



---

# Zusammenfassung

Diese Masterarbeit baut auf ein Projekt auf, das an der eidgenössischen Forschungsanstalt für Wald, Schnee und Landschaft (WSL), durchgeführt wird. Bei diesem Projekt wird der Schweizer Holzmarkt anhand eines agentenbasierten Modells modelliert. Als unterstützende Arbeit für dieses Projekt wurde in einem ersten Schritt eine Literaturrecherche durchgeführt. Dabei lag der Fokus darauf, verschiedene Modellierungen des Agenten-Entscheidungsverhaltens zu finden. Die Literatursuche beschränkte sich auf agentenbasierte Modellierungen von Energiemärkten. Die gefundenen Ansätze werden in dieser Arbeit erläutert und anhand einer Tabelle zusammengefasst.

Um verschiedene Entscheidungsverfahren, welche in einer agentenbasierten Modellierung eingesetzt werden könnten, zu analysieren, wurde in einem zweiten Schritt ein Agenten-Testbed entwickelt. Die Testumgebung wurde in der Form einer einfach gehaltenen Java-Applikation umgesetzt. Verschiedene in dieser Arbeit entwickelte Entscheidungsverfahren wurden in dieses Testbed integriert und konnten auf diese Weise ausgewertet werden. Analysiert wurde die Performance der verschiedenen Verfahren, als auch, ob das Verhalten eines Verfahrens durch ein anderes Verfahren rekonstruiert werden kann.

---

# Abstract

In a project realized at the Swiss Federal Institute for Forest, Snow and Landscape (WSL), the Swiss wood market has been modelled on the basis of an agent-based model. This master thesis builds on that project and provides some supporting work. A literature research has been initially conducted. The objective of that research was to find different modelling approaches of agent decision-making behaviour. In the context of this literature study, the focus has been set on energy markets. In this thesis, the discovered models are described and additionally summarized in a table.

To evaluate different decision-making behaviours, an Agent-Testbed has been developed in a second step. This test-framework has been programmed as a basic Java application. Various decision-making behaviours, which were developed in the context of this work, have been integrated into this test-framework. By this way, the evaluation of these behaviours has been enabled. The performance as well as the possibility to reconstruct the behaviour of one approach by a different approach has been analysed.

---

# Inhaltsverzeichnis

<b>Inhaltsverzeichnis</b>	<b>iii</b>
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Ziele dieser Arbeit	1
1.1.1 Literaturrecherche	1
1.1.2 Agent Testbed	2
1.2 Gliederung der Arbeit	2
<b>2 Theoretische Grundlagen</b>	<b>4</b>
2.1 Agentenbasierte Modellierung	4
2.2 Entscheidungsverfahren	5
<b>3 Verschiedene Ansätze der Agentenmodellierung</b>	<b>7</b>
3.1 Auswahl der Modelle	7
3.2 Modellierungsansätze von Energiemärkten	8
3.2.1 Electricity market complex adaptive systems (EMCAS)	8
3.2.2 Agent-based Modeling of Electricity Systems (AMES)	10
3.2.3 Multi-Agent Simulation of Electricity Markets (MASCEM)	12
3.2.4 Modell des englischen und walisischen Strommarktes	14
3.2.5 Agenten-basierte Simulation des „automatic mitigation procedure’s“ (AMP)	16
3.2.6 Modell mit Fokus auf Stromkonsumenten	17
3.2.7 ABM um den Einfluss von Konsumenten auf die Preisstrategien von Stromanbietern zu analysieren	18
3.2.8 Modellierung des niederländischen Strommarkts zur Ergründung des Einflusses des Emissions-Handels	19
<b>4 Methoden der Entscheidungstheorie</b>	<b>24</b>
4.1 AHP	24
4.1.1 ANP	25
4.2 Nutzwertanalyse	25
4.2.1 Preis-Leistungs-Methode	26
4.3 TOPSIS	27
4.4 BDI-Modell	28
4.5 Unterschiede der verschiedenen Modelle	29

---

<b>5 Agent Testbed</b>	<b>31</b>
5.1 Grundsätzliche Funktionsweise des Testbeds . . . . .	31
5.2 Beschreibung der implementierten Entscheidungsverfahren . . . . .	32
5.2.1 Entscheidungsverfahren mit AHP . . . . .	32
5.2.2 Entscheidungsverfahren mit Gewichtungsvektor . . . . .	37
5.2.3 Regelbasiertes Entscheidungsverfahren . . . . .	37
5.2.4 Kundenabsicht Entscheidungsverfahren . . . . .	39
5.3 Beschreibung der Implementierung . . . . .	41
5.4 Analyse der verschiedenen Verfahren . . . . .	45
5.4.1 Vergleich Entscheidungsverfahren mit AHP zu Entscheidungsverfahren mit Gewichtungsvektor . . . . .	45
5.4.2 Analyse der Ähnlichkeit der verschiedenen Entscheidungsverfahren . . . . .	47
<b>6 Schlussfolgerung</b>	<b>52</b>
<b>7 Ausblick</b>	<b>54</b>
<b>A Anhang</b>	<b>55</b>
A.1 Verhandlungsprotokoll . . . . .	55
A.2 Anfrageliste . . . . .	57
A.3 Klassendiagramm . . . . .	58
<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>59</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>60</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>61</b>

# 1

## Einleitung

Diese Masterarbeit baut auf einem Projekt, bei dem ein Modell des Schweizerischen Holzmarktes entwickelt wird, auf. Dabei handelt es sich um ein Projekt des schweizerischen Nationalfonds, das an der WSL (Eidg. Forschungsanstalt für Wald, Schnee und Landschaft) durchgeführt wird. Ziel dieses Projektes ist es, Aufschluss über die Marktmechanismen als auch über die tatsächliche Verfügbarkeit und Allokation des Waldholzes zu erhalten. Stefan Holm beschäftigt sich im Rahmen seiner Dissertation dabei eingehend mit der agentenbasierten Simulation. Dadurch soll es möglich werden, verschiedene Szenarien des schweizerischen Holzmarkts zu simulieren, um die Wirkung von allfälligen Massnahmen abzuschätzen (vgl. [Holm, 2011]).

In einem ersten Schritt werden, als unterstützende Arbeit zur oben erwähnten Dissertation von Stefan Holm, verschiedene Modellierungsansätze des Entscheidungsverhaltens von Marktteilnehmern (Agenten) ermittelt. Im Rahmen dieser Masterarbeit wird der Fokus der Literaturrecherche auf Energiemärkte gelegt.

In einem zweiten Teil erfolgt die Entwicklung und Implementierung einer Agenten-Testumgebung (Agent Testbed). In diese Testumgebung werden verschiedene Entscheidungsverfahren auf einfache Weise integriert und ausgewertet.

### 1.1 Ziele dieser Arbeit

In diesem Abschnitt werden die verschiedenen Ziele, welche mit dieser Arbeit verfolgt werden, genauer erläutert.

#### 1.1.1 Literaturrecherche

Durch die Recherche des Literaturbestandes des Gebietes der agentenbasierten Modellierung sollen verschiedene mögliche Ansätze erkannt und genauer erläutert werden. Wie bereits genannt, werden agentenbasierte Ansätze von Energiemärkten ermittelt. Wenn möglich sollen die gefundenen Modellierungsansätze erlauben, dass das Entscheidungsverhalten von Agenten am Markt algorithmisch beschrieben werden kann, ohne dass zu stark idealisierende Rationalitätsannahmen gemacht werden müssen.

Die Ansätze werden auf eine möglichst übersichtliche Art beschrieben, sodass das gestaltete Kapitel 3 mit den verschiedenen gefundenen Modellierungsansätzen als Übersichtskatalog für

das oben beschriebene Holzmarkt-Projekt dienen kann. Des Weiteren werden die verschiedenen Ansätze innerhalb einer Tabelle zusammengefasst. Dies erlaubt dem Betrachter, die Unterschiede der Ansätze auf effiziente Weise zu erkennen.

### 1.1.2 Agent Testbed

Die in diesem Teil der Arbeit entwickelte Agenten-Testumgebung soll ermöglichen, dass verschiedene modellierte Entscheidungsverfahren ohne grösseren Aufwand ausgewertet werden können. Das bei der Literaturrecherche gewonnene Wissen soll möglichst in die Entwicklung der Testumgebung als auch in die Erzeugung der verschiedenen Entscheidungsverfahren einfließen. Wichtig bei der Konzeption der Testumgebung ist eine Umsetzung mit möglichst geringem Aufwand. Die Applikation wird in der Programmiersprache Java implementiert und soll mit möglichst wenig Programm-Code auskommen. Das Ziel ist, dass die Testumgebung nützliche Resultat-Werte liefert, die eine einfache Einschätzung der verschiedenen Entscheidungsverfahren (z.B. bezüglich der Performanz oder der Ähnlichkeit der verschiedenen Verfahren) erlauben.

Zur Erstellung des Agent Testbed wird folgendermassen vorgegangen:

1. Zuerst wird die Architektur der Testumgebung festgelegt. Dies erfolgt durch gängige Methoden des Software-Engineerings wie zum Beispiel UML<sup>1</sup>-Klassendiagrammen und Anwendungsfall-Beschreibungen (Use Cases). Durch das Klassendiagramm wird die Struktur einer Applikation ersichtlich, indem Klassen, Schnittstellen und Beziehungen dargestellt werden. Durch Anwendungsfälle wird beschrieben, was ein System tun soll.
2. Es erfolgt die Implementierung der zuvor spezifizierten Testumgebung.
3. Die verschiedenen Entscheidungsverfahren werden in Zusammenarbeit mit den Betreuern dieser Arbeit in einem iterativen Prozess ausgearbeitet und in die Testumgebung integriert. Um ein umfassenderes Bild über verschiedene Entscheidungsmethoden zu erlangen, wurden zusätzlich zur Literaturrecherche einige theoretische Ansätze untersucht. Diese sind in Kapitel 4 festgehalten.
4. Die Testumgebung wird bezüglich ihrer Funktionalität und Sinnhaftigkeit der Ergebnisse getestet. Kommen logische Fehler oder gar Exceptions<sup>2</sup> zum Vorschein, werden diese behoben.

## 1.2 Gliederung der Arbeit

Kapitel 2 gibt einen Überblick über einige theoretische Grundlagen. Nachfolgend werden in Kapitel 3 die gefundenen Agenten-Modellierungsansätze der Literaturstudie vorgestellt. Anschliessend werden in Kapitel 4 verschiedene Methoden, welche für die Modellierung von Entscheidungsverhalten verwendet werden können, zusammengefasst. Kapitel 5 umfasst eine Beschreibung der Architektur des implementierten Agent Testbed und der verschiedenen in das Testbed

<sup>1</sup>Bei der Unified Modeling Language (UML) handelt es sich um eine standardisierte grafische Modellierungssprache, die zur Spezifikation, Konstruktion und Dokumentation von Software-Teilen eingesetzt wird.  
vgl. <http://www.uml.org>

<sup>2</sup>Eine Exception ist ein schwerwiegender Fehler, der zu Programmabstürzen oder unerwünschten Programmzuständen führen kann. Java erlaubt, Exceptions explizit zu behandeln, sodass Programme trotz dem Auftreten solcher Fehler normal ausgeführt werden.

vgl. <http://java-tutorial.org/exception-handling.html>

---

integrierten Entscheidungsverfahren. Abgeschlossen wird dieses Kapitel durch eine Auswertung der verschiedenen Entscheidungsverfahren. Kapitel 6 umfasst die Schlussfolgerungen und der Ausblick in Kapitel 7 bildet den Abschluss dieser Masterarbeit.

# 2

## Theoretische Grundlagen

Die Literaturrecherche (vgl. Kapitel 3) als auch die Entwicklung und Implementierung des Agenten-Testbed's (vgl. Kapitel 5) haben zum Ziel, das Entscheidungsverhalten von Agenten in agentenbasierten Modellen (ABM) genauer zu untersuchen und verschiedene Ansätze kennenzulernen bzw. zu analysieren. Aus diesem Grund wird in diesem Kapitel eine kurze Einführung ins Thema ABM gegeben. Im anschließenden Abschnitt folgt eine theoretische Einführung ins Thema Entscheidungsverfahren bzw. Entscheidungstheorie. Verschiedene Methoden der Entscheidungstheorie werden in Kapitel 4 erläutert.

### 2.1 Agentenbasierte Modellierung

Bei der agentenbasierten Modellierung wird ein System als eine Sammlung autonomer entscheidungsfähiger Akteure modelliert. Das Ziel dabei besteht darin, durch die Simulation der verschiedenen Akteure das daraus resultierende Systemverhalten zu analysieren. Die Akteure, auch Agenten genannt, können dabei ihre Situation individuell einschätzen und entscheiden auf der Basis von festgelegten Regeln [Bonabeau, 2002]. In der Literatur finden sich verschiedene Konzepte, die Agenten definieren. Eine der meist gebrauchten Definitionen ist wohl die von Wooldridge und Jennings [Wooldridge and Jennings, 1995]. Sie weist Agenten die folgenden Charaktermerkmale zu:

- **Autonomie:** Agenten verhalten sich eigenständig, ohne von Interventionen von aussen beeinflusst zu werden.
- **Interaktivität:** Agenten kommunizieren mit anderen Agenten oder der Umgebung mittels einer agenten-spezifischen Sprache.
- **Reaktivität:** Agenten können Umwelteinflüsse oder andere Agenten bzw. deren Verhalten wahrnehmen und darauf reagieren.
- **Proaktivität:** Agenten reagieren nicht nur auf Ausseneinflüsse. Sie besitzen auch ein zielgerichtetes Verhalten und ergreifen die Initiative, um diese Ziele zu erreichen.

Nach Macal und North (vgl. [Macal and North, 2010]) verfügt ein agentenbasiertes System über die drei folgenden Komponenten:

1. **Agenten:** Die Agenten verfügen über Attribute, mit welchen die verschiedenen Charaktermerkmale modelliert werden. Zusätzlich verfügt jeder Agent über ein ihm eigenes Verhalten.
2. **Agenten-Beziehungen:** In Form einer Topologie wird innerhalb eines ABM festgelegt, mit wem und auf welche Art und Weise Agenten kommunizieren.
3. **Agenten-Umgebung:** Sämtliche Agenten werden innerhalb einer Umgebung modelliert und können mit dieser kommunizieren.

Die agentenbasierte Modellierung erlangte in den letzten 15 Jahren bei Forschern immer größere Beliebtheit. Sie wird in den verschiedensten Forschungsgebieten eingesetzt. Es existieren ABM-Applikationen zur Erforschung der Landwirtschaft, ABM wird in der Menschenkunde eingesetzt oder die Ökologie wird mit Hilfe von ABM erforscht, um nur einige Beispiele zu nennen (vgl. [Macal and North, 2011]).

Ein weiteres Feld, in dem die agentenbasierte Modellierung eingesetzt wird, ist „agent-based computational economics“ (ACE). Hier werden ABM genutzt, um (dezentralisierte) Märkte zu modellieren. Märkte sind komplexe anpassungsfähige Systeme. Anpassungsfähig heisst in diesem Kontext, dass sie bzw. die Marktteilnehmer auf gewisse Einflüsse reagieren und ihr Verhalten anpassen, um den neuen Marktgegebenheiten besser standhalten zu können. Mit ABM können solche ökonomischen Märkte modelliert werden, ohne vereinfachende Annahmen, wie zum Beispiel ein Markt mit vollkommener Konkurrenz und rational handelnden Teilnehmern, zu treffen (vgl. [Tesfatsion, 2003]).

Für eine gute und kompakte Beschreibung, wie vorzugehen ist, um ein ABM zu erstellen, wird auf das Tutorial von Macal und North [Macal and North, 2006] verwiesen.

## 2.2 Entscheidungsverfahren

Als Synonym zum Begriff Entscheidungsverfahren wird oft Entscheidungstheorie verwendet. Die Entscheidungstheorie befasst sich mit gewissen Teilaspekten der Tätigkeit des menschlichen Entscheiders. Eine solche Situation besteht, wenn dem Entscheider verschiedene Optionen zur Verfügung stehen und er sich für diese entscheidet, die sein Ziel am besten zu befriedigen vermag [Hansson, 1994]. Die Entscheidungstheorie wird interdisziplinär erforscht. So befassen sich Ökonomen, Statistiker, Psychologen, Politik- und Sozialwissenschaftler oder auch Philosophen mit diesem Thema.

In der Entscheidungstheorie wird zwischen normativer und deskriptiver Theorie unterschieden:

- **Normative Entscheidungstheorie:** Die normative Theorie kann als die Theorie beschrieben werden, die sich mit dem „Wie soll entschieden werden?“ befasst. Genauer wird mit der normativen Entscheidungstheorie umschrieben, wie sich ein Mensch in einer gewissen Situation entscheiden soll, damit er sich rational verhält (vgl. [Hansson, 1994]).
- **Deskriptive Entscheidungstheorie:** Bei der deskriptiven Entscheidungstheorie wird empirisch untersucht, wie in der Realität tatsächlich entschieden wurde.

Nach Hansson ist es jedoch schwer, eine klare Trennung zwischen den beiden Theorien zu machen, und es finden sich Beispiele, bei denen die beiden Ansätze vermischt werden. Um ein Entscheidungsproblem einer Theorie zuzuordnen, propagiert Hansson [Hansson, 1994], definierte Ausschluss-Kriterien anzuwenden.

In der Entscheidungstheorie werden folgende verschiedene Ausgangslagen voneinander unterschieden (vgl. [Franken, 2009]):

- **Entscheidung unter Sicherheit:** Hierbei handelt es sich um eine modellhafte Annahme. Der Entscheidungsträger kennt dabei den eintretenden Umweltzustand mit Sicherheit und er kann somit sämtliche Konsequenzen einer Handlung voraussagen. Gilt es mehr als ein Ziel zu erreichen, müssen Ziele in Bezug auf ihre Wichtigkeit gewichtet werden [Franken, 2009]. In diesem Fall kommen häufig multikriterielle Entscheidungsverfahren, welche in Kapitel 4 genauer erklärt werden, zum Einsatz.
- **Entscheidungen unter Unsicherheit:** Im Gegensatz zu einer Entscheidung unter Sicherheit sind bei dieser Ausgangslage die Handlungskonsequenzen niemals vollständig bekannt. Bei Entscheidung unter Unsicherheit kann weiter zwischen Entscheidung unter Risiko und Entscheidung unter Ungewissheit unterschieden werden:
  - **Entscheidung unter Risiko:** Dem Entscheidungsträger ist die Eintrittswahrscheinlichkeit einer Handlungskonsequenz entweder objektiv (z. B. beim Lotto durch kombinatorische Berechnung) oder subjektiv (aufgrund einer Schätzung) bekannt.
  - **Entscheidung unter Ungewissheit:** Der Entscheider kennt nur die möglichen Handlungskonsequenzen, jedoch nicht deren Eintrittswahrscheinlichkeiten.

# 3

## Verschiedene Ansätze der Agentenmodellierung

In diesem Kapitel werden verschiedenen Ansätze der Modellierung von Entscheidungsverhalten von Agenten beschrieben. In einer Literaturstudie wurden verschiedene Ansätze genauer betrachtet. Die Studie konzentriert sich auf Modellierungen von Agenten-Entscheidungsverhalten in Energiemärkten.

### 3.1 Auswahl der Modelle

Anhand einer Web-Recherche wurde zuerst ein Überblick über verschiedene agentenbasierte Konzepte im Zusammenhang mit Energiemärkten gewonnen. Auffallend ist, dass es sich mit wenigen Ausnahmen, bei den meisten beschriebenen Ansätzen um Modellierungen von Elektrizitätsmärkten handelt. In diesem Bereich wurden mit den Publikationen von Sensfuss et al. (vgl. [Sensfuß et al., 2007]) und Zhou et al. (vgl. [Zhou et al., 2007]) zwei Artikel gefunden, die einen Überblick über verschiedene Modellierungen von Strommärkten geben.

In der von Sensfuss et al. durchgeführten Literaturstudie wird der aktuelle Stand von agentenbasierten Modellierungen, um Elektrizitätsmärkte zu analysieren, zusammengefasst. Die beschriebenen Modelle werden dabei in drei verschiedene Kategorien eingeteilt. Es sind dies die „Analyse von Marktmacht und Design“, „Modellierungen von Agenten-Entscheidungen“ und das „Verbinden von kurz- und langfristigen Entscheidungen“. *EMCAS*, *AMES*, als auch das Modell von Bower & Bunn des englischen und walisischen Strommarktes sind Modelle, die nachfolgend genauer erläutert werden und im Artikel von Sensfuss et al. ebenfalls beschrieben sind.

In der Publikation von Zhou et al. werden zuerst verschiedene generell einsetzbare (nicht Strommarkt spezifische), agentenbasierte Simulations-Tools beschrieben. Anschliessend werden vier umfassendere Strommarkt-Simulations-Pakete und weitere Strommarkt-Modellierungen, die in der Literatur gefunden wurden, beschrieben und miteinander verglichen. Von den im folgenden Absatz genauer beschriebenen Modellen werden *EMCAS*, *AMES*, *MASCEM* und die Modellierung von Bower & Bunn im Artikel von Zhou et al. erläutert.

Bei der Literaturstudie wurde der Fokus darauf gelegt, verschiedene Methoden der Modellierung von Entscheidungsverfahren zu sichten und genauer zu beschreiben. In vielen Artikeln,

die agentenbasierte Modelle von Strommärkten erläutern, wird jedoch das Entscheidungsverhalten nicht genauer beschrieben oder es wird nur auf für die Autoren wesentliche Teilaspekte detaillierter eingegangen. Auch Grimm et al. schreiben in ihrem Artikel (vgl. [Grimm et al., 2006]), dass die Kommunikation von agentenbasierten Modellen in der Literatur oftmals uneinheitlich und unstrukturiert erfolgt. Aus diesem Grund wurden in dieser Literaturstudie Modelle genauer beschrieben, bei denen das agentenbasierte System und speziell das Entscheidungsverhalten verständlich und umfassend beschrieben wurde.

Zusätzlich zu den in den beiden obengenannten Artikeln gefundenen Modellen werden nachfolgend die Modelle von Bremer et al., von Müller et al. und von Chappin und Dijkema genauer erklärt.

Die Modelle von Bremer et al. und Müller et al. wurden ausgewählt, weil sie, im Unterschied zu den obengenannten, den Fokus des Modells auf die Konsumentenseite legen.

Das entwickelte Modell von Chappin und Dijkema wird in der Masterarbeit von Chappin (vgl. [Chappin, 2006]) sehr ausführlich beschrieben und auch der  $CO_2$ -Emissions-Handel ist in diese Modellierung mitintegriert.

## 3.2 Modellierungsansätze von Energiemärkten

Im folgenden Abschnitt werden die oben genannten Modelle genauer erläutert. Am Ende dieses Abschnitts sind die verschiedenen beschriebenen Modellierungen innerhalb einer Tabelle 3.1 zusammengefasst.

### 3.2.1 Electricity market complex adaptive systems (EMCAS)

*EMCAS* wurde vom Argonne National Laboratory, einem grossen Forschungsinstitut des Energieministeriums der Vereinigten Staaten mit Standort ausserhalb von Chicago, entwickelt. Um die Auswirkungen der Dezentralisierung und Öffnung auf die Strommärkte zu untersuchen, wurde mit *EMCAS* ein neues Modell erarbeitet. Mit *EMCAS* lässt sich das strategische Verhalten von Marktteilnehmern simulieren. *EMCAS* baut auf einem agentenbasierten Ansatz auf. Dieser Ansatz ist laut [Veselka et al., 2002] besonders gut geeignet, um einen dezentralisierten Markt zu modellieren, da es nicht nur einen zentralen Entscheidungsträger gibt, sondern verschiedene Agenten mit eigenen Zielen und Entscheidungsregeln. Die Agenten in *EMCAS* besitzen zudem die Fähigkeit, aufgrund in der Vergangenheit gemachter Erfahrungen ihr zukünftiges Verhalten anzupassen (Lernfähigkeit).

#### 3.2.1.1 Kontextinformationen

In *EMCAS* werden einige verschiedene Agenten modelliert. Es sind dies Stromerzeuger-Unternehmen (GenCos), Stromübertragungs-Firmen (TransCos), Stromverteil-Unternehmen (DisCos), unabhängige System-Operatoren (ISOs), regionale Stromübertragungs-Betriebe als auch Konsumenten und Regulatoren. Das Simulationssystem arbeitet mit sechs verschiedenen Zeit-Skalen oder Entscheidungsebenen. Auf der ersten Ebene werden von den Agenten Echtzeit-Entscheidungen gefällt, während auf der obersten sechsten Ebene Langzeit-Entscheidungen über 2 bis 10 Jahre gemacht werden. *EMCAS* simuliert drei verschiedene Markttypen (vgl. [Veselka et al., 2002]). Auf dem bilateralen Markt werden Verträge zwischen einzelnen Erzeugern und Nachfragern abgeschlossen. Beim Pool-Markt teilen die Agenten ihre Verkauf- und Kaufangebote einer Strombörse oder einer zentralen Clearingstelle mit, welche die verschiedenen Angebote zusammenführt

und den Strommarktpreis berechnet. Zur Erhaltung der Qualität des Stromnetzes ist der Ancillary Markt (Systemdienstleistungs-Markt) von Bedeutung und gewährleistet zum Beispiel die Frequenz- als auch die Spannungshaltung.

### 3.2.1.2 Agentendaten

Die Stromerzeuger-Agenten speichern Ereignisse der Vergangenheit wie zum Beispiel in der Vergangenheit ausgeführte Strategien. System-Operatoren veröffentlichen Informationen über Systemausfälle, Systemlasten und Marktpreise an verschiedenen Orten. Diese Informationen sind für alle Agenten zugänglich.

### 3.2.1.3 Agentenverhalten

In dem Bericht von [North et al., 2002] wird vor allem auf die Ausgestaltung bzw. das Verhalten der Stromerzeuger eingegangen. Diese Agenten lernen, indem sie einen „explore und exploit“-Prozess anwenden, inwiefern ihre gewählte Marktstrategie einen Einfluss auf regionale und lokale Preise hat. Ein Agent wendet dabei verschiedene Strategien an. Wird eine erfolgreiche Strategie gefunden, wird diese weiter angewendet und fortwährend angepasst. Der Agent beurteilt fortlaufend neue Strategien, besonders dann, wenn die gewählte Strategie nicht mehr so erfolgreich ist. Um den Erfolg einer gewählten Strategie zu evaluieren, besitzt ein Stromerzeuger-Agent eine Nutzenfunktion. Diese setzt sich aus Faktoren wie dem Unternehmensgewinn oder Risikokriterien zusammen. Jeder Produzent-Agent besitzt seine eigene Nutzenfunktion, welche seine Unternehmensziele charakterisiert und sich über die Zeit verändert. Da sich die Stromproduzenten bezüglich der Kraftwerke und Standorte voneinander unterscheiden, verfolgen nicht alle die gleiche Marktstrategie. Aufgrund der Nutzenfunktion evaluiert ein Agent bei einem konkreten Angebot, ob er dieses annehmen oder ablehnen soll ([Veselka et al., 2002]).

Das Verhalten von Stromerzeuger-Agenten in *EMCAS* wird aus verschiedenen Bausteinen zusammengesetzt. Ein Baustein kann eine oder mehrere Regeln enthalten wie zum Beispiel: „Hat der Stromerzeuger in der letzten Handelsperiode den Markt Clearing Preis<sup>1</sup> gesetzt, dann wird in der nächsten Periode der Gebotspreis des Stromerzeugers etwas höher sein.“ [North et al., 2002] Die Parameter dieser Bausteine, als auch deren Zusammensetzung, können vom Agenten verändert werden, um eine neue Strategie zu formen.

Wie bereits in Absatz 3.2.1 erwähnt, sind *EMCAS* Agenten und insbesondere Stromerzeuger-Agenten lernfähig. Sie speichern in der Vergangenheit ausgeführte Strategien ab und können auf diese Weise beurteilen, wie erfolgreich eine Strategie unter welchen Konditionen war. In [Macal et al., 2004] werden mögliche Strategien erwähnt, die von einem Agenten angenommen werden können. Bei der „physical withholding“-Strategie beispielsweise wird die mögliche Kapazität der Kraftwerke nicht ausgelastet. Diese Strategie wird vor allem bei tiefen Marktpreisen angewendet. Des Weiteren werden verschiedene Preis-Erprobungs-Strategien vorgestellt. Auf diese Weise ist es dem Agenten beispielsweise möglich, seine Marktmacht abzuklären oder die höchsten Preise auszumachen, die zu einer Maximierung des Profits führen.

Die Modellierung 3.1 zeigt den Entscheidungsprozess, der von einem strom-produzierenden Agenten angewendet wird um sein Gebots-Portfolio zu erstellen. Es ist zu erkennen, dass der Agent aufgrund von gesammelten historischen Daten für jeden Markt erwartete Preise berechnet. Danach erstellt er mit Hilfe des CLUCS (Company-Level Unit Commitment and Scheduling) Unterprogramms den Markt-Mix, der angibt, wie viel produzierter Strom im jeweiligen

<sup>1</sup>Der Market Clearing Price (oder Gleichgewichtspreis) liegt vor, wenn die nachgefragte Menge gleich gross ist wie die angebotene Menge (Marktgleichgewicht). vgl. [Friedman, 1986]

Markt angeboten wird. Anhand der verschiedenen individuellen Ziele wird der erwartete Nutzen berechnet, um anschliessend eine Preisstrategie zu entwickeln, die den Nutzen maximiert ([North et al., 2002]).

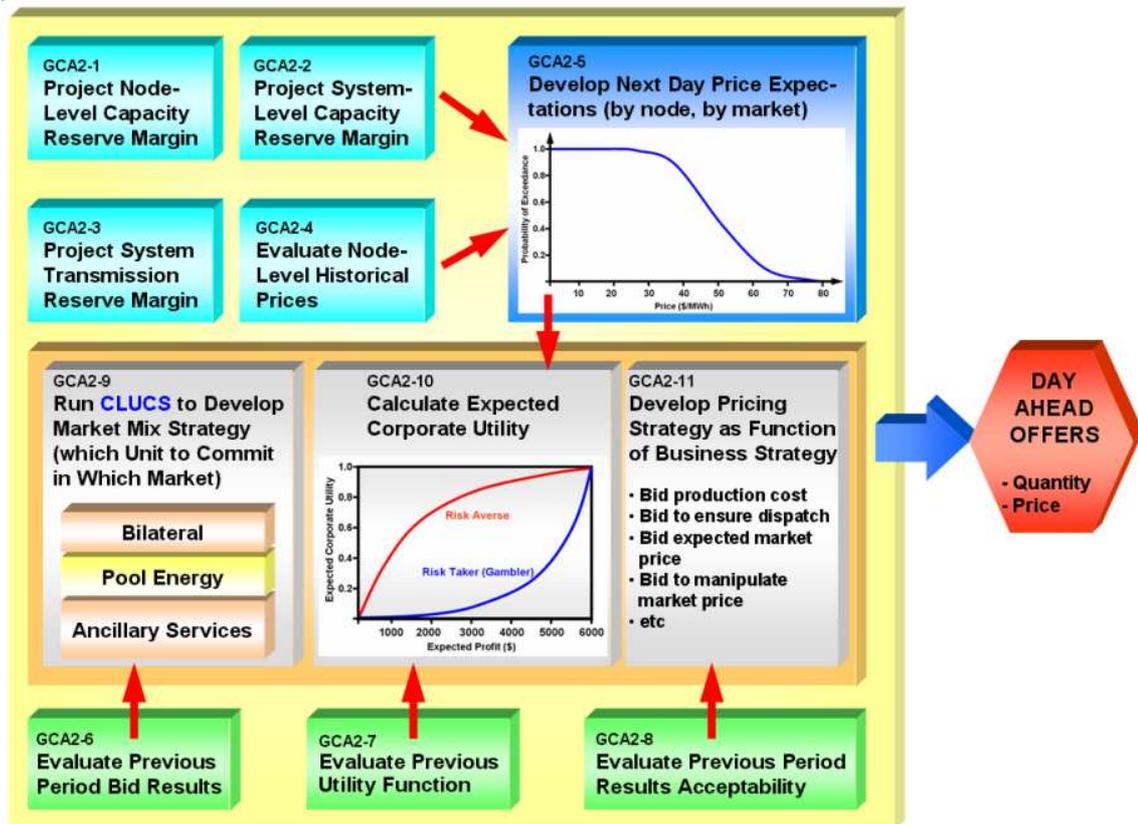


Abbildung 3.1: Modell des Entscheidungsprozesses eines Stromerzeugers-Agenten [North et al., 2002].

[Knezevic et al., 2010] benutzen *EMCAS*, um den restrukturierten kroatischen Strommarkt zu modellieren. Die Modellierung verwendet ein von *EMCAS* angebotenes Pool-Markt-Modell. Das Marktverhalten von Stromproduzenten wird in dieser Arbeit genauer untersucht. Ihr Ziel ist die Maximierung des Unternehmensprofits. Dazu wenden sie unter anderem die „fixed increment price probing“-Strategie (FIPP) an. Mit dieser Strategie werden die Ober- bzw. Untergrenzen der Preise eruiert, die am Markt verlangt werden können.

### 3.2.2 Agent-based Modeling of Electricity Systems (AMES)

Bei *AMES* handelt es sich um ein Framework, das den amerikanischen Grosshandels-Strommarkt (Wholesale Power Market) abbildet. Es wurde entwickelt, um das WPMP-Marktdesign (Wholesale Power Market Platform) zu testen. Bei WPMP handelt es sich um ein komplexes Marktdesign für sämtliche amerikanischen Grosshandels-Strommärkte, das von der FERC (U.S. Federal Energy Regulatory Commission) ausgearbeitet wurde. *AMES* wurde als „einfaches aber nicht zu einfaches“ Computer-Labor konzipiert, um FERC Markt-Restrukturierungen auf experimentelle Weise zu erforschen ([Li et al., 2009]). Demnach soll *AMES* Forschern dabei helfen, die

komplexen Zusammenhänge von strukturellen Konditionen, Marktprotokollen und Lernverhalten im Vergleich zur kurz- und langfristigen Leistungsfähigkeit des Marktes zu ergründen (vgl. [Sun and Tesfatsion, 2007]).

### 3.2.2.1 Kontextinformationen

Als Agenten modelliert werden LSE's (Load Serving Entities), Generators, und Independent System Operator (ISO). Die LSE's kaufen Strom nur von Generatoren auf dem Grosshandelsmarkt (wholesale market). Folglich handeln sie nicht mit anderen LSE's. Den eingekauften Strom veräußern sie an Retail-Kunden, also Endverbraucher. Die Generators produzieren Strom und veräußern ihn an die LSE's. Analog zu den LSE's besteht kein Handel unter Generatoren. Der ISO führt die Marktnachfrage und das Angebot zusammen und erlässt für jede Stunde den Strommarktpreise.

### 3.2.2.2 Agentendaten

Stromproduzenten werden vom Benutzer des Modells konfiguriert. Der Benutzer legt dabei fest, wie viele Stromproduzenten an welchen Standorten im Stromnetz simuliert werden. Ein Stromproduzent (Generator) verfügt Daten über die Produktionstechnologie und einem Startwert für das gehaltene Kapital (initial level Money). Abgeleitet von der Produktionstechnologie fallen bei den Stromproduzenten fixe als auch variable Produktionskosten an. Nicht berücksichtigt werden Leerlauf-, Inbetriebnahme- und Stilllegungskosten.

### 3.2.2.3 Agentenverhalten

Load Serving Entities übermitteln täglich Verbrauchslastprofile an den „day-ahead<sup>2</sup>“-Markt. Diese Verbrauchsprofile zeigen an, wie viel Strom von den LSE's benötigt wird, damit sie die Nachfrage der Endverbraucher befriedigen können. Da dies im Rahmen des Simulationsmodells die einzige Tätigkeit von LSE's ist, werden sie von Sun & Tesfatsion als passive Entitäten bezeichnet. Vereinfachend wird angenommen, dass die Preissensitivität der Stromnachfrage von Endkonsumenten vernachlässigbar ist. Diese Annahme ermöglicht, dass die Elektrizitätsnachfrage von LSE's mit einem Verbrauchslastprofil modelliert werden kann.

Das Ziel der Produzenten (Generators) besteht darin, ihr Kapital (das Geld im Besitz des Generators umschrieben mit  $Money_i^{new}$ ) zu vergrößern. Die nachfolgende Gleichung beschreibt diesen Sachverhalt:

$$Money_i^{new} = Money_i^{prev} + Profit_i^{new}(p_{G_i}^*) \quad (3.1)$$

$p_{G_i}^*$  in Gleichung 3.1 bezeichnet den Strom, den der Generator  $i$  mit dem Kraftwerk hergestellt hat bzw. verrechnet hat. Der  $Profit_i^{new}(p_{G_i}^*)$  wird durch die folgende Gleichung spezifiziert:

$$Profit_i^{new}(p_{G_i}^*) = LMP_k \cdot p_{G_i}^* - TC_i(p_{G_i}^*) \quad (3.2)$$

In Gleichung 3.2 steht  $LMP_k$  für den Grenzpreis an der Stelle  $k$ , der vom ISO ermittelt wird. Befindet sich eine Produktionsanlage am Ort  $k$ , so kann der Grenzpreis pro produzierte Menge Strom berechnet werden. Die Aufgabe des ISO ist, für jeden möglichen Standort  $k$  einer Produktionsanlage, einen Grenzpreis festzulegen. In Gleichung 3.2 bezeichnet  $TC_i$  die Totalkosten für die Stromproduktion pro Stunde.

<sup>2</sup>Der Day-ahead Markt ist ein Spotmarkt, auf dem ein wesentlicher Teil des Börsenhandels mit Strom abgewickelt wird. Es werden jeweils Stromlieferungen für den folgenden Tag gehandelt. vgl. [Paschotta, 2013]

Die Angebote der Generatoren werden aufgrund von Profitresultaten, die in der Vergangenheit gemacht wurden, gebildet. Die Generator Agenten versuchen, ihre Angebotsstrategie durch Lernen zu verbessern. Dazu benutzen sie eine Version eines stochastischen Reinforcement Lern-Algorithmus, der ursprünglich von Roth und Erev (vgl. [Roth and Erev, 1995]) entwickelt wurde. Angebote von Generator Agenten, die an ISO's übermittelt werden, bestehen aus einer Grenzkostenfunktion. Die Grenzkostenfunktion wurde für ein bestimmtes Kapazitätsintervall definiert. Die Grenzkostenfunktion als auch die Kapazität müssen dabei nicht dem wahren Wert entsprechen. Ein Agent kann lernen, höhere als die bei ihm anfallenden Grenzkosten bzw. eine tiefere Kapazität als die von ihm mögliche Maximumkapazität dem ISO mitzuteilen, mit dem Ziel, am Markt höhere Erträge zu erhalten ([Li et al., 2011]).

Im Ablauf der Simulation übermitteln die Generatoren zu Beginn jedes Handelstages dem ISO ein Angebot. Aus den verschiedenen Angeboten und Verbrauchslastprofilen der LSE's ermittelt der ISO für jeden Ort  $k$  und für jede Stunde des nächsten Tages einen Strommarktpreis. Das Ziel des ISO's bei der Bildung des Preises ist, den Gesamtüberschuss des Stromnetzes zu maximieren. Laut Sun & Tesfatsion wird das faktisch umgesetzt, indem die variablen Produktionskosten der Generatoren minimiert werden.

#### **Funktionen, die aus einer Inputinformation eine Entscheidungswahrscheinlichkeit berechnen**

Der oben erwähnte und von den Generatoren benutzte Reinforcement Lern-Algorithmus berechnet die Wahrscheinlichkeit, dass ein bestimmtes Angebot (Grenzkostenfunktion für die Produktion von Strom) von einem Generator ausgewählt wird, um dieses an den ISO zu senden. Der Generator besitzt zu jedem Angebot eine gewisse Neigung. Sie dient mitunter als Grundlage der Berechnung der Entscheidungswahrscheinlichkeit. Nach jedem Tag (Simulationsdurchlauf) wird die Neigung angepasst (unter anderem aufgrund des gemachten Profits).

### **3.2.3 Multi-Agent Simulation of Electricity Markets (MASCEM)**

MASCEM ist ein Multi-Agenten-System, mit dem verschiedene Märkte modelliert werden können. Es ist möglich, mit dem System bilaterale, Pool- als auch gemischte Märkte zu simulieren. In der Arbeit von [Praça et al., 2003] wird der Fokus auf die verschiedenen Verhandlungsmechanismen, die von ihrem Modell unterstützt werden und auf das strategische Verhalten der Agenten, das diesen Mechanismen zugrunde liegt, gelegt. Zudem wird ein Algorithmus zur Entscheidungsunterstützung der Agenten in Pool- und gemischten Märkten vorgestellt.

#### **3.2.3.1 Kontextinformationen**

Im agentenbasierten Modell werden fünf verschiedene Agenten modelliert. Es sind dies ein *Marktagent*, *Verkäufer* und *Käufer*, ein *Marktooperator* und ein *Transmission Agent*. Die Aufgabe des *Marktagenten* besteht darin, das Funktionieren des Marktes sicherzustellen. Dazu überwacht er die Verhandlungsprozesse zwischen Verkäufern und Käufern und gewährleistet, dass die Marktregeln eingehalten werden. Agenten, die am Markt tätig sein wollen, müssen sich beim *Marktagenten* registrieren. Der *Marktagent* kennt auf diese Weise sämtliche am Markt agierenden Teilnehmer (Agenten). Die *Käufer* und *Verkäufer* stellen die zentralen Agenten des Modells dar. Ihre Struktur ist ähnlich aufgebaut und beide (sowohl Käufer als Verkäufer Agenten) weisen zwei funktionale Module („Strategic Decision Module“ + „Events Handler Module“) und ein wissensbasiertes Modul („Market & Individual Knowledge“) auf. Das „Events-Handler Module“ wickelt die Kommunikation des Agenten ab und sortiert eingehende Nachrichten bzw. sorgt dafür, dass nur Agenten, die ein Interesse haben, eine von diesem Agenten ausgehende Nachricht erhalten. Das „Market

& Individual Knowledge Modul“ umfasst Informationen wie die organisatorischen und operationellen Regeln des Marktes als auch Fakten wie die Kapazität, die Strategie oder in der Vergangenheit gemachte Erfahrungen. Aufgrund historischer Marktergebnisse erstellt dieses Modul ein Profil von allen anderen Marktteilnehmern. Das „Strategic Decision Module“ wird im Abschnitt 3.2.6.3 noch genauer erläutert. Der *Market Operator Agent* tritt nur in Simulationen des Pool- oder gemischten Marktes auf. Dort ist er zuständig für die Bildung des Marktpreises und informiert die Agenten über die Marktergebnisse. Die technische Durchführbarkeit wird vom *Transmission Agent* überwacht. Er überwacht zum Beispiel, ob die Übertragung von Energie vom Verkäufer zum Käufer technisch möglich ist.

### 3.2.3.2 Agentendaten

Im Pool Markt interagiert der *Market Operator Agent* mit den *Käufern* und *Verkäufern*. Er gibt den Marktpreis an sämtliche Marktteilnehmer weiter (Käufer und Verkäufer) und teilt zusätzlich mit, ob die Gebote der Verkäufer bzw. Käufer angenommen wurden. Zu Beginn eines Simulationsdurchlaufs ruft er die Marktteilnehmer auf (*call for participation*), ihre Gebote zu übermitteln. Wird mit dem agentenbasierten System ein bilateraler Markt simuliert, interagieren die Verkäufer und Käufer direkt miteinander. Um die Verhandlungen zu starten, richtet der Käufer eine Offert-Anfrage (*call for proposal*) an den Verkäufer. Dieser antwortet mit einem Kaufangebot (*proposal*), über welches der Käufer im Anschluss entscheidet und den Verkäufer über seinen gemachten Entscheid informiert.

### 3.2.3.3 Agentenverhalten

Das Ziel der *Verkäufer* und der *Käufer* ist die Profitmaximierung. Die *Verkäufer* streben dabei an, ihre verfügbare Kapazität zum höchstmöglichen Preis zu verkaufen und ihren Marktanteil zu vergrößern. Umgekehrt versuchen die *Kaufagenten* die benötigte Energie zum tiefsten Preis zu kaufen. Agenten (Verkauf- als auch Kaufagenten) stehen verschiedene Strategien zur Preisanpassung zur Auswahl. Vier zeitabhängige Strategien (*Determined*, *Anxious*, *Moderate* und *Gluttonous*) erlauben eine Preismodifikation während einer Preisanpassung. Agenten, welche die *determined*-Strategie befolgen, halten die Gebotspreise während einer Verhandlung konstant. *Anxious* Agenten machen jeweils zu einem frühen Zeitpunkt in der Verhandlungsphase kleine Preisänderungen. Die *moderate*-Strategie führt zu kleinen Preisanpassungen in der Mitte des Verhandlungsprozesses, während Agenten mit der *Gluttonous*-Strategie gegen Ende der Verhandlungsperiode eine größere Preisänderung vornehmen.

Um Preisanpassungen zwischen Verhandlungsphasen zu tätigen, haben Praça et al. zwei weitere Strategien umgesetzt. Die *Composed Goal Directed*-Strategie basiert auf der Erfüllung von zwei Zielen. Das erste Ziel beinhaltet den Verkauf respektive Kauf der gesamten Energiekapazität bzw. der benötigten Energie, während das zweite auf die Profitmaximierung abzielt. Die zweite Strategie (*Adapted Derivative Following*) basiert auf einer Strategie, die ursprünglich von Greenwald (vgl. [Greenwald et al., 1999]) ausgearbeitet wurde. Bei dieser Strategie wird der Angebotspreis aufgrund des aus der Preisänderung der letzten Periode resultierenden Erlöses angepasst. Im in Abschnitt 3.2.3.1 erwähnten *Strategic Decision Module* wird ein Entscheidungsfindungs-Algorithmus angewendet. Dieser eignet sich für Pool- als auch gemischte Märkte. Dabei werden, ausgehend von in der Vergangenheit gesammelten Informationen über andere Agenten oder den Markt, Profile der Mitbewerber am Markt erstellt. Diese Profile können vom Agenten genutzt werden, um Szenarien zu bilden, wie am besten mit diesen Mitbewerbern verfahren wird. Die Profile anderer Agenten beinhalten folgende Informationen: die erwarteten Gebotspreise, die Minimum- bzw. Maximumpreise und deren Kapazitäten.

In [Vale et al., 2011] werden drei verschiedene Reinforcement-Lernverfahren genannt. Sie unterstützen den Agenten bei der Wahl der für ihn am besten geeigneten Preisstrategie.

### 3.2.4 Modell des englischen und walisischen Strommarktes

Um die Auswirkungen verschiedener Marktmechanismen auf den Elektrizitätsmarkt von England und Wales zu analysieren, erstellten [Bower and Bunn, 2000] ein agentenbasiertes Modell dieses Strommarktes. Die Nachfrage von Elektrizität wurde durch eine preis-unelastische aggregierte Nachfragekurve modelliert [Sensfuß et al., 2007]. Die Agenten in ihrem Modell stellen verschiedene Stromerzeuger bzw. Stromerzeugungsanlagen dar. Diese befolgen interne Entscheidungsregeln, um Lösungen zu finden, damit sie ihre gesetzten Profitziele erreichen können. Bei diesen Entscheidungsregeln handelt es sich um eine Art von „naivem Reinforcement Lern-Algorithmus“ [Bower and Bunn, 2000].

#### 3.2.4.1 Kontextinformationen

Als einzige Agenten in diesem System sind die Stromerzeuger modelliert. Diese sind im Besitze von mehreren Kraftwerken. Die Kraftwerke wiederum besitzen verschiedene Charaktermerkmale. So können die Kraftwerkstypen unterschiedlich sein (z.B. Nuklear-, Gas-, Wasserkraftwerke, etc.), oder die maximale Menge Strom, die mit einem Kraftwerk erzeugt werden kann, lässt sich unterscheiden. Weitere Unterscheidungsmerkmale sind die Kraftwerkseffizienz oder die Verfügbarkeit eines Kraftwerks. Die modellierte ökonomische Umgebung besteht aus der Nachfrage, welche wie in Absatz 3.2.4 als aggregierte Nachfragekurve modelliert wurde. Wie der Stromhandel abgewickelt wird, regelt die modellierte Handels-Umgebung. Jeder Produzent gibt für jede Produktionsanlage entweder ein Tagesgebot oder 24 Stunden-Gebote ab.

#### 3.2.4.2 Agentendaten

Die Agenten erhalten Informationen bezüglich ihrer Marktaktivitäten der letzten zwei Tage. Sie umfassen folgende Daten ([Bower and Bunn, 2000]):

- Die vermeidbaren Produktionskosten der Stromproduktionsanlage
- Angebotspreise der Stromproduktionsanlagen
- Verkaufspreise der Stromproduktionsanlagen
- Die erwartete Kapazität der Stromproduktionsanlage bzw. des Portfolios
- Das Verkaufsvolumen der Stromproduktionsanlage bzw. des Portfolios
- Die Auslastungsrate der Stromproduktionsanlage bzw. des Portfolios
- Der Profit der Stromproduktionsanlage bzw. des Portfolios
- Die Ziel-Auslastungsrate des gesamten Portfolios
- Der Ziel-Profit des gesamten Portfolios

Über Aktivitäten der anderen Agenten des Systems verfügen sie keine Daten.

### 3.2.4.3 Agentenverhalten

Mit Hilfe eines regelbasierten „naiven Reinforcement Algorithmus“ ermitteln die Stromproduzenten die Stromgebotspreise ihrer Kraftwerke. Alle als Agenten modellierten Stromproduzenten verfolgen bei der Festlegung der Gebotspreise zwei Ziele. Zum einen streben sie an, mindestens die Zielauslastung für ihr Portfolio von Stromproduktionsanlagen zu erreichen. Das zweite Ziel umfasst, dass das Portfolio von Stromproduktionsanlagen einen höheren Profit abwirft als beim letzten Handelstag. Um diese zwei Ziele zu erreichen, wenden die Stromproduzenten die nachfolgend aufgeführten Regeln in absteigender Reihenfolge an. Anhand dieser Regeln wird für jedes Kraftwerk des Portfolios ein eigener Strom-Gebotspreis ermittelt:

1. Wurde die Ziel-Auslastungsrate über das gesamte Produktionsportfolio am letzten Handelstag nicht erreicht, wird vom gebotenen Preis des letzten Handelstages ein zufällig ermittelter Prozentsatz abgezogen. Dies geschieht für sämtliche Produktionsanlagen, die das Portfolio des Agenten umfasst.
2. Falls eine Produktionsanlage des Portfolios am letzten Handelstag Elektrizität zu einem geringeren Preis verkauft hat als irgend eine andere Produktionsanlage des Portfolios, so wird der Angebotspreis dieser Anlage auf den nächst höheren Angebotspreis einer Anlage des Portfolios erhöht.
3. Wurde am letzten Handelstag der Profit des gesamten Portfolios nicht vergrößert, so wird der angebotene Preis der verschiedenen Produktionsanlagen des Portfolios zufällig erhöht oder gesenkt. Auch der Prozentsatz der Erhöhung bzw. Senkung wird auf zufällige Art und Weise ermittelt.
4. Wurden die Auslastungs- und Profitziele des gesamten Portfolios am letzten Handelstag erreicht, so werden die Entscheidungen des letzten Handelstages übernommen.

Die folgenden Restriktionen bezüglich des Angebotspreises müssen bei der Befolgung der obengenannten Regeln eingehalten werden:

1. Der Angebotspreis kann nicht negativ sein (nicht kleiner als £0.00).
2. Der Angebotspreis kann nicht grösser sein als £1000.00.
3. Der Angebotspreis wird auf zwei Dezimalstellen gerundet.
4. Der Angebotspreis ist für Stromproduktionsanlagen des Portfolios, die höhere Grenzproduktionskosten haben, höher als für Anlagen mit tieferen Grenzproduktionskosten.

**Kombination von Informationen** Um zu entscheiden, welche Strategie gewählt wird (Erhöhung oder Senkung des letzten Angebotspreises), verarbeiten Agenten gewisse Informationen gemeinsam. Konkret besagt zum Beispiel eine Regel, dass, falls die Auslastungsrate des Portfolios am letzten Handelstag nicht erreicht wurde, ein zufälliger Prozentwert vom Angebotspreis des letzten Tages von jeder Produktionsanlage abgezählt werden soll. Dazu muss der Agent die Strategie-Restriktion einhalten, die besagt, dass der Angebotspreis nicht unter 0.00 Euro sein darf. Demzufolge muss ein Agent bei der Wahl einer Strategie gleichzeitig die Strategie-Restriktionen verarbeiten.

### 3.2.4.4 Übertragung des Modells auf den deutschen Strommarkt

In [Bower et al., 2001] wird der Ansatz von [Bower and Bunn, 2000] verwendet um den deutschen Strommarkt nach der Liberalisierung 1998 zu modellieren. Das Simulationsmodell dient dazu, die Auswirkungen von möglichen Regulierungen auf den deutschen Strommarkt als auch auf deren Teilnehmer zu ergründen. Der Markt wird als „day-ahead“- und „pay-as-bid“<sup>3</sup>-Markt simuliert. In der in diesem Absatz behandelten Arbeit von Bower et al. stellen die Agenten Strom erzeugende Firmen dar, die über ein Portfolio von verschiedenen Elektrizitätswerken verfügen. Bower et al. konzentrieren sich auf die Angebotsseite und machen die Annahme, dass sämtliche Agenten der Nachfrageseite Preisnehmer sind. Folglich ist es für die Nachfrager nicht möglich, durch strategisches Verhalten den Markt zu beeinflussen. Einfachheitshalber sind diese Agenten als eine aggregierte Nachfragekurve modelliert. Um das Entscheidungsverhalten der stromanbietenden Agenten zu modellieren, wurden dieselben Regeln benutzt wie zur Modellierung des walisischen und englischen Strommarkts (vgl. Absatz 3.2.4.3).

### 3.2.5 Agenten-basierte Simulation des „automatic mitigation procedure’s“ (AMP)

Mit einem agenten-basierten Model wird in [Enriken and Wan, 2005] und im finalen technischen Report [Enriken and Wan, 2003] der Einfluss des „automatic Mitigation Process“ (AMP) auf das Marktverhalten analysiert. Der AMP hat das Ziel, die Marktmacht von Anbietern zu reduzieren. Dazu werden die Angebotspreise, die die Stromzulieferer an den Markt abgegeben haben, nachträglich gesenkt.

#### 3.2.5.1 Kontextinformationen

Modelliert werden Stromlieferanten und Nachfrager. Die Nachfrageseite wurde als Preisnehmer modelliert. Sie können den Marktpreis aufgrund ihrer Gebote nicht beeinflussen.

#### 3.2.5.2 Agentendaten

Als Stromlieferanten modellierte Agenten besitzen Informationen über ihre eigenen Kosten und haben Kenntnis, wie wichtig sie im Markt sind (Schlüsselspieler). Ebenfalls Kenntnis haben sie über die Regeln des AMP. Über ihre Wettbewerber besitzen sie keine spezifischen Kenntnisse und es findet keine direkte Interaktion zwischen Agenten statt.

#### 3.2.5.3 Agentenverhalten

Als Ziel verfolgen die Stromanbieter die aggressive Profitmaximierung. Sie überweisen Angebote in der Form von Preis-Quantitäts-Paaren. Dabei ist die Quantität konstant und der Preis variabel. Die Nachfrager nach Elektrizität bieten einen fixen Preis von 250\$/MWh. Dies stellt eine Preisobergrenze für Gebote der Angebotsseite dar. Die Stromanbieter müssen 100% ihrer Stromkapazität am Markt handeln. Der angebotene Preis darf dabei nicht höher als die angebotene Preisobergrenze der Nachfrageseite sein. Die Stromanbieter können herausfinden, ob sie Schlüsselspieler sind und ihr Verhalten einen Einfluss auf den Markt bzw. dessen Preise hat. In diesem Fall versuchen sie möglichst nahe an der Preisobergrenze zu bieten und so ihren Profit

<sup>3</sup>In einem Pay-as-bid Markt wird dem Anbieter nicht mehr bezahlt als er fordert. Damit unterscheidet sich die „pay-as-bid“-Auktion von der Einheitspreisauktion, wo jedem Anbieter der gleiche Preis bezahlt wird. [Ockenfels et al., 2008]

zu vergrößern. Eine zweite Strategie wählen die Anbieter, falls sie eine im Markt „unbedeutendere“ Rolle haben. In diesem Fall wenden sie eine „naive“ Regel in der Form eines „greedy Algorithmus“ an. Dabei testen sie die Grenze aus, indem sie ihre Gebotspreise erhöhen. Während 30 Simulations-Runden lernen Agenten die Marktsituation abzuschätzen (z.B. wie wettbewerbsfähig der Markt ist). Dabei passen sie jeweils ihre Strategie an, um ihr übergeordnetes Ziel der Profitmaximierung zu erreichen.

### 3.2.6 Modell mit Fokus auf Stromkonsumenten

Im Zentrum dieser Modellierung (vgl. [Bremer et al., 2008]) stehen die Stromkonsumenten, konkret die privaten Haushalte. Ein Problem stellen ungleiche Belastungen des Stromnetzes dar. So müssen die Stromnetze auf Spitzenbelastungen ausgerichtet sein und für die Produktion während dieser Spitzenzeiten werden laut Bremer et al. teure Produktionsanlagen eingesetzt. Dies führt zu relativ hohen Grenzkosten bei der Stromproduktion. Ein Ziel ist die Spitzenbelastungen zu reduzieren bzw. auszugleichen. Mit Hilfe der agenten-basierten Simulationsplattform ACDC (adaptive consumers for dynamic cost models) analysieren Bremer et al., welche Einflüsse dynamische Preise auf das Konsumentenverhalten haben und ob sie als Mittel zum Ausgleich von Spitzenbelastungen nützlich sind.

#### 3.2.6.1 Kontextinformationen

Für die ACDC Simulationsplattform werden drei verschiedene Typen von Agenten modelliert. „Utility agents“ berechnen Strompreise aufgrund verschiedener Informationen. Als Grundlage dazu dienen Windenergie-Vorhersagen, Preise für Strom der europäischen Energie-Börse EEX als auch Prognosen über die zukünftige Stromnachfrage von Endkonsumenten. „Consumer agents“ stehen für Haushalte, die Strom konsumieren. Sie passen dabei ihre Konsumation den jeweiligen Strompreisen an. Sie verhandeln mit den „utility agents“ über die Strompreise. Dazu senden die „utility agents“ den Konsumenten provisorische Preisauflagen. Die Konsumenten antworten mit Konsumationsprognosen, die sich auf die verschiedenen Preisauflagen beziehen. Die dritten Agenten, die modelliert werden, sind die Stromproduzenten.

#### 3.2.6.2 Agentendaten

Wie in Abschnitt 3.2.6.1 erwähnt, beziehen die Haushalte Informationen von den „utility agents“ in der Form von Strompreisprognosen für gewisse Zeitreihen. Sie selber liefern ihre Stromverbrauchsprofile wiederum an die „utility Agents“ zurück. Die Haushalte besitzen Daten über ihre stromverbrauchenden Geräte. Um den gesamten Stromverbrauch eines Haushaltes zu erhalten, werden die Teilverbräuche der verschiedenen Geräte aggregiert.

#### 3.2.6.3 Agentenverhalten

Die Ziele der Stromkonsumenten unterscheiden sich in dieser Arbeit je nach angewendetem Szenario im Modell. Das erste Szenario geht von unabhängigen Agenten aus. Sie reagieren auf Strompreise und passen die Benutzungszeiten ihrer stromverbrauchenden Geräte an die Preise an. Da alle Agenten versuchen, ihre Stromkosten zu minimieren und von den gleichen Strompreisen ausgehen, ergeben sich wiederum ungleiche Stromlastprofile. In einem zweiten erweiterten Szenario handeln die Konsumenten im Wissen, dass andere Konsumenten ebenfalls versuchen, ihre Stromkosten zu minimieren. Sie weichen davon ab, ihren individuellen Nutzen zu maximieren

und wenden einen wahrscheinlichkeits-gestützten Ansatz (*Probability based negotiation*) an, der zu ausgeglicheneren Stromlastprofilen führen soll.

### 3.2.7 ABM um den Einfluss von Konsumenten auf die Preisstrategien von Stromanbietern zu analysieren

Nach der Strommarktliberalisierung in Deutschland Ende der neunziger Jahre fielen zu Beginn die Strompreise aufgrund der grösseren Konkurrenz der steigenden Anzahl von Marktteilnehmern. Diese Tendenz überdauerte jedoch nur die ersten zwei Jahre (1998-2000). Danach begannen die Preise zu steigen und die Anzahl der Stromproduzenten verringerte sich wieder. Die Gründe für dieses Marktverhalten werden auf verschiedene Gegebenheiten zurückgeführt, unter anderem auch auf das Verhalten von Stromkonsumenten. Mit einer agentenbasierten Simulation wird in [Müller et al., 2007] der Einfluss von Konsumenten und deren Verhalten auf die Preisstrategien von Stromanbietern untersucht.

#### 3.2.7.1 Kontextinformationen

Im Rahmen der Simulation werden zwei verschiedene Agenten modelliert: zum einen die privaten Konsumenten und zum anderen die Stromanbieter. Im Zentrum des Verhaltens der Stromkonsumenten steht die Wechselrate zu einem anderen Anbieter. Bezüglich der Stromanbieter wird untersucht, wie sie auf das Verhalten der Konsumenten reagieren.

#### 3.2.7.2 Agentenverhalten

Das Entscheidungsverhalten der beiden Agenten (private Konsumenten und Stromanbieter) wurde anhand zweier unterschiedlicher Verfahren modelliert.

**Entscheidungsverhalten private Konsumenten** Im Modell wurde festgelegt, dass Konsumenten ihren Stromanbieter nur wechseln, falls das empfundene Sparpotenzial die Wechselkosten übersteigt. Die Wechselkosten sind der Aufwand, der anfällt, wenn zu einem anderen Anbieter gewechselt wird. Sie können sich aus verschiedenen Positionen, wie zum Beispiel dem Aufwand für die Suche eines anderen Anbieters, dem Zeitaufwand für den Vertragsabschluss mit dem neuen Anbieter oder auch allfälligen Aufschaltgebühren zusammensetzen. Das empfundene Sparpotenzial kann sich von den Einsparungen, die sich aus einem Anbieterwechsel ergeben, unterscheiden. Dies kann unter anderem darauf zurückgeführt werden, dass der Konsumenten-Agent nicht sämtliche alternativen Anbieter am Markt bzw. deren Preise in seine Analyse miteinbezogen hat. Der Entscheidungsprozess wurde nach dem Modell von [Kroeber-Riel et al., 2009] in vier Schritte unterteilt und ist in Abbildung 3.2 zu erkennen. In der Simulation wird ein Agent alle sechs Monate aktiv und startet den abgebildeten Entscheidungsprozess. Zuerst muss ein Ereignis den Konsumenten stimulieren bzw. seine Aufmerksamkeit anregen (vgl. Abbildung 3.2 a)). Das kann zum Beispiel in der Form einer Stromrechnung oder eines Fernsehwerbespots eines Stromanbieters erfolgen. Im Modell wurde modelliert, dass ein Konsumenten-Agent im Durchschnitt einmal im Jahr einen Stimulus bekommt. Die Motivation eines Agenten ist gegeben, wenn das empfundene Sparpotenzial die Wechselkosten übertrifft (vgl. Abbildung b)). Das wahrgenommene Sparpotenzial ist von den Marktkenntnissen und Einschätzungen des Agenten abhängig. Kennt zum Beispiel ein Agent nur wenige alternative Anbieter, ist die Wahrscheinlichkeit höher, dass er den tiefsten Marktpreis, welcher das grösste Sparpotenzial darstellt, nicht kennt. Wie die Wechselkosten in der realen Welt verteilt sind, wurde mittels einer Studie ermittelt und den Konsumenten-Agenten individuell zugeteilt. Besitzt der Agent eine Motivation, führt er unter Schritt c) in der

Abbildung eine Marktstudie durch. Müller et al. nehmen in ihrem Modell an, dass dieser Schritt zu einem perfekten Marktwissen (der Agent kennt sämtliche Anbieter und deren Preise) führt. Der letztendliche Entscheid unter Schritt d) wird analog zu Schritt b) gemacht, nur dass nun das empfundene Sparpotenzial aufgrund perfekter Marktinformationen gebildet wurde.

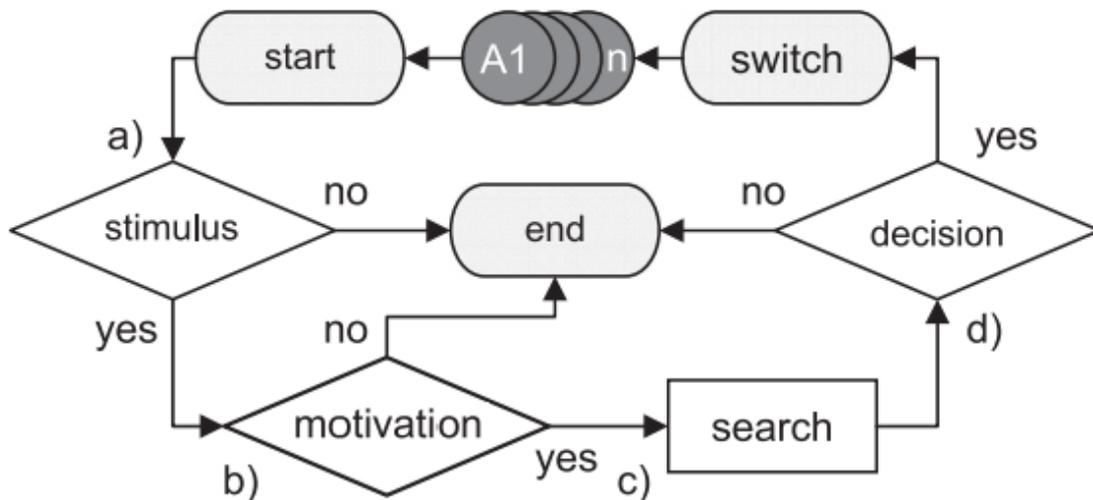


Abbildung 3.2: Modell der Struktur des Entscheidungsprozesses der Stromkonsumenten [Müller et al., 2007].

**Entscheidungsverhalten der Stromanbieter** In ihrem Modell nehmen [Müller et al., 2007] an, dass Stromanbieter-Agenten ihre Preise so festsetzen, dass sie ihren Profit maximieren können. Den Anbietern stehen sieben verschiedene Strategien zur Auswahl. Sie wenden eine „probabilistic feedback“-Heuristik von [Roth and Erev, 1995] an, um im Laufe der Simulation die für sie am besten geeignete Strategie zu finden.

### 3.2.8 Modellierung des niederländischen Strommarkts zur Ergründung des Einflusses des Emissions-Handels

In [Chappin and Dijkema, 2007] wird mit Hilfe eines agenten-basierten Systems ermittelt, welchen Einfluss der  $CO_2$ -Emissions-Handel auf den europäischen Strommarkt hat. Ab dem 1. Januar 2005 wurde in der europäischen Union eingeführt, dass der  $CO_2$ -Ausstoss, der zum Beispiel im Rahmen der Stromproduktion anfällt, von den jeweiligen Firmen durch Zertifikate gedeckt werden muss (*EU Directive 2003/87/EC*). Die Energiewirtschaft ist in der EU für einen Drittel der Gesamten europäischen  $CO_2$ -Emissionen verantwortlich [Chappin and Dijkema, 2009]. Damit hat dieser Sektor den grössten Anteil an  $CO_2$ -Emissionen. Um die Auswirkungen des  $CO_2$ -Emissions-Handels auf die Investitions-Strategie von Stromproduzenten zu untersuchen, wurde der niederländische Strommarkt simuliert. Die Investitions-Strategie setzt sich aus Entscheidungen zusammen, mit welchen Kraftwerkstypen wieviel Strom produziert wird.

### 3.2.8.1 Kontextinformationen

Die agentenbasierte Simulation des niederländischen Strommarkts umfasst die folgenden Agenten (vgl. [Chappin et al., 2007]): Stromproduzenten, Konsumenten, andere Industrien, Strommarkt,  $CO_2$ -Markt, Weltmarkt, die Regierung und die Umwelt. Im Fokus stehen die Stromproduzenten, deren Entscheidungsverhalten in [Chappin et al., 2007] genauer beschrieben ist und im nachfolgenden Absatz 3.2.8.2 aufgezeigt wird.

### 3.2.8.2 Agentenverhalten

Wie in [Chappin et al., 2007] beschrieben, können als Agenten modellierte Stromproduzenten auf der Ebene des strategischen Managements als auch des operationellen Managements Entscheidungen treffen. Das strategische Management (vgl. Paragraph 3.2.8.2) umfasst dabei die Entscheidung, ob in weitere Stromkraftwerke investiert bzw. ob desinvestiert werden soll. Beim operationellen Management (vgl. Paragraph 3.2.8.2) entscheiden Stromproduzenten zum Beispiel, zu welchem Preis sie Strom verkaufen bzw. Ressourcen (benötigte Rohstoffe zur Stromproduktion wie etwa Kohle) oder Emissions-Zertifikate einkaufen.

**Strategische Management-Entscheidungen** Der Prozess der strategischen Investitions- bzw. Desinvestitions-Entscheidung wurde in drei Prozesse aufgeteilt, welche von sämtlichen stromproduzierenden Agenten des Modells angewendet werden. Als erstes wird entschieden, ob und falls ja, welche Stromkraftwerke aufgegeben werden sollen. Diese Entscheidung beruht zum einen auf der technischen Lebensdauer eines Kraftwerks, zum anderen auf dessen Profitabilität. Der zweite Prozess umfasst den Entscheid, ob in ein neues Kraftwerk investiert werden soll. Dabei gibt es zwei möglich Gründe für einen positiven Investitions-Entscheid. Entweder muss ein altes Kraftwerk ersetzt werden oder die vom Agenten besessenen Kraftwerke mögen die steigende Nachfrage nicht mehr zu befriedigen. Bei einem Entscheid zur Investition in eine oder mehrere neue Kraftwerke evaluiert der Produzent in einem dritten Schritt, welches Kraftwerk gekauft wird. Er wendet dazu eine multi-kriterielle Entscheidungsanalyse an. Es werden folgende fünf Kriterien benutzt: Die erwartete jährliche Profitabilität des Kraftwerks, die Wohlgesinnung gegenüber Nuklearenergie, die Markt-Verbreitung, die Angst vor Nuklearenergie und die Verfügbarkeit von Kraftwerksstandorten. Sämtliche als Agenten modellierte Stromproduzenten benutzen dieselben Kriterien, gewichten sie jedoch je nach Einstellung verschieden in einem Vektor. Als mögliche Alternativen werden die folgenden fünf Kraftwerkstypen spezifiziert: ein Kohlekraftwerk, ein Gaskraftwerk, ein Windkraftwerk, ein Biomasse-Kraftwerk und ein Atomkraftwerk. Ein Agent bewertet für sämtliche Alternativen die verschiedenen Kriterien und fasst die Resultate in einer Matrize zusammen. Die Resultate in dieser Matrize werden in Werte zwischen 0 und 1 normalisiert (0 = am schlechtesten, 1 = am besten). Die Matrize mit den normalisierten Kriterienwerten wird anschliessend mit dem Kriterien-Gewichtungsvektor multipliziert und die Alternative mit dem höchsten Gesamtergebnis wird ausgewählt.

**Operationelle Management-Entscheidungen** Das operationelle Verhalten von Stromproduzenten umfasst folgende drei Schritte:

1. Strom an der Strombörse handeln
2. Ressourcen erwerben
3.  $CO_2$ -Emissions-Zertifikate erwerben

Die Gebote, welche die Stromproduzenten am Strommarkt abgeben, beruhen auf Grenzkosten<sup>4</sup>. Der Markt wird ebenfalls durch einen Agenten modelliert. Dieser ist für das Zusammenbringen von Angebot und Nachfrage verantwortlich (Clearing). Der dabei von diesem Agenten angewendete Algorithmus wird in [Chappin et al., 2007] genauer beschrieben.

Bei den Ressourcen handelt es sich um Betriebsmittel für die Stromkraftwerke wie zum Beispiel Kohle, Gas oder Biomasse. Diese Ressourcen werden von den Stromproduzenten auf dem Weltmarkt erstanden. Die benötigte Menge ist von der produzierten Menge Strom abhängig.

CO<sub>2</sub>-Zertifikate werden von den Regierungen ausgegeben. Benötigt ein Produzent zusätzliche Zertifikate, kann er diese auf dem Emissions-Markt kaufen oder, falls nicht alle gebraucht wurden, verkaufen.

**Tabelle 3.1:** Überblick der analysierten Modelle

Was wurde modelliert?	Lernverhalten	Entscheidungsverhalten
<b>Electricity market complex adaptive systems (EMCAS)3.2.1</b>		
Modellierung eines dezentralisierten Strommarktes mit verschiedenen Teilnehmern, um die Auswirkungen einer Öffnung auf den Strommarkt zu analysieren. Die stromerzeugenden und stromkonsumierenden Agenten können auf drei verschiedenen Märkten handeln (bilateraler, Pool- und Ancillarymarkt).	Die angewendeten Strategien werden abgespeichert. Daraus erlernt der Agent, wie erfolgreich die Strategie unter gewissen Umständen war. Der Einfluss einer Strategie auf den Marktpreis wird mittels einer „explore & exploit“-Methode ermittelt.	Das Gebotsportfolio eines Stromproduzenten wird so erstellt: Es werden für jeden Markt die erwarteten Preis berechnet. Durch Verwendung des Markt-Mix-Moduls wird ermittelt, in welchen Markt wieviel geboten werden soll.
<b>Agent-based Modeling of Electricity Systems (AMES)3.2.2</b>		
Modellierung des amerikanischen Grosshandels-Strommarktes, um Auswirkungen von Regulierungen bzw. Restrukturierungen der amerikanischen Energie-Regulierungsbehörde (FERC) zu analysieren.	Die Generator Agenten wenden eine Version eines Reinforcement-Algorithmus an, der ursprünglich von Roth und Erev entwickelt wurde.	Die Generatoren entscheiden über die Bildung ihrer Angebote (bestehen aus einer Grenzkosten-Funktion über einem Kapazitätsintervall), die sie an den System Operator senden. Die Agenten wenden einen Reinforcement-Algorithmus an, um die Angebote zu bilden und dabei ihr Ziel am besten zu erreichen.

<sup>4</sup>Unter Grenzkosten werden in der Betriebswirtschaftslehre die Kosten verstanden, welche bei der Produktion einer zusätzlichen Einheit anfallen [Demmler, 2000]

Was wurde modelliert?	Lernverhalten	Entscheidungsverhalten
<b>Multi-Agent Simulation of Electricity Markets (MASCEM) 3.2.3</b>		
Drei verschiedene Arten von Strommärkten lassen sich abbilden (bilateraler, Pool- und gemischter Markt). Insgesamt werden fünf verschiedene Agenten modelliert (Marktagent, Verkäufer, Käufer, Marktoperator und ein Transmission Agent).	Drei verschiedene Reinforcement-Lernverfahren, die den Agenten bei der Wahl der Strategie unterstützen. Mit Hilfe des „strategic decision module“ werden anhand in der Vergangenheit gesammelter Daten Profile der Mitbewerber erstellt. Der Fokus liegt auf der Strategiewahl der Agenten. Insgesamt stehen sechs verschiedene Strategien zur Auswahl.	
<b>Modell des englischen und walisischen Strommarktes 3.2.4</b>		
Es wird der Strommarkt von England und Wales modelliert. Als Agenten werden alleine die Stromerzeuger modelliert. Sie verfügen über ein Portfolio von Stromkraftwerken. Die Nachfrage wird mittels einer aggregierten preis-unelastischen Nachfragekurve modelliert.	„Naiver Reinforcement Lernalgorithmus“ in der Form einfacher Entscheidungsregeln. Der Agent erhält Informationen über seine Marktaktivitäten der letzten zwei Tage und bezieht diese in seine Entscheidungen mit ein.	Der Stromproduzent verfügt über zwei Ziele. Zum einen will er die Zielauslastung seiner Produktionsanlagen erreichen, zum anderen will er mit seinen Produktionsanlagen einen höheren Profit erwirtschaften als am letzten Handelstag. Dazu werden Regeln in einer gewissen Reihenfolge angewendet (regelbasiert).
<b>Agenten-basierte Simulation des „automatic mitigation procedure’s“ (AMP) 3.2.5</b>		
Ein Strommarkt wird modelliert, um den Einfluss des „automatic Mitigation Process“ auf dessen Verhalten zu analysieren. Als Agenten modelliert sind die Stromlieferanten und die Nachfrager.	Die Stromanbieter-Agenten lernen während der Simulation, die Marktsituation (wie wettbewerbsfähig ist der Markt?) abzuschätzen und welchen Einfluss sie auf den Markt haben.	Stromanbieter verfolgen aggressive Profitmaximierung und passen ihr Preis-Strategie je nach Markt und Marktmacht an.

Was wurde modelliert?	Lernverhalten	Entscheidungsverhalten
<b>Modell mit Fokus auf Stromkonsumenten</b> 3.2.6		
Agentenbasierte Simulation, bei der der Einfluss von dynamischen Preisen auf den Stromkonsum mit dem Ziel, die Belastung des Stromnetzes zu glätten, analysiert wird.	Kein Lernverhalten der Agenten erwähnt.	Durch Anwendung eines wahrscheinlichkeitsgestützten Ansatzes sollen die Stromlastprofile ausgeglichener werden.
<b>Einfluss von Konsumenten auf die Preisstrategien von Stromanbietern analysieren</b> 3.2.7		
Es wird der deutsche Strommarkt nach der Liberalisierung der neunziger Jahre mit zwei Agenten (private Stromkonsumenten und Stromanbieter) modelliert. Mit der Simulation wird das Verhalten der Stromkonsumenten bezüglich der „treue“ zu den Stromanbietern und den Einfluss auf deren Preisstrategien untersucht.	Den Stromkonsumenten stehen sieben verschiedene Strategien zur Auswahl. Sie wenden eine „probalistic feedback“-Heuristik an, um im Laufe der Simulation zu ermitteln, welches die für sie am besten geeignete Strategie ist.	Der Stromkonsument entscheidet, ob er zu einem anderen Stromanbieter wechseln soll. Die Entscheidung wird anhand eines Modells getroffen, das in die folgenden vier Schritte unterteilt ist: Stimulus, Motivation, Suche und Entscheidung.
<b>Analyse des Einflusses des <math>CO_2</math>-Handels auf den Strommarkt</b> 3.2.8		
Anhand einer Modellierung des niederländischen Strommarkts wird untersucht, welchen Einfluss der $CO_2$ -Emissions-Handel auf die Investitions-Strategien von Stromproduzenten hat. Das agentenbasierte Modell umfasst aus diesem Grund auch ein $CO_2$ -Markt.	Ein Lernverhalten eines Agenten wird nicht erwähnt.	Ein Stromproduzent tätigt strategische als auch operationelle Management-Entscheidungen. Die strategische Management-Entscheidung umfasst, ob in neue Kraftwerke investiert bzw. desinvestiert werden soll. Zur Auswahl einer Kraftwerksanlage wird ein multi-kriterielles Entscheidungsverfahren angewendet. Auf operationeller Ebene entscheidet der Agent über den Handel von Strom an der Strombörse und über den Erwerb von Ressourcen und $CO_2$ -Emissions-Zertifikaten.

# 4

## Methoden der Entscheidungstheorie

In diesem Kapitel werden verschiedene Methoden der Entscheidungstheorie beschrieben. In der Entscheidungstheorie werden die Konsequenzen von Entscheidungen ausgewertet. Dies geschieht, indem die möglichen Entscheidungsalternativen miteinander verglichen und bewertet werden. Das Ziel besteht darin, die bestmögliche Lösung einer Problemstellung zu finden. Die nachfolgend beschriebenen Methoden unterstützen den Entscheidungsprozess. Diese Verfahren können in agentenbasierten Systemen benutzt werden, um das Entscheidungsverhalten von Agenten zu modellieren bzw. in der Form einer Software-Simulation zu integrieren.

### 4.1 AHP

Der AHP (Analytical Hierarchy Process) ist eine Methode, um das Entscheidungsverhalten unter Einbezug von mehreren Kriterien und Faktoren zu unterstützen. Sie wurde von Thomas L. Saaty, einem amerikanischen Mathematiker, entwickelt (vgl. [Saaty, 1990]). Um mittels des AHP eine Entscheidung zu treffen, wird der Entscheidungsprozess in folgende Schritte aufgeteilt [Saaty, 2008]:

1. Zuerst wird das Entscheidungsproblem definiert. Das kann z.B. mittels einer konkreten Frage, die die Problemstellung umschreibt, geschehen. Anschliessend werden sämtliche Kriterien zusammengetragen, die bei der Lösung des Problems zu beachten sind. Zum Abschluss des ersten Schritts werden die wichtigsten Alternativen benannt.
2. In diesem Schritt werden die zuvor gesammelten Informationen strukturiert. Mittels eines Graphen lässt sich die Strukturierung der verschiedenen Ziele, Kriterien und Massnahmen gut abbilden. Zuoberst steht das wichtigste Ziel der Entscheidung, darunter die dazugehörenden Unterziele und eine Ebene tiefer können die verschiedenen Unterziele in weitere Unterziele bzw. Kriterien aufgeteilt werden. Die unterste Ebene besteht normalerweise aus verschiedenen Entscheidungsalternativen.
3. Im Rahmen dieses Schrittes werden die verschiedenen Kriterien paarweise miteinander verglichen. Die Bewertung erfolgt aufgrund einer Skala von 1 bis 9. Werden zum Beispiel zwei Kriterien  $a$  und  $b$  miteinander verglichen und 9 gesetzt, so bedeutet das, dass Kriterium  $a$

das Kriterium  $b$  dominiert. Wird eine 1 gesetzt, wird den beiden Kriterien die gleiche Bedeutung beigemessen. Als Nächstes werden die Alternativen auf ihre Eignung der Kriterienerfüllung geprüft. Dies geschieht wiederum durch paarweises Vergleichen. Dabei wird evaluiert, welche Alternative/Massnahme besser zur Erfüllung des überstehenden Kriteriums geeignet ist.

4. Im vierten Schritt werden die Eigenvektoren sowohl für die Kriterien als auch für die Alternativen berechnet<sup>1</sup> Aus einem Eigenvektor lässt sich zum Beispiel ablesen, welches Kriterium am wichtigsten ist. Abschliessend erfolgt die Matrizenmultiplikation, bei der die Gewichtungen der verschiedenen Alternativen mit dem Eigenvektorwert des jeweiligen Kriteriums multipliziert werden. Als Lösung des AHP's ist diejenige Alternative zu wählen, die den höchsten resultierenden Wert aufweist.

In [Knoeri et al., 2011] wird ein Vorgehen zur Entwicklung einer agentenbasierten Modellierung vorgestellt. Es wird unter anderem erwähnt, dass das Verhalten von Agenten vielfach mit einfachen Verhaltensregeln modelliert wird, ohne den zugrunde liegenden Entscheidungsprozess mit zu integrieren. Knoeri et al. verwenden zur Modellierung des individuellen Entscheidungsprozesses der Agenten AHP und wenden das von ihnen entwickelte Vorgehen auf eine Fallstudie im Bereich des schweizerischen Mineral Baustoff-Sektors an.

### 4.1.1 ANP

Beim ANP (Analytical Network process) handelt es sich um eine Weiterentwicklung von Thomas L. Saaty von seinem eigenen Verfahren AHP (vgl. [Saaty, 2004]). Beim AHP sind, durch die hierarchische Struktur bedingt, Kriterien und Alternativen auf derselben Ebene als auch von übergeordneten zu untergeordneten Ebenen unabhängig voneinander. Der ANP im Unterschied dazu lässt Abhängigkeiten von Kriterien und Alternativen zu.

## 4.2 Nutzwertanalyse

Die Nutzwertanalyse wurde in den Vereinigten Staaten entwickelt und im deutschsprachigen Raum erstmals von Christoph Zangemeister beschrieben. Er definiert die Nutzwertanalyse als eine Methode der systematischen Entscheidungsvorbereitung, um die Auswahl von verschiedenen Projektalternativen zu planen [Zangemeister, 1976]. Dazu werden bei Anwendung dieser Methode eine Menge komplexer Handlungsalternativen analysiert, mit dem Ziel, diese Alternativen bezüglich den Präferenzen des Entscheidungsträgers zu ordnen. Nach [Riedl, 2006] lässt sich die Nutzwertmethode in folgende Schritte aufteilen:

1. Zuerst werden die Entscheidungskriterien und Ziele des Projekts in einem sogenannten Zielsystem definiert. Wichtig ist dabei, dass das Gesamtziel in mess- oder schätzbare Kriterien (Zielbeiträge) zerlegt werden kann. Nur so ist es möglich, den Nutzen anhand der zuvor errechneten Einflussgrössen zu berechnen.
2. Die Zielerträge werden für jede Handlungsalternative und für jedes Kriterium errechnet. Das Ergebnis dieses Arbeitsschrittes ist die Zielertragsmatrix.
3. Durch Skalieren werden die Zielerträge in Zielwerte umgewandelt und auf diese Weise zueinander vergleichbar gemacht. Zur Verfügung stehen die Skalenniveaus nominal, ordinal oder metrisch.

<sup>1</sup>Vgl. [Haas and Meixner, 2005] für eine Einführung mit einem Beispiel, das die nötigen Rechenschritte aufzeigt.

4. Die Zielkriterien haben für die Entscheidungsträger normalerweise nicht dieselbe Präferenz. Aus diesem Grund werden den Kriterien in diesem Schritt Gewichte zugeordnet.
5. Mit Hilfe einer Entscheidungsregel werden zum Abschluss die Teilnutzen je Handlungsalternative durch Verwendung einer Entscheidungsregel zum Gesamtnutzen aggregiert, wobei die Auswahl der Entscheidungsregel von der Art des verwendeten Skalenniveaus abhängt.

Die Abbildung 4.1 zeigt ein Beispiel einer Nutzwertanalyse.

Oberkriterien	Gewichtung	Unterkriterien	Gewichtung	Teilnutzen A1	Teilnutzen A2	gewichtete Teilnutzen A1	gewichtete Teilnutzen A2
Funktionalität	50 %	Adressmanagement	10 %	5	4	0,50	0,40
		Anbindung an Telefonanlage (CTI)	20 %	3	3	0,60	0,60
		Datenabgleich mit Außendienst	10 %	2	3	0,20	0,30
		Branchenverzeichnis	5 %	1	2	0,05	0,10
		Kontakthistorie	5 %	4	2	0,20	0,10
Ergonomie	15 %	Onlinehilfe	5 %	5	1	0,25	0,05
		Intuitive Programmbedienung	5 %	3	1	0,15	0,05
		Anpassbarkeit der Oberfläche	5 %	2	5	0,10	0,25
Flexibilität	25 %	Schnittstellen zur Textverarbeitung	5 %	4	4	0,20	0,20
		Export- und Importschnittstellen	10 %	1	3	0,10	0,30
		Plattformunterstützung	10 %	1	4	0,10	0,40
Services	10 %	Telefonischer Support	3 %	2	3	0,06	0,09
		Verfügbarkeit von Schulungen	5 %	1	5	0,05	0,25
		Verfügbarkeit von Beratungsleistungen	2 %	1	5	0,02	0,10
	100 %		100 %				
						Nutzwert A1: <b>2,58</b>	Nutzwert A2: <b>3,19</b>

**Abbildung 4.1:** Beispiel einer Nutzwertanalyse zur Auswahl eines Anwendungssystems für das Adressmanagement aus [Grob et al., 2004].

### 4.2.1 Preis-Leistungs-Methode

Bei der Preis-Leistungs-Methode von Heinz L. Grob handelt es sich um eine Weiterentwicklung der Nutzwertanalyse (vgl. [Grob, 2003]). Grob erwähnt in [Grob, 2003] einige Punkte der Nutzwertanalyse, die in der Literatur kritisch diskutiert werden. So zum Beispiel die Konstanz des Grenznutzens, der originäre Dimensionsverlust der Kriterien oder die Globalisierung der Kriterien. Diese Defizite sollen durch die Preis-Leistungs-Methode behoben werden. Dazu sind laut Grob bei der Konzeption des Preis-Leistungsmodells die folgenden Grundprinzipien einzuhalten:

- Alle monetären Größen sollten ihre monetäre Dimension behalten.
- Nicht-monetäre Zielerträge sollten nicht in monetäre transformiert werden, sondern ebenfalls ihre Dimension beibehalten.

Das Preis-Leistungsmodell besteht aus zwei Modulen:

1. Preisplanung
2. Leistungsplanung

Die Aufgabe des Preisplanungs-Moduls besteht in der Ermittlung des leistungsgerechten Preises, während das Leistungsplanungs-Modul eine Gegenüberstellung von Ansprüchen („Soll-Größen“) und Leistungen („geplante Ist-Größen“) enthält.

**Beispielsanwendung des Preis-Leistungs-Modell** Abgeleitet aus [Grob, 2003] wird das Preis-Leistungs-Modell auf den Auswahlprozess eines Neuwagenkaufs angewendet:

1. Als Erstes werden für die Entscheidung relevante Merkmale (Kriterien) bestimmt. Dabei muss auch die Eigenschaft eines Merkmals festgelegt werden. Die Eigenschaft kann entweder als metrische Skala, als Werturteil (z. B. in der Form von Schulnoten) oder als Begriffe, die qualitative Eigenschaften beschreiben, definiert werden.

Konkret würden für den Neuwagenkauf die Merkmale Preis (metrisch), Höchstgeschwindigkeit (metrisch), Leistung (metrisch), Sicherheit (Werturteil → Schulnoten) und der Kraftstoffverbrauch (Werturteil → Schulnoten) bestimmt.

2. Nun wird aus den eingestellten Merkmalen das Extremalziel ausgewählt. Im konkreten Beispiel könnte das der Neuwagenpreis sein, der minimiert werden soll. Möglich wäre aber auch, ein metrisch oder ordinal skaliertes Merkmal zu maximieren oder zu minimieren.
3. Als nächster Schritt werden die Anspruchsniveaus festgelegt. Dies erfolgt, indem für jedes Merkmal die Ausprägung angegeben wird. Durch die Verbindung des Merkmalswerts und der festgelegten Ausprägung mit einem logischen Operator liefert die Funktion einen Wahrheitswert (falsch oder wahr).

Konkret kann definiert werden, dass zum Beispiel die Leistung des Neuwagens mindestens (Operator grösser gleich) 150 Pferdestärken betragen muss.

4. Als vierter Schritt werden die Alternativen und ihre Merkmalsausprägungen eingegeben. Konkret zum Beispiel die Alternative BMW mit einem Preis von 35000, einer Höchstgeschwindigkeit von 210 u.s.w.
5. Erfüllt keine Alternative sämtliche festgelegten Anspruchsniveaus, können diese angepasst werden.

Erfüllen mehrere Alternativen sämtliche Anspruchsniveaus, erfolgt die Ordnung der Alternativen aufgrund des festgelegten Extremalziels. Wäre konkret das Merkmal Preis als Extremalziel festgelegt worden, wäre der Neuwagen mit dem geringsten Preis der Favorit, sofern er sämtliche Anspruchsniveaus erfüllt.

## 4.3 TOPSIS

*TOPSIS* (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) wurde von Hwan und Yoon entwickelt (vgl. [Hwang and Yoon, 1981]). Es handelt sich um eine Technik der Effizienzanalyse. Nach [Peters and Zelewski, 2007] ist *TOPSIS*, verglichen mit anderen Techniken der Effizienzanalyse, relativ einfach nachzuvollziehen und kann mit geringerem Aufwand angewendet

werden. Mit *TOPSIS* lässt sich die relative Effizienz von Alternativen berechnen. Demzufolge bedingt die Anwendung von *TOPSIS*, dass mindestens zwei Alternativen bekannt sind. Um *TOPSIS* anzuwenden, kann das Vorgehen in folgende Schritte unterteilt werden (für eine genauere Ausführung mitsamt eines Anwendungsbeispiels wird auf [Peters and Zelewski, 2007] verwiesen):

- Ähnlich wie bei der Nutzwertanalyse (vgl. Absatz 4.2) werden die Kriterien erfasst. Die Kriterien können in Inputs (Kostenkriterien) und Outputs (Nutzenkriterien) unterschieden werden. Gewisse Kriterien, wie zum Beispiel Umsatz oder Kosten, können direkt in ihrer monetären Form übernommen werden. Andere, wie zum Beispiel „Freundlichkeit des Personals“, müssen zuerst auf einer Ordinalskala bewertet werden. Die Werte werden in eine Entscheidungsmatrix  $\underline{D}$  eingetragen.
- In einem zweiten Schritt werden die Werte unter Anwendung einer Formel normalisiert und wiederum in einer Entscheidungsmatrix  $\underline{R}$  erfasst.
- Die Kriterienbedeutung bzw. Gewichtung, die in einem transponierten Vektor  $\vec{w}^T$  festgehalten wird, kann mit Hilfe einer Technik zur Kriterienbewertung, wie zum Beispiel AHP (vgl. 4.1), ermittelt werden. Indem jeder Spaltenvektor der Entscheidungsmatrix  $\underline{R}$  mit dem jeweiligen Kriteriengewicht multipliziert wird, wird die gewichtete normalisierte Entscheidungsmatrix  $\underline{V}$  berechnet.
- Aus der gewichteten normalisierten Entscheidungsmatrix  $\underline{V}$  werden die *Best-case-Alternative*  $A^+$  und die *Worst-case-Alternative*  $A^-$  gebildet. Dies geschieht, indem aus den Kriterienspalten der Matrix  $\underline{V}$  jeweils die höchsten (*Best-case-Alternative*) bzw. tiefsten (*Worst-case-Alternative*) Werte entnommen werden.
- Aus den zuvor berechneten Daten der Matrix  $\underline{V}$  und der *Best-* bzw. *Worst-case-Alternative* lassen sich die Abstandsmasse  $S_{i+}$  und  $S_{i-}$  für jede Alternative bestimmen.  $S_{i+}$  bezeichnet zum Beispiel die euklidische Distanz der Alternative  $A_i$  zur *Best-case-Alternative*. Die euklidische Distanz misst den Abstand zwischen zwei Punkten in einem mehrdimensionalen, abstrakten (Bewertungs-)Raum.
- Aus den zuvor berechneten Abstandsmassen kann für jede Alternative die relative Nähe in der Form von (Effizienz-) Indizes  $C_{i+}$  zur *Best-case-Alternative* ermittelt werden und eine (Effizienz-)Rangfolge der verschiedenen Alternativen bilden.

In einer agenten-basierten Simulation erforschen [Prato and Paveglio, 2011] die Einflüsse von Wohngebiets-Entwicklungen und Klimawandel auf die Risiken von Lauffeuern in Flathead County (Montana, USA). Das Entscheidungsverhalten von Hausbesitzer-Agenten wird unter anderem mit Hilfe von *TOPSIS* modelliert.

## 4.4 BDI-Modell

Beim belief-desire-intention-Modell handelt es sich um ein Software-Modell, um intelligente Agenten mit eingeschränkter Rationalität bzw. deren Entscheidungsverhalten zu programmieren. Es beruht auf der von Michael Bratman entwickelten philosophischen Theorie der praktischen Vernunft (vgl. [Bratman, 1999]).

Georgeff hält in [Georgeff et al., 1999] fest, dass die Welt chaotisch ist. Er meint dies so, dass die Auswirkungen einer Aktion nicht definiert sind. Ebenfalls erwähnt er, dass rechnergestützte

Systeme bezüglich ihrer Leistungsfähigkeit und daraus folgend den Informationen, die aufgenommen und verarbeitet werden können, eingeschränkt sind. Konventionelle Computersysteme sind laut ihm auf eine statische Welt, in welcher perfekte Informationen vorherrschen, ausgerichtet. Um jedoch eine dynamische und unsichere Umwelt zu modellieren, in welcher das rechnergestützte System keine perfekten Informationen besitzt, ist laut Georgeff das BDI-Modell geeignet.

Wie der Name des Modells bereits aussagt, verfügt ein nach dieser Theorie modellierter Agent über die drei Komponenten *belief*, *desire* und *intention*. Mit *Beliefs* wird das Wissen des Agenten über die Umwelt bezeichnet. In einem rechnergestützten System kann dieses Wissen zum Beispiel durch den Wert einer Variabel oder in der Form einer Datenbank implementiert sein. Da, wie bereits erwähnt, ein Agent eines rechnergestützten Systems keine perfekten Informationen bezüglich der Welt besitzt, steht der Ausdruck *Beliefs* für das individuelle Wissen des Agenten und muss nicht unbedingt wahr sein. Der Ausdruck *desires* umschreibt die Ziele des Agenten, die einen Einfluss auf sein weiteres Verhalten haben. Implementiert können *desires* wiederum in der Form einer Variabel, einer Datensatzstruktur oder eines logischen Ausdrucks sein. Mit den bis jetzt beschriebenen Komponenten ist es möglich, sich von fehlgeschlagenen Aktionen zu erholen bzw. andere Aktionen zu wählen, die zu einer (besseren) Zielerfüllung führen. So kann durch das Wissen über die Umwelt (*beliefs*) abgeleitet werden, was für eine Konsequenz eine Aktion hat, und durch die Ziele (*desires*) wird ermittelt, welche Konsequenzen eine Aktion haben sollte (vgl. [Georgeff et al., 1999]). Wählt ein Agent einen konkreten Plan aus, zum Beispiel aus einer Plan-Datenbank, um damit ein konkretes Ziel (*desire*) zu erfüllen, wird dieses Vorgehen als dritte Komponente eines Agenten mit *intentions* bezeichnet. Ein Plan besteht aus einer Menge von Aktionen, die vom Agenten in einer festgelegten Abfolge ausgeführt werden.

In [Rao and Georgeff, 1995] wird eine praktische Umsetzung des BDI-Modells anhand eines Flugverkehrssystems aufgezeigt.

## 4.5 Unterschiede der verschiedenen Modelle

Bei den Methoden AHP, ANP, der Nutzwertanalyse, der Preis-Leistungs-Methode als auch TOPSIS handelt es sich um multi-kriterielle Entscheidungsverfahren. Beim analytischen Hierarchieprozess (AHP) werden, wie der Name bereits aussagt, die Kriterien hierarchisch gegliedert.

Die durchgeführten paarweisen Vergleiche jeder Alternative pro Kriterium sind ebenfalls ein Bestandteil des AHP. Das ANP (analytical network process) ist ein vom AHP abgeleitetes Verfahren. Aus diesem Grund ist dieses Verfahren beinahe identisch zum AHP. Der einzige Unterschied des ANP zum AHP besteht darin, dass die Kriterien nicht hierarchisch strukturiert werden, sondern als Netzwerk. Auf diese Weise müssen die Kriterien und Alternativen nicht unabhängig voneinander sein und werden, wie dies beim AHP der Fall ist, nicht unbedingt einzeln ausgewertet.

Die Nutzwertanalyse weist zu den Verfahren AHP respektive ANP eine gewisse Ähnlichkeit auf. So erfolgt ebenfalls eine Gliederung in Kriterien und Unterkriterien und gleich wie beim AHP bzw. ANP werden die Kriterien gleichermassen gewichtet. Mathematisch ist die Nutzwertanalyse als auch die davon abgeleitete Preis-Leistungs-Methode nicht so aufwendig zu berechnen wie AHP und ANP und es werden auch keine paarweisen Vergleiche pro Kriterium zwischen den verschiedenen Alternativen durchgeführt. Die Preis-Leistungs-Methode unterscheidet sich von der Nutzwertanalyse dadurch, dass die Kriterien ihre Dimension behalten. So kann zum Beispiel das oft verwendete Kriterium Preis bei der Preis-Leistungs-Methode den monetären Wert behalten und muss nicht in einen globalen Wert umgewandelt werden. Dies ist darum der Fall, da bei der Preis-Leistungs-Methode jeweils nur die Kriterienwerte der verschiedenen Alternativen

des selben Kriteriums miteinander verglichen werden und keine Aggregation der verschiedenen Werte zu einem Endwert pro Alternative erfolgt.

TOPSIS weist zu allen in diesem Abschnitt aufgezählten Methoden gewisse Ähnlichkeiten auf. Die Kriterien werden ähnlich wie bei der Nutzwertanalyse erfasst mit dem Unterschied, dass die Kriterien in Inputs (Kostenkriterien) und Outputs (Nutzenkriterien) separiert werden. Ähnlich wie bei der Preis-Leistungs-Methode können bei TOPSIS gewisse Kriterien auch in monetärer Form übernommen werden. Die Berechnung der Gewichtung der verschiedenen Kriterien kann bei TOPSIS gleich wie beim AHP oder ANP erfolgen.

BDI ist kein multi-kriterielles Entscheidungsverfahren. Es ist im Vergleich zu den anderen in dieser Arbeit erklärten Methoden ein Modell, das auf einer höheren Abstraktions-Ebene steht und eine Agenten-Architektur spezifiziert. So kann zum Beispiel innerhalb des BDI-Modells ein multi-kriterielles Verfahren angewendet werden, um den für die Erfüllung eines konkreten Ziels bestgeeigneten Plan zu ermitteln.

Im Zusammenhang mit agentenbasierten Verfahren sind einige Simulationen bekannt, die AHP für die Entscheidungsfindung der Agenten einsetzen. Ein Problem von multi-kriteriellen Entscheidungsverfahren besteht, falls nur über eine Alternative entschieden wird. In einem solchen Fall muss zum Beispiel eine künstliche Alternative berechnet werden (vgl. dazu das konkret implementierte AHP-Entscheidungsverfahren in Abschnitt 5.2.1), was wiederum zusätzlichen Rechenaufwand bedeutet. Die paarweisen Vergleiche, die bei AHP und ANP durchgeführt werden, eignen sich nur bedingt, wenn die verschiedenen Kriterienwerte mit einem Algorithmus berechnet werden. Genauer wird dies im nachfolgenden Kapitel in Abschnitt 5.2.1 erläutert. TOPSIS ist gerade im Vergleich zur Nutzwertanalyse bei der Berechnung komplexer und aufwendiger. So wird von jeder Alternative die euklidische Distanz zur jeweils besten und schlechtesten Alternative berechnet.

# 5

## Agent Testbed

Dieses Kapitel ist in vier Teilbereiche gegliedert. Im ersten Teil 5.1 wird die generelle Funktionsweise und Verwendbarkeit des implementierten Testbed's erläutert. Im zweiten Teil 5.2 werden die in das Testbed integrierten verschiedenen Entscheidungsverfahren bzw. deren Funktionsweise und Abläufe genauer erklärt. Auf die Software-Architektur des Testbed's und verschiedene verwendete Technologien wird im dritten Teil 5.3 eingegangen. Im vierten und letzten Teil 5.4 werden die ins Testbed implementierten Verfahren bezüglich ihrer Simulations-Resultate ausgewertet.

### 5.1 Grundsätzliche Funktionsweise des Testbeds

Die Testbed-Implementierung ist ein möglichst einfach gehaltenes Simulationsprogramm, mit dem verschiedene programmierte Agentenverhalten analysiert werden können. Konkret bezieht sich die implementierte Simulationsumgebung auf die in einer ABM umgesetzten Modellierung des schweizerischen Holzmarktes (vgl. Einleitung Kapitel 1). Für als Agenten modellierte Förster sollen mit Hilfe dieser Agent Testbed Simulation verschiedene implementierte Entscheidungsverhalten simuliert und ausgewertet werden können. Der Förster entscheidet dabei, ob er eine Holz-Kauf-Anfrage eines Kunden an- bzw. ablehnen soll. Im Testbed wird aus diesem Grund nur der Forst-Agent modelliert. Er erhält zu Beginn der Simulation ein Verhandlungsprotokoll. Dieses Protokoll enthält in der Vergangenheit verhandelte Geschäfte (Anfragen) und stellt das „Gedächtnis“ des Agenten dar. Aus diesem kann er zum Beispiel ableiten, wann (Datum) zu welchem Preis welche Kunden Anfragen nach Holz gestellt haben und ob diese an- bzw. abgelehnt wurden und, falls sie angenommen wurden, ob die Verträge auch erfüllt wurden. Je nach implementiertem Agentenverhalten hat das Verhandlungsprotokoll Einfluss auf die getroffenen Entscheidungen des Agenten. Vom Agenten zu bearbeitende Anfragen werden zu Beginn der Simulation als Liste eingelesen und nacheinander abgearbeitet. Nachdem eine Anfrage ausgewertet wurde, wird sie dem Verhandlungsprotokoll hinzugefügt. Damit erweitert sich das „Gedächtnis“ des Agenten im Laufe der Simulation. In der Simulation ist es möglich, die eingelesene Liste mit Anfragen mehrmals nacheinander abzuarbeiten. Dabei kann entweder gewählt werden, dass das Verhandlungsprotokoll fortwährend erweitert wird oder jeweils nach einem Durchlauf wieder zurückgesetzt wird (vgl. Paragraph 5.3 zur technischen Umsetzung dieses Verhaltens). Als Resultat liefert die Simulationsanwendung, ob ein Antrag der eingelesenen und abgearbeiteten Antragsliste angenommen wurde bzw. weshalb er abgelehnt wurde. Die Resultate werden in einer Textdatei und in Tabellenform in einer Excel-Datei ausgegeben. Genauere Informationen zur technischen Umsetzung sind dem Absatz 5.3 zu entnehmen.

## 5.2 Beschreibung der implementierten Entscheidungsverfahren

In diesem Abschnitt werden die vier in die Testbed Anwendung implementierten Entscheidungsverfahren genauer erläutert. Die vier Verfahren wurden in Rücksprache mit Stefan Holm, dem Betreuer dieser Arbeit, entwickelt.

### 5.2.1 Entscheidungsverfahren mit AHP

Das erste implementierte Entscheidungsverfahren wendet den analytischen Hierarchieprozess (AHP) an. Für eine umfassendere theoretische Beschreibung der Funktionsweise von AHP wird auf Absatz 4.1 verwiesen. Wie in diesem Absatz beschrieben, wird mit AHP ermittelt, welches bezüglich verschiedener Kriterien die beste Alternative ist. Da der Förster-Agent des Testbed's nur eine Anfrage aufs Mal abarbeitet, wird zu Beginn eine künstliche Alternative berechnet, mit welchem die aktuell eingelesene Anfrage mittels AHP verglichen werden kann.

Es wurden drei verschiedene künstliche Alternativen ausgearbeitet:

**Stammkundenanfrage** Um diese Alternativ-Anfrage zu berechnen, ermittelt der Agent anhand des Verhandlungsprotokolls, welcher Kunde die meisten Verträge abgeschlossen und erfüllt hat. Falls mehrere Kunden die gleiche Anzahl Verträge abgeschlossen und erfüllt haben, wird derjenige ausgewählt, der in der implementierten Liste (Datenstruktur) zuerst kommt. Der Angebotspreis ermittelt sich aus dem Durchschnittspreis aller abgeschlossenen Verträge dieses Kunden. Um die Angebotsmenge zu berechnen, wird der Durchschnitt aus den Mengen aller abgeschlossenen Verträge genommen.

**Minimalangebot** Diese Anfrage ergibt sich, indem im Verhandlungsprotokoll das Angebot mit dem tiefsten Preis gesucht wird. Zudem muss das Angebot angenommen worden sein. Der Preis und die nachgefragte Menge werden von diesem Angebot übernommen. Haben zwei oder mehrere Angebote denselben tiefsten Preis, so wird dasjenige, das im Verhandlungsprotokoll des Kunden (derjenige Kunde, der in der Kundenliste zuerst kommt) zuerst erscheint, als Minimalangebot ausgewählt.

**Durchschnittsangebot** Diese künstliche Alternative ist ähnlich zu der unter Paragraph 5.2.1 beschriebenen Stammkundenanfrage. Der einzige Unterschied besteht darin, dass aus dem Verhandlungsprotokoll des Agenten der Kunde ermittelt wird, der die meisten Verträge abgeschlossen hat, die Erfüllung aber nicht miteinbezogen wird. Der Preis und die Menge wird analog zur Stammkundenanfrage aus den Durchschnitten berechnet. Falls zwei oder mehrere Kunden dieselbe Anzahl Verträge abgeschlossen haben, wird wie in den beiden zuvor beschriebenen Alternativen derjenige ausgewählt, der in der Kundenliste bzw. im Verhandlungsprotokoll des Agenten zuerst kommt.

Der Ablauf des Entscheidungsverfahrens ist in Abbildung 5.1 anhand eines Flussdiagramms dargestellt. Bei der Verzweigung *a*) ist zu erkennen, dass die maximale Erntemenge ein K.O.-Kriterium ist. Die maximale Erntemenge ergibt sich aus dem Hiebsatz<sup>1</sup>. Wird eine Anfrage angenommen, so wird die Menge dieses Kontraktes vom jährlichen Hiebsatz abgezogen. Die von

<sup>1</sup>Steht für die flächenbezogene nachhaltige jährlich einschlagbare Holzmenge und wird durch die Forsteinrichtung festgelegt. Quelle: <http://de.wikipedia.org/wiki/Hiebsatz> gefunden am 9.12.2013

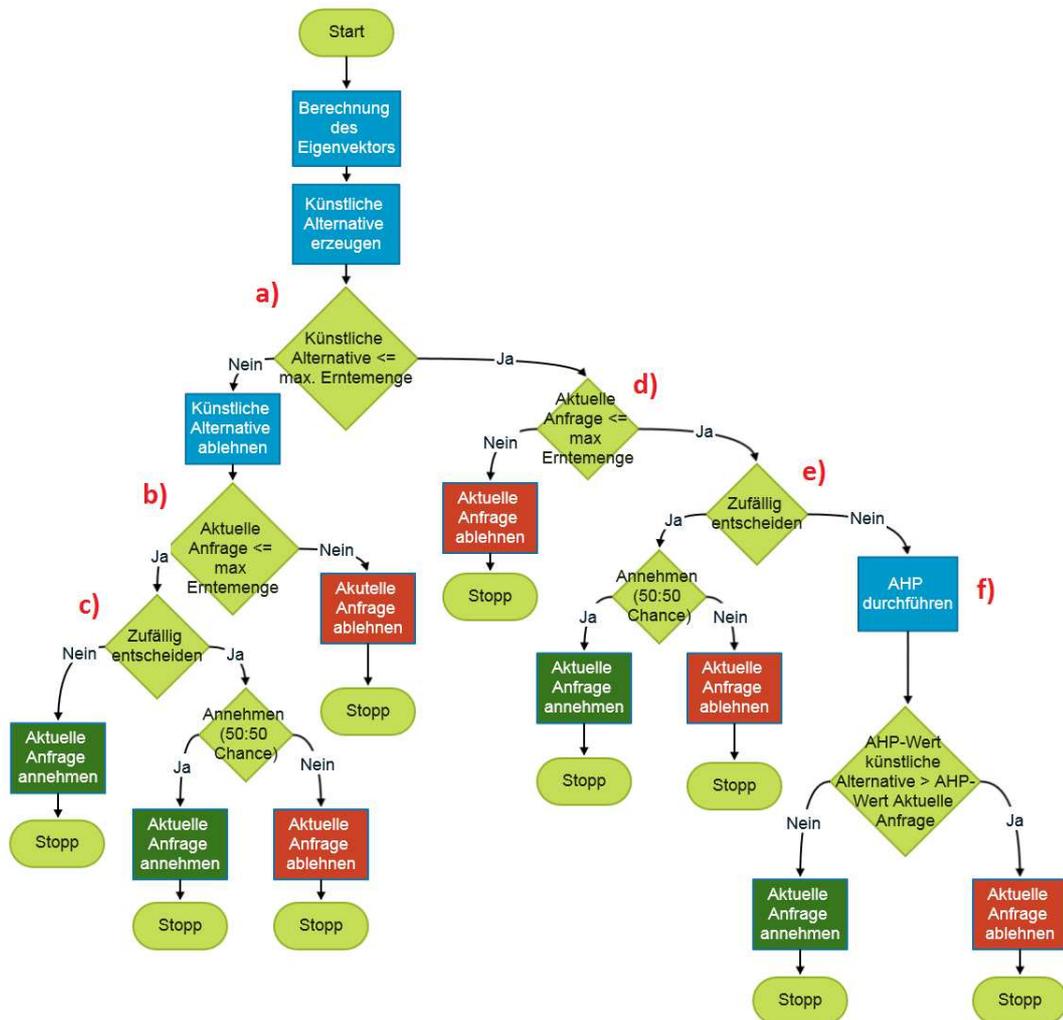


Abbildung 5.1: Ablauf des AHP-Entscheidungsverfahrens in einem Flussdiagramm.

der Alternativ-Anfrage ersuchte Menge darf nicht höher sein als die noch verbleibende mögliche Fällmenge Holz. Übersteigt die Menge der Alternativ-Anfrage die noch fällbare Menge Holz, so wird bei der Verzweigung *b*) ausgewertet, ob die Menge der aktuellen Anfrage (die Anfrage, welche von der Anfrageliste eingelesen wurde und über welche entschieden wird) kleiner ist als die noch fällbare Menge Holz. Trifft dies zu, so erfolgt in einem weiteren Schritt (*c*) die Auswertung eines Zufallsentscheids. Hier spielt das Charaktermerkmal Zufallsentscheide (vgl. *coincidenceDecision* in Paragraph 5.3) eine Rolle. Der Wert dieser Variabel (zwischen 0 und 1) wird mit einem generierten gleichverteilten Zufallswert (ebenfalls zwischen 0 und 1) verglichen. Ist der generierte Wert kleiner als die Variabel *coincidenceDecision*, wird über die Anfrage zufällig entschieden. Der Zufallsentscheid erfolgt mit einer 50:50 Chance.

Hält die erstellte Alternativ-Anfrage unter Verzweigung *a*) die noch maximal mögliche Erntemenge ein, ist der Ablauf der Verzweigungen *d*) gleich zu *b*) und *e*) gleich zu *c*). Wenn schlussendlich die Anfragen (Alternative und aktuelle Anfrage) die maximalen Erntemengen nicht überbieten und auch kein Zufallsentscheid erfolgt, wird AHP durchgeführt.

**Durchführung AHP** Die beiden Alternativen (die „künstlich“ gebildete Alternativ-Anfrage und die eingelesene aktuelle Anfrage) werden bezüglich der drei Kriterien *Preiswert*, *Mengenwert* und *Vertrauenswert* mittels Anwendung des analytischen Hierarchieprozesses (vgl. Absatz 4.1 für eine Beschreibung der theoretischen Vorgehensweise) verglichen. Die Berechnung dieser Kriterienwerte wird in den Paragraphen 5.2.1.1, 5.2.1.2 und 5.2.1.3 genauer erklärt. Diese Kriterienwerte entsprechen den Vergleichswerten einer Alternative bezüglich eines Kriteriums. Würde dieser relative Vergleich von einer Person durchgeführt, wären inkonsistente Resultate durchaus möglich. Hier allerdings werden diese Vergleichswerte anhand eines Algorithmus berechnet, was inkonsistente Resultate ausschliesst. Um die Kriterien zu gewichten, wird eine Vergleichsmatrix als CSV-Datei eingelesen. Diese Vergleichsmatrix entspricht den in die AHP-Skala umgewandelten Ergebnissen der paarweisen Vergleiche der drei Kriterien. Aus dieser Vergleichsmatrix wird der Kriterien-Eigenvektor bestimmt, der die Kriteriengewichte enthält.

### 5.2.1.1 Bestimmung des Preiswerts

Die Preiswerte für die beiden Angebote werden auf die folgende Weise berechnet:

- **minPreis** = tiefster Preis aller im Verhandlungsprotokoll abgelegter Kontrakte der letzten 12 Monate (nur abgeschlossene Verträge)
- **maxPreis** = höchster Preis aller im Verhandlungsprotokoll abgelegter Kontrakte der letzten 12 Monate (nur abgeschlossene Verträge)
- **preisSpanne** = **maxPreis** - **minPreis**
- **preisWert** = (**Angebotspreis** - **minPreis**) / **preisSpanne**

Das Agenten-Kriterium Profitorientierung (vgl. *profitOrientation* in Paragraph 5.3) hat ebenfalls einen Einfluss auf die Berechnung des Preiswertes. Die in der obenstehenden Berechnung des Preiswertes verwendeten **max-** und **minPreis** werden folgendermassen berechnet:

WENN Profitorientierung > 0.5  
 DANN maxPreis um x (Prozentualwert) erhöhen  
 $x = (\text{Profitorientierung} - 0.5) \times 0.2$

oder falls die Profitorientierung  $< 0.5$

WENN Profitorientierung  $< 0.5$   
 DANN minPreis um  $x$  (Prozentualwert) senken  
 $x = (0.5 - \text{Profitorientierung}) \times 0.2$

### 5.2.1.2 Bestimmung des Mengenwertes

Zur Berechnung des Mengenwertes wird die Annahme gemacht, dass ein Forst-Agent möglichst viel Holz auf einmal verkaufen will. Zum einen will er dies aufgrund seiner Sicherheits-Einstellung (möglichst rasch einen gewissen Mindestumsatz erreichen) und zum anderen hat er weniger Umtriebe bzw. Aufwand für die Abwicklung, die bei einer grösseren Anzahl von Verträgen anfällt. Der Mengenwert wird auf die folgende Weise berechnet:

- **minMenge** = kleinste Menge aller im Verhandlungsprotokoll abgelegter Kontrakte der letzten 12 Monate (nur abgeschlossene Verträge)
- **maxMenge** = grösste Menge aller im Verhandlungsprotokoll abgelegter Kontrakte der letzten 12 Monate (nur abgeschlossene Verträge)
- **mengenSpanne** = **maxMenge** - **minMenge**
- **mengenWert** = (**Angebotsmenge** - **minMenge** / **mengenSpanne**)

Das Agenten-Kriterium Risikoorientierung (vgl. *riskDisposition* in Paragraph 5.3) hat ebenfalls einen Einfluss auf die Berechnung des Mengenwertes. So schätzt ein Agent mit höherer Risikobereitschaft tiefere nachgefragte Mengen etwas besser ein als ein nicht-risikoorientierter Agent. Ähnlich zum in Paragraph 5.2.1.1 beschriebenen Kriterien-Einfluss auf die Höchst- und Mindestpreise hat das Risikoorientierungs-Kriterium einen Einfluss auf die Höchst- und Mindestmenge und wird folgendermassen berechnet:

WENN Risikoorientierung  $< 0.5$   
 DANN maxMenge um  $x$  (Prozentualwert) erhöhen  
 (→ Eine höhere Menge erzielt im Vergleich zu einer kleineren einen besseren Wert)  
 $x = (0.5 - \text{Risikoorientierung}) \times 0.2$

oder falls die Risikoorientierung  $> 0.5$

WENN Risikoorientierung  $> 0.5$   
 DANN minMenge um  $x$  (Prozentualwert) senken  
 (→ Eine kleinere Menge erzielt einen höheren Wert)  
 $x = (\text{Risikoorientierung} - 0.5) \times 0.2$

### 5.2.1.3 Bestimmung des Vertrauenswertes

Der Vertrauenswert soll die Kenntnisse des Agenten über die Verlässlichkeit seiner Kunden wiedergeben und berechnet sich wie folgt anhand des Verhandlungsprotokolls:

- $x = 0.5$
- $x \geq 0$

Berechnung, falls es sich um einen Neukunden handelt:

```
WENN Kunde = Neukunde
DANN Vertrauen x = 0.5 (neutral)
```

(Ein Neukunde hat mit dem Agenten in der Vergangenheit noch keine Verträge abgeschlossen und ist deshalb noch nicht in der Kundenliste (Verhandlungsprotokoll) erfasst.)

Berechnung, falls der Kunde kein Neukunde ist:

```
WENN Kunde ≠ Neukunde
DANN
    WENN (Anzahl abgeschlossener Verträge des anfragenden Kunden
          / Gesamtanzahl Verträge dieses Kunden) < 0.5
    DANN x - ((0.5 - Anzahl abgeschlossener Verträge dieses Kunden
              / Gesamtanzahl Verträge dieses Kunden) × 2 × 0.5)
    SONST WENN (Anzahl abgeschlossener Verträge des anfragenden
                Kunden / Gesamtanzahl Verträge dieses Kunden) > 0.5
    DANN x + ((Anzahl abgeschlossener Verträge dieses Kunden
              / Gesamtanzahl Verträge dieses Kunden - 0.5)
              × 2 × 0.5)
```

Miteinbezug des Verhältnisses der Anzahl abgeschlossenen zu der Anzahl erfüllten Verträge:

```
WENN Anzahl abgeschlossener Verträge des anfragenden Kunden
    = Anzahl erfüllter Verträge
DANN Keinen Abzug von x
SONST x - (1 - Anzahl erfüllter Verträge
           / Anzahl abgeschlossener Verträge des anfragenden Kunden)
        × 0.25
```

Anschliessend erfolgt eine Normalisierung der oben erwähnten Kriterienwerte in die AHP-Skala mit der folgenden Java-Methode:

```
private double normalizeToAHPScale(double valueA, double valueB) {
    double result = 0.0;
    if ((valueA - valueB) > 0) {
        result = ((valueA - valueB) * 8) + 1;
    } else if ((valueA - valueB) < 0) {
        result = 1 / ((valueB - valueA) * 8 + 1);
    } else {
        result = 1.0;
    }
    return result;
}
```

Das Resultat aus diesem Prozess ist eine Vergleichsmatrize für jeden Kriteriumswert (insgesamt 3). Durch Quadrieren dieser Vergleichsmatrizen und anschliessender Normalisierung der Reihensumme erhält man für jede Matrize einen Eigenvektor. Im letzten Schritt werden die Kriterienwerte des Eigenvektors einer Alternative mit dem jeweiligen Kriteriengewicht multipliziert (z.B. der

Preiswert der künstlich geschaffenen Alternative mit dem Kriterienwert des Preis-Kriteriums). Die Teilresultate pro Kriterium einer Alternative werden schlussendlich zum Endresultat addiert. Die beiden Endwerte für die beiden Anfragen (die künstliche Alternative und die aktuelle Anfrage) werden miteinander verglichen und der Agent entscheidet sich für die Anfrage mit dem höheren Wert. Ist das die künstlich geschaffene Alternative, führt dies zur Ablehnung der aktuellen Anfrage.

## 5.2.2 Entscheidungsverfahren mit Gewichtungsvektor

Das Entscheidungsverhalten mit Gewichtungsvektor unterscheidet sich nur bezüglich der paarweisen Vergleiche und der Berechnung des Eigenvektors zum Entscheidungsverhalten mit AHP. Aus diesem Grund wird in diesem Abschnitt nur auf diese Unterschiede eingegangen und bezüglich des ganzen Entscheidungsablaufs auf die Beschreibung des Entscheidungsverhaltens mit AHP unter 5.2.1 verwiesen.

Wie bereits unter Paragraph 5.2.1 erwähnt, werden die Kriterien-Vergleichswerte für die verschiedenen Anfragen fürs AHP algorithmisch berechnet. Dies hat zur Folge, dass keine Inkonsistenzen auftreten. In diesem umgesetzten Entscheidungsverfahren werden die berechneten Kriterien-Vergleichswerte (z.B. Preiswert für die aktuelle und die „künstlich“ berechnete Anfrage) nicht in die AHP-Skala, die von 0 bis 9 geht, umgewandelt und daraus ebenfalls nicht der Eigenvektor, der in AHP unter anderem durch Vergleichsmatrizen-Quadrieren und Normalisierung der gebildeten Reihensumme berechnet wird, gebildet. Stattdessen werden die berechneten Vergleichswerte normalisiert, indem die Werte der verschiedenen Alternativen summiert und anschliessend einzeln durch die Summe geteilt werden<sup>2</sup>. Diese für die verschiedenen Alternativen pro Kriterium erhaltenen Werte werden direkt mit den Werten des Kriteriengewichtungs-Eigenvektor (Vergleichsmatrize wird zu Beginn der Simulation eingelesen) multipliziert.

Dieses Verfahren wird in einer nachfolgenden Analyse mit dem Entscheidungsverfahren mit AHP verglichen (siehe Abschnitt 5.4.1).

## 5.2.3 Regelbasiertes Entscheidungsverfahren

Beim regelbasierten Entscheidungsverfahren werden Regeln sequentiell (nacheinander) abgearbeitet. Der Ablauf ist in Abbildung 5.2 durch ein Flussdiagramm visualisiert. Bei der Ausarbeitung des regelbasierten Entscheidungsverfahrens wurde versucht, die im Entscheidungsverfahren mit AHP (vgl. Absatz 5.2.1) verwendeten Kriterien Ressource (Mengenwert), Kunde (Vertrauenswert) und Wirtschaftlichkeit (Preiswert) ebenfalls zu integrieren.

Im Diagramm unter *a*) wird die Anfrage bezüglich der Menge überprüft. Falls die angefragte Menge Holz die maximal mögliche Fällmenge des Förster-Agenten übersteigt, lehnt er die Anfrage ab. Übersteigt die maximale Erntemenge die angefragte Holzmenge, so wird als nächstes abgeklärt, ob ein Zufallsentscheid in Frage kommt (im Diagramm unter *b*)). Der Zufallsentscheid soll das irrationale Verhalten eines Agenten modellieren und wurde identisch zum Entscheidungsverfahren mit AHP umgesetzt. Ist die Charaktervariabel *coincidenceDecision* kleiner als die zufällig generierte Zahl, erfolgt ein Zufallsentscheid über die Annahme bzw. Ablehnung der Anfrage mit einer 50:50 Chance. Im Diagramm unter Verzweigung *c*) evaluiert der Agent, ob es sich beim Anfragesteller um einen Stammkunden handelt. Falls er kein Stammkunde ist, wird in *d*) überprüft, ob die Stammkunden bereits gekauft haben. Diese Abklärung bildet das Ressourcenkriterium ab und dabei wird ermittelt, ob für diesen spezifischen Kunden Holz verfügbar ist. Ein Stammkunde wird in der Modellierung als ein Kunde definiert, der mindestens eine festgelegte Anzahl von

<sup>2</sup>siehe Abschnitt 4.1 oder die Einführung von [Haas and Meixner, 2005] für eine detailliertere Erklärung des AHP.

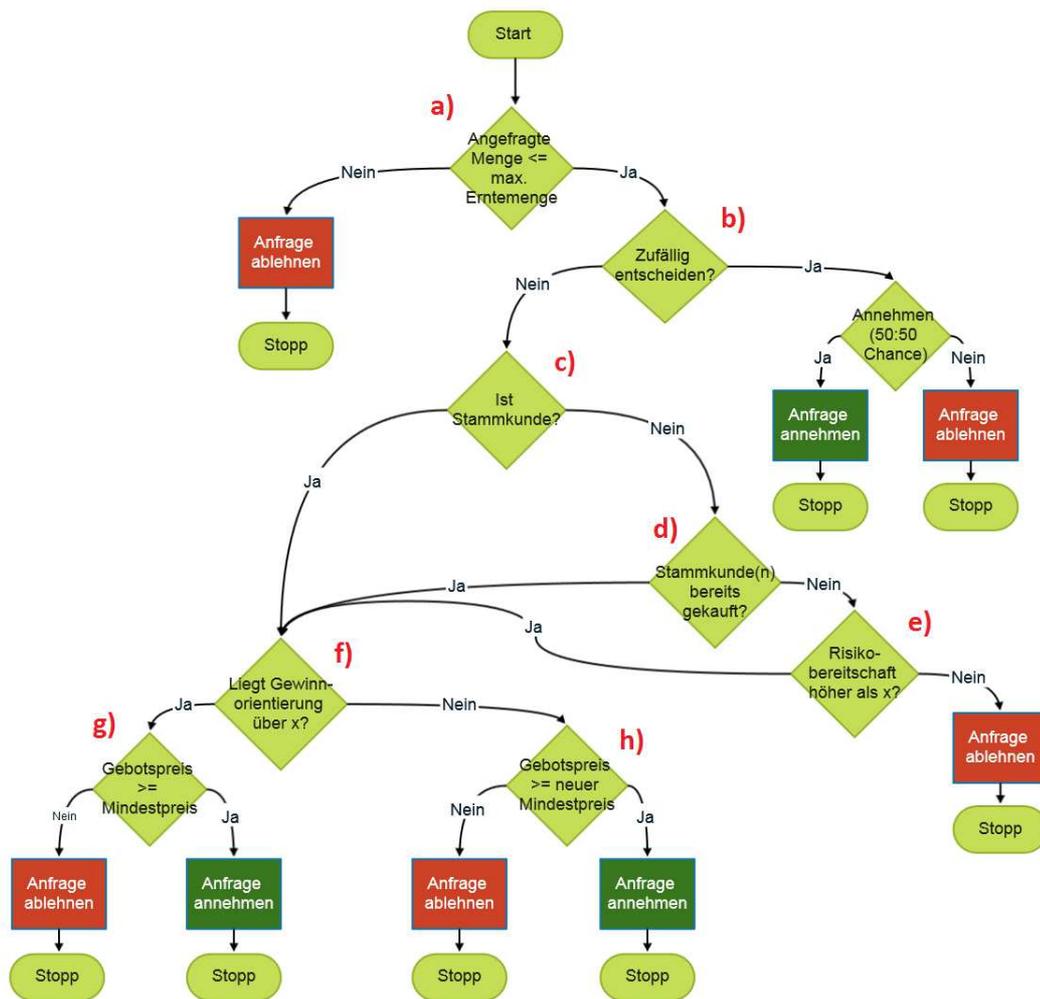


Abbildung 5.2: Ablauf des sequentiell regelbasierten Entscheidungsverfahrens in einem Flussdiagramm.

Verträgen in der Vergangenheit mit dem Förster-Agent eingegangen ist und diese auch erfüllt hat. Zusätzlich darf er nicht mehr als eine festgelegte Anzahl Verträge nicht erfüllt haben. Die Anzahl erfüllter bzw. nicht erfüllter Verträge, um ein Stammkunde zu sein, werden in der *RuleValues*-Klasse (vgl. Paragraph 5.3) festgelegt. Haben noch nicht alle Stammkunden Holz gekauft, lehnt der Forst-Agent, falls er nicht über eine festgelegte Risikobereitschaft verfügt (*e*), die Anfrage des Kunden ab. Auf diese Weise wird das Vertrauen zum Kunden in der Modellierung des Entscheidungsverhaltens zum Ausdruck gebracht. Stammt die Anfrage von einem Stammkunden, haben bereits alle Stammkunden Holz gekauft oder ist die Risikobereitschaft (Charaktermerkmal *riskDisposition*) des Agenten höher als ein in der *RuleValues*-Klasse festgelegter Schwellenwert, wird eruiert, ob der Agent gewinnorientiert ist (*f*). Ein Forst-Agent ist gewinnorientiert, wenn seine Charakter-Variabel *profitOrientation* ein in der *RuleValues*-Klasse gesetzter Schwellenwert übersteigt. Die Gewinnorientierung ist mit dem Kriterium Wirtschaftlichkeit im Entscheidungsverfahren mit AHP vergleichbar. Ist der Agent profitorientiert, wird zum Mindestpreis ein in der *RuleValues*-Klasse festgelegter Prozentsatz, der mit dem Wert der Variabel *profitOrientation* multipliziert wurde, zugezählt. Bei einem nicht-profitorientierten Agenten wird der Mindestpreis nicht erhöht. Der Mindestpreis wird mit folgender Funktion errechnet:

$$y = 0.3 \times x + 60 \quad (5.1)$$

Das Angebot wird letztlich angenommen, wenn der Mindestpreis (oder der erhöhte Mindestpreis bei einem profitorientierten Agenten) höchstens gleich dem Angebotspreis ist.

## 5.2.4 Kundenabsicht Entscheidungsverfahren

Bei diesem Verfahren erlernt der Agent, welche Gesinnung seine Kunden bezüglich des Anfragepreises haben. Im Stil des Verfahrens von [Bower and Bunn, 2000] stellt das in Abbildung 5.3 als Flussdiagramm dargestellte Verfahren einen „naiven Reinforcement-Algorithmus“ dar. Der Agent lernt, indem er für jeden Kunden eine Gewinnrate errechnet und jeweils bei Abschluss eines Vertrages aktualisiert. Zusätzlich besitzt der Agent für jeden Kunden ein Kundenbeziehungs-Attribut. Je länger (abhängig von der Anzahl abgeschlossener Verträge) und erfolgreicher (abhängig von der Anzahl erfüllter Verträge) die Kundenbeziehung, desto höher ist der Wert dieses Kundenbeziehungs-Attributs und desto eher ist der Agent bereit, dem Kunden auch mal Holz zu einer niedrigeren Gewinnrate zu verkaufen.

**Hiebsatz** Überschreitet die angefragte Menge Holz die noch fällbare Menge Holz (vgl. Abbildung 5.3 a)), wird die Anfrage abgelehnt. Es wird aber trotzdem „hypothetisch“ ausgewertet, ob es sich um ein gutes Angebot gehandelt hätte und die Gewinnrate bzw. der Kundenbeziehungs-wert werden dementsprechend angepasst.

**Berechnung der Gewinnrate** Die Gewinnrate eines Kunden wird berechnet, indem die Kosten für alle abgeschlossenen (implied) Verträge eines Kunden in Verhältnis zum Erlös gesetzt werden und der Durchschnitt daraus gebildet wird. Die Kosten errechnen sich aus der beim regelbasierten Entscheidungsverfahren gebrauchten Formel für den Mindestpreis 5.1. Der Erlös ergibt sich aus dem Preis der Anfrage multipliziert mit der angefragten Menge Holz. Falls ein Kunde noch keine Verträge abgeschlossen hat, ist die Gewinnrate noch nicht definiert und ein Agent nimmt von diesem Kunden Verträge an, die das Mindestkriterium (Produktionskosten  $\leq$  Erlös, vgl. Abbildung 5.3 b)) erfüllen. Um den Mindesterlös zu berechnen, wird eine definierte Variabel *minimalProfitRate* (Minimum-Marge) mit dem Erlös multipliziert. Wie bereits erwähnt, wird bei Annahme einer Anfrage die Gewinnrate des Kunden mit der Gewinnrate der Anfrage aktualisiert (*f*).

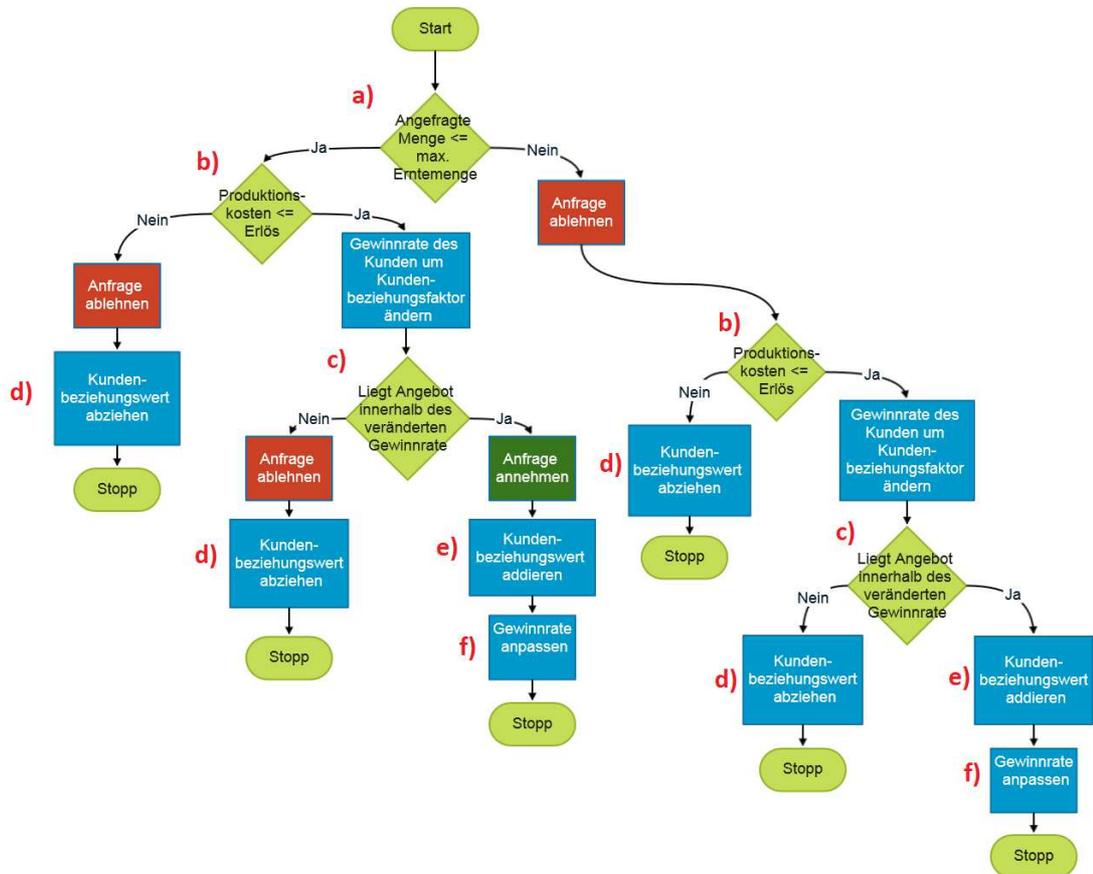


Abbildung 5.3: Ablauf des Kundengesinnungs-Entscheidungsverfahrens in einem Flussdiagramm.

**Berechnung des Kundenbeziehungswerts** Der Kundenbeziehungswert ist eine Variable zwischen 0 und 1. Hat der Kunde noch keine Verträge mit dem Forst-Agenten abgeschlossen, ist der Wert 0 (neutral). Wird ein Vertrag abgeschlossen oder wäre es zum Abschluss gekommen, falls der Hiebsatz ausreichend gewesen wäre, erhöht sich der Kundenbeziehungswert um 0.1 (vgl. Abbildung 5.3 e)). Falls es zu keinem Abschluss eines Vertrages kommt, da die Gewinnrate der Anfrage unterhalb der Gewinnrate des Kunden liegt, wird der Kundenbeziehungswert um 0.1 verringert (d).

**Einfluss des Kundenbeziehungswerts auf die Gewinnrate** Im abgebildeten Flussdiagramm unter c) wird die Gewinnrate der Anfrage mit der um den Kundenbeziehungsfaktor angepassten Gewinnrate verglichen. Die Kunden-Gewinnrate wird anhand der folgenden Funktion angepasst:

$$\begin{aligned} \text{AngepassteGewinnrate} = & \text{Kundengewinnrate} - ((\text{Kundengewinnrate} - 1) \\ & \times \text{Kundenbeziehungsfaktor}) \end{aligned} \quad (5.2)$$

## 5.3 Beschreibung der Implementierung

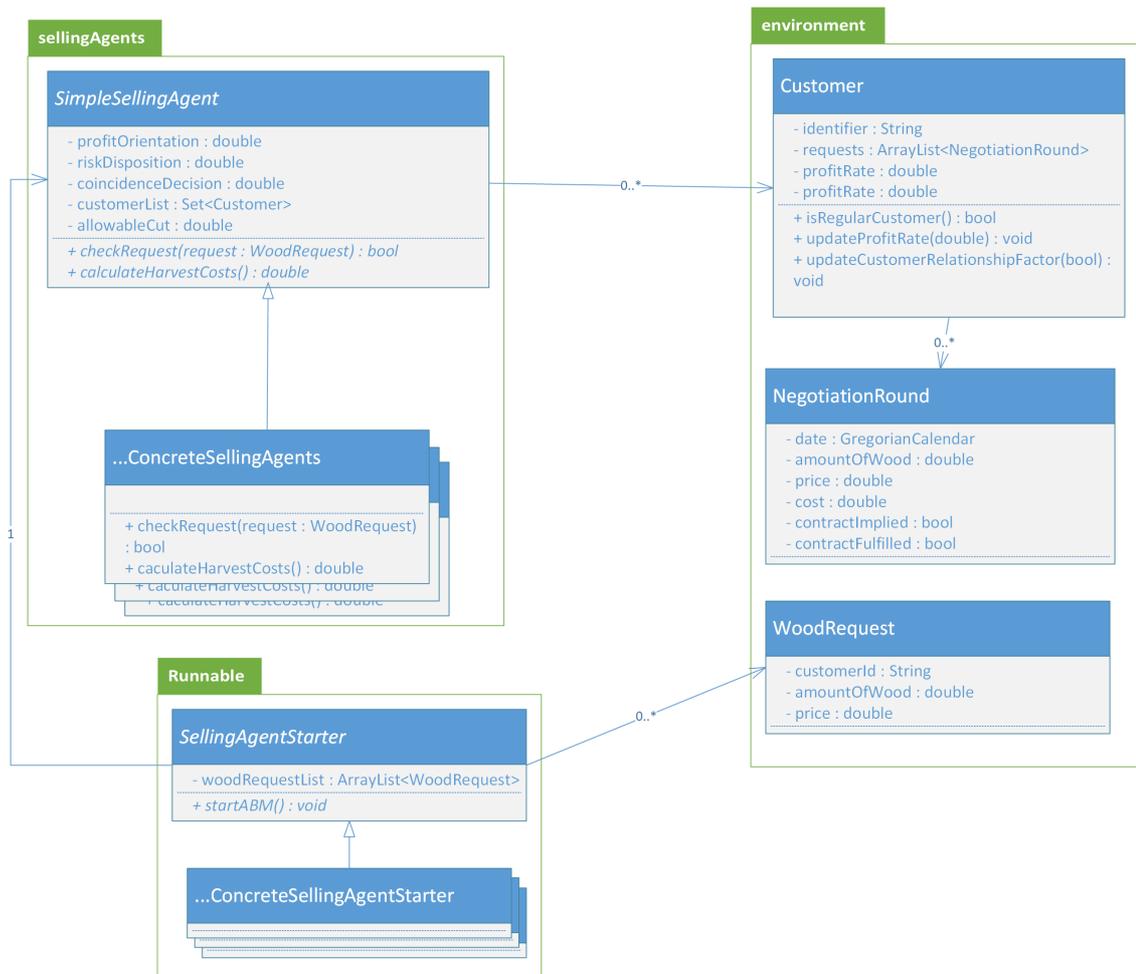
Das Agent Testbed wurde in Java implementiert. Dabei wurde auf eine möglichst einfache Umsetzung Wert gelegt. Im Klassendiagramm in der Abbildung 5.4 sind die wichtigsten Klassen zu erkennen. Insgesamt wurden für die Umsetzung 20 Java-Klassen und insgesamt etwas über 2000 Zeilen Code benötigt. Im folgenden Abschnitt werden wichtige umgesetzte Teilbereiche detaillierter erklärt.

**Kern-Klassen der Anwendung** Zentral ist die Basis-Klasse *SimpleSellingAgent*, die einen Förster-Agenten modelliert. Sie beinhaltet unter anderem die wichtigste Methode *checkRequest(request : WoodRequest)*. Diese Methode ist für die Annahme bzw. Ablehnung eines konkreten Angebots verantwortlich und umfasst somit das implementierte Entscheidungsverhalten. Um ein Entscheidungsverhalten, wie die in Abschnitt 5.2 beschriebenen, zu programmieren, wird von der Basis-Klasse *SimpleSellingAgent* eine Agenten-Unterklasse abgeleitet (*ConcreteSellingAgent*) und die geerbte Methode *checkRequest(request : WoodRequest)* erweitert. Ein Agent besitzt eine Kundenliste (Set von *Customer*-Objekten). Jeder Kunde (*Customer*) auf der Liste besitzt wiederum eine Menge von Anfragen (*NegotiationRound*), die in der Vergangenheit an den Agenten gerichtet wurden. Die Kundenliste stellt das „Gedächtnis“ des Agenten in der Form eines Verhandlungsprotokolls dar. Ein Agent besitzt verschiedenen Charaktermerkmale in der Form von Instanzvariablen (*profitOrientation*, *riskDisposition*, *coincidenceDecision*, *allowableCut*). Diese Charaktermerkmale als auch das Verhandlungsprotokoll können je nach Umsetzung das Entscheidungsverhalten des Agenten (vgl. Abschnitt 5.2) beeinflussen.

**RuleValues Klasse** In der abstrakten *RuleValues*-Klasse können in der Form von Klassenvariablen verschiedene Werte für die Simulation festgelegt werden. In der Tabelle 5.1 sind die verschiedenen festlegbaren Werte zusammengefasst.

**CSV-Input** Sowohl das Verhandlungsprotokoll als auch die Liste mit den an den Agenten gerichteten Anfragen werden vom Programm als CSV importiert (vgl. Abbildung 5.5). Bei CSV (englisch für *comma-separated values*) handelt es sich um ein Dateiformat zum Austausch von strukturierten Dateien. Excel-Tabellen lassen sich unter anderem auch als CSV-Dateien speichern. Das Einlesen der CSV-Dateien erfolgt mit Hilfe der Java Library *opencsv*<sup>3</sup> und wird in der Klasse

<sup>3</sup><http://www.opencsv.sourceforge.net>



**Abbildung 5.4:** Abbildung des Agent Testbed Klassendiagramms. Aus Gründen der Übersichtlichkeit beschränkt sich die Abbildung auf die wichtigsten Klassen. Es sind jeweils die wichtigsten Attribute bzw. Methoden abgebildet. Das Entscheidungsverhalten wird in einer von der *SimpleSellingAgent*-Klasse abgeleiteten Klasse (*...ConcreteSellingAgents*) in der *checkRequest()*-Methode implementiert. Für jedes implementierte Entscheidungsverhalten wird wiederum eine neue Klasse (*...ConcreteSellingAgents*) erstellt. Ein Klassendiagramm, das sämtliche verwendeten Klassen umfasst, befindet sich im Anhang (vgl. Anhang A.3).

Stammkunde	<i>numOfFulfilledContractsToBeRegular</i>	Anzahl Verträge, die man erfüllt haben muss, um Stammkunde zu sein
	<i>highestNumberOfNotFulfilledContractsToBeRegular</i>	Höchste Anzahl nicht erfüllter Verträge, um Stammkunde zu sein
Gewinnorientierung	<i>thresholdProfitOrientation</i>	Schwellenwert, ab welchem ein Agent als gewinnorientiert gilt
	<i>minPricePercentage</i>	Prozentualer Anteil des Mindestpreises, der mit dem Gewinnorientierungsfaktor des Agenten multipliziert wird, und dann zum Mindestpreis hinzugeschlagen wird
Risikoorientierung	<i>thresholdRiskOrientation</i>	Falls der <i>riskDisposition</i> -Wert des Agenten diesen Schwellenwert übersteigt, gilt er als risikoorientiert

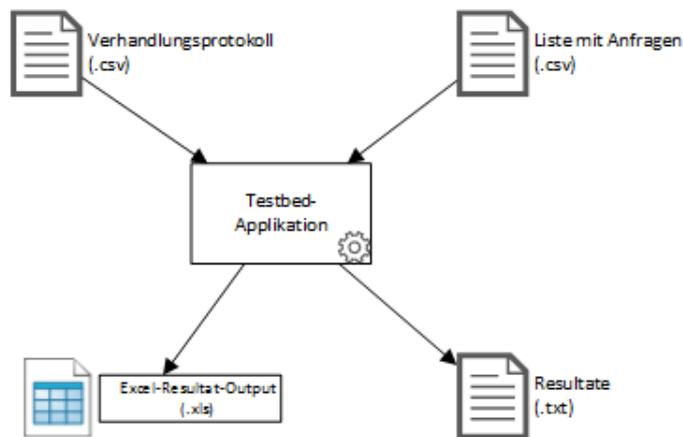
**Tabelle 5.1:** Übersicht über die Klassenvariablen der *RuleValues*-Klasse

*ListLoader* organisiert. Durch Verwendung der *opencsv*-Library lässt sich das Listentrennzeichen variabel einstellen (konkret wird das Semikolon als Trennzeichen verwendet). Die eingelesenen Verträge und Anträge werden mit Hilfe der *ArrayToObjectMapper*-Klasse auf Java-Objekte abgebildet (*NegotiationRound* bzw. *WoodRequest*-Objekte) und stehen nun dem Agenten als Verhandlungsprotokoll zur Verfügung bzw. die Anträge können vom Agenten abgearbeitet werden.

**Excel-Output** Der Export der Resultate als Text-Datei stellte sich für die Analyse der verschiedenen Entscheidungsverfahren als ungeeignet heraus. Aus diesem Grund wurde zusätzlich ein Resultat-Output in der Form einer Excel-Datei implementiert (vgl. Abbildung 5.5). Dazu wird die Java Library *jXLS*<sup>4</sup> verwendet. Mit Hilfe dieser Library lässt sich eine Liste instanzierter Java-Objekte auf einfache Art und Weise auf eine Excel-Tabelle abbilden, damit zur Auswertung die von Excel bereitgestellten Tabellen-Kalkulations-Formeln benutzt werden können.

**Deep-Copying Library** Falls beabsichtigt wird, mehrere Anfrage-Durchläufe hintereinander durchzuführen (vgl. Abschnitt 5.1), stellt sich die Frage, ob das Verhandlungsprotokoll des Agenten von Durchlauf zu Durchlauf erweitert werden soll. Mit einem Durchlauf ist das Abarbeiten der gesamten eingelesenen Anfrage-Liste gemeint. Für die Umsetzung, dass das Verhandlungsprotokoll von einem Durchlauf zum nächsten nicht erweitert wird (es wird jedes Mal wieder bei der Ausgangssituation begonnen), muss die Liste jedes Mal neu eingelesen werden, was einen erhöhten Rechenaufwand zur Folge hat. Als Alternative dazu kann vom eingelesenen Verhandlungsprotokoll eine sogenannte „tiefe Kopie“ erstellt werden. Datenstrukturen in Java, wie zum Beispiel Listen, beinhalten Elemente (Objektreferenzen), die auf abgespeicherte Objekte zeigen.

<sup>4</sup><http://www.jxls.sourceforge.net>



**Abbildung 5.5:** Die Abbildung zeigt die Input- bzw. Output-Schnittstellen des Testbed-Programmes.

Bei einer üblichen Kopie („flache Kopie“) zeigen die Elemente (Objektreferenzen) des Klons auf dieselben Objekte der ursprünglichen Liste. Dies hat zur Folge, dass sich die Änderung auf den Inhalt beider Listen (sowohl der Kopierten als auch dem Klon) auswirkt, wenn an den Objekten etwas geändert wird. Um dieses Verhalten zu verhindern, werden bei einer „tiefen Kopie“ die von der Liste referenzierten Objekte mitkopiert<sup>5</sup>. Eine „tiefe Kopie“ umzusetzen ist in Java mit einigem Aufwand verbunden (serialisieren bzw. deserialisieren des zu kopierenden Objekts). In der Testbed-Umsetzung wird dazu die *Java Deep-Cloning Library*<sup>6</sup> verwendet. Mit den folgenden Code-Zeilen kann damit auf einfache Weise eine Liste kopiert werden:

```

Cloner cloner = new Cloner();

MyList clone = cloner.deepClone(list);
// clone is a deep-clone of list
  
```

**Maven** Zur Erstellung der Testbed-Umgebung wurde das Software-Management-Tool *Maven* verwendet. Bei *Maven*<sup>7</sup> handelt es sich genauer um ein „Build-Management-Tool“ der Apache Software Foundation, um Java Programme standardisiert zu erstellen und zu verwalten. Dabei wird in *Maven* versucht, das Grundprinzip „Konvention vor Konfiguration“ konsequent für den gesamten Softwareerstellungs-Zyklus abzubilden. Beispiele dafür sind eine Standard-Verzeichnisstruktur des Java-Softwareprojekts und eine Konfigurationsdatei *pom* (für Project Object Model) in der Form einer XML-Datei. In dieser Datei werden unter anderem auch die Abhängigkeiten des Projekts zu anderen Softwareprojekten (Java-Libraries) organisiert. Dazu reicht aus, wenn in der Konfigurationsdatei die Adresse des Online-Repositories angegeben wird (unter *dependencies*), in dem sich die zu verwendende Library befindet. Auf diese Weise müssen die *jar*'s der verwendeten Libraries nicht mehr direkt ins Projektverzeichnis kopiert werden. Durch den Befehl *mvn clean install*, entweder auf der Kommandozeile eingegeben oder im optional verwendbaren *Maven Eclipse Plugin*<sup>8</sup> ausgewählt, kümmert sich *Maven* automatisch um die Projektabhängigkeiten.

<sup>5</sup>vgl. <http://openbook.galileocomputing.de/javainsel9/> (Absatz 17.10.6)

<sup>6</sup><http://code.google.com/p/cloning>

<sup>7</sup>vgl. <http://maven.apache.org/>

<sup>8</sup>vgl. <http://maven.apache.org/plugins/maven-eclipse-plugin/>

	A	B	C	D	E	F
1	Kunde	Angefragte Menge Holz	Preis	Angebot angenommen/abgelehnt	Grund	
2	1	1000	95	false	Das künstliche alternative Kriterium hat in AHP einen höheren Wert erreicht.	
3	2	200	92	false	Das künstliche alternative Kriterium hat in AHP einen höheren Wert erreicht.	
4	2	200	92	false	Das künstliche alternative Kriterium hat in AHP einen höheren Wert erreicht.	
5	2	1000	90	false	Das künstliche alternative Kriterium hat in AHP einen höheren Wert erreicht.	
6	2	1000	90	false	Das künstliche alternative Kriterium hat in AHP einen höheren Wert erreicht.	
7	2	1000	90	false	Das künstliche alternative Kriterium hat in AHP einen höheren Wert erreicht.	
8	2	2000	90	false	Das künstliche alternative Kriterium hat in AHP einen höheren Wert erreicht.	
9	3	800	92	false	Das künstliche alternative Kriterium hat in AHP einen höheren Wert erreicht.	
10	4	200	92	false	Das künstliche alternative Kriterium hat in AHP einen höheren Wert erreicht.	
11	4	200	92	false	Das künstliche alternative Kriterium hat in AHP einen höheren Wert erreicht.	

Abbildung 5.6: Beispiel eines Teils eines Excel-Resultats-Ausgabe.

**Messung der Programmlaufzeit** Um die Laufzeit zu messen, wird die Methode `getCurrentThreadCpuTime()`<sup>9</sup> des `java.lang.management` Paketes verwendet. Im Unterschied zum Verfahren mit `System.currentTimeMillis()` werden mit `getCurrentThreadCpuTime()` andere Aktivitäten des Betriebssystems (laufende Prozesse anderer Programme), die einen Einfluss auf die Geschwindigkeit des zu messenden Programtteils haben können, nicht in die Messung miteinbezogen.

## 5.4 Analyse der verschiedenen Verfahren

Die in Abschnitt 5.2 beschriebenen Verfahren werden mit dem Testbed ausgewertet, um zu sehen:

- Wo sich die verschiedenen Verfahren unterscheiden
- Ob sich das mit einem Verfahren erzeugte Entscheidungsverhalten mit einem anderen Verfahren rekonstruieren lässt
- Ob sie sich bezüglich ihrer Performance wesentlich unterscheiden

Die Resultate dieser Analysen werden in diesem Abschnitt erläutert.

### 5.4.1 Vergleich Entscheidungsverfahren mit AHP zu Entscheidungsverfahren mit Gewichtungsvektor

Die beiden Entscheidungsverfahren sind beinahe identisch. Sie unterscheiden sich nur bezüglich der paarweisen Vergleiche bzw. der Berechnung des Eigenvektors. Die jeweiligen Alternativwerte werden beim Entscheidungsverfahren mit AHP anhand einer Skala verglichen (vgl. 4.1).

<sup>9</sup>vgl. <http://download.java.net/jdk8/docs/api/java/lang/management/ThreadMXBean.html>

Wie in Absatz 5.2.1 beschrieben, ist der implementierte paarweise Vergleich immer konsistent. So kann zum Beispiel die folgende Situation nicht auftreten: *A hat die etwas grössere Bedeutung als B, B ist sehr viel bedeutender als C und A ist wiederum nur etwas bedeutender als C.* Beim Entscheidungsverfahren mit Gewichtungsvektor wird auf die paarweisen Vergleiche verzichtet (vgl. Abschnitt 5.2.2). Identisch wie beim Entscheidungsverfahren mit AHP werden die Werte der verschiedenen Alternativen mittels einer Funktion bestimmt. Während nun diese Werte beim Entscheidungsverfahren mit AHP miteinander paarweise verglichen und in die AHP-Skala umgewandelt werden, wird auf diesen Schritt beim Entscheidungsverfahren mit Gewichtungsvektor verzichtet.

- Es wird vermutet, dass das konsistente paarweise Vergleichen unerheblich ist und folglich die beiden Verfahren zu denselben Ergebnissen führen.

**Vergleichssetting** Damit die beiden Verfahren möglichst vergleichbar sind, wird für beide Agenten die Agenten-Charaktervariable *Zufallsentscheide* auf 0 gesetzt. Auf diese Weise werden vom Agenten keine Entscheide mehr zufällig getroffen. Die beiden anderen Charakter-Variablen (*profitOrientation* und *riskDisposition*) werden sowohl beim Agenten des Entscheidungsverfahrens mit AHP als auch beim Agenten des Entscheidungsverfahrens mit Gewichtungsvektor auf 0.5 gesetzt. Als Hiebsatz wird für beide Verfahren eine Menge von 10000 gewählt. Es wird für beide Verfahren dieselbe Vergleichsmatrize zur Berechnung der Kriteriengewichtung eingelesen. Die in der *Rule-Values*-Klasse gesetzten Variablenwerte werden für den Durchlauf der beiden Verfahren gleich belassen. Beide Entscheidungsverfahren werden mit demselben Verhandlungsprotokoll und derselben Anfrageliste instanziiert. Das Verhandlungsprotokoll enthält insgesamt 35 Verträge und befindet sich im Anhang dieser Arbeit (siehe Anhang A.1). Die Anfrageliste umfasst insgesamt 25 Holz-Anfragen und ist ebenfalls im Anhang dieser Arbeit zu finden (siehe Anhang A.2). Für beide Verfahren muss eine künstliche Alternative berechnet werden. Als künstliche Alternative wird für beide Verfahren das Minimalangebot (vgl. Absatz 5.2.1) gewählt. Da mit diesem Vergleich analysiert werden soll, ob die beiden Verfahren zu identischen Ergebnissen führen, ist es ausreichend, von beiden Verfahren die Anfrageliste nur einmal abarbeiten zu lassen. Unterscheiden sich die Resultate bzw. werden nicht dieselben Anfragen angenommen oder abgelehnt, heisst das, dass die obenstehende Vermutung nicht stimmt.

**Resultat des Vergleichs** Das Resultate der beiden Verfahren unterscheiden sich. Insgesamt werden von den 25 abgearbeiteten Anfragen beim Entscheidungsverfahren mit AHP eine und beim Verfahren mit Gewichtungsvektor sieben angenommen. Die eine vom AHP angenommene Anfrage wurde auch vom Verfahren mit Gewichtungsvektor angenommen. Somit kommt das Verfahren mit Gewichtungsvektor bei insgesamt sechs Anfragen zu einem anderen Ergebnis als das Verfahren mit AHP.

**Grund für die unterschiedlichen Resultate** Ein Grund für die unterschiedlichen Resultate ist die bereits in der Masterarbeit von Stefan Holm (vgl. [Holm, 2011] Abschnitt 5.1.1.) erwähnte Normalisierung bzw. der paarweise Vergleich, der beim analytischen Hierarchieprozess durchgeführt wird. Indem die Kriterienwerte in eine Skala eingeteilt werden (bei AHP grundsätzlich eine Skala von 0-9), wird eine zusätzliche Gewichtung durchgeführt. Wird nun durch Quadrieren der Vergleichsmatrize und durch anschliessende Berechnung und Normalisierung der Reihensumme der Eigenvektor gebildet, weist dieser andere Werte auf. Anhand einem konkreten Berechnungsbeispiel beider Verfahren wird dies am besten ersichtlich:

- Für beide Verfahren wird von folgenden Kriterienwerten ausgegangen:  $\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ , wobei das 1

der Wert für die aktuelle Anfrage und 0 für die alternativ berechnete ist.

• **Berechnung mittels AHP:**

1. Normalisierung der Werte in die AHP-Skala von 0 bis 9 führt zu folgender Vergleichs-

matrize: 
$$\begin{pmatrix} 1 & 9 \\ \frac{1}{9} & 1 \end{pmatrix}$$

2. Quadrieren der Matrix: 
$$\begin{pmatrix} 1 & 9 \\ \frac{1}{9} & 1 \end{pmatrix}^2 = \begin{pmatrix} 2 & 18 \\ \frac{2}{9} & 2 \end{pmatrix}$$

3. Reihensumme bilden: 
$$\begin{pmatrix} 2 & + & 18 \\ \frac{2}{9} & + & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 20 \\ \frac{20}{9} \end{pmatrix}$$

4. Normalisierung, indem die Reihensumme durch die Reihengesamtsumme dividiert

wird: 
$$\begin{pmatrix} \frac{20}{20} \\ \frac{20}{20} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9 \\ 0.1 \end{pmatrix} = \text{Eigenvektor}$$

- **Berechnung mittels Gewichtungsvektor:** Normalisierung  $\rightarrow$  Reihenwert wird durch Ge-

samtwert ( $1 + 0 = 1$ ) dividiert: 
$$\begin{pmatrix} \frac{1}{1} \\ \frac{0}{1} \end{pmatrix} = \text{Eigenvektor} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$\Rightarrow$  Die beiden Eigenvektoren unterscheiden sich, was die unterschiedlichen Ergebnisse bezüglich der angenommenen/abgelehnten Verträge erklärt.

## 5.4.2 Analyse der Ähnlichkeit der verschiedenen Entscheidungsverfahren

Die verschiedenen Entscheidungsverfahren bzw. deren Ergebnisse werden miteinander verglichen. Das Ziel ist, herauszufinden, ob die Verfahren je nach gesetzten Einstellungen zu identischen oder ähnlichen Ergebnissen kommen. Bei den drei implementierten Verfahren *AHP*, *Gewichtungsvektor* und *regelbasiert* können unterschiedliche Charaktervariablen des Agenten gesetzt werden. Diese Charaktervariablen haben Einfluss auf den Entscheidungsprozess des Agenten und es wird ermittelt, ob durch Verändern dieser Variablen sich die verschiedenen Verfahren bzw. deren Ergebnisse ähnlicher werden. Mit den Charakter-Einstellungen der verschiedenen Verfahren, welche die ähnlichsten Ergebnisse geliefert haben, wird zusätzlich in einem nächsten Schritt die Performance des Verfahrens (benötigte Programm-Laufzeit) ermittelt.

Die Ergebnisse für die einzelnen Verfahren werden in den nachfolgenden Unterabschnitten detaillierter beschrieben. Die Tabelle 5.2 liefert einen Überblick über die ermittelten Ergebnisse.

**Vergleichssetting** Ein Verfahren wird jeweils mit allen anderen verglichen. Das Vorgehen lässt sich am besten an einem konkreten Beispiel erklären: Es wird analysiert, ob das Entscheidungsverfahren mit AHP durch die anderen Verfahren rekonstruiert werden kann. Zuerst wird ein Simulationsdurchlauf mit dem Verfahren (AHP) durchgeführt. Die Variablenwerte *riskDisposition* und *profitOrientation* werden dazu auf 0.5 gesetzt. Der Variablenwert *coincidenceDecision* wird,

aus demselben Grund wie beim unter Absatz 5.4.1 beschriebenen Vergleich des Entscheidungsverfahrens mit AHP und des Verfahrens mit Gewichtungsvektor, auf 0 gesetzt. Das eingeleseene Verhandlungsprotokoll als auch die Anfrageliste sind identisch mit dem bei der vorherigen Analyse benutzten und befinden sich im Anhang dieser Arbeit. Um nun die beste Rekonstruktion des AHP Verfahrens zu finden, wird ein sogenanntes „brute force“-Verfahren angewendet. Bei diesem Verfahren werden viele unterschiedliche Einstellungsmöglichkeiten ausprobiert, um eine möglichst gute Lösung zu finden. Konkret werden für die Variablenwerte *riskDisposition* und *profitOrientation* pro Entscheidungsverfahren sämtliche verschiedenen Einstellungsmöglichkeiten (mit Abständen von 0.1 von 0 bis 1) und Kombinationen ausprobiert. Insgesamt werden auf diese Weise 121 verschiedene Einstellungs-Kombinationen pro Entscheidungsverfahren simuliert und ausgewertet. Die Resultate in Form einer Spalte einer Excel-Datei werden mit der Resultatsspalte des AHP-Verfahrens verglichen und es wird berechnet, bei wie vielen Anträgen unterschiedlich entschieden wurde. Auf diese Weise lässt sich aussagen, wie ähnlich ein Verfahren zu einem anderen ist und welche Charaktereinstellungen zu dieser maximalen Ähnlichkeit führen.

Beim Kundenabsichts-Entscheidungsverfahren (vgl. Abschnitt 5.2.4) haben die Charaktermerkmale keinen Einfluss auf die gemachte Entscheidung. Aus diesem Grund wird ausschliesslich versucht, mittels Anpassung der Charakterwerte der anderen Verfahren das Kundenabsichts-Verfahren zu rekonstruieren, jedoch nicht umgekehrt.

Die in der *RuleValues*-Klasse (vgl. Paragraph 5.3) gesetzten Werte werden für die Durchläufe aller Verfahren nicht verändert, so dass die Ausgangslage für alle möglichst gleich ist.

**Performance Messung** Die Laufzeiten der verschiedenen Verfahren werden miteinander verglichen. Jedem Verfahren werden dabei die Verfahren gegenübergestellt, mit dessen Charakter-Variablen-Einstellungen die besten Rekonstruktionen bzw. die meisten identischen Ergebnisse erhalten wurden. Es wird jeweils für jedes Verfahren nur die Abarbeitung der Anfrageliste (insgesamt 25 Anfragen) mittels der *checkRequest()*-Methode gemessen. Da die übrigen Programmteile, wie zum Beispiel das Einlesen des Verhandlungsprotokolls oder der Anfrageliste, für sämtliche Verfahren identisch sind, werden sie nicht in die Messung miteinbezogen. Insgesamt wird für jedes Verfahren die Bearbeitungszeit ermittelt, die benötigt wird, um die Anfrageliste bestehend aus 25 Anfragen 100 mal abzarbeiten.

#### 5.4.2.1 Ergebnisse der Rekonstruierbarkeit des AHP-Entscheidungsverfahrens

Es wird versucht, mit den anderen Verfahren das Entscheidungsverfahren mit AHP zu rekonstruieren. Für das AHP-Verfahren wird dabei als Alternativ-Angebot die Stammkunden-Anfrage gewählt.

Das ähnlichste Ergebnis des **regelbasierten Verfahrens** liefert insgesamt 19 gleich entschiedene Anfragen. Dies entspricht bei total 25 Anfragen einem Anteil von 76%. Dieses Ergebnis wird mit der Einstellung 0.9 für die *profitOrientation*-Variabel erreicht. Die Einstellung für die *riskDisposition*-Variabel spielt keine Rolle, es wird für sämtliche Werte von 0.0 bis 1.0 dasselbe Ergebnis erreicht.

Die 100-malige Abarbeitung der Anfrageliste mit den obengenannten Einstellungen benötigt 171601100 Nanosekunden bzw. 171.6011 Millisekunden.

Mit dem Entscheidungsverfahren mit **Gewichtungsvektor** liefert das ähnlichste Ergebnis insgesamt 24 Anfragen, bei denen gleich entscheidet wird. Dies entspricht einem Anteil von 96% und wird mit 14 verschiedenen Variablen-Einstellungen erreicht (*profitOrientation* / *riskDisposition*: 0.0 / 0.0; 0.0 / 0.3; 0.0 / 0.8; 0.0 / 0.9; 0.1 / 0.8; 0.3 / 0.5; 0.5 / 0.5; 0.6 / 0.5; 0.6 / 0.9; 0.7 / 0.2; 0.7

/ 0.9; 0.8 / 0.7; 0.8 / 0.8; 1.0 / 0.8). Für das Entscheidungsverfahren mit Gewichtungsvektor wird dabei auch das Alternativ-Angebot Stammkunden-Anfrage gewählt.

Um die Performance zu ermitteln, wird für alle 14 Einstellungsvarianten die Zeit ermittelt, um die Anfrageliste 100 mal abzuarbeiten, und dann wird der Durchschnitt berechnet. Der Mittelwert der benötigten Abarbeitungszeit beträgt 612861071 Nanosekunden bzw. 612.861071 Millisekunden.

#### 5.4.2.2 Ergebnisse der Rekonstruierbarkeit des Gewichtungsvektor-Entscheidungsverfahrens

Für das Entscheidungsverfahren mit Gewichtungsvektor wurde als künstliche Alternative wiederum die Stammkunden-Anfrage gewählt.

Mit dem **regelbasierten** Verfahren wird beim ähnlichsten Ergebnis bei 18 Anfragen gleich entschieden, was einem Anteil von 72% entspricht. Wie bei der Modellierung des AHP-Verfahrens (vgl. Abschnitt 5.4.2.1) wird dieses Ergebnis mit der Variablen-Einstellung 0.9 für *profitOrientation* erreicht. Ebenfalls hat die Einstellung der *riskDisposition*-Variabel in diesem Falle keinen Einfluss auf das Ergebnis.

Da dieselben Einstellungen wie unter Abschnitt 5.4.2.1 das beste Ergebnis geliefert haben, ist auch die Laufzeit mit 171601100 Nanosekunden bzw. 171.6011 Millisekunden identisch.

Das ähnlichste Ergebnis des Entscheidungsverfahrens mit **AHP** entscheidet bei 24 Anfragen gleich, was einem Anteil von 96% entspricht. Dieser Wert wird mit insgesamt 13 verschiedenen Variablen-Einstellungen erreicht (*profitOrientation* / *riskDisposition*: 0.0 / 0.3; 0.0 / 0.6; 0.0 / 1.0; 0.1 / 0.9; 0.3 / 0.2; 0.3 / 0.5; 0.4 / 0.9; 0.5 / 0.5; 0.6 / 0.2; 0.6 / 1.0; 0.9 / 0.9; 1.0 / 0.0; 1.0 / 0.3;). Für das Entscheidungsverfahren mit AHP wird als Alternativ-Angebot die Stammkunden-Anfrage gewählt.

Die Performance wird ermittelt, indem für alle 13 Einstellungsvarianten die Zeit, um die Anfrageliste 100 mal abzuarbeiten, berechnet wird. Daraus wird anschliessend der Durchschnitt genommen. Dieser beträgt 591603792 Nanosekunden bzw. 591.603792 Millisekunden.

#### 5.4.2.3 Ergebnisse der Rekonstruierbarkeit des regelbasierten Entscheidungsverfahrens

Es wird versucht, mit den verschiedenen Entscheidungsverfahren das regelbasierte Verfahren zu rekonstruieren.

Das ähnlichste Ergebnis, das mit dem **AHP**-Verfahren erreicht wird, führt bei 16 der 25 Anfragen zu demselben Ergebnis. Dies entspricht einem Anteil von 64%. Dieser Wert wird mit 51 verschiedenen Variablen-Einstellungen erreicht.

Die Performance wurde nach demselben Verfahren wie oben durchgeführt. Der Mittelwert der Bearbeitungszeit der verschiedenen Einstellungen beträgt 608403900 Nanosekunden bzw. 608.403900 Millisekunden.

Auch mit dem **Gewichtungsvektor**-Verfahren werden beim ähnlichsten Ergebnis 16 der 25 Anfragen gleich entschieden (64%-Anteil). Dieser Wert wird aber mit deutlich weniger Einstellungs-Kombinationen erreicht, nämlich mit insgesamt 38.

Der Mittelwert der Bearbeitungszeit der verschiedenen Einstellungen dieses Verfahrens beträgt 530403400 Nanosekunden bzw. 530.403400 Millisekunden.

#### 5.4.2.4 Ergebnisse der Rekonstruierbarkeit des Kundenabsicht Entscheidungsverfahrens

Wie bereits erwähnt haben Charaktervariablen-Einstellungen keinen Einfluss auf das Ergebnis dieses Verfahrens. Lediglich die zu setzende *minimalProfitRate* Variabel beeinflusst das Ergebnis. Als Minimum-Marge wird der Wert 1.05 gewählt.

Mit dem **regelbasierten** Verfahren wird beim ähnlichsten Ergebnis bei 22 Anfragen gleich entschieden, was einem Anteil von 88% entspricht. Dieses Ergebnis wird mit der Einstellung 0.9 für die *profitOrientation*-Variabel erreicht. Die Einstellung der *riskDisposition*-Variabel in diesem Falle keinen Einfluss auf das Ergebnis.

Die Laufzeit, um mit diesen Einstellungen die Anfrageliste 100 mal abzuarbeiten, beträgt 124800800 Nanosekunden bzw. 124.800800 Millisekunden.

Das ähnlichste Ergebnis, das mit dem **AHP**-Verfahren erreicht wird, führt bei 17 der 25 Anfragen zu demselben Ergebnis. Dies entspricht einem Anteil von 68%. Dieser Wert wird mit 51 verschiedenen Variablen-Einstellungen erreicht.

Der Mittelwert der Bearbeitungszeit der verschiedenen Einstellungen beträgt 566803633 Nanosekunden bzw. 566.803633 Millisekunden.

Das Entscheidungsverfahren mit **Gewichtungsvektor** erzielt bei der ähnlichsten Lösung ebenfalls 17 identisch entschiedene Anfragen (68%). Insgesamt wird mit 38 Einstellungs-Kombinationen dieser Wert erreicht.

Der Mittelwert der Bearbeitungszeit der verschiedenen Einstellungen beträgt 538203450 Nanosekunden bzw. 538.203450 Millisekunden.

Verfahren		Rekonstruktionen					
		Regelbasiert		AHP		Gewichtungsvektor	
Verfahren	Performance	Ergebnis	Performance	Ergebnis	Performance	Ergebnis	Performance
<b>AHP</b>	686ms	76%	171ms	-	-	96%	612ms
<b>Gewichtungsvektor</b>	577ms	72%	171ms	96%	591ms	-	-
<b>Regelbasiert</b>	156ms	-	-	64%	608ms	64%	530ms
<b>Kundenabsicht</b>	109ms	88%	124ms	68%	566ms	68%	538ms

**Tabelle 5.2:** Ergebnisse der Auswertung der verschiedenen Verfahren.

# 6

## Schlussfolgerung

Der Inhalt dieser Masterarbeit ist in zwei thematische Teile aufgeteilt. Im ersten Teil wurden mittels einer Literaturrecherche verschiedene agentenbasierte Modelle von Energiemärkten untersucht. Der Fokus dabei lag auf der Modellierung von Entscheidungsverhalten von Agenten. Es zeigte sich, dass eine Beschränkung auf die Energiemärkte im Rahmen dieser Arbeit sinnvoll war, da wohl eine vollumfängliche Recherche ohne Konzentration auf ein Themengebiet sehr aufwendig gewesen wäre. Ein Grund dafür ist, dass sich in der Literatur eine grosse Anzahl beschriebener agentenbasierter Modelle finden lässt. Ein weiterer Grund ist die Art und Weise, wie die Modelle beschrieben sind. In der Vergangenheit existierte kein Standard für die Beschreibung von agentenbasierten Modellen. Das änderte sich erst 2006 durch die Einführung des ODD Protokolls (vgl. [Grimm et al., 2006] und [Grimm et al., 2010]). Allerdings wird dieser entwickelte Standard noch nicht von allen Forschern zur Beschreibung der Modelle angewendet. Aus diesem Grund sind in der Vergangenheit in der Literatur wiedergegebene agentenbasierte Modelle sehr unterschiedlich und zum Teil unvollständig beschrieben. So wird teilweise bei den beschriebenen Modellen nur oberflächlich auf das Entscheidungsverhalten von Agenten eingegangen.

Im zweiten Teil dieser Arbeit wurde eine Agenten-Testumgebung (Agent Testbed) implementiert. Mit dieser Testumgebung konnten vier im Rahmen dieser Arbeit entwickelte und implementierte Entscheidungsverhalten analysiert werden. Dazu wurden die folgenden vier Entscheidungsverhalten ausgearbeitet: Ein Entscheidungsverhalten mit AHP, ein AHP-ähnliches aber vereinfachtes Verfahren mit einem Gewichtungsvektor, ein einfaches regelbasiertes Verfahren und ein Verfahren, welches die Kundengesinnung berücksichtigt und über einen einfachen Lernalgorithmus verfügt.

Bei der durchgeführten Analyse wurden die vier Verfahren einerseits bezüglich ihrer Performanz verglichen. Des Weiteren wurde untersucht, wie ähnlich die gelieferten Ergebnisse der verschiedenen Entscheidungsverfahren zueinander sind, bzw. inwieweit sich die Verhalten der Verfahren rekonstruieren lassen. Das Verändern von Agenten-Charaktervariablen hat bei drei der vier implementierten Verfahren (AHP, Gewichtungsvektor, regelbasiert) einen Einfluss auf deren Verhalten. Um nun die Verhalten der Verfahren ähnlicher zu machen, mussten also verschiedene Variablen-Einstellungen durchprobiert werden. Um die Variablen-Kombination(en) zu finden, die zum ähnlichsten Verhalten führt, wurde die „brute force“-Methode angewendet.

Die Testumgebung wurde mit einer möglichst einfachen Architektur umgesetzt und kann ohne grösseren Aufwand um weitere Entscheidungsverhalten ergänzt werden. Einige realisierte Hilfs-Funktionen, wie zum Beispiel der Dateninput mittels CSV-Listen oder auch ein Datenoutput, vereinfachen die Analyse von integrierten Entscheidungsverhalten. Während der Evaluation

entpuppte sich das Datenformat des Outputs als eher suboptimal. So schreibt die Applikation die Daten in eine Text-Datei, die nur auf manuelle Weise ausgewertet werden konnte (indem die Liste durchgeschaut und gewisse Resultate, wie z.B. die Anzahl positiver Entscheide gezählt wurden). Da die Datenmenge einer Analyse umfangreich war, hätte das einen sehr hohen Auswertungsaufwand zur Folge gehabt. Aus diesem Grund wurde die Applikation um eine Excel-Output Funktionalität erweitert. Indem die verschiedenen Excel-Output-Dokumente in ein zentrales Excel Dokument kopiert und Excel-Formeln verwendet wurden, war es möglich, eine relativ grosse Datenmenge auszuwerten.

# 7

## Ausblick

Bezüglich der Literaturrecherche von Entscheidungsverhalten bestand das Hauptproblem darin, Literatur zu finden, welche das Verhalten der Agenten (mit Fokus auf das Entscheidungsverhalten) genauer umschreiben. Die Modellierung von Energiemärkten fällt in den Bereich „agent-based computational economics“ (vgl. Kapitel 2.1). In diesem Themenbereich konnte im Rahmen dieser Arbeit keine Beschreibung gefunden werden, welche den ODD-Standard anwendet. Aus diesem Grund wäre eine Literaturrecherche in anderen Teilbereichen interessant. Es ist durchaus denkbar, dass in Literatur aus anderen Bereichen das Entscheidungsverhalten von Agenten umfassender beschrieben ist. So existieren ausführliche soziologische und ökologische agentenbasierte Modellbeschreibungen, die den ODD-Standard anwenden. Gute Startpunkte für eine weitergehende Recherche wären die Web-Portale *JASSS*<sup>1</sup> (Journal of Artificial Societies and Social Simulation) und *OpenABM*<sup>2</sup> (Open Agent Based Modeling Consortium).

Weitere recherchierte Modellierungsansätze von Entscheidungsverhalten könnten zur Analyse in das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Agent Testbed (vgl. Kapitel 5) integriert werden. Interessant wären weitere Analysen, wie zum Beispiel der Vergleich verschiedener Verfahren, bei denen sich die jeweiligen Verhandlungsprotokolle über die gesamte Simulation (mehrere Durchgänge) verändern bzw. nicht zurückgesetzt werden.

Die Analyse der verschiedenen Verhalten, auch mit dem zum Testbed nachträglich hinzugefügtem Excel-Output, war immer noch sehr aufwendig und beinhaltete viele Schritte, die manuell durchgeführt werden mussten. Das lag daran, dass die angewendete „brute force“-Methode sehr viele Simulationsdurchläufe zur Folge hatte und pro Durchlauf eine Excel-Resultats-Datei resultierte. Diese Dateien mussten manuell in eine Datei kopiert werden, um anschliessend mit Hilfe von Excel-Formeln die Resultate zu untersuchen. Durch eine auf die verschiedenen Analysen gezielte Anpassung des Resultats-Outputs könnten einige Schritte automatisiert werden, wodurch Zeit eingespart werden könnte. Diese Zeit könnte für weitere umfassendere Analysen eingesetzt werden.

---

<sup>1</sup><http://jasss.soc.surrey.ac.uk/JASSS.html>

<sup>2</sup><http://www.openabm.org/>

# A

## Anhang

### A.1 Verhandlungsprotokoll

Tabelle A.1: Für die Analyse verwendetes Verhandlungsprotokoll

Abnehmer	Monat	Jahr	Menge	Preis	Kosten	abgeschlossen j/n	erfüllt j/n
1	Januar	2011	2000	95	66	ja	nein
2	Februar	2011	1000	90	69	ja	ja
3	März	2011	500	88	69	nein	nein
4	April	2011	200	92	69.6	ja	ja
1	Mai	2011	2000	95	69.6	nein	nein
5	Juni	2011	5000	86	84.6	ja	ja
8	Juli	2011	100	95	84.9	ja	ja
10	August	2011	800	88	84.9	nein	nein
9	September	2011	1500	88	89.4	ja	ja
4	Oktober	2011	200	92	90	ja	ja
5	Januar	2012	2000	90	66	ja	ja
2	Februar	2012	1000	90	69	ja	ja
2	März	2012	1000	90	69	nein	nein
4	April	2012	200	92	70.2	ja	ja
11	Mai	2012	800	87	69.9	nein	nein
4	Juni	2012	200	92	70.2	ja	ja
12	Juli	2012	1500	89	74.7	ja	nein

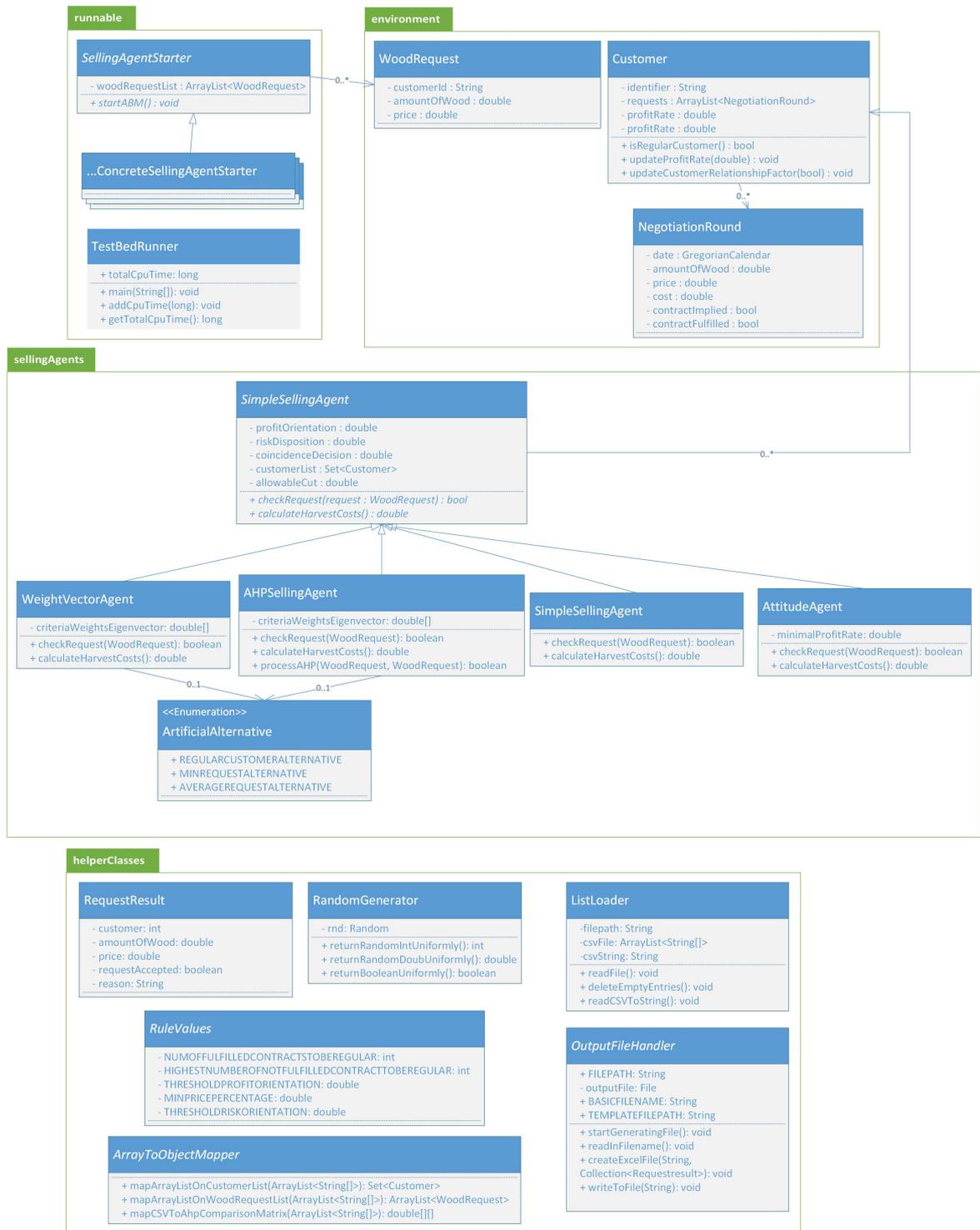
Abnehmer	Monat	Jahr	Menge	Preis	Kosten	abgeschlossen j/n	erfüllt j/n
2	August	2012	1000	92	77.7	ja	ja
6	September	2012	1000	94	80.7	ja	ja
4	Oktober	2012	200	94	81.3	ja	nein
3	Januar	2013	800	92	60	nein	nein
2	Februar	2013	1000	90	63	ja	ja
2	März	2013	1000	90	66	ja	ja
4	April	2013	200	95	66.6	ja	ja
8	Mai	2013	100	95	66.9	ja	ja
6	Juni	2013	1000	93	69.9	ja	ja
4	Juli	2013	200	92	70.5	ja	ja
2	August	2013	1000	90	73.5	ja	ja
1	September	2013	1000	95	76.5	ja	ja
4	Oktober	2013	200	92	77.1	ja	ja
2	November	2013	1000	90	80.1	ja	ja

## A.2 Anfrageliste

**Tabelle A.2:** Bei der Analyse verwendete Anfrageliste

Abnehmer	Menge	Preis
6	100	95
4	800	88
5	1500	88
2	200	92
2	2000	90
4	1000	90
11	1000	90
4	200	92
12	800	87
2	200	92
6	1500	89
4	1000	92
5	1000	94
11	200	94
3	800	92
2	1000	90
2	1000	90
4	200	95
8	100	95
7	1000	93
4	200	92
7	1000	93
4	200	92
7	1000	90
1	1000	95
4	200	92
2	1000	90

# A.3 Klassendiagramm



---

# Abbildungsverzeichnis

3.1	Entscheidungsprozesses eines Stromerzeuger-Agenten . . . . .	10
3.2	Modell der Struktur des Entscheidungsprozesses der Stromkonsumenten . . . . .	19
4.1	Beispiel einer Nutzwertanalyse . . . . .	26
5.1	Flussdiagramm AHP-Entscheidungsverfahren . . . . .	33
5.2	Flussdiagramm sequentielles regelbasiertes Entscheidungsverfahren . . . . .	38
5.3	Flussdiagramm des Kundengesinnungs-Entscheidungsverfahrens . . . . .	40
5.4	Klassendiagramm Agent Testbed . . . . .	42
5.5	Architektur der Testbed-Applikation . . . . .	44
5.6	Excel Resultat-Output Beispiel . . . . .	45

---

# Tabellenverzeichnis

3.1	Überblick der analysierten Modelle . . . . .	21
5.1	Übersicht über die Klassenvariablen der <i>RuleValues</i> -Klasse . . . . .	43
5.2	Ergebnisse der Auswertung der verschiedenen Verfahren. . . . .	51
A.1	Für die Analyse verwendetes Verhandlungsprotokoll . . . . .	55
A.2	Bei der Analyse verwendete Anfrageliste . . . . .	57

---

# Literaturverzeichnis

- [Bonabeau, 2002] Bonabeau, E. (2002). Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(Supplement 3):7280–7287.
- [Bower and Bunn, 2000] Bower, J. and Bunn, D. W. (2000). Model-based comparisons of pool and bilateral markets for electricity. *The Energy Journal*, 21(3):1–29.
- [Bower et al., 2001] Bower, J., Bunn, D. W., and Wattendrup, C. (2001). A model-based analysis of strategic consolidation in the german electricity industry. *Energy Policy*, 29(12):987–1005.
- [Bratman, 1999] Bratman, M. (1999). *Intention, plans, and practical reason*. David Hume series of philosophy and cognitive sciences reissues. Center for the Study of Language and Information, Stanford and California.
- [Bremer et al., 2008] Bremer, J., Andressen, S., Rapp, B., Sonnenschein, M., and Stadler, M. (2008). A modelling tool for interaction and correlation in demand-side market behaviour. In Möst, D., Fichtner, W., Ragwitz, M., and Veit, D., editors, *New methods for energy market modelling*, pages 77–92. Universitätsverlag, Karlsruhe.
- [Chappin, 2006] Chappin, E. J. (November 2006). *Carbon Dioxide Emission Trade Impact on Power Generation Portfolio: Agent-based Modelling to Elucidate Influences of Emission Trading on Investments in Dutch Electricity Generation*. PhD thesis, Delft University of Technology, Delft.
- [Chappin et al., 2007] Chappin, E. J., Dijkema, G., van Dam, K., and Lukszo, Z. (2007). Modelling strategic and operational decision-making - an agent-based model of electricity producers. In *Proceedings of the 21st annual European Simulation and Modelling Conference (ESM2007)*.
- [Chappin and Dijkema, 2007] Chappin, E. J. and Dijkema, G. P. (2007). An agent based model of the system of electricity production systems: Exploring the impact of CO2 emission-trading. In *IEEE International Conference on System of Systems Engineering*, pages 1–5.
- [Chappin and Dijkema, 2009] Chappin, E. J. and Dijkema, G. P. (2009). On the impact of CO2 emission-trading on power generation emissions. In *Technological Forecasting and Social Change*, volume 76, pages 358–370.
- [Demmler, 2000] Demmler, H. (2000). *Grundlagen der Mikroökonomie*. Oldenbourg, München, 4th edition.
- [Entriiken and Wan, 2003] Entriiken, R. and Wan, S. (2003). Agent-based simulation of an automatic mitigation procedure: Final report. Palo Alto, California. EPRI. Gefunden unter <http://www.epri.com/abstracts/Pages/ProductAbstract.aspx?ProductId=000000000001007733> am 4.9.2013.

- [Entriiken and Wan, 2005] Entriiken, R. and Wan, S. (2005). Agent-based simulation of an automatic mitigation procedure. In *System Sciences, 2005. HICSS'05. Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference*, pages 92c–92c. IEEE.
- [Franken, 2009] Franken, S. (2009). Unternehmensziele und Entscheidungsmodelle. Bielefeld. Fachhochschule Bielefeld.
- [Friedman, 1986] Friedman, D. D. (op. 1986). *Price theory*. An Intermediate text. South-Western Publ, West Chicago (Ill.).
- [Georgeff et al., 1999] Georgeff, M., Pell, B., Pollack, M., Tambe, M., and Wooldridge, M. (1999). The belief-desire-intention model of agency. In Müller, J. P., Rao, A. S., and Singh, M. P., editors, *Intelligent Agents V: Agents Theories, Architectures, and Languages*, volume 1555 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 1–10. Springer Berlin Heidelberg, Berlin and Heidelberg.
- [Greenwald et al., 1999] Greenwald, A. R., Kephart, J. O., and Tesauro, G. J. (1999). Strategic price dynamics. In Feldman, S. and Wellman, M., editors, *the 1st ACM conference*, pages 58–67.
- [Grimm et al., 2006] Grimm, V., Berger, U., Bastiansen, F., Eliassen, S., Ginot, V., Giske, J., Goss-Custard, J., Grand, T., Heinz, S. K., Huse, G., Huth, A., Jepsen, J. U., Jørgensen, C., Mooij, W. M., Müller, B., Pe'er, G., Piou, C., Railsback, S. F., Robbins, A. M., Robbins, M. M., Rossmannith, E., Rüger, N., Strand, E., Souissi, S., Stillman, R. A., Vabø, R., Visser, U., and DeAngelis, D. L. (2006). A standard protocol for describing individual-based and agent-based models. *Ecological Modelling*, 198(1-2):115–126.
- [Grimm et al., 2010] Grimm, V., Berger, U., DeAngelis, D. L., Polhill, J. G., Giske, J., and Railsback, S. F. (2010). The odd protocol: A review and first update. *Ecological Modelling*, 221(23):2760–2768.
- [Grob, 2003] Grob, H. L. (2003). Computergestütztes Controlling: Das Preis-Leistungsmodell. Münster. Institut für Wirtschaftsinformatik, Westfälische Wilhelms-Universität.
- [Grob et al., 2004] Grob, H. L., Reepmeyer, J.-A., and Bensberg, F. (2004). *Einführung in die Wirtschaftsinformatik*. Vahlen, München, 5th edition.
- [Haas and Meixner, 2005] Haas, R. and Meixner, O. (2005). An Illustrated Guide to the Analytic Hierarchy Process. Vienna. University of Natural Resources and Applied Life Sciences. Gefunden unter <http://www.boku.ac.at/mi/ahp/ahptutorial.pdf> am 1.10.2013.
- [Hansson, 1994] Hansson, S. O. (1994). *Decision Theory: A Brief Introduction*. Department of Philosophy and the History of Technology, Royal Institute of Technology (KTH), Stockholm.
- [Holm, 2011] Holm, S. (1.7.2011). Design und Implementierung eines agentenbasierten Modells des Schweizer Energieholzmarktes. Master's thesis, Universität Zürich, Zürich.
- [Hwang and Yoon, 1981] Hwang, C. L. and Yoon, K. (1981). *Multiple attribute decision making: Methods and applications : a state-of-the-art survey*, volume 186 of *Lecture notes in economics and mathematical systems*. Springer-Verlag, Berlin and New York.
- [Knezevic et al., 2010] Knezevic, G., Fekete, K., and Nikolovski, S. (2010). Applying agent-based modeling to electricity market simulation. In Biljanović, P., editor, *MIPRO 2010*, pages 647–652. Croatian Society for Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, Rijeka and Croatia.

- [Knoeri et al., 2011] Knoeri, C., Binder, C. R., and Althaus, H.-J. (2011). An agent operationalization approach for context specific agent-based modeling. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 14(2):4.
- [Kroeber-Riel et al., 2009] Kroeber-Riel, W., Weinberg, P., and Gröppel-Klein, A. (2009). *Konsumentenverhalten*. Vahlens Handbücher der Wirtschafts- und Sozialwissenschaften. Vahlen, München, 9th edition.
- [Li et al., 2011] Li, H., Sun, J., and Tesfatsion, L. (2011). Testing institutional arrangements via agent-based modeling: A u.s. electricity market application. In Dawid, H. and Semmler, W., editors, *Computational Methods in Economic Dynamics*, volume 13 of *Dynamic Modeling and Econometrics in Economics and Finance*, pages 135–158. Springer Berlin Heidelberg, Berlin and Heidelberg.
- [Li et al., 2009] Li, H., Sun, J., and Tesfatsion, L. S. (2009). *Separation and volatility of locational marginal prices in restructured wholesale power markets*, volume 09009 of *Working papers series / Iowa State University, Department of Economics*. Iowa State Univ., Dep. of Economics, Ames and Iowa.
- [Macal et al., 2004] Macal, C., Boyd, G., Conzelmann, G., Cirillo, R., Koritarov, V., North, M., Thimmapuram, P., and Veselka, T. (2004). Modelling the restructured illinois electricity market as a complex adaptive system. In *Energy, Environment and Economics in a new Era*. Washington D.C.
- [Macal and North, 2006] Macal, C. and North, M. (2006). Tutorial on agent-based modeling and simulation part 2: How to model with agents. In *2006 Winter Simulation Conference*, pages 73–83.
- [Macal and North, 2010] Macal, C. M. and North, M. J. (2010). Tutorial on agent-based modelling and simulation. *Journal of Simulation*, 4(3):151–162.
- [Macal and North, 2011] Macal, C. M. and North, M. J. (2011). Introductory tutorial: Agent-based modeling and simulation. In *2011 Winter Simulation Conference - (WSC 2011)*, pages 1451–1464.
- [Müller et al., 2007] Müller, M., Sensfuß, F., and Wietschel, M. (2007). Simulation of current pricing-tendencies in the german electricity market for private consumption. *Energy Policy*, 35(8):4283–4294.
- [North et al., 2002] North, M., Conzelmann, G., Koritarov, V., Macal, C., Thimmapuram, P., and Veselka, T. (2002). E-laboratories: agent-based modeling of electricity markets. In *Proceedings of the American Power Conference 2002*, Chicago.
- [Ockenfels et al., 2008] Ockenfels, A., Grimm, V., and Zoettl, G. (2008). Strommarktdesign: Preisbildungsmechanismus im Auktionsverfahren für Stromstundenkontrakte an der EEX: Gutachten im Auftrag der European Energy Exchange AG zur Vorlage an die sächsische Börsenaufsicht. Gefunden unter <http://documents.eex.com/document/38614/> am 19.10.2013.
- [Paschotta, 2013] Paschotta, R. (25.05.2013). RP-Energie-Lexikon - Strommarkt, Stromhandel, elektrische Energie, Strombörse, Day-ahead, Merit-Order, Energy-Only-Markt, Kapazitätsmarkt, Regellenergie. Gefunden unter <http://www.energie-lexikon.info/strommarkt.html> am 5.9.2013.
- [Peters and Zelewski, 2007] Peters, M. L. and Zelewski, S. (2007). TOPSIS als Technik zur Effizienzanalyse. *Wirtschaftswissenschaftliches Studium: WiSt; Zeitschrift für Studium und Forschung*. - München: Beck, 36.2007:9–15.

- [Praça et al., 2003] Praça, I., Ramos, C., Vale, Z., and Cordeiro, M. (2003). Intelligent agents for negotiation and game-based decision support in electricity markets. In *Proc. 12th Intelligent System Application to Power Systems Conference (ISAP 03)*.
- [Prato and Paveglio, 2011] Prato, T. and Paveglio, T. (15.06.2011). Agent-based modeling of future wildfire risk. Madison, WI. International Symposium on Society and Resource Management.
- [Rao and Georgeff, 1995] Rao, A. S. and Georgeff, M. P. (1995). Bdi agents: From theory to practice. In Lesser, V. R. and Gasser, L., editors, *Proceedings of the First International Conference on Multiagent Systems (ICMAS)*, pages 312–319.
- [Riedl, 2006] Riedl, R. (2006). Analytischer Hierarchieprozess vs. Nutzwertanalyse: Eine vergleichende Gegenüberstellung zweier multiattributiver Auswahlverfahren am Beispiel Application Service Providing. In Fink, K. and Ploder, C., editors, *Wirtschaftsinformatik als Schlüssel zum Unternehmenserfolg*, pages 99–127. DUV, Wiesbaden.
- [Roth and Erev, 1995] Roth, A. E. and Erev, I. (1995). Learning in extensive-form games: Experimental data and simple dynamic models in the intermediate term. *Games and Economic Behavior*, 8(1):164–212.
- [Saaty, 1990] Saaty, T. L. (1990). How to make a decision: The analytic hierarchy process. *European Journal of Operational Research*, 48(1):9–26.
- [Saaty, 2004] Saaty, T. L. (2004). Fundamentals of the analytic network process — dependence and feedback in decision-making with a single network. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 13(2):129–157.
- [Saaty, 2008] Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1):83.
- [Sensfuß et al., 2007] Sensfuß, F., Genoese, M., Ragwitz, M., and Möst, D. (2007). Agent-based simulation of electricity markets - a literature review. *Energy Studies Review*, 15(2).
- [Sun and Tesfatsion, 2007] Sun, J. and Tesfatsion, L. (2007). Dynamic testing of wholesale power market designs: An open-source agent-based framework. *Computational Economics*, 30(3):291–327.
- [Tefatsion, 2003] Tesfatsion, L. (2003). Agent-based computational economics: modeling economies as complex adaptive systems. *Information Sciences*, 149(4):262–268.
- [Vale et al., 2011] Vale, Z., Pinto, T., Praça, I., and Morais, H. (2011). Mascem: Electricity markets simulation with strategic agents. *IEEE Intelligent Systems*, 26(2):9–17.
- [Veselka et al., 2002] Veselka, T., Boyd, G., Conzelmann, G., Koritarov, V., Macal, C., North, M., Schoepfle, B., and Thimmapuram, P. (2002). Simulating the behavior of electricity markets with an agent-based methodology: The electricity market complex adaptive systems (emcas) model. Proceedings in the 22nd International Association for Energy Economics International Conference. Gefunden unter <http://agent2008.anl.gov/pubs/43943.pdf> am 16.8.2013.
- [Wooldridge and Jennings, 1995] Wooldridge, M. and Jennings, N. R. (1995). Intelligent agents: theory and practice. *The Knowledge Engineering Review*, 10(02):115.
- [Zangemeister, 1976] Zangemeister, C. (1976). *Nutzwertanalyse in der Systemtechnik: Eine Methodik zur multidimensionalen Bewertung und Auswahl von Projekialternativen*. Wittemann, München, 4th edition.

- 
- [Zhou et al., 2007] Zhou, Z., Chan, W. K., and Chow, J. H. (2007). Agent-based simulation of electricity markets: a survey of tools. *Artificial Intelligence Review*, 28(4):305–342.