die New Yorker Börsen schließen um 16:00 (Zeitzone MEZ 22:00). Zu diesem Zeitpunkt wird auch die Funktion zur Preisaktualisierung aufgerufen. Verwendet wird ein Webservice¹⁵, das als Übergabeparameter ein „ticker symbol“ erwartet und das Ergebnis als XML-Text der folgenden Form zurückliefert:

```
<StockQuotes><Stock><Symbol>GOOG</Symbol><Last>315.07</Last><Date>1/9/2009</Date><Time>4:00pm</Time><Change>-10.12</Change><Open>327.00</Open><High>327.50</High><Low>313.40</Low><Volume>4341085</Volume><MktCap>99.170B</MktCap><PreviousClose>325.19</PreviousClose><PercentageChange>-3.11%</PercentageChange><AnnRange>247.30 - 657.40</AnnRange><Earnings>16.561</Earnings><PE>19.64</PE><Name>Google Inc.</Name></Stock></StockQuotes>
```

Es sind alle relevanten aktuellen Aktiendaten enthalten, wobei die Kennzahlen „Last“ und „Change“ für diese Anwendung verwendet werden.

Das Webservice liefert 15 Minuten verzögerte Werte, weshalb die Preisaktualisierung frühestens um 22:15 (MEZ) aufgerufen werden kann. Für das Spielkonzept des Börsenspiels stellt dies kein Hindernis dar, jedoch müssen die Portfolios der Teilnehmer pünktlich um 22:00 (MEZ) gesichert werden, da andernfalls Spieler die neuen Schlusskurse bereits vor dem Börsenspiel kennen würden. Aus diesem Grund werden automatisch um 22:00 (MEZ) alle Portfolios in der Tabelle „tbl_portfoliodetail“ archiviert und ab 22:15 (MEZ) das Webservice zur Preisaktualisierung aufgerufen. In einem dritten Schritt werden anschließend Methoden ausgeführt, die das neue Vermögen, so wie diverse Kennzahlen für das Ranking berechnen.

Die genauen Aktualisierungszeiten sind in einer Tabelle gespeichert (Abbildung 24: Schedule).

¹⁵ <http://www.webservices.net/stockquote.aspx>

	SID	appointment	done	weekend
<input type="checkbox"/>	1	2008-12-29 22:00:00	1	0
<input type="checkbox"/>	2	2008-12-30 22:00:00	1	0
<input type="checkbox"/>	6	2009-01-02 22:00:00	1	0
<input type="checkbox"/>	4	2008-12-31 22:00:00	1	0
<input type="checkbox"/>	5	2009-01-01 22:00:00	1	1

Abbildung 24: Schedule

Wochenenden bzw. Feiertage werden durch ein „Flag“ gekennzeichnet, da an diesen Tagen keine Preisaktualisierung stattfindet, sondern nur die Methoden zur Portfolioarchivierung aufgerufen werden. Nachdem ein Termin aus dieser Tabelle abgearbeitet wurde, wird der Eintrag als durchgeführt („done“) gekennzeichnet.

Auf alle Aktualisierungsfunktionen kann von einer gesonderten Weboberfläche (Abbildung 25: Weboberfläche für Aktualisierungen) aus zugegriffen werden.

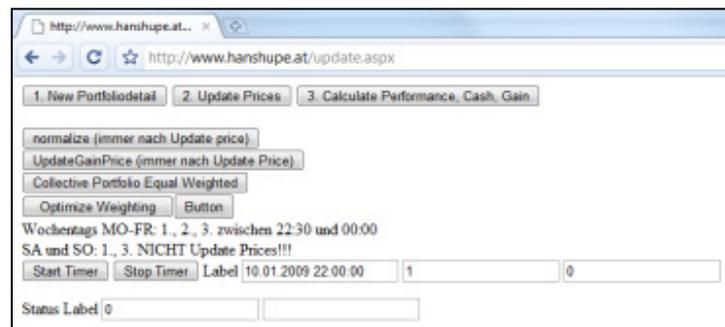


Abbildung 25: Weboberfläche für Aktualisierungen

Dort können sämtliche Methoden manuell aufgerufen werden, sowie ein Timer gestartet werden, der in regelmäßigen Abständen das Datum des nächsten Aktualisierungstermins mit der aktuellen Zeit vergleicht und bei Übereinstimmung automatisch alle Aktualisierungsmethoden in der richtigen Reihenfolge und zur richtigen Zeit durchführt. Zu diesen Methoden zählen die Berechnung der kollektiven Portfolios sowie die Erstellung des Markowitz-Portfolios, das Archivieren der aktuellen Portfolios, die Aktualisierung der Aktienpreise, die Berechnung der Renditen der Aktien, die Berechnung der Aktienpreisveränderungen, sowie die Berechnung der neuen Vermögen und Performancewerte. Während der Aktualisierungszeit zwischen 22:00 (MEZ) und etwa 22:45

(MEZ) wird für die Teilnehmer anstatt der Performanewerte der Statustext „Updating...“ angezeigt.

7 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wurden verschiedene Einsatzmöglichkeiten kollektiver Intelligenz angeführt, mit dem Hauptaugenmerk auf der Anwendung für Portfolio-Optimierung. Die Analyse verschiedener Webportale, die kollektive Intelligenz zur Portfolio-Optimierung bereits einsetzen, ergab kein eindeutiges Ergebnis. Teilweise reichte der betrachtete Zeitraum nicht aus, um die Performance richtig einzuschätzen. Dennoch zeigen beispielsweise Kaplans Experiment (siehe Kapitel 5.2.1), seine Prognoseplattform PredictWallStreet (siehe Kapitel 5.2.2) und das Projekt Motley Fool CAPS (siehe Kapitel 5.2.3), dass aus Onlinecommunitys, bestehend aus Amateuren, durchaus gute Investitionsentscheidungen abgeleitet werden können, die den veröffentlichten Berichten zufolge vergleichbare Marktindizes tatsächlich schlagen. Wenn man bedenkt, dass dieser Ansatz erst wenige Jahre alt ist, kann man interessante Weiterentwicklungen in der Zukunft erwarten. Insbesondere das Verfahren, das die vielen individuellen Investitionsentscheidungen aggregiert, wird Gegenstand der Forschung sein, aber auch die Struktur der Onlinecommunity selbst ist ohne Zweifel ausschlaggebend für die Qualität der abgeleiteten Entscheidungen. Unternehmungen, die versuchen, derartige kollektive Verfahren mit Methoden der traditionellen Portfolio-Optimierung, wie die in dieser Arbeit vorgestellte Portfoliotheorie nach Markowitz, zu kombinieren, wurden nicht gefunden. Dass die Stimmung einer Internetcommunity bezüglich eines Wertpapiers in die Ergebnisse einer Chartanalyse zumindest miteinfließt, wäre eine weitere denkbare Herangehensweise. Kollektive Intelligenz als Forschungsgebiet ist noch sehr jung, doch mehren sich die Einrichtungen, die sich wissenschaftlich damit auseinandersetzen und Fragen nachgehen wie „Welche Faktoren müssen gegeben sein, um kollektive Intelligenz zu erzeugen?“, „Wie können menschliche und künstliche Intelligenz miteinander kombiniert werden, um z.B. gute Prognosen abzugeben?“, „Wie kann die Performance einer Gruppe, ähnlich dem Intelligenzquotienten eines einzelnen Menschen, gemessen werden?“. Das renommierte Massachusetts Institute of Technology hat das „Center for Collective Intelligence“¹⁶ eingerichtet und versucht diese und weitere Fragen zu beantworten und arbeitet bereits an vielversprechenden Projekten, die u.a. Probleme des Klimawandels lösen oder das Gesundheitswesen verbessern sollen. Daneben existiert das Co-Intelligence Institute¹⁷, ein Non-Profit-Institut, das kollektive Intelligenz als nur eine Facette von Co-Intelligence

¹⁶ <http://cci.mit.edu/index.html>

¹⁷ <http://www.co-intelligence.org/>

betrachtet und sich zum Ziel gesetzt hat Forscher dieses Gebiets zusammenzubringen, laufend Publikationen veröffentlicht und sich auch mit der Neugestaltung demokratischer Institutionen beschäftigt. Ausgerechnet einer der Schlüsselfaktoren kollektiver Intelligenz scheint auch für ihren Fortschritt selbst ausschlaggebend zu sein. Gemeint ist Diversifikation. Wissenschaftler der Natur-, Geistes- und Gesellschaftswissenschaften beteiligen sich an der Forschung und kombinieren Errungenschaften und Perspektiven ihrer Disziplinen. Somit ist die Entwicklung auf diesem Gebiet freilich auch von den Entwicklungen der einzelnen Wissenschaften abhängig: Erst durch angemessene Webtechnologien konnten Internetplattformen, die auf kollektiver Intelligenz aufbauen, realisiert werden und sich durchsetzen. Dass kollektive Intelligenz mittlerweile in die Lehrpläne mancher Hochschulen aufgenommen wurde, verdeutlicht dass sie als neues Forschungsgebiet wahrgenommen wird. Andererseits erkennt man am Fehlen einer gemeinsamen Terminologie und Taxonomie die Aktualität und den Forschungsbedarf auf diesem Feld.

8 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Effizienzkurve	53
Abbildung 2: Mutation	59
Abbildung 3: Test 1 (Mutationen)	63
Abbildung 4: Test 2 (Crossover)	64
Abbildung 5: Test 3 (Mutationen+Crossover)	66
Abbildung 6: Test 4 (keine Mutationen und Crossover)	67
Abbildung 7: Test 5 (große Teilpopulation)	68
Abbildung 8: Kaplan Performance	73
Abbildung 9: PredictWallStreet Widget	74
Abbildung 10: Sentiment Meter	74
Abbildung 11: PredictWallStreet Performance	75
Abbildung 12: Motleys Fool Caps Prognose	76
Abbildung 13: Motleys Fool Caps Performance	77
Abbildung 14: Marketocracy Masters 100 Performance	79
Abbildung 15: Verzeichnis der Facebook-Applikationen	83
Abbildung 16: Zugriff erlauben	83
Abbildung 17: Performance	84
Abbildung 18: Trade	85
Abbildung 19: Portfolio	86
Abbildung 20: Ranking	87
Abbildung 21: News	88
Abbildung 22: Spy	89
Abbildung 23: Datenbankdiagramm	91
Abbildung 24: Schedule	93
Abbildung 25: Weboberfläche für Aktualisierungen	93

9 Literaturverzeichnis

Adar, E., & Hubermann, B. A. (2000). Free Riding on Gnutella. Xerox Alto Research Center.

Alag, S. (2008). Collective Intelligence in Action. Manning Publications.

Al-Najjar, N., Casadesus-Masanell, R., & Ozdenoren, E. (2003). Probabilistic Representation of Complexity. *Journal of Economic Theory* 111 , pp. 49-87.

Alsever, J. (2007, Juli 8). bnet.com. Retrieved Dezember 25, 2008, from How to Get Your Customers to Solve Problems for You: http://www.bnet.com/2403-13241_23-52960.html

Ancona, D. G., & Caldwell, D. F. (1992). Demography and design: predictors of new product team performance. *Organization Science* 3 , pp. 321-341.

Aoki, K. (1994). Virtual Communities in Japan. Honolulu: Pacific Telecommunications Council 1994 Conference.

Asch, S. E. (1955, November). Opinions and Social Pressure. *Scientific American* Vol. 193 No. 5 , pp. 31-55.

Atlee, T. (2008). Co-intelligence, collective intelligence, and conscious evolution. In M. Tovey, *Collective Intelligence: Creating a Prosperous World at Peace* (pp. 9-12). Oakton, Virginia: Earth Intelligence Network.

Becker, S. (2008). *Die Portfolio-Theorie von Markowitz im Überblick*. München: GRIN Verlag.

Beierle, C. (2008). *Methoden wissensbasierter Systeme*. Wiesbaden: Vieweg+ Teubner Verlag.

Berners-Lee, T. (2006, Juli 28). Originator of the Web and director of the World Wide Web Consortium talks about where we've come, and about the. (Laningham, Interviewer)

Bishop, J. (2005, April 4). Increasing participation in online communities: A framework for human-computer interaction. (Elsevier, Ed.) Wales, Geat Britain.

Bloom, H. (2008). Who's smarter: chimps, baboons or bacteria? The power of group IQ. In M. Tovey, *Collective Intelligence: Creating a Prosperous World at Peace* (pp. 255-26). Oakton, Virginia: Earth Intelligence Network.

Briscoe, B., Odlyzko, A., & Tilly, B. (2006, Juli 1). Metcalfe's Law is Wrong. *IEEE Spectrum*, pp. 26-31.

Clay, S. (2008). *Here comes everybody*. London: Allen Lane.

Comes, R., & Sandler, T. (1996). *The Theory of Externalities, Public Goods, and Club Goods*. Cambridge: Cambridge University Press.

Cornuejols, G., & Tütüncü, R. (2006). *Optimization Methods in Finance*. Pittsburgh: Carnegie Mellon University.

Döring, N. (2003). *Sozialpsychologie des Internet*. Göttingen: Hogrefe-Verlag.

Döring, N. (2001, Juli 1). Virtuelle Gemeinschaften als Lerngemeinschaften!?. Retrieved November 18, 2008, from <http://www.die-frankfurt.de/zeitschrift/32001/positionen4.htm>

Fischer, E. O. (2002). *Finanzwirtschaft für Fortgeschrittene*. München: Oldenbourg.

Florence, M. (2007). *Web 2.0 Praxis*. München: Markt+Technik Verlag.

Gerdes, I. (2004). *Evolutionäre Algorithmen*. Wiesbaden: Vieweg+Teubner.

Gräfer, H., Beike, R., & Scheld, G. A. (2001). *Finanzierung: Grundlagen, Institutionen, Instrumente und Kapitalmarkttheorie mit Fragen, Aufgaben und Lösungen*. Berlin: Erich Schmidt Verlag.

Griffiths, D. (2005, Oktober 10). Treating China's online addicts. Retrieved November 10, 2008, from <http://news.bbc.co.uk/2/low/asia-pacific/4327258.stm>

Grün, O., & Brunner, J. C. (2002). *Der Kunde als Dienstleister. Von der Selbstbedienung zur Co-Produktion*. Wiesbaden: Gabler.

Hanson, R. (2000). *Logarithmic Market Scoring Rules - Modular Combinatorial Information Aggregation*. George Mason University Department of Economics.

Hanson, T. (2007, November 28). The Top Stocks and the Top Returns. Retrieved Jänner 14, 2009, from <http://www.fool.com/investing/general/2007/11/28/the-top-stocks-and-the-top-returns.aspx>

Hars, A., & Ou, S. (2001). Working for free? motivations of participating in open source projects. Honolulu: Proceedings of the 34th Hawaii International Conference on System Sciences.

Hartung, J., Elpelt, B., & Klösener, K.-H. (2005). Statistik: Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik. München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag.

Hayek, F. A. (1945). The Use of Knowledge in Society. *Economic Review* 35 (4) , pp. 519-530.

Hein, A. (2007). Web 2.0. Planegg: Rudolf Haufe Verlag.

Herstatt, C., & Sander, J. G. (2004). Produktentwicklung mit virtuellen Communities: Kundenwünsche erfahren und Innovationen realisieren. Wiesbaden: Gabler Verlag.

Hertel, G. (2002). Management virtueller Teams auf der Basis sozialpsychologischer Theorien: das VIST-Modell. In E. H. Witte, *Sozialpsychologie wirtschaftlicher Prozesse* (pp. 174-204). Lengerich: Pabst Science Publishers.

Hertel, G., Niedner, S., & Herrmann, S. (2003). Motivation of software developers in open source projects: An internet-based survey of contributors to the linux kernel. pp. 1159-1177.

Heylighen, F. (1999). Collective Intelligence and Its Implications on the Web: Algorithmus to Develop a Collective Mental Map, *Computational and Mathematical Theory of Organizations*, Vol. 5,3.

Hong, L., & Scott, P. E. (2008). Some Microfoundations of Collective Wisdom.

Howe, J. P. (2007, Jänner 25). Crowdsourcing. Retrieved Dezember 25, 2008, from *Commercializing Community*:
<http://crowdsourcing.typepad.com/cs/2007/01/commercializing.html>

Howe, J. (2006, Juli 14). *Wired*. Retrieved Oktober 20, 2008, from <http://www.wired.com/wired/archive/14.06/crowds.html>

Ingham, A. G., Levinger, G., Graves, J., & Peckham, V. (1974). The Ringelmann effect: Studies of group size and group performance. *Journal of Experimental Social Psychology* , pp. 371-384.

Kaplan, C. A. (2001). Collective Intelligence: a new approach to stock price forecasting. *Proceedings of the 2001 IEEE Systems, Man, and Cybernetics Conference*.

Kienitz, G. W. (2007). *Web 2.0*. Kempen: moses. Verlag.

Kim, A. J. (2000). *Community building on the web. Secret strategies for Successful Online Communities*. Berkeley: Peachpit Press.

Knoke, F. (2007, November 23). Spähwerbung empört Facebook-Nutzer. Retrieved Jänner 10, 2009, from <http://www.spiegel.de/netzwelt/web/0,1518,519295,00.html>

Kohler, C. (2006, Dezember 11). Wired Blog Network. Retrieved Dezember 25, 2008, from Sony's Failed PSP Viral Marketing Stunt: http://blog.wired.com/games/2006/12/sonys_failed_ps.html

Kollock, P., & Smith, M. (1998). *Communities in Cyberspace*. London: Routledge.

Kürsten, W., & Straßberger, M. (2004). Risikomessung, Risikomaße und Value-at-Risk. *WISU* , pp. 202-207.

Lakhani, K., & Wolf, R. (2005). *Why hackers do what they do: Understanding motivation and effort in free/open source software projects*. MIT Press.

Latané, B., Williams, K., & Harkins, S. (1979). Many Hands Make Light: The Causes and Consequences of Social Loafing. *Journal of Personality and Social Psychology* , pp. 822-832.

Lazar, J., & Preece, J. (1998). *Classification Schema for Online Communities*. Maryland: University of Maryland Baltimore County.

Levy, P. (1998). *Die kollektive Intelligenz*. Köln: Bollmann.

Loll, A. (2006, Oktober 24). Studenten im Internet: „Wir sind eine Alternative zu Sat.1 und Co.“. Retrieved November 20, 2008, from <http://berufundchance.fazjob.net/s/Rub1A09F6EF89FE4FD19B3755342A3F509A/Doc~EB3E7C2CF11134DA9B6402D39BDAAC03E~ATpl~Ecommon~Scontent.html>

Madlberger, M. (2004). *Electronic Retailing: Marketinginstrumente und Marktforschung im Internet*. Wiesbaden : DUV.

Malone, T. W. (2008, Juli 23). *A Taxonomy of Collective Intelligence*. Carmel Valley.

Marathe, J. (1999, November 5). *Creating Community Online*. Retrieved November 25, 2008, from <http://unpan1.un.org/intradoc/groups/public/documents/apcity/unpan003006.pdf>

Marotzki, W., & Nohl, A.-M. (2004). *Bildungstheoretische Dimensionen des Cyberspace*. In U. Thiedeke, *Soziologie des Cyberspace* (pp. 337-338). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.

Maslow, A. H. (1987). *Motivation and Personality*. HarperCollins Publishers.

Nielsen, J. (2006, Oktober 9). *Participation Inequality: Encouraging More Users to Contribute*. Retrieved November 22, 2008, from http://www.useit.com/alertbox/participation_inequality.html

O'Reilly, T. (2005, September 30). *Tim O'Reilly*. Retrieved Oktober 20, 2008, from <http://www.oreillynet.com/pub/a/oreilly/tim/news/2005/09/30/what-is-web-20.html>

Page, S. E. (2007). *The Difference: How the Power of Diversity Creates Better Groups, Firms, Schools, and Societies*. Princeton: Princeton University Press.

Preece, J., & Ghozati, K. (1998). In *In Search of Empathy Online*. "Proceedings of 1998 AIS Conference" (pp. 92-94). Baltimore.

Reagans, R., & Zuckerman, E. W. (1999). *Networks, diversity and performance: the social capital of R&D units*. Graduate School of Industrial Administration. Pittsburgh: Carnegie Mellon University.

Reichwald, F., & Spiller, F. (2006). *Interaktive Wertschöpfung. Open Innovation, Individualisierung und neue Formen der Arbeitsteilung*. Wiesbaden: Gabler.

Rheingold, H. (2002). *Smart Mobs*. Cambridge: Perseus Books.

Roessler, B. (2007, Dezember 5). *Wikipedia schlägt Brockhaus*. Retrieved Jänner 23, 2009, from <http://www.stern.de/computer-technik/internet/:%0A%09%09stern-Test%0A%09%09%09-Wikipedia-Brockhaus/604423.html>

Sader, M. (2002). *Psychologie Der Gruppe*. München: Juventa.

Schäfer, B., & Korte, H. (2007). *Einführung in Hauptbegriffe der Soziologie: Einführungskurs Soziologie*. Wiesbaden: Vs Verlag.

Schubert, P., Selz, D., & Haertsch, P. (2002). *Digital erfolgreich: Fallstudien zu strategischen E-Business-Konzepten*. Berlin: Springer.

Schwan, B. (2008, Dezember 31). Wenn Facebook nicht mehr loslässt. Retrieved Jänner 10, 2009, from <http://www.taz.de/1/leben/internet/artikel/1/wenn-facebook-nicht-mehr-loslaesst/>

Shapiro, C., & Varian, H. R. (1999). *Information Rules: A Strategic Guide to the Network Economy*. USA: Harvard Business Press.

Simeonov, S. (2006, Juli 26). Metcalfe's Law: more misunderstood than wrong? . Retrieved 11 15, 2008, from <http://simeons.wordpress.com/2006/07/26/metcalfes-law-more-misunderstood-than-wrong/>

Skiba, P. (2007). *Portfoliooptimierung nach Black-Littermann*. München: GRIN Verlag.

Skiera, B., & Revenstorff, I. (1999). Auktionen als Instrument zur Erhebung von Zahlungsbereitschaften. *Schmalenbach Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung* Vol.51 , pp. 224-242.

Smith, M. A., & Kollock, P. (1999). *Communities in Cyberspace*. London: Routledge.

Spann, M. (2003). *Virtuelle Börsen als Instrument zur Marktforschung*. Wiesbaden: DUV.

Spremann, K. (2003). *Portfoliomanagement*. München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag GmbH.

Stone, B. (2007, Oktober 25). Microsoft Buys Stake in Facebook. Retrieved Jänner 1, 2009, from http://www.nytimes.com/2007/10/25/technology/25facebook.html?_r=1&ref=business

Surowiecki, J. (2008). *Die Weisheit der Vielen* (2. Auflage Ausg.). (G. Beckmann, Übers.) München: Wilhelm Goldmann Verlag.

Surowiecki, J. (2005). *Independent Individuals and Wise Crowds, or Is It Possible to Be Too Connected?* O'Reilly Emerging Technology Conference. San Diego.

Tapscott, D., & Williams, A. D. (2007). Wikinomics. London: Atlantic Books.

Thiedeke, U. (2003). Virtuelle Gruppen: Charakteristika und Problemdimensionen. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.

Voß, G. G., & Rieder, K. (2005). Der Arbeitende Kunde. Wie Konsumenten zu unbezahlten Mitarbeitern werden. Frankfurt: Campus.

Wal, T. V. (2007, Februar 2). vanderwal.net. Retrieved Dezember 20, 2008, from Folksonomy: <http://vanderwal.net/folksonomy.html>

Watkins, J. H. (2007). Prediction Markets as an Aggregation Mechanism for Collective Intelligence. Human Complex Systems. Lake Arrowhead Conference.

Wenger, E. (1998). Communities of Practice: Learning, Meaning, and Identity. Cambridge: Cambridge University Press.

White, N. (2001, Jänner 12). Die Community, ihre Mitglieder und Strukturen. Retrieved November 2008, 10, from <http://www.fullcirc.com/community/memberrolesgerman.htm>

Whittaker, S., Issacs, E., & O'Day, V. (1997). Widening the net. Workshop report on the theory and practice of physical and network communities. SIGCHI Bulletin.

Winkler, K., & Mandl, H. (2004). Virtuelle Communities – Kennzeichen, Gestaltungsprinzipien und Wissensmanagement-Prozesse. München: Ludwig-Maximilians-Universität München Institut für Pädagogische Psychologie.

Zerdick, A., Picot, A., Schrape, K., Artopé, A., Goldhammer, K., Vierkant, E., et al. (1999). Internet-Ökonomie. Strategien für die digitale Wirtschaft. Berlin: Springer-Verlag.