

SIMULATIONSBASIERTE VERFAHREN  
IN DER UNTERNEHMENSBEWERTUNG  
SIMULATION-BASED BUSINESS VALUATION



**MASTER THESIS**  
zur Erlangung des akademischen Grades

**Master of Business Administration  
(MBA)**

vorgelegt der Fakultät für Wirtschaftswissenschaften  
an der FernUniversität in Hagen  
in Verbindung mit der University of Wales.

vorgelegt von:	Dr. Niklas Röber
MBA Nr:	41230, Studienzug 42.1
Gutachter:	Prof. Dr. Felix Streitferdt Prof. Dr. Michael Bitz
Eingereicht am:	30. April 2013



*„Wenn du wissen willst, wer du warst, dann schau, wer du bist. Wenn du wissen willst, wer du sein wirst, dann schau, was du tust.“*

*— Siddhartha Gautama / Buddha*



## DANKSAGUNG

---

Ein herzliches Dankeschön an alle die mir bei der Erstellung dieser Arbeit geholfen, und mich bei dem Studium unterstützt und motiviert haben. Hier möchte ich besonders meinen Eltern und meiner Familie danken, aber auch all meinen Freunde die mich angespornt, und oft genug auch abgelenkt haben. Ein ganz besonderes Dankeschön geht hier an Moritz, Martina und Christian, sowie an die Klettergruppe OHNE STRUKTUR.

Zu Dank verpflichtet bin ich auch meinen beiden Betreuern, Prof. Dr. Felix Streitferdt und Prof. Dr. Michael Bitz, welche es mir ermöglicht haben eine Masterarbeit zu einem Thema im Bereich des *financial modeling* anzufertigen. Auch wenn das Schreiben und Programmieren viel Arbeit bereitet hat, so war es doch auch mit viel Spaß und Freude verbunden an einem so interessanten Thema zu arbeiten, und mit den verschiedenen simulationsbasierten Bewertungsverfahren experimentieren zu können.



## ABSTRACT

---

Today, the process of company valuation is a daily business that is employed every day many times for various reasons. A variety of different methods and techniques have been developed and evolved over the years to perform business valuation. Each method has its own advantages and drawbacks. However, all methods share that they are based on uncertain data, which is used to perform the business valuation in order to determine the most realistic value for a specific company.

The goal of this Masters thesis is the evaluation of classic valuation techniques, and their extension towards a simulation-based business valuation by employing stochastic optimization processes. Two simulation techniques are used, the common Monte-Carlo simulation, as well as a particle swarm optimization method. Both simulations are extended to perform business valuation using the discounted cash flow method.

An evaluation using the company Google as example case closes the thesis, and analyzes the valuation process using the techniques discussed.

## KURZFASSUNG

---

Die Unternehmensbewertung ist heute ein alltägliches Geschäft, welches jeden Tag vielfach für die verschiedensten Anlässe durchgeführt wird. Hierfür haben sich im Laufe der Jahre verschiedene Verfahren etabliert, welche einige Vor- aber auch Nachteile besitzen. Allen Verfahren gemein ist der Versuch mit unsicheren Ausgangsdaten einen möglichst realistischen Wert für ein bestimmtes Unternehmen zu ermitteln.

In dieser Masterarbeit werden einige klassische Verfahren für die Unternehmensbewertung näher untersucht, und mit Hilfe stochastischer Optimierungsprozesse dahingehend erweitert, dass eine simulationsunterstützte Unternehmensbewertung möglich ist. Hierfür werden die Verfahren der Monte-Carlo Simulation und der schwarmbasierten Optimierung betrachtet, und für eine Bewertung nach dem Discounted Cash Flow Verfahren erweitert.

Eine Fallstudie am Unternehmen Google, welche die vorgestellten Bewertungsverfahren ausführlich analysiert, rundet die Arbeit ab.





# INHALTSVERZEICHNIS

---

1	EINFÜHRUNG	1
1.1	Simulationsbasierte Unternehmensbewertung	2
1.2	Ziele und Ergebnisse	2
1.3	Aufbau der Arbeit	3
2	GRUNDLAGEN DER UNTERNEHMENSBEWERTUNG	5
2.1	Anlässe und Grundlagen der Unternehmensbewertung	5
2.2	Methoden der Unternehmensbewertung	6
2.2.1	Substanz- und Liquidationswertverfahren	7
2.2.2	Ertragswertverfahren	7
2.2.3	Discounted Cash Flow Verfahren	8
2.3	Kennzahlen der Unternehmensbewertung	13
2.3.1	Umsatzorientierte Kennzahlen	13
2.3.2	Gewinnorientierte Kennzahlen	14
2.3.3	Cash Flow basierte Kennzahlen	15
2.4	Zusammenfassung	15
3	UNTERNEHMENSBEWERTUNG UNTER UNSICHERHEIT	17
3.1	Unsicherheit in der Bewertung	17
3.1.1	Bestimmung der Unsicherheiten	18
3.1.2	Modellierung der Unsicherheiten	19
3.1.3	Modellierung von Abhängigkeiten	21
3.2	Monte-Carlo Simulation	22
3.2.1	Monte-Carlo basierte DCF Simulation	24
3.2.2	Implementierung	27
3.3	Zusammenfassung	28
4	OPTIMIERUNG DER BEWERTUNG UNTER UNSICHERHEIT	29
4.1	Stochastische Optimierung	30
4.1.1	Stochastische vs. deterministische Optimierung	30
4.2	Schwarmbasierte Optimierung	31
4.2.1	Schwarmbasierte DCF Optimierung	34
4.2.2	Implementierung	37
4.3	Zusammenfassung	38
5	FALLSTUDIEN	39
5.1	Fallstudie am Beispiel von Google	39
5.1.1	Herleitung WACC	40
5.1.2	Herleitung freier Cash Flow	41
5.2	Klassische Bewertungsverfahren	42

5.2.1	Substanzwertverfahren	42
5.2.2	Ertragswertverfahren	42
5.2.3	Einfache DCF Entity Methode	43
5.3	Monte-Carlo-basierte DCF Simulation	44
5.4	Schwarmbasierte DCF Optimierung	46
5.4.1	Unsichere Entwicklung der Steuer	47
5.4.2	Erwerb eines neuen Unternehmensteils	49
5.5	Auswertung	50
6	ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK	51
6.1	Zusammenfassung und Reflektion	51
6.1.1	Reflektion der Ergebnisse	52
6.2	Ausblick	52
	ANHANG	55
A	IMPLEMENTIERUNG UND QUELLCODE	57
A.1	Monte-Carlo Simulation	57
A.2	Schwarmoptimierung	62
	LITERATURVERZEICHNIS	65
	ABBILDUNGSVERZEICHNIS	69
	QUELLCODEVERZEICHNIS	69
	TABELLENVERZEICHNIS	70
	INDEX	71

## ORGANISATION DER ARBEIT

Die Arbeit ist derart gestaltet, dass sie ein möglichst einfaches und komfortables Lesen des Inhaltes ermöglichen soll. Farbe wird benutzt um Querverweise zu bibliographischen Referenzen hervorzuheben, sowie um direkt auf Kapitel, Abschnitte, Bilder, Tabellen und Quellcode innerhalb der Arbeit zu verweisen.

Diese Referenzen fungieren dabei als Hyperlink, welche im geöffneten PDF Dokument direkt auf die referenzierten Objekte verweisen.

## AKRONYME UND NOTATION

---

Die folgende Liste erläutert die in dieser Arbeit verwendeten Akronyme und Notation:

$\mu$	Mittelwert
$\sigma$	Standardabweichung
$\sigma^2$	Varianz
$\tau$	Sicherheit
$\text{Cov}(X,Y)$	Kovarianz zweier Wahrscheinlichkeiten X und Y
$\mathcal{E}(\text{FCF}_t)$	Erwartungswert, hier von $\text{FCF}_t$
$\widehat{\text{FCF}}_t$	unsicherheitsbehafteter Wert, hier von $\text{FCF}_t$
EBIT	Earnings before Interest and Taxes
EBITDA	Earnings before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization
CAPM	Capital Asset Pricing Modell
DCF	Discounted Cash Flow
FCF	Free Cash Flow
FTE	Flow to Equity
A	Abschreibung
I	Investition
i	Zins
R	Rückstellungen
s	Steuer
EK	Eigenkapital
FK	Fremdkapital
GK	Gesamtkapital
$k^e$	Eigenkapitalzinsen
$k^f$	Fremdkapitalzinsen
UW	Unternehmenswert
RW	Restwert
v	Partikel Geschwindigkeit

$m$	Anzahl an Simulationsschritten
$n$	Anzahl Jahre in der Berechnung
$t$	Zeit
$\kappa_1, \kappa_2$	Gewichtsfaktoren des PSO Algorithmus
$\eta$	Parameter zur Steuerung der PSO Partikel Geschwindigkeit
WACC	Weighted Average Cost of Capital
WC	Working Capital

*Price is what you pay. Value is what you get. — Warren Buffett*



## EINFÜHRUNG

---

**W**IE schon das obige Zitat von Warren Buffett andeutet, kann es beim käuflichen Erwerb von Objekten zu einer Diskrepanz zwischen dem eigentlichen Wert und dem zu zahlenden Preis für diesen Gegenstand kommen. Ein Objekt – oder auch eine Unternehmung – hat je nach persönlicher Motivation für jeden Beteiligten möglicherweise einen anderen Wert und eine andere Bedeutung. Dies gilt im Kleinen, also im täglichen Bedarf, wie auch im Großen, z.B. beim Erwerb eines Betriebes, oder bei einer Beteiligung an einem Unternehmen.

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Berechnung des Wertes von Unternehmen, genauer gesagt mit einer Simulation des Unternehmenswertes. Eine Unternehmung ist ein komplexes Gefüge, dessen Wert sich aus vielen zum Teil sehr unsicheren Variablen zusammensetzt. Einige dieser Variablen lassen sich exakt bestimmen, andere hingegen lassen sich – genau wie die Zukunft – nur schwer abschätzen. In diesen Fällen kann eine Simulation, in welcher die unsicheren Variablen mit verschiedenen – aber realistischen – Werten besetzt werden, zu einem Ergebnis führen, welches eine statistisch genauere Aussage über den Wert, bzw. über die Wertverteilung, eines Unternehmens ermöglicht.

Die Komplexität der Unternehmensbewertung verdeutlicht folgendes Zitat von Born:

*“Eine Unternehmensbewertung bedeutet nicht, einige oder viele Zahlen nach einer Formel zu einem Wert zu verarbeiten. Ein Unternehmen bewerten heißt in erster Linie, ein Unternehmen und seine Umwelt eingehend zu analysieren und darauf aufbauend mit Hilfe von wissenschaftlichen Erkenntnissen, breiten wirtschaftlichen Kenntnissen, Urteilskraft und Erfahrung Aussagen über die voraussichtliche Entwicklung des Unternehmens zu machen und unter Darlegung der Risiken und Chancen in einem Wert zu bündeln.” Born (1995)*

Diese Definition zeigt, dass sehr viel mehr in die Bewertung eines Unternehmens einfließt als nur die blanken Zahlen, und verdeutlicht einmal mehr die Unsicherheiten in der Entwicklung eines Unternehmens, die dessen Wert natürlich mit bestimmen. Eine Möglichkeit diese Unsicherheiten, und damit auch eine bessere Aussage über den wahren Wert eines Unternehmens machen zu können, ist die Minima und die Maxima der unsicheren Variablen abzuschätzen, und die Zwischenwerte mittels einer Simulation zu evaluieren.

Dies ist der Schwerpunkt dieser Arbeit, und wird im folgenden Abschnitt noch einmal näher motiviert.

### 1.1 SIMULATIONSBASIERTE UNTERNEHMENSBEWERTUNG

Für die Durchführung einer Unternehmensbewertung gibt es eine ganze Reihe unterschiedlicher Gründe. Das Ziel ist jedoch einen möglichst realistischen Wert für ein ausgewähltes Unternehmen zu bestimmen. Hier haben sich in der Vergangenheit eine Vielzahl von Verfahren bewährt, welche individuelle Stärken, aber auch Schwächen haben (Wiehle et al., 2010; Ballwieser, 2011).

Viele wichtige Zahlen, welche für die Bewertung eines Unternehmens benötigt werden, lassen sich dem Jahresabschluss und der Bilanz entnehmen. Diese Zahlen repräsentieren jedoch die Vergangenheit des Unternehmens, und lassen nur indirekt Rückschlüsse über dessen zukünftige Entwicklung zu. Viele Werte sind zudem mit einer Unsicherheit behaftet, und können einen mehr oder weniger beliebigen Wert zwischen einer oberen und einer unteren Schranke einnehmen.

Eine Möglichkeit die Auswirkungen der einzelnen Parameterschwankungen näher zu untersuchen ist der Einsatz simulationsbasierter Bewertungsverfahren. Hier kann mit Mitteln der stochastischen Optimierung der Einfluss einzelner Parameter gezielt untersucht werden, und es lässt sich ein Unternehmenswert angeben, welcher sich durch einen Mittelwert  $\mu$  und eine Varianz  $\sigma^2$  beschreiben lässt. Der so errechnete Unternehmenswert weist dabei, wie die Eingangsdaten auch, eine gewisse Unsicherheit auf, und ist über einem bestimmten Bereich definiert. Große Bedeutung kommt daher auch der Interpretation und Analyse des Ergebnisses zu.

### 1.2 ZIELE UND ERGEBNISSE

Im vorhergehenden Abschnitt wurden bereits einige Aspekte für den Einsatz von simulationsbasierten Bewertungsverfahren genannt. Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist es die zu diesem Thema existierenden Ansätze näher zu beleuchten und zu gruppieren, und mit einigen Verfahren selbst zu experimentieren. Von besonderem Interesse sind dabei Verfahren der stochastischen Optimierung, aber auch die Möglichkeit Unsicherheiten genauer zu quantifizieren und diese in einer Simulation bzw. Optimierung mit zu berücksichtigen.

Tabelle 1 zeigt einen Ausschnitt der im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Fallstudie, in welcher der Unternehmenswert von GOOGLE INC. anhand verschiedener Bewertungsverfahren ermittelt wurde. Hier wiedergegeben sind die Ergebnisse für das Ertragswertverfahren, das einfache DCF Entity Verfahren, sowie die Mittelwerte  $\mu$  der beiden in dieser Arbeit vorgestellten simulationsbasierten Bewertungsverfahren:

- Monte-Carlo-basierte DCF Simulation, und
- Schwarmbasierte DCF Optimierung.

Tabelle 1 zeigt den Unternehmenswert in Millionen Dollar. Der Berechnungszeitraum für die vorgestellten Methoden betrug 5 Jahre, der Restwert des Unternehmens wurde dabei als ewige Rente im Rahmen einer konstanten Ausschüttung

Unternehmensbewertung	Simulationsdurchläufe				
	1(64)	256	4.096	16.384	65.536
Ertragswertverf.	64.356	—	—	—	—
Google Entity DCF	61.075	—	—	—	—
Monte-Carlo DCF	66.648	66.081	67.842	67.845	68.081
Schwarm DCF	77.301	49.210	57.656	68.219	69.069

Tabelle 1.: Ergebnisse der Unternehmensbewertung am Beispiel von Google Inc. (in Millionen US \$).

an die Unternehmensteilhaber mit berücksichtigt. Es lässt sich erkennen, dass sich die Mittelwerte mit Fortschreiten der Simulation um einen bestimmten Wert einschwingen, und dass die Ergebnisse der Monte-Carlo Simulation mit denen der Schwarmoptimierung durchaus vergleichbar sind.

Zusammenfassend lassen sich die Ergebnisse der vorliegenden Masterarbeit wie folgt gruppieren:

- Analyse der Unsicherheitsfaktoren welche in eine Unternehmensbewertung einfließen.
- Aufzeigen von Möglichkeiten wie diese Unsicherheiten quantifiziert und abgeschätzt werden können.
- Implementierung einer parallelen Monte-Carlo Simulation am Beispiel des DCF Verfahrens.
- Optimierung der Unternehmensbewertung auf Basis der Unsicherheiten und Implementierung einer schwarmbasierten Entity DCF Optimierung.
- Durchführung einer Fallstudie und Evaluation der entwickelten Verfahren an einem börsennotierten US Unternehmen der IT Branche.

### 1.3 AUFBAU DER ARBEIT

Die Arbeit ist in insgesamt 6 Kapitel und einen Anhang unterteilt. Die nachfolgenden Kapitel gliedern sich dabei wie folgt:

**GRUNDLAGEN** — Kapitel 2 widmet sich den Grundlagen der Unternehmensbewertung, und erläutert neben den Anlässen für eine Unternehmensbewertung einige der wichtigsten Konzepte und Methoden, und stellt einige der gebräuchlichsten Kennzahlen für eine Unternehmensbewertung vor.

**UNTERNEHMENSBEWERTUNG UNTER UNSICHERHEIT** — Nach den Erläuterungen der Grundlagen widmet sich das anschließende Kapitel 3 dem

Thema der Unternehmensbewertung unter Unsicherheit. Hierbei wird zunächst untersucht woher die Unsicherheiten stammen und wie sich diese abschätzen lassen. Im Anschluss daran werden die Grundlagen für eine Monte-Carlo basierte Unternehmensbewertung geschaffen, und am Beispiel des Discounted Cash Flow Verfahren (DCF) prototypisch mit Hilfe der Monte-Carlo Simulation implementiert.

**OPTIMIERUNG DER BEWERTUNG UNTER UNSICHERHEIT** — Das nachfolgende Kapitel 4 vertieft noch einmal das Thema Unsicherheit und stellt Möglichkeiten einer Optimierung vor, welche zum Ziel haben den *realistischsten Wert* für ein Unternehmen zu bestimmen. Hierbei wird im Besonderen auf einige der Biologie entlehnten Algorithmen eingegangen, und am Beispiel der Schwarmoptimierung eine weitere simulationsbasierte Unternehmensbewertung vorgestellt und ebenfalls prototypisch implementiert.

**FALLSTUDIEN** — Kapitel 5 evaluiert die in Kapitel 3 und Kapitel 4 entwickelten Ansätze mit einer exemplarischen Fallstudie an einem börsennotierten US Unternehmen. Hierbei wird unter Zuhilfenahme echter Bilanzen und Jahresabschlüsse in Verbindung mit einigen hypothetischen Annahmen der Wert der Firma GOOGLE ermittelt, und mit den Werten ausgewählter klassischer Bewertungsverfahren verglichen.

**ZUSAMMENFASSUNG** — Zum Abschluss der Arbeit werden die Ergebnisse noch einmal in Kapitel 6 zusammengefasst, kritisch hinterfragt, und das Erreichte mit der Motivation aus Kapitel 1 verglichen. Zudem werden mögliche Ansätze für eine Weiterführung der Arbeit vorgestellt.

**ANHANG** — Im Anschluss an die eigentliche Masterarbeit folgt der Anhang, welcher in Anhang A Beispiele und Quellcode der Implementierung der Ansätze aus Kapitel 3 und Kapitel 4 aufzeigt.



*Everything that can be counted  
does not necessarily count; ...*  
— Albert Einstein

# 2

## GRUNDLAGEN DER UNTERNEHMENSBEWERTUNG

---

**B**EI der Bewertung eines Unternehmens wird der Versuch unternommen den effektiven Wert eines Unternehmens zu bestimmen. Die Verfahren für die Durchführung einer solchen Unternehmensbewertung sind dabei in der Praxis entstanden, und nach und nach verfeinert worden. Bis in die 1960er Jahre hinein dominierte hier die sog. *objektive Werttheorie*, welche davon ausging das der Wert eines Unternehmens objektiv bestimmbar ist, und somit unabhängig vom Zweck und den Interessen der einzelnen Investoren. Der dabei bestimmte Wert ist der Marktpreis für das Unternehmen. Basierend auf dieser Theorie entwickelten sich das Substanzwert- und das Liquidationswertverfahren.

Diese objektive Werttheorie wurde in den 1960er / 1970er Jahren von der *subjektiven Werttheorie* abgelöst, welche den Wert eines Unternehmens zwar weiterhin als unabhängig vom Zweck der Bewertung ansah, nun aber die unterschiedlichen Sichtweisen von Käufer und Verkäufer mit berücksichtigte. Jedem Unternehmen entspricht dabei ein eigener spezifischer Wert. Aufbauend auf dieser Theorie entwickelte sich das Ertragswertverfahren.

Seit den 1970er Jahren dominiert in der Unternehmensbewertung die *funktionale Werttheorie*. Diese macht den Wert eines Unternehmens abhängig sowohl vom Zweck der Bewertung, als auch vom individuellen Wertempfinden desjenigen der die Bewertung durchführt. Je nach Anlass der Bewertung hat sie eine beratende, vermittelnde oder argumentative Funktion. Eines der heute in der Praxis am meisten genutzte Verfahren basiert auf einer Abzinsung des in der Zukunft zu erwartenden Cash Flows (Discounted Cash Flow Verfahren).

Viele Bewertungsverfahren beruhen auf Daten die sich der Bilanz und dem Jahresabschluss entnehmen lassen. Diese Daten sind jedoch nicht unbedingt vollständig, bzw. können auch verzerrt sein; Stichwort: Bilanzpolitik. So lässt sich auch das Zitat vom Beginn des Kapitel trefflich ergänzen: “... *everything that counts cannot necessarily be counted*”. Auf diese Feinheiten wird Kapitel 3 später noch näher eingehen. Im Folgenden zunächst ein Überblick über die Beweggründe für die Durchführung einer Unternehmensbewertung, und eine Analyse der in der Praxis am häufigsten eingesetzten Verfahren.

### 2.1 ANLÄSSE UND GRUNDLAGEN DER UNTERNEHMENSBEWERTUNG

Die Anlässe für die Durchführung einer Unternehmensbewertung sind vielseitig und reichen vom einfachen Interesse des Eigentümers, über einen Börsengang des Unternehmens, bis hin zu einer Übernahme oder der Veräußerung eines Unternehmens. Dabei ist die Unternehmensbewertung heute ein alltäglicher Vorgang, welcher mit verschiedenen Methoden – je nach Anlass und vorliegenden

Daten – recht einfach durchzuführen ist. Zu den wichtigsten Anlässen für die Durchführung einer Unternehmensbewertung zählen hierbei (Wiehle et al., 2010):

- Neue Aufnahme oder Ausscheiden eines Gesellschafters
- Beteiligung an einem Unternehmen
- Finanzierung und Beteiligung mit Wagniskapital
- Investition in ein Unternehmen
- Kauf oder Verkauf eines Unternehmens oder Unternehmensteils
- Private Equity Transaktionen (buy out)
- Vorbereitung eines Börsengangs

Für die Bewertung haben sich eine Vielzahl von Methoden etabliert, von denen in Abschnitt 2.2 eine Auswahl vorgestellt wird. Grundlagen dieser Verfahren sind stets Zahlen aus der Bilanz und dem Jahresabschluss, sowie generell alle über das Unternehmen bekannte Informationen. Wie schon am Beginn von Kapitel 1 hingewiesen, ist eine Unternehmensbewertung mehr als nur die Berechnung einer Zahl nach einer bestimmten Formel. In eine gewissenhafte Unternehmensbewertung fließen auch *weiche* Informationen über das Unternehmen mit ein, etwa wie wird das Unternehmen geführt, welche Ziele hat es in der Zukunft, wie ist es am Markt aufgestellt, oder gibt es in der Zukunft mehr oder weniger starke Konkurrenten. Neben all den Zahlen sind dies ausschlaggebende Faktoren welche den zukünftigen Wert eines Unternehmens nachhaltig beeinflussen können.

Nichtsdestotrotz liegt der Fokus in dieser Arbeit – bedingt durch die Komplexität des Themas – rein auf einer Berechnung des Unternehmenswertes basierend ausschließlich auf Zahlen aus dem Jahresabschluss und der Bilanz. In der Fallstudie in Kapitel 5 werden aber auch einige der *weichen Informationen* mit berücksichtigt, etwa wenn es darum geht die zukünftige Entwicklung bestimmter Werte zu prognostizieren und deren Zuverlässigkeit (Unsicherheit) abzuschätzen.

## 2.2 METHODEN DER UNTERNEHMENSBEWERTUNG

Im folgenden sollen einige der wichtigsten Methoden für eine Bewertung von Unternehmen vorgestellt werden, auf welchen dann die Kapitel 3 und Kapitel 4 aufbauen werden, um die Gegebenheiten für die Umsetzung einer simulationsbasierte Unternehmensbewertung zu analysieren.

Alle in diesem Kapitel vorgestellten Verfahren sind seit langer Zeit im Einsatz, praxiserprobt und weithin bekannt. Da hier nur auf die wichtigsten Details eingegangen werden kann, sei für eine tiefgründigere Betrachtung auf weiterführende Literatur verwiesen (Ballwieser, 2011; Born, 1995; Wiehle et al., 2010).

### 2.2.1 Substanz- und Liquidationswertverfahren

Wie schon der Name impliziert, spiegelt der Substanzwert eines Unternehmens den Wert/Preis wider, welcher für die Errichtung, Aufnahme und Fortführung der Produktion eines solchen Unternehmens zu zahlen wäre. Er berechnet sich aus der Bilanz, in welchem alle betriebsnotwendigen Aktiva zum aktuellen Marktwert aufsummiert werden, abzüglich des Fremdkapitals zum Marktwert, und des nicht-betriebsnotwendigen Vermögens:

$$\begin{aligned} \text{Substanzwert} = & \\ & \sum \text{Wiederbeschaffungspreis des betriebsnotwendigen Vermögens} \\ & - \text{Fremdkapital zu Nominalwerten} \\ & + \text{Liquidationswert des nicht betriebsbedingten Vermögens} \end{aligned} \quad (2.1)$$

Vorteilhaft für das Substanzwertverfahren ist seine schnelle und einfache Berechnung, sowie die Widerspiegelung des Wertes welcher für eine Neuanschaffung nötig wäre. Nachteilhaft ist die Nichtberücksichtigung der aktuellen Lage und der zukünftigen Entwicklung des Unternehmens.

Im Gegensatz zum Substanzwert berechnet das Liquidationswertverfahren den Wert, welcher bei einer Geschäftsaufgabe und Veräußerung aller Vermögensgegenstände erzielt werden kann. Der so errechnete Wert beschreibt in aller Regel die absolute Wertuntergrenze eines Unternehmens, welcher aktuelle und zukünftige Entwicklungen nicht berücksichtigt. Berechnet wird der Liquidationswert wie folgt:

$$\begin{aligned} \text{Liquidationswert} = & \\ & \sum \text{Veräußerungspreis aller Vermögensgegenstände} \\ & - \text{Fremdkapital zu Nominalwerten} \\ & - \text{Kosten der Liquidation} \end{aligned} \quad (2.2)$$

Positiv ist die Berücksichtigung etwaiger stiller Reserven, welche nun durch Veräußerung offen gelegt werden. Zudem eignet sich der Wert zur Bestimmung der vorhandenen Sicherheiten bei Aufnahme eines Kredites. Nachteilig ist gerade bei großen Unternehmen die aufwendige Bestimmung eines fiktiven Preises für jeden Vermögensgegenstand.

### 2.2.2 Ertragswertverfahren

Gegenüber den beiden bisher vorgestellten Verfahren berücksichtigt der Ertragswert das zukünftige Wachstum eines Unternehmens. Das Verfahren basiert dabei auf der Investitionsrechnung, in welchem zukünftige Gewinne über einem Zeitraum geschätzt werden, und mit einem zu bestimmenden Zinssatz abgezinst

werden. Hinzuaddiert wird der Restwert, welcher im Rahmen einer ewigen Rente die konstanten Ausschüttungen an die Teilhaber approximiert. Zu dieser Berechnungsmethode existieren verschiedene Varianten, welche im Normalfall auf dem Jahresabschluss basieren, aber auch auf Cash Flow Größen wie EBITDA<sup>1</sup>:

$$\text{Ertragswert} = \sum_{t=1}^n \frac{\text{Jahresabschluss}_t}{(1+i)^t} + \frac{\text{Restwert(RW)}_n}{(1+i)^n} \quad (2.3)$$

Vorteilhaft ist beim Ertragswertverfahren die Berücksichtigung der zukünftigen Unternehmensentwicklung und die Nähe zur Investitionsrechnung. In Deutschland findet das Ertragswertverfahren heute noch eine breite Anwendung. Nachteilig ist die Anfälligkeit für (Gewinn) Manipulationen in der Bilanz, sowie die nicht einheitliche Festlegung des Diskontierungszinssatzes  $i$ .

### 2.2.3 Discounted Cash Flow Verfahren

Das Discounted Cash Flow (DCF) Verfahren ist die heute in der Praxis am häufigsten eingesetzte Methode zur Bewertung von Unternehmen. Der große Vorteil dieser Methode ist, dass hierbei die tatsächlichen Zahlungsmittelüberschüsse – eben der Cash Flow eines Unternehmens – den Berechnungen zugrunde gelegt werden. Der Begriff *Cash Flow* hat im alltäglichen Sprachgebrauch eine Vielzahl an Bedeutungen. Im Folgenden soll für den Begriff Cash Flow die Definition aus Bitz et al. übernommen werden:

*“Im Zusammenhang mit jahresabschlssanalytischen Fragestellungen schließlich ist es – speziell im deutschsprachigen Schrifttum – üblich geworden, Cash Flow als Bezeichnung für ein aus Jahresabschlussangaben abgeleitetes rechnerisches Konstrukt zu verwenden, das als Indikator für das Innenfinanzierungsvolumen ... angesehen werden kann.” (Bitz et al., 2011)*

Bitz et al. beschreibt dabei mehrere Möglichkeiten den Cash Flow aus den Jahresabschlussdaten herzuleiten (Bitz et al., 2011). Beim Discounted Cash Flow Verfahren werden die für die Zukunft zu erwartenden Zahlungsströme (Cash Flow) auf die Gegenwart abgezinst (discounted) (Ballwieser, 2011). Für die Berechnung des Unternehmenswertes nach der DCF Methode existieren drei Varianten, welche sich jeweils in der Berechnung des Cash Flows und der Kapitalisierungszinsen unterscheiden (Takács, 2007; Wiehle et al., 2010):

- Das Entity Verfahren
- Das Equity Verfahren
- Das Adjusted Present Value Verfahren

<sup>1</sup> EBITDA = Earnings before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization

Bevor im folgenden alle drei Verfahren kurz skizziert werden, erläutert ein Exkurs die für eine spätere Simulation relevanten Berechnungen der Eigenkapitalkosten und der Fremdkapitalkosten. Die späteren Kapitel 3 und Kapitel 4 bauen auf diesen Ansätzen auf.

### *Eigen- und Fremdkapitalkosten*

Die Eigenkapitalkosten eines Unternehmens lassen sich einfach als die Renditeforderungen der Eigenkapitalgeber bezüglich ihrer Einlagen beschreiben, also als die Verzinsung ihres Kapitals für das unternehmerische Risiko (Wiehle et al., 2010; Schmidlin, Nicolas, 2011). Das hier skizzierte Ein-Faktor Modell ist leicht anwendbar, und wird sehr häufig im Rahmen einer Unternehmensbewertung eingesetzt. Formal lassen sich die Eigenkapitalkosten wie folgt beschreiben:

$$k^e = \text{Risikofreier Zinssatz} + (\text{Marktrisikoprämie} \cdot \beta) \quad (2.4)$$

Der Faktor  $\beta$  beschreibt dabei die Schwankungsintensität (Volatilität) eines Portfolios relativ zum Marktportfolio über einem bestimmten Vergleichszeitraum. Reagiert zum Beispiel eine Aktie in der Regel doppelt so stark wie ein Vergleichsportfolio (DAX), so besitzt sie ein  $\beta$  von 2. Somit lässt sich das zugrunde liegende Risiko leicht abschätzen. Nachteilig ist jedoch, dass der Betafaktor nur vergangenheitsbezogen, und unter Umständen stark vom gewählten Zeitraum abhängig ist. Um allzu große Unterschiede zu vermeiden, sollte dabei der Betrachtungszeitraum möglichst lang, oder entsprechend des Bewertungszeitraumes gewählt werden (vergleichbare wirtschaftliche Situation). Der risikofreie Zinssatz ergibt sich aus der Verzinsung der in aller Regel ausfallsicheren Staatsanleihen.

Für die Berechnung der Fremdkapitalkosten gibt es mehrere Ansätze. Hier wird jedoch nur derjenige beschrieben, welcher für Unternehmen mit einem sog. Rating genutzt werden kann. Aus diesem Rating leitet sich ein täglich aktualisierter Risikozuschlag für Unternehmensanleihen ab. Zusammen mit dem risikofreien Zinssatz und der Steuerquote lassen sich die Fremdkapitalkosten formal wie folgt bestimmen:

$$k^f = (\text{Risikofreier Zinssatz} + \text{Corporate Bond Spread}) \cdot (1 - \text{Steuerquote}) \quad (2.5)$$

Vorteilhaft ist die Berücksichtigung von Steuereffekten, und somit der tatsächlichen Fremdkapitalkosten. Ohne vorliegendes Rating sind die Fremdkapitalkosten für Externe nur schwer zu ermitteln, da diese auf der Kreditsumme, dem zugehörigen Zinssatz, und der Summe der Gesamtkredite des Unternehmens aufbauen.

### *DCF Entity Verfahren*

Beim DCF Entity Verfahren wird das Unternehmen aus Sicht der Kapitalgeber bewertet, was bedeutet, dass die den Kapitalgebern in Zukunft zur Verfügung

stehenden finanziellen Mittel (freier Cash Flow nach Steuern) auf den Bewertungszeitpunkt abgezinst werden. Dies beinhaltet auch einen eventuellen Restwert des Unternehmens, basierend auf dem zuletzt abgeschätzten freien Cash Flow. Grundlage für die Abzinsung ist dabei der gewichtete Kapitalkostensatz WACC<sup>2</sup>, welcher wie folgt berechnet wird:

$$\left( \frac{\text{Eigenkapital}}{\text{Gesamtkapital}} \text{Eigenkapitalkosten} \right) + \left( \frac{\text{Fremdkapital}}{\text{Gesamtkapital}} \text{Fremdkapitalkosten} \right) \quad (2.6)$$

Etwas formaler lässt sich der WACC wie folgt beschreiben (Kremer, 2011):

$$\text{WACC} = \frac{\text{EK}}{\text{GK}} \cdot k^e + \frac{\text{FK}}{\text{GK}} \cdot k^f(1 - s) \quad \text{mit GK} = \text{EK} + \text{FK} \quad (2.7)$$

Hierbei sind  $k^e$  und  $k^f$  die im letzten Abschnitt angesprochenen Kosten für die Eigen- bzw. die Fremdkapitalgeber,  $s$  der Steuersatz, GK das Gesamtkapital des Unternehmens und EK und FK jeweils der Marktwert des Eigen- bzw. des Fremdkapitals des Unternehmens. Dieser Kapitalkostensatz ist der am Kapitalmarkt meistgenutzte Abzinsungsfaktor in der Unternehmenswertberechnung. Für eine ausgeglichene Gewichtung wird jedoch nur das zinstragende Fremdkapital genutzt, sowie das bilanzielle Eigenkapital. Dabei erreicht der WACC, je nach Unternehmen und Branche, im Schnitt Werte zwischen 5% und 10%.

Der Marktwert des Eigenkapitals entspricht bei einem börsennotierten Unternehmen der Marktkapitalisierung, und ergibt sich aus dem Produkt der Anzahl der Aktien und dem aktuellen Aktienkurs. Der Marktwert des Fremdkapitals kann direkt der Bilanz entnommen werden, und errechnet sich aus dem dort angegebenen Buchwert des verzinslichen Fremdkapitals, abzüglich möglicher Wertminderungen (Schmidlin, Nicolas, 2011).

Die Berechnung des Freien Cash Flow ist unter Zuhilfenahme der Angaben aus dem Jahresabschluss leicht möglich. Als Grundlage dient der Gewinn vor Steuern und Abschreibungen EBIT<sup>3</sup>:

$$\begin{aligned} \text{Freier Cash Flow (FCW}_t) &= \text{EBIT} \\ &\quad - \text{Steuern} \\ &\quad + \text{Abschreibungen} \\ &\quad \pm \Delta \text{ Rückstellungen} \\ &\quad - \text{Investitionen} \\ &\quad \pm \Delta \text{ Working Capital (WC)} \\ &\quad \pm \Delta \text{ sonstige Vermögensgegenstände} \end{aligned} \quad (2.8)$$

<sup>2</sup> WACC = Weighted Average Cost of Capital

<sup>3</sup> EBIT = Earnings before Interest and Taxes

Eine Definition des *Working Capital* findet sich bei Bitz et al. mit:

$$WC = \text{Umlaufvermögen} - \text{kurzfristiges Fremdkapital}, \quad (2.9)$$

welches bei planmäßiger Freisetzung mit einem Teil des Umlaufvermögens die kurzfristigen Verbindlichkeiten abdecken kann. Der freie Cash Flow ( $FCW_t$ ) bringt die einem Unternehmen freien zur Verfügung stehenden finanziellen Mittel zum Ausdruck, und verdeutlicht gegenüber Eigen- und Fremdkapitalgebern das Wertpotential dieses Unternehmens. Bei einer Schätzung über zukünftig zu erwartende  $FCW_t$  werden die Entwicklungen der zugrundeliegenden Position prognostiziert.

Mit Hilfe dieser beiden Kennzahlen, lässt sich nun der Unternehmenswert (UW) nach dem DCF Entity Verfahren berechnen:

$$UW = \sum_{t=1}^n \frac{FCF_t}{(1+i)^t} + \frac{RW_n}{(1+i)^n} \quad (2.10)$$

– Nettoverschuldung  
– Pensionsrückstellungen

mit  $RW_n$  dem Restwert des Unternehmens zum Zeitpunkt  $n$ . Als Abzinsungsfaktor  $i$  kommt dabei der in Gleichung 2.7 bestimmte WACC zum Einsatz. Als Berechnungszeitraum wird in der Regel eine Spanne von 5 bis 10 Jahren verwendet, bei welcher  $FCF_t$  häufig über die ersten 5 Jahre wächst, und über die letzten 5 Jahre konstant gehalten wird.

Der Restwert des Unternehmens geht dabei als ewige Rente im Rahmen einer konstanten Ausschüttung an die Unternehmensteilhaber in die Berechnungen mit ein. Er basiert auf dem letzten Cash Flow des Planungszeitraumes und dem Kapitalisierungszins  $i$ :

$$\text{Restwert } RW_n = \frac{FCF_n}{i} \quad (2.11)$$

Vorteilhaft beim DCF Verfahren ist das sich der Cash Flow direkt aus den Jahresabschlussdaten bestimmen lässt, und diese auch unabhängig gegenüber einer nationalen Rechnungslegung und Besteuerung sind. Die Prognosen für zukünftig zu erwartende Cash Flows können jedoch sehr komplex sein, zudem hat auch der Restwert einen nicht zu unterschätzenden Einfluss auf den Gesamtwert des Unternehmens.

### *DCF Equity Verfahren*

Im Gegensatz dazu werden beim DCF Equity Verfahren nur die Einzahlungsüberschüsse in der Bewertung berücksichtigt, da nur diese den Eigenkapitalgebern zustehen. Der zu diskontierende Cash Flow wird dabei auf Basis des Flow to

Equity (FTE), welcher den freien Cash Flow um die Fremdkapitalzinsen bereinigt, ermittelt:

$$\begin{aligned}
 \text{Flow to Equity} &= \text{FCF}_{t_0} \\
 &\quad - \text{Fremdkapitalzinsen} \\
 &\quad + \text{Wertbeitrag Tax Shield} \\
 &\quad + \text{Aufnahme von Fremdkapital} \\
 &\quad - \text{Tilgung von Fremdkapital}
 \end{aligned} \tag{2.12}$$

Die Fremdkapitalzinsen stehen den Fremdkapitalgebern zu und werden daher aus den Berechnungen getilgt. Da zusätzlich auch der WACC um den steuermindernden Effekt des Fremdkapitals (Tax Shield) korrigiert werden müsste, eignet sich dieser nicht so gut als Abzinsungsfaktor, stattdessen wird hier häufig auf das CAPM<sup>4</sup> zur Diskontierung zurückgegriffen (Kremer, 2011):

$$k^e = r_f + (\mu_m - r_f)\beta_i \quad \text{mit } \beta_i = \frac{\text{Cov}(i_m)}{\sigma_m^2} \tag{2.13}$$

$k^e$  berechnet sich aus dem risikolosen Zinssatz  $r_f$  und einer *Risikoprämie*, welche sich durch das Produkt aus Marktpreis für das Risiko  $(\mu_m - r_f)$  und dem Risikofaktor  $\beta_i$  ergibt, siehe auch Unterabschnitt 2.2.3. Nun lässt sich der Unternehmenswert UW nach dem Equity Verfahren wie folgt berechnen:

$$\begin{aligned}
 \text{UW} &= \sum_{t=1}^n \frac{\text{FTE}_t}{(1+k^e)^t} + \frac{\text{RW}_n}{(1+k^e)^n} \\
 &\quad + \text{nicht - betriebsnotwendiges Vermögen}
 \end{aligned} \tag{2.14}$$

Vorteilhaft bei dieser Methode ist die Berücksichtigung des Fremdkapitals, wodurch sie exzellent für die Vergleiche mit anderen Unternehmen geeignet ist. Nachteilhaft ist, dass zukünftige Veränderungen für eine korrekte Berechnung bekannt sein müssen.

#### *DCF Adjusted Present Value Verfahren*

Der größte Unterschied im Vergleich zu den bisherigen DCF Verfahren ist, dass beim DCF Adjusted Present Value Verfahren der Unternehmenswert basierend auf den einzelnen Komponenten berechnet wird. Zunächst wird der Unternehmenswert unter der Annahme einer vollständigen Eigenfinanzierung, und somit der Wert für das operative Ergebnis der Unternehmenstätigkeit, ermittelt. Hierfür muss bei der Abzinsung der Eigenkapitalkostensatz  $k^e$  verwendet werden. In einem zweiten Schritt wird dann unter Berücksichtigung von Unternehmens- und Einkommensteuereffekten der Beitrag der Finanzierung mit Fremdkapital ermittelt und beide Werte anschließend addiert. Basierend auf dieser Wertkor-

<sup>4</sup> CAPM=Capital Asset Pricing Model



rektur (Adjusted Present Value) berechnet sich mit Hilfe der ewigen Rente der Gesamtwert UW des Unternehmens wie folgt:

$$UW = \sum_{t=1}^n \frac{FCF_t}{(1+k^e)^t} + \frac{RW_n}{(1+k^e)^n} + \sum_{t=1}^n \frac{k^f \cdot FK_t \cdot s}{(1+k^f)^t} \quad (2.15)$$

– Nettoverschuldung

mit  $k^e$ ,  $k^f$  dem Eigen- bzw. dem Fremdkapitalkostensatz, EK, FK dem Eigen- bzw. Fremdkapital und dem Steuersatz  $s$ .

Ein Vorteil dieser Methode ist die Berücksichtigung von Steuereffekten, sowie die im Vergleich zu den beiden anderen Verfahren übersichtlichere Darstellung der einzelnen Wertbeiträge zum Unternehmenswert. So ist es mit dem Adjusted Present Value Verfahren leichter ersichtlich wo der Unternehmenswert generiert wird, im operativen Geschäft, oder über Steuerersparnisse. Die Anwendung und Berechnung des CAPM in den letzten beiden Verfahren gestaltet sich jedoch oft komplex und schwierig.

### 2.3 KENNZAHLEN DER UNTERNEHMENSBEWERTUNG

Für eine schnelle und einfache Unternehmensbewertung können auch Kennzahlen herangezogen werden, welche – in einem gewissem Rahmen – auch Rückschlüsse auf den Wert eines Unternehmens erlauben Wiehle et al. (2010). Die Kennzahlen gliedern sich hierbei in:

- Umsatzorientierte Kennzahlen,
- Gewinnorientierte Kennzahlen, sowie in
- Cash Flow basierte Kennzahlen.

#### 2.3.1 Umsatzorientierte Kennzahlen

Umsatzorientierte Kennzahlen lassen sich leicht bilden und basieren auf dem Umsatz eines Unternehmens. Ein Beispiel ist das Kurs/Umsatz Verhältnis.

##### *Kurs / Umsatz Verhältnis*

Das Kurs/Umsatz Verhältnis berechnet sich aus der Marktkapitalisierung des Unternehmens (Anzahl Aktien  $\times$  Börsenkurs), welches durch den Umsatz dividiert wird:

$$\text{Kurs/Umsatz Verhältnis} = \frac{\text{Marktkapitalisierung}}{\text{Umsatz}} \quad (2.16)$$

Die Kennzahl beschreibt mit welchem Faktor ein Euro Umsatz an der Börse bewertet wird. Positiv ist die einfache Berechnung und die geringe Einflussmög-

lichkeit bilanzpolitischer Maßnahmen, negativ ist die Ungenauigkeit, sowie die Nichtberücksichtigung unterschiedlicher Finanzierungsformen.

### 2.3.2 Gewinnorientierte Kennzahlen

Der Gewinn eines Unternehmens stellt einen wesentlichen Bestandteil der Analyse dar, und erlaubt die Berechnung mehrerer gewinnorientierter Kennzahlen. Nachteilig für gewinnbasierte Kennzahlen ist die häufige Nutzung des Gewinns für bilanzpolitische Spielräume. Daher sind diese Kennzahlen oft stark unsicherheitsbehaftet.

#### *Kurs / Gewinn Verhältnis*

Das Kurs/Gewinn Verhältnis berechnet sich einfach aus dem aktuellen Aktienkurs und dem Gewinn des Unternehmens:

$$\text{Kurs / Gewinn Verhältnis} = \frac{\text{Börsenkurs}}{\text{Gewinn je Aktie}} \quad (2.17)$$

Die Kennzahl verdeutlicht, mit welchem Vielfachen des Gewinns ein Unternehmen an der Börse bewertet wird. Da Gewinne starken Schwankungen unterliegen ist die Kennzahl nur im Vergleich über mehrere Jahre sinnvoll. Dennoch ergibt sich dadurch eine leichte Vergleichbarkeit. Tendenziell sind Unternehmen mit einem KGV < 10 eher unterbewertet, und mit einem KGV > 20 eher überbewertet.

#### *Gewinn pro Aktie*

Der Gewinn pro Aktie ist eine der am häufigsten genutzten Kennzahlen:

$$\text{Gewinn pro Aktie} = \frac{\text{Gewinn} \pm \text{außerordentliches Ergebnis}}{\text{Anzahl an Aktien}} \quad (2.18)$$

Der Gewinn wird hier zunächst um das außerordentliche Ergebnis bereinigt und dann durch die Anzahl an Aktien dividiert. Bei internationalen Vergleichen ist eine national unterschiedliche Gewinnermittlung mit zu berücksichtigen.

#### *Eigenkapital- und Dividendenrendite*

Von Interesse im Rahmen einer Unternehmensbewertung sind die Eigenkapital- und die Dividendenrendite. Die Eigenkapitalrendite, auch bekannt als Return of Equity (ROE), beschreibt die Verzinsung des Eigenkapitals der Eigentümer innerhalb eines Geschäftsjahres:

$$\text{ROE (in \%)} = \frac{\text{Gewinn} \pm \text{außerordentliches Ergebnis}}{\text{Eigenkapital}} \cdot 100\% \quad (2.19)$$

Diese Kennzahl sagt aus zu wie viel Prozent des erwirtschafteten Gewinns auf das Eigenkapital entfällt. Die Dividendenrendite ergibt sich aus der Dividende

im Verhältnis zum Börsenkurs und drückt die effektive Verzinsung des in Aktien investierten Kapitals aus:

$$\text{Dividendenrendite (in \%)} = \frac{\text{Dividende}}{\text{Börsenkurs}} \cdot 100\% \quad (2.20)$$

### 2.3.3 Cash Flow basierte Kennzahlen

Der Cash Flow ist eine der wichtigsten betriebswirtschaftlichen Größen, welche die Eigenfinanzierungskraft eines Unternehmens, und somit dessen Wert, beschreibt. In Unterabschnitt 2.2.3 wurde bereits auf Möglichkeiten eingegangen mit den etwas aufwändigeren DCF Verfahren den Wert eines Unternehmens zu bestimmen. Mit Hilfe des Cash Flows können aber auch Kennzahlen gebildet werden um den Wert eines Unternehmens zu verdeutlichen.

#### *Cash Flow pro Aktie*

Der Cash Flow pro Aktie lässt sich wie folgt berechnen:

$$\text{Cash Flow pro Aktie} = \frac{\text{Cash Flow aus Geschäftstätigkeit}}{\text{Anzahl der Aktien}} \quad (2.21)$$

Diese Kennzahl wird häufig in Ergänzung anderer Kennzahlen hinzugezogen, da die Ermittlung des Cash Flow unabhängig gegenüber internationalen Rechnungslegungsstandards und bilanzpolitischer Maßnahmen ist. Nachteilig ist das der Cash Flow starken Schwankungen unterliegen kann, sowie das weder Kapitalkosten noch Investitionserfordernisse mit berücksichtigt werden.

#### *Kurs / Cash Flow Verhältnis*

Das Kurs / Cash Flow Verhältnis lässt sich nach einfacher Berechnung bestimmen:

$$\text{Kurs / Cash Flow Verhältnis} = \frac{\text{Börsenkurs je Aktie}}{\text{Cash Flow je Aktie}} \quad (2.22)$$

Diese Kennzahl beschreibt den Wert, mit welchem Aktien eines Unternehmens anteilig am Cash Flow bewertet werden. Ähnlich der Kennzahl Cash Flow pro Aktie besitzt auch diese eine höhere Aussage als bei reiner Verwendung des Gewinns (vgl. Kurs Gewinn Verhältnis). Nachteilig ist auch hier das weder Kapitalkosten noch Investitionserfordernisse Einfluss finden, sowie auch dass das zugrunde gelegte Kapital keine Berücksichtigung erfährt.

## 2.4 ZUSAMMENFASSUNG

Die in diesem Kapitel vorgestellten Verfahren haben unterschiedliche Stärken und Schwächen. Die zuletzt vorgestellten Kennzahlen für die Unternehmensbe-

wertung erlauben einen ersten sehr einfachen und schnellen Vergleich, Versagen jedoch mit einer Projektion des Unternehmenswertes in der Zukunft. Hier haben auch das Substanz- und das Liquidationswertverfahren ihre Schwächen. Die Unternehmensbewertung nach einem der drei DCF Verfahren ist zwar komplex und aufwändig, bietet aber genügend Spielraum um mit vorhandenem Expertenwissen die zukünftige Entwicklung eines Unternehmens zu beschreiben, und somit einen realistischen Unternehmenswert zu ermitteln.

Diese Modellierung ist jedoch nicht einfach und viele Variablen sind unsicherheitsbehaftet, sei es durch natürliche Schwankungen, oder durch bilanzpolitische Maßnahmen. Hier knüpfen nun die Kapitel 3 und Kapitel 4 an, und versuchen diese Unsicherheiten zu bestimmen und zu quantifizieren. Hierfür wird das DCF Entity Verfahren herangezogen und mit der Monte-Carlo Simulation und einem schwarmbasierten Optimierungsalgorithmus verknüpft, um so mit Hilfe einer simulationsbasierten Unternehmensbewertung ein aussagekräftigeres Ergebnis zu generieren.

*The real question is not whether  
there is error in (your valuation),  
but how much. — Jay B. Abrams*

# 3

## UNTERNEHMENSBEWERTUNG UNTER UNSICHERHEIT

---

**D**IE Grundlagen für die Bewertung eines Unternehmens stellen die Zahlen dar, welche sich der Bilanz und dem Jahresabschluss eines Unternehmens entnehmen lassen. Auf Basis dieser Zahlen ist es möglich, z.B. mit den in Kapitel 2 vorgestellten Ansätzen, den Wert eines Unternehmens näherungsweise zu bestimmen. Außen vor bleiben dabei aber alle Informationen die nicht Eingang in die Bilanz oder den Jahresabschluss gefunden haben. Zudem können einige Zahlen einer nicht sichtbaren bilanzpolitischen Korrektur unterliegen. Mit diesen Unsicherheiten behaftet ist eine Prognose zukünftiger Entwicklungen nur mit Expertenwissen möglich.

Auch wenn einige der in der Vergangenheit entwickelten Verfahren sehr effektiv sind und viele Details berücksichtigen können, ist doch der *wahre* Wert eines Unternehmens nur schwer zu bestimmen, da zu viele Variablen mit Unsicherheiten behaftet sind, und auf Erwartungen und Prognosen basieren. Buffett formulierte hier 1983 treffend in einem Schreiben an seine Aktionäre:

*“It’s simply to say that managers and investors alike must understand that accounting numbers are the beginning, not the end, of business valuation.”  
(Buffett, 1983)*

Somit schließt sich der Kreis auch im Hinblick auf das Zitat vom Anfang dieses Kapitels. Wenn wir den Unsicherheiten, welche in die Berechnungen zwangsläufig mit einfließen, nicht genügend Raum geben, so erhalten wir zwar ein Ergebnis für den Wert eines Unternehmens, können dies aber nicht einschätzen und nicht interpretieren. Somit stellt der so berechnete Unternehmenswert lediglich eine Zahl ohne Wert dar.

In den folgenden Abschnitten wird zunächst untersucht woher die Unsicherheiten in den Berechnungen stammen, und ob und wie sich diese quantifizieren lassen. Auf diesen Überlegungen aufbauend beschäftigt sich der nachfolgende Abschnitt 3.2 mit der Technik der Monte-Carlo Simulation und stellt eine prototypische parallele Implementierung für das Beispiel einer Unternehmensbewertung nach dem Entity Discounted Cash Flow Verfahren vor.

### 3.1 UNSICHERHEIT IN DER BEWERTUNG

Abschnitt 2.2 aus dem letzten Kapitel hat einige der gebräuchlichsten Verfahren zur Unternehmensbewertung vorgestellt, so auch in Unterabschnitt 2.2.3 die drei Discounted Cash Flow Verfahren. Diese dienen der Ermittlung des Kapi-

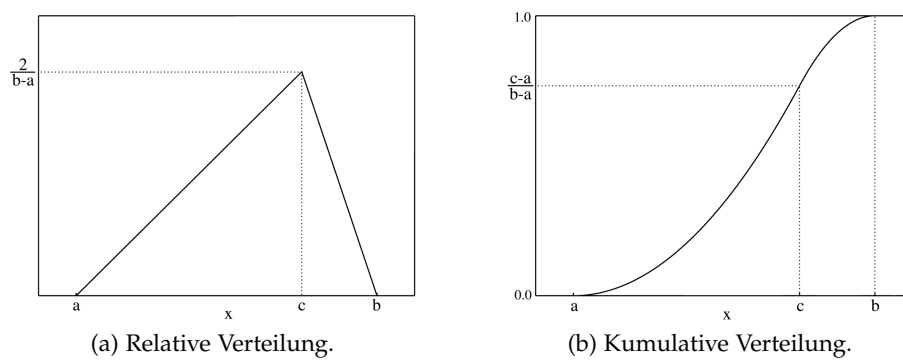


Abbildung 1.: Dreiecksverteilung (aus (Wikipedia, 2009)).

talwertes auf der Basis der Abzinsung der zu erwartenden zukünftigen freien Zahlungsströme ( $\widehat{FCF}_t$ ):

$$UW = \sum_{t=1}^n \frac{\mathcal{E}(\widehat{FCF}_t)}{(1 + \mathcal{E}(\widehat{i}))^t} \quad (3.1)$$

Sämtliche Variablen die in diese Gleichung eingehen sind unsicherheitsbehaftet und können einen mehr oder weniger beliebigen Wert zwischen einer oberen und einer unteren Schranke einnehmen. In Gleichung 3.1 ist dies angedeutet durch die Erwartungswerte  $\mathcal{E}(x)$  für  $\mathcal{E}(\widehat{FCF}_t)$  und  $\mathcal{E}(\widehat{i})$ .

Mit etwas Fachwissen ist es häufig nicht nur möglich diese untere und obere Schranke zu benennen, sondern auch eine Aussage über die Verteilung der Werte dazwischen zu treffen. So lässt sich leicht eine Verteilungsfunktion für diese Daten abzuschätzen (Nowak and Hnilica, 2012a; Takács, 2007).

### 3.1.1 Bestimmung der Unsicherheiten

Mit vorhandenen Daten, z.B. aus historischen Quellen, alten Bilanzen und Jahresabschlüssen, oder mit Hilfe von Umfrageergebnissen, ist es möglich Aussagen zur Variabilität und zur Verteilungsfunktion einer Variablen zu treffen. Wichtig dabei ist, dass die vorhandenen Daten repräsentativ sind und keine Extremwerte mehr beinhalten welche die Berechnungen verfälschen können. So bereinigt lässt sich mit Methoden der Statistik die Verteilung, und auch die Unsicherheit in dieser Verteilung, bestimmen. Sollten nicht genügend Daten vorhanden sein, können Verfahren der Statistik, wie z.B. die Maximum Likelihood Methode, genutzt werden, um dennoch die Verteilungsfunktion zu bestimmen. Ist die Art der Verteilung – z.B. normalverteilt – bekannt, können auch sog. Parameter Fitting Techniken genutzt werden um die Werte für  $\mu$  und  $\sigma$  zu bestimmen (Philip, 2012). Die Kurve der Verteilung, bzw. deren Histogramm, beschreibt dabei zumeist auch die den Daten zugrundeliegende Unsicherheit, d.h. die Vertrauenswürdigkeit der Informationen selbst. Diese Daten können zusätzlich für die Optimierung des Ergebnisses genutzt werden, siehe hier auch Kapitel 4.

In Fällen in denen nicht ausreichend Daten zur Verfügung stehen um die Verteilungsfunktion einer Variablen abzuschätzen kann auf Expertenwissen zurückgegriffen werden. Dabei können ein oder mehrere Experten Aussagen zu einer möglichen Entwicklung einer Variablen machen, und so z.B. deren Verteilung und die zugehörigen Unsicherheiten explizit angeben. Im einfachsten Fall geschieht dies mit einer Dreiecksverteilung, *Abbildung 1*, in welcher die minimal (worst case, (a)) und maximal (best case, (b)) möglichen Werte, sowie der wahrscheinlichste Wert (c), abgeschätzt werden. *Abbildung 1* zeigt hier sowohl die relative, als auch die zugehörige kumulative Verteilungsfunktion. Mit Hilfe von Gewichtungsfaktoren können die Experten dabei auch eine Aussage dazu machen wie sicher sie sich sind, bzw. so ihre eigene Unsicherheit bewerten. So lassen sich recht einfach die Aussagen mehrerer Experten kombinieren und zu einer statistisch valideren Gesamtaussage verknüpfen.

Parallelen existieren hier zum Gebiet der Risikoanalyse, welches mit statistischen Methoden versucht Kosten abzuschätzen und Risiken zu bewerten. Ziel ist es dabei Unsicherheiten zu identifizieren und in einem zweiten Schritt diese Unsicherheiten zu quantifizieren. Sehr häufig kommt dabei die Normalverteilung zum Einsatz, welche in Verbindung mit  $\mu$ - $\sigma$  Analysen z.B. Aktienportefeuilles oder einzelne Wertpapiere bewerten (Markowitz, 1952). Diese Quantifizierung der Unsicherheiten ist der Abschätzung von Variablen und der Bestimmung von Verteilungsfunktionen für Parameter wie  $FCF_t$  oder WACC nicht unähnlich.

### 3.1.2 Modellierung der Unsicherheiten

Für eine approximative Bestimmung von  $\mathcal{E}(\widehat{FCF}_t)$  aus Gleichung 3.1 gibt es mehrere Möglichkeiten. Die in  $FCF_t$  einfließenden Teilkomponenten sind laut Gleichung 2.8:

- EBIT
- Steuern (s)
- Abschreibungen (A)
- Rückstellungen (R)
- Investitionen (I)
- Änderungen im Working Capital (WC)
- sowie sonstige Vermögensgegenstände.

Im einfachsten Fall kann bei vorhandenen Daten bzw. vorhandenem Expertenwissen die Verteilungsfunktion von  $\mathcal{E}(\widehat{FCF}_t)$  direkt geschätzt, und – im Falle einer Normalverteilung – mit den entsprechenden Werten für  $\mu$  und  $\sigma$  beschrieben werden. Dies hat den großen Vorteil, dass die zukünftige Entwicklung von  $FCF_t$  so sehr übersichtlich und einfach zu definieren ist. Da sich  $FCF_t$  aber aus

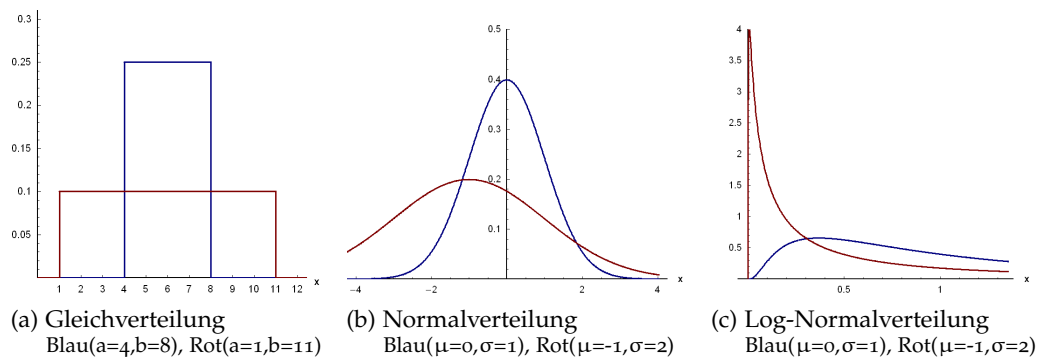


Abbildung 2.: Univariate Wahrscheinlichkeitsverteilungen (aus (Wikipedia, 2009)).

mehreren unterschiedlichen Komponenten zusammensetzt, sind die damit verbundenen Fehler und Unsicherheiten sehr hoch. Genauer wäre es in diesem Fall zunächst die Entwicklung der einzelnen Teilkomponenten zu bestimmen, welche zum Wert des freien Cash Flows beitragen, und erst im Anschluss daran  $\mathcal{E}(\widehat{FCF}_t)$  selbst zu berechnen. Ein in der Praxis häufig genutzter Ansatz um den freien Cash Flow zu approximieren ist dabei:

$$FCF = EBIT(1 - s) + A - I - \Delta WC \quad (3.2)$$

Gegenüber der direkten Bestimmung von  $FCF_t$  mit nur einer Verteilungsfunktion ergibt sich so ein sehr viel größerer und detaillierter Gestaltungsspielraum. Die Aufspaltung in einzelne Teilkomponenten kann dabei beliebig weit fortgeführt werden, bis hin zur Definition einzelner Produktgruppen und Märkte welche in unterschiedlichem Maße zum Cash Flow beitragen. Je komplexer jedoch die Modellierung wird, umso schwieriger sind die Berechnungen, und umso größer werden die Gefahren durch unkalkulierbare Unsicherheiten und (lineare) Abhängigkeiten zwischen den einzelnen Variablen (Nowak and Hnilica, 2012a). Im Folgenden wird daher Gleichung 3.2 als Grundlage für die Bestimmung des freien Cash Flow  $FCF_t$  verwendet.

Alle Daten die in die Berechnungen mit einfließen sind unsicherheitsbehaftet, da in den allermeisten Fällen keine konkrete Prognose möglich ist wie sich ein Wert entwickeln wird. Die Daten können aber mit Hilfe einer Wahrscheinlichkeitsverteilung beschrieben werden. Neben der schon angesprochenen Dreiecksverteilung aus Abbildung 1, kommen in solchen Fällen auch häufig die Gleichverteilung, die Normalverteilung, und die Log-Normalverteilung zum Einsatz. Abbildung 2 vergleicht die eben besprochenen Verteilungsfunktionen.

Bei der Gleichverteilung (Abbildung 2a) treten alle Werte im Definitionsbereich mit der gleichen Wahrscheinlichkeit auf. Bei der Normalverteilung (Abbildung 2b) gruppieren sich die Werte um einen Mittelwert  $\mu$ , welche bei der Log-Normalverteilung (Abbildung 2c) zusätzlich logarithmisch verteilt sind. Mit diesen vier Verteilungsformen lassen sich die unterschiedlichsten Entwicklungen einer Variable modellieren. Zusätzlich zu der eigentlichen Wahrscheinlichkeits-



verteilung einer Variablen kann noch ein weiterer Wert definiert werden, welcher die Sicherheit – resp. die Unsicherheit – in den Informationen widerspiegelt. Auf diesen Punkt wird Kapitel 4 später noch näher eingehen.

Traditionell wird für die Berechnung des Unternehmenswertes nach dem DCF Verfahren jeweils nur der Mittelwert  $\mu$  der einzelnen unsicherheitsbehafteten Variablen herangezogen, für Gleichung 3.1 wären dies  $\mathcal{E}(\text{FCF}_t)$  und  $\mathcal{E}(i)$ . Dadurch berechnet sich natürlich auch nur ein *mittlerer* Unternehmenswert, welcher die Schwankungen der einzelnen Variablen nicht korrekt widerspiegelt und auch nichts über die (Un)Sicherheit dieser Informationen aussagt. In einzelnen Fällen werden auch die Unternehmenswerte für  $\pm \sigma$  berechnet, wodurch die Streuung sichtbar wird, jedoch ist das komplexe Zusammenspiel der einzelnen Werte nur mit einer kompletten Simulation möglich, welche alle Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Variablen evaluiert.

### 3.1.3 Modellierung von Abhängigkeiten

Die Veränderungen einzelner Variablen haben oft auch gleichzeitig einen Einfluss auf andere – sog. abhängige – Variablen. Diese Abhängigkeiten zwischen einzelnen Variablen müssen bei der Modellierung mit berücksichtigt werden. Abhängigkeiten können dabei als einfache lineare Abhängigkeiten zwischen zwei oder mehreren Variablen auftreten, oder aber auch als Eigenkorrelationen, z.B. über den Verlauf der Zeit. Ein Beispiel für eine lineare Abhängigkeit ist der Jahresüberschuss (JÜ) und der zugehörige Steueraufwand (SA), welcher – im generellen, aber nicht notwendigerweise – umso höher ist, je höher der Jahresüberschuss ausfällt. Dabei ändert sich nicht nur der Erwartungswert, sondern auch die Variabilität. Die Kovarianz ( $\text{Cov}(X, Y)$ ) beschreibt dabei den (linearen) Zusammenhang zweier Zufallsvariablen mit einer gemeinsamen Verteilung:

$$\sigma(\text{JÜ}, \text{SA}) = \text{Cov}(\text{JÜ}, \text{SA}) = \mathcal{E}[(\text{JÜ} - \mathcal{E}[\text{JÜ}]) \cdot (\text{SA} - \mathcal{E}[\text{SA}])] \quad (3.3)$$

Eine positive Kovarianz spiegelt dabei eine positive lineare Abhängigkeit wider, eine negative Kovarianz eine invertierte. Bei Vorliegen einer linearen Abhängigkeit, d.h. ( $\text{Cov}(X, Y) \neq 0$ ), werden die Erwartungswerte der einzelnen abhängigen Variablen multipliziert und zu der Kovarianz addiert:

$$\mathcal{E}(\text{JÜ}, \text{SA}) = \mathcal{E}[\text{JÜ}] \cdot \mathcal{E}[\text{SA}] + \text{Cov}(\text{JÜ}, \text{SA}) \quad (3.4)$$

Eigenkorrelationen beschreiben Abhängigkeiten innerhalb einer Variablen über den Verlauf der Zeit, z.B. die Verkaufszahlen für ein bestimmtes Produkt. Auch wenn der Mittelwert  $\mu$  sich dadurch nicht ändert, so wird doch die (Un)Sicherheit der Daten dadurch beeinflusst, dass sich die Varianz zur Bestimmung des Unternehmenswertes wie folgt definiert (Nowak and Hnilica, 2012a):

$$\widehat{\text{UW}} = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \text{Cov} \left( \frac{\text{FCF}_j}{(1+i)^j}, \frac{\text{FCF}_k}{(1+i)^k} \right) \quad (3.5)$$

In der Realität sind diese Abhängigkeiten recht häufig anzutreffen, welche die Verlässlichkeit (Sicherheit) der Daten umso stärker beeinflussen (verringern), je stärker die Abhängigkeit, und umso höher auch die Varianz ist (Nowak and Hnilica, 2012a).

In der Praxis lassen sich (lineare) Abhängigkeiten zwischen zwei oder mehreren Variablen leicht mit Hilfe einer Monte-Carlo Simulation modellieren, indem einfach die Parameter der abhängigen Variablen aneinander gekoppelt werden. Hierbei wird zunächst der Wert einer Variablen mit Hilfe einer Zufallszahl bestimmt, und dieser dann in eine zweite Funktion eingesetzt, welche dann den Wert der zweiten abhängigen Variablen berechnet.

Idealerweise sollte sich die Modellierung der Entwicklung eines Unternehmens nicht nur auf die einzelnen Variablen selbst beschränken, sondern auch unvorhersehbare und einmalige Ereignisse, wie Marktentwicklungen, Steueränderungen oder Umwelteinflüsse, mit berücksichtigen. Diese Ereignisse haben einen binären Charakter und treten nur mit einer relativ geringen Wahrscheinlichkeit auf, haben dann aber einen großen Einfluss auf die Entwicklung, und somit auch auf den Wert des Unternehmens. Auch der Einfluss der Steuer (s) und die Besteuerung des Unternehmens werden in der Unternehmensbewertung oft vernachlässigt, obwohl sie einen nicht zu unterschätzenden Einfluss haben und unter gewissen Umständen zu einem sog. Steuerparadoxon führen können. Dies kann dazu führen, dass ein höherer Anteil an Steuern zu zahlen ist, welches dann im Umkehrschluss zu einer Reduktion des frei verfügbaren Kapitals führt.

### 3.2 MONTE-CARLO SIMULATION

Die Monte-Carlo Simulation ist ein stochastisches Verfahren, bei welchem auf Basis von Zufallszahlen sehr viele Experimente durchgeführt werden. Mit diesem Verfahren lassen sich viele Problemstellungen lösen, welche sonst analytisch gar nicht, oder nur sehr aufwändig mit Hilfe der Numerik, lösbar wären. Die Simulation erfolgt dabei rechnergestützt, wobei eine der Hauptschwierigkeiten darauf beruht am Computer zufällige Zahlenfolgen für die Experimente zu generieren. Bereits zum Ende der 1960er Jahre war die Monte-Carlo Simulation in der Risikoanalyse von Investitionsentscheidungen ein weit verbreitetes Verfahren, welches erstmals 1970 durch Coenenberg auch im Rahmen einer Unternehmensbewertung eingesetzt wurde:

*“Für die Unternehmensbewertung ist diese Technik, soweit ich sehe, bisher nicht nutzbar gemacht worden. Dies ist umso erstaunlicher, als einerseits die Bewertung einer Unternehmung nichts anderes als ein spezieller Investitionskalkül ist, andererseits die Monte-Carlo Simulation die explizite Erfassung der Risiken und Chancen ermöglicht, indem mit Hilfe der Zufallszahlentechnik alternativ mögliche Parameterkonstellationen gebildet, und deren Auswirkungen auf den Unternehmenswert untersucht werden können.”*  
(Coenenberg, 1970)

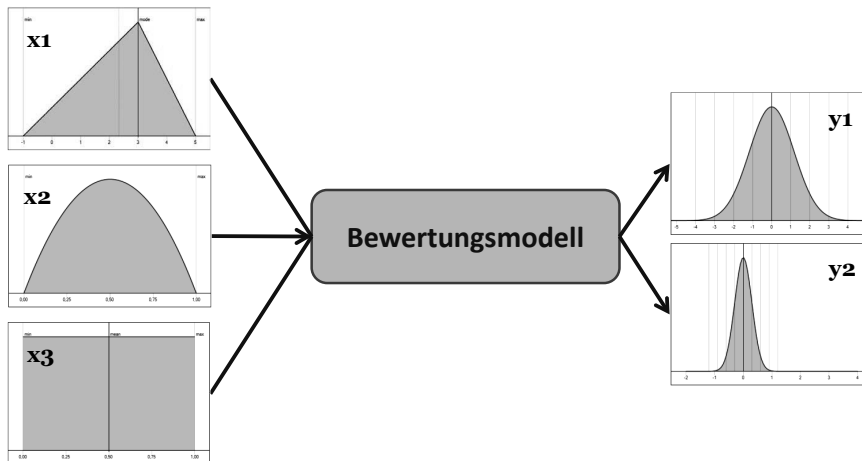


Abbildung 3.: Prinzip der Monte-Carlo Simulation.

Die Arbeit von Coenenberg setzte dabei auf das zu dieser Zeit gebräuchliche Ertragswertverfahren. Seither wurden auch andere Verfahren zur Unternehmensbewertung mit der Monte-Carlo Simulation kombiniert. Cardinale nutzte die Monte-Carlo Simulation in Verbindung mit dem DCF Verfahren, welches auch die Grundlage für die folgenden Überlegungen<sup>1</sup> darstellt (Cardinale, 2007). Auch Klein nutzte die Monte-Carlo Simulation für die Unternehmensbewertung, allerdings im Rahmen der Beurteilung von Realoptionen (Klein, 2011).

Die Monte-Carlo Simulation ist eine Sampling Methode, welche mit zufällig aus einer Reihe von Wahrscheinlichkeitsverteilungen entnommenen Stichproben eine größere Menge simuliert (Watsham and Parramore, 1997). Als Eingangsdaten dienen dabei die Wahrscheinlichkeitsverteilungen, welche die einzelnen unsicherheitsbehafteten Variablen repräsentieren. Das Ergebnis ist wiederum eine Wahrscheinlichkeitsverteilung, welche mit dem Mittelwert  $\mu$  sowie der Standardabweichung  $\sigma$  Angaben zum berechneten Wert, sowie zur Streuung des Ergebnisses macht. Zudem lassen sich Aussagen zur (Un)Sicherheit, d.h. zur Zuverlässigkeit der Berechnungen, ableiten, siehe auch *Abbildung 3*.

Die Abfolge einer Monte-Carlo Simulation im Rahmen einer Unternehmensbewertung ist:

- i. Bestimmung der stochastischen Verteilung von Parametern zur Berechnung von  $\widehat{FCF}_t$  und  $\hat{i}$
- ii. Bildung einer invers kumulativen Verteilungsfunktion
- iii. Ziehung von Zufallszahlen zwischen 0 und 1 und Berechnung des Unternehmenswertes nach der DCF Entity Methode
- iv. Wiederholung dieses Vorgangs (mehrere tausend Male)
- v. Anwendung von Kontrollmechanismen zur Reduktion der Varianz

<sup>1</sup> Leider ist von der Arbeit nur das Abstract verfügbar, sodass ein direkter Vergleich nicht erfolgen kann.

Als Erstes müssen die Verteilungsfunktionen und die zugehörigen Parameter für die Eingangsvariablen festgelegt werden. Dies ist einer der wichtigsten und kritischsten Aspekte und wird im folgenden Unterabschnitt 3.2.1 behandelt. Als nächstes werden für alle Wahrscheinlichkeitsverteilungen die kumulativen Verteilungsfunktionen gebildet, und im Anschluss daran die Monte-Carlo Simulation durchgeführt.

### 3.2.1 Monte-Carlo basierte DCF Simulation

Umgesetzt wurde eine Unternehmensbewertung auf Basis einer angepassten DCF-Entity Methode, wie sie in Unterabschnitt 2.2.3 beschrieben wurde:

$$UW = \sum_{t=1}^n \frac{\widehat{FCF}_t}{(1 + \widehat{WACC})^t} + \frac{RW_n}{(1 + \widehat{WACC})^n} \quad (3.6)$$

Im einfachsten Fall können die Variablen  $\widehat{FCF}_t$  und  $\widehat{WACC}$  direkt mit Hilfe einer Wahrscheinlichkeitsfunktion beschrieben werden. So erhält man einen guten Überblick, versäumt aber auch viele wichtige Details. Eine detailliertere Modellierung, in welche die Verteilungen der einzelnen in  $\widehat{FCF}_t$  und  $\widehat{WACC}$  einfließenden Größen genauer beschrieben werden, erlaubt hier mehr Einblicke in die Chancen und Risiken. Üblicherweise werden die Simulationen dabei für Zeiträume von  $n = 5$  bis  $n = 10$  Jahren durchgeführt. Der Restwert  $RW_n$  wurde dabei wie üblich mit dem letzten Cash Flow im Rahmen einer ewigen Rente nach Gleichung 2.11 als  $RW_n = \frac{FCF_n}{i}$  approximiert.

#### Modellierung von $FCF_t$

Der erwartete freie zur Verfügung stehende Cash Flow  $FCF_t$  lässt sich recht einfach nach Gleichung 3.2 errechnen:

$$FCF_t = EBIT(1 - s) + A - I - \Delta WC \quad (3.7)$$

Hierbei wird die Größe EBIT um die Steuern  $s$ , die Abschreibungen  $A$ , die Investitionen  $I$ , und die Änderungen im Working Capital  $WC$  bereinigt. Jede dieser Variablen wird mittels einer eigenen Verteilungsfunktion approximiert. Hierfür werden die Wahrscheinlichkeitsverteilungen zunächst in eine kumulative Verteilungsfunktion umgerechnet, vergleiche auch Abbildung 4, welche in der Implementierung aber durch eine invers kumulative Verteilungsfunktion repräsentiert werden.

Die Berechnung von  $FCF_t$  erfolgt dabei auf Basis von Gleichung 3.7. Bei jedem Simulationsschritt  $t_j$  werden dabei ein oder mehrere Zufallszahlen generiert, mit welchen über die kumulativen Verteilungen der Eingabewerte (Tabelle 2) die Eingabedaten gelesen werden, um  $FCF_{t_j}$  nach Gleichung 3.7 zu bestimmen:

$$FCF_{t_j} = \widehat{EBIT}(1 - \widehat{s}) + \widehat{A} - \widehat{I} - \Delta \widehat{WC} \quad (3.8)$$

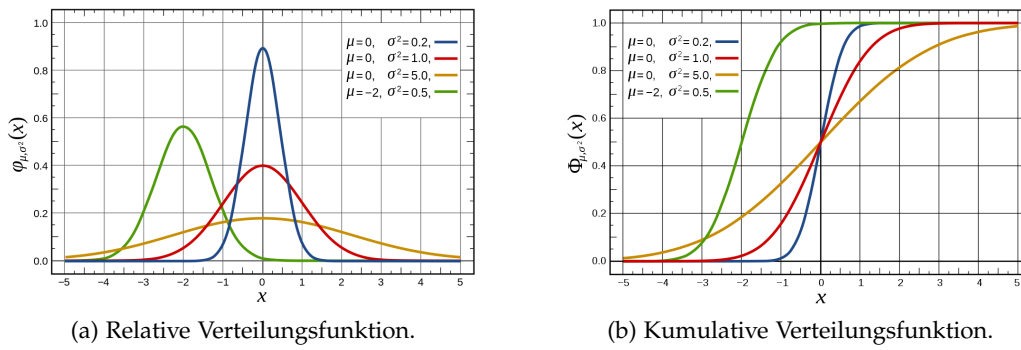


Abbildung 4.: Normalverteilung (aus (Wikipedia, 2009)).

Bei insgesamt  $m$  Simulationsschritten berechnet sich somit das finale Ergebnis für  $FCF_t$  für das Jahr  $t$  als arithmetisches Mittel der einzelnen Simulationsergebnisse:

$$\widehat{FCF}_t = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m FCF_{t_j} \quad (3.9)$$

Nun lässt sich die Varianz wie folgt bestimmen:

$$\text{var}_{\widehat{FCF}_t} = \sigma_{\widehat{FCF}_t}^2 = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m [FCF_{t_j} - \widehat{FCF}_t]^2 \quad (3.10)$$

sowie auch der Standardfehler SE und die Standardabweichung  $\sigma$ :

$$SE_{\widehat{FCF}_t} = \sqrt{\frac{\text{var}_{\widehat{FCF}_t}}{m}} \quad \sigma_{\widehat{FCF}_t} = \sqrt{\frac{\text{var}_{\widehat{FCF}_t}}{m}} \quad (3.11)$$

Bei der Modellierung müssen natürlich auch stochastische Abhängigkeiten berücksichtigt werden. So stehen z.B. die Größen Abschreibung und Investition unweigerlich in Relation. Eine hohe Abschreibung zieht in den allermeisten Fällen auch eine Investition in vergleichbarer Höhe nach sich. Umgekehrt erfolgt in den Jahren nach einer hohen Investition auch eine höhere Abschreibung. Somit muss die Investition mit der Abschreibung des gleichen Jahres verlinkt sein, und die Abschreibung mit der Höhe der Investitionen des Vorjahres. Rechnerisch erfolgt dies in der Simulation wie folgt:

$$\begin{aligned} \text{Abschreibung}_{t_j} &= \text{Abschreibung}_{t_j} \cdot 0.66 + \text{Investition}_{(t-1)_j} \cdot 0.34 \\ \text{Investition}_{t_j} &= \text{Investition}_{t_j} \cdot 0.66 + \text{Abschreibung}_{t_j} \cdot 0.34 \end{aligned} \quad (3.12)$$

Die finalen Werte für Investition und Abschreibung setzen sich dabei zu einem Drittel aus den Werten für Abschreibung bzw. der Vorjahresinvestition zusammen.

Zudem sollten pro Simulationsschritt die genutzten Werte für Abschreibung, Investition und Working Capital gegenüber dem EBIT im Verhältnis bleiben.

Da in der Implementierung eine invers kumulative Verteilungsfunktion genutzt wird, lässt sich dies recht einfach realisieren, indem eine Zufallszahl aus dem gleichen Umfeld für alle Werte genutzt wird. Um gezielt lineare Abhängigkeiten zwischen einzelnen Werten zu vermeiden, werden hier zwei Zufallszahlen in der Simulation verwendet. Vergleiche auch mit der Implementierung aus Listing A.5.

#### *Modellierung der Discount Rate $i$*

Grundlage für die Berechnung der Discount Rate  $i$  ist der WACC, welcher in Gleichung 2.6 bereits definiert wurde:

$$\text{WACC} = \frac{\text{EK}}{\text{GK}} \cdot k^e + \frac{\text{FK}}{\text{GK}} \cdot k^f(1 - s) \quad (3.13)$$

Dabei bedeuten  $\frac{\text{EK}}{\text{GK}}$  und  $\frac{\text{FK}}{\text{GK}}$  jeweils die eigen- bzw. die fremdfinanzierten Anteile mit den dazugehörigen Kosten  $k^e$  und  $k^f$ , sowie dem Steuersatz  $s$ . Diese Werte werden zunächst wieder über Wahrscheinlichkeitsverteilungen definiert, und fließen so in die Simulation mit ein, vergleiche mit Tabelle 2.

Das Gesamtkapital berechnet sich dabei einfach als Summe aus dem Marktwert des Eigen- und des Fremdkapitalanteils. Ferner müssen einige Abhängigkeiten bei der Simulation berücksichtigt werden, so sollte Eigen- und Fremdkapital anteilmäßig zueinander *passen*, d.h. nicht unrealistisch weit auseinander liegen. Dies lässt sich wieder über eine Zufallszahl aus dem gleichen Umfeld lösen, welche dann für beide Variablen verwendet wird. Zudem sollten sich auch die Zinskosten  $k^e$  und  $k^f$  in einem angemessenen Rahmen bewegen, was sich gleichsam über die kumulative Verteilung der Daten umsetzen lässt. Für den Steuersatz  $s$  besteht keine Abhängigkeit, dieser kann einfach mittels einer Gleich- oder Normalverteilung über einem realistischen Wertebereich definiert werden.

#### *Anwendung von Kontrollmechanismen*

Mehrere Möglichkeiten zur Reduktion der Varianz stehen zur Verfügung und lassen sich leicht implementieren. Die Standardabweichung für den freien Cash Flow ist:

$$\sigma_{\widehat{\text{FCF}}_t} = \sqrt{\frac{\text{var}_{\widehat{\text{FCF}}_t}}{m}} \quad (3.14)$$

Um die Varianz zu verringern kann zum einen die Anzahl  $m$  der Simulationsdurchläufe drastisch erhöht werden, oder es kommen Verfahren zum Einsatz welche die Stichprobenauswahl – also die Generierung der Zufallszahlen – steuern und so für eine breitere Streuung und eine *bessere* Auswahl sorgen. Eine einfach und leicht zu implementierende Möglichkeit ist es während der Ziehung einer Zufallszahl  $x$  gleichzeitig auch die entgegengesetzte Zufallszahl  $1 - x$  zu verwenden, und für beide Fälle die Simulation durchzuführen. Dies führt in jedem Simulationslauf zu negativ korrelierten Ergebnissen, welches zu einer negativen

Kovarianz, und schlussendlich zu einer Verringerung der Varianz führen. Der Mittelwert  $\mu$  bleibt davon auf jeden Fall unberührt.

Andere Möglichkeiten das Ergebnis statistisch zu verbessern lässt sich mit Hilfe eines *importance samplings* realisieren, bei welchem die Stichproben bevorzugt aus einem bestimmten Bereich gezogen werden, sowie mit dem *stratified sampling*, bei welchem die Stichproben möglichst homogen über alle Werte verteilt werden (Lister, 2012). In der hier vorgestellten Implementierung wird der letztere Ansatz verfolgt.

### 3.2.2 Implementierung

Eine Schwierigkeit bei der Implementierung der Monte-Carlo Methode ist die Generierung voneinander unabhängige Zufallszahlen, sowie die Durchführung sehr vieler Berechnungen nach ein und demselben Algorithmus. Für solche Problemstellungen eignen sich Parallelrechner, welche mit speziellen Programmier- und Algorithmen Aufgaben parallel, und somit sehr effizient, lösen können. Eine seit mehreren Jahren verbreitete – und sehr kostengünstige – Art Algorithmen effektiv zu parallelisieren, ist die sog. Compute Unified Device Architecture (CUDA) von Nvidia (Nvidia, 2012a). Hierbei wird der Graphikprozessor (GPU) nicht für die Berechnung graphischer Effekte und Bilder genutzt, sondern für vielseitige nicht-graphische Berechnungen und Simulationen eingesetzt. Die Anwendungen reichen von der Bildverarbeitung, über die Simulation von Sound & Akustik, bis hin zu abstrakten numerischen Aufgaben (Röber, 2009; Egloff, 2012; Rees and Walkenhorst, 2012; Dixon et al., 2012).

Das von Nvidia bereitgestellte SDK beinhaltet bereits einige Beispiele für die Nutzung der GPU zur Lösung finanzmathematischer Probleme (Podlozhnyuk, 2007; Podlozhnyuk and Harris, 2008). Auf Basis eines dieser Beispiele erfolgte die Implementierung der Entity DCF-basierten Monte-Carlo Simulation für die Unternehmensbewertung mit Hilfe der CUDA Bibliotheken in C++. Eine detaillierte Beschreibung der Implementierung mit umfangreichen Quellcodebeispielen befindet sich in Abschnitt A.1.

Umgesetzt ist dabei der unter Unterabschnitt 3.2.1 beschriebenen Ansatz, welcher den freien Cash Flow  $FCF_t$  und den Discount Faktor WACC simuliert. Als Eingabedaten dienen dabei die Wahrscheinlichkeitsverteilungen der in Tabelle 2 dargestellten Werte.

Zusätzlich zu den Werten aus Tabelle 2 gibt es noch einen allgemeinen Wachstumsfaktor, welcher zur Feinmodellierung von  $FCF_t$  noch hinzugezogen wird. Als mögliche Verteilungen kommen dabei die Gleichverteilung, die Normalverteilung und die Log-Normalverteilung zum Einsatz, welche mit Hilfe der cuRAND und cuDPP Bibliotheken implementiert wurden (Nvidia, 2012a,b; CUDPP, 2012). Kapitel 5 beschreibt im Rahmen einer Fallstudie die eingesetzten Verteilungen und das Ergebnis am Beispiel einer Unternehmensbewertung von Google.

In der Implementierung werden nach Einlesen aller Daten zunächst die Wahrscheinlichkeitsverteilungen entsprechend der Parameter für die einzelnen

Simulation $FCF_t$	Simulation WACC
EBIT	Eigenkapital EK
Abschreibungen (A)	Fremdkapital FK
Investitionen (I)	Eigenkapitalzinsen $k^e$
Working Capital (WC)	Fremdkapitalzinsen $k^f$
Steuersatz (s)	Steuersatz (s)

Tabelle 2.: Eingangsdaten für die DCF Monte-Carlo Simulation

Variablen initialisiert, und die Datenstruktur im Speicher der GPU angelegt. Danach werden die invers kumulativen Verteilungsfunktionen ebenfalls auf der GPU berechnet, und im Anschluss daran die Monte-Carlo Simulation gestartet. Nach Abschluss der Simulation werden die Ergebnisse für den Unternehmenswert und die Unsicherheit der Daten (Confidence) aus dem Speicher der Grafikkarte zurückgelesen, und in einer Textdatei für weitere Analysen gespeichert. Die Implementierung erfolgte in Linux unter Nutzung einer Nvidia GTX 285 mit 2GB Texturspeicher.

### 3.3 ZUSAMMENFASSUNG

Am Anfang dieses Kapitel wurden die Unsicherheiten, welche in die Berechnung eines Unternehmenswertes zwangsläufig mit einfließen, näher analysiert und der Versuch unternommen diese zu quantifizieren. Im weiteren Verlauf wurde mit der Monte-Carlo Simulation eine Möglichkeit vorgestellt diese Unsicherheiten in der Berechnung als Wahrscheinlichkeitsverteilungen mit zu berücksichtigen.

Die Ergebnisse der simulierten Unternehmensbewertung lassen sich wiederum als eine Verteilung von Wahrscheinlichkeiten betrachten. Dabei sollte aber bedacht werden, dass die so errechnete Verteilung mehr die Unsicherheit in den Eingangsdaten widerspiegelt, als den eigentlichen Wert des Unternehmens. Die Simulation ermöglicht aber dennoch eine sehr viel bessere Interpretation und Einschätzung dieser Unsicherheiten, als dies mit der reinen DCF Methode möglich gewesen wäre.

Das nächste Kapitel 4 geht noch einmal stärker auf diese Unsicherheiten und den damit verbundenen Möglichkeiten einer Optimierung der Unternehmensbewertung ein.



*I believe them to be very tiny  
pseudo insects that (...) can unite  
to form a superordinate system.*  
— Stanislaw Lem

# 4

## OPTIMIERUNG DER BEWERTUNG UNTER UNSICHERHEIT

---

DIESES Kapitel führt die in Kapitel 3 vorgestellten Ansätze zur simulationsbasierten Unternehmensbewertung fort, und analysiert hierbei speziell die Möglichkeiten einer Optimierung. Ziel dieser Optimierung ist es den *sichersten Wert* für ein Unternehmen zu bestimmen. Das letzte Kapitel 3 hat in Abschnitt 3.1 bereits die Unsicherheiten angesprochen, welche in die Simulation einer Unternehmensbewertung mit einfließen. Das Ergebnis der in Abschnitt 3.2 vorgestellten Unternehmensbewertung auf Basis der Monte-Carlo Simulation war eine Wahrscheinlichkeitsverteilung des Unternehmenswertes mit dem Mittelwert  $\mu$  und der Standardabweichung  $\sigma$ . Dieses Ergebnis kann aber auch als Unsicherheit des berechneten Unternehmenswertes interpretiert werden, welcher um einen Mittelwert mit einem gewissen Standardfehler schwankt.

Schon Markowitz und Sharpe haben finanzmathematische Szenarien und die damit verbundenen Wahrscheinlichkeiten untersucht: Sind auf dem Markt zwei Assets mit der gleichen Rendite erhältlich, so wird der Markt das Produkt mit dem geringeren Risiko – also das mit der größeren Sicherheit – bevorzugen (Markowitz, 1952; Sharpe, 1970). Wohingegen das letzte Kapitel lediglich die statistische Verteilung des Unternehmenswertes darstellte, ist es Ziel dieses Kapitels die Unsicherheit in der Berechnung des Unternehmenswert zu minimieren, und somit den Wert für das Unternehmen anzugeben der statistisch sowohl am sichersten als auch am wahrscheinlichsten ist.

In der letzten Zeit erfreuen sich einige der Biologie entlehnte Algorithmen einer gewissen Beliebtheit, welche zur Lösung der verschiedensten Optimierungsaufgaben effektiv eingesetzt werden können (Bonabeau et al., 1999). Häufig wird dabei das Verhalten von sozialen Insekten nachgebildet, welche dann zusammen in der Gruppe eine Aufgabe lösen:

*“In social insects, errors and randomness are not bugs; rather, they contribute very strongly to their success by enabling them to discover and explore in addition to exploiting. Self-organization feeds itself upon errors to provide the colony with flexibility (the colony can adapt to a changing environment) and robustness (even when one or more individuals fail, the group can still perform its tasks).” (Story, 2003)*

Viele dieser Algorithmen werden bereits effektiv und mit Erfolg im Bereich des *financial modeling* angewendet. Beispiele sind eine Grammatik-basierte Evolution und ein Ameisenalgorithmus zur Vorhersage von Insolvenzen (Brabazon and O’Neil, 2006), oder eine Schwarmoptimierung zur Feinabstimmung von Aktienportefeuilles (Kendall and Su, 2005; Heun, 2007). Grundlagen dieser Algorithmen bilden Methoden der stochastischen Optimierung, welche im Folgenden näher erläutert, und auf eine DCF-basierte Schwarmoptimierung angepasst werden.

#### 4.1 STOCHASTISCHE OPTIMIERUNG

Die stochastische Optimierung ist ein Teilgebiet der Mathematik, welches sich mit der Entwicklung von Modellen zur optimalen Entscheidungsfindung bei unsicheren Ausgangsdaten befasst. Diese Modelle basieren – ähnlich der in Kapitel 3 vorgestellten Monte-Carlo Methode – auf der Nutzung und Generierung großer Mengen an Zufallszahlen (Panigrahi et al., 2010; Philip, 2012).

Die Methoden der stochastischen Optimierung kommen bei der Analyse sehr großer Datenmengen zum Einsatz, wenn es eine Zielfunktion gibt, welche maximiert oder minimiert werden soll. Über eine pseudo-willkürliche Auswahl von Stichproben können Analyseprozesse so effizient beschleunigt werden. Der Zufall steuert dabei die Suche nach der besten Lösung.

Mathematisch ausgedrückt bedeutet dies, dass wenn  $S$  die abgeschlossene Menge aller Lösungen für ein bestimmtes Problem darstellt, dann beschreibt die Abbildung  $f : S \rightarrow \mathbb{R}$  die Optimierungsfunktion, welches jeder Lösung  $x_i$  ein  $f(x_i) \in S$  zuordnet. Ist die Optimierungsaufgabe z.B die Minimierung eines bestimmten Parameters – etwa die Minimierung auftretender Unsicherheiten im Rahmen einer Unternehmensbewertung – muss die optimale Lösung  $x_{\text{opt}}$  gefunden werden, für welche gilt:

$$f(x_{\text{opt}}) \leq f(x) \quad \forall x \in S \quad (4.1)$$

Als erste Näherung wird dabei oft ein Wert aus der Menge aller Lösungen per Zufall ausgewählt. Dieser wird als aktuell beste Lösung gespeichert, und nun iteriert der Algorithmus mit einer mehr oder weniger zufälligen Auswahl an Stichproben über den gesamten Suchraum, d.h. über  $S$ , und evaluiert dabei für jeden Punkt die Optimierungsfunktion  $f(x)$ . Wenn eine neue beste Lösung gefunden wurde, so wird diese als neue beste Auswahl gespeichert. Die Optimierung erfolgt dabei so lange bis eine optimale Lösung gefunden wird, bzw. bis ein bestimmtes Abbruchkriterium erreicht ist.

Ein häufiges Problem der Optimierung ist die Unterscheidung zwischen lokalen und globalen Optima. Bei einfachen Suchverfahren, wie dem Gradientenanzw. abstieg, ist es leicht möglich an lokalen Minima / Maxima hängen zu bleiben, ohne dies zu erkennen, und ohne das globale Minimum bzw. Maximum in den Daten zu finden.

Hier helfen Verfahren der stochastischen Optimierung, welche mit Hilfe von Zufallszahlen gesteuert zufällige Positionen im Suchraum analysieren können, und somit bei einer genügend großen Anzahl an Iterationen das Hängenbleiben an lokalen Minima verhindern, und diese einfach *überspringen* können.

##### 4.1.1 Stochastische vs. deterministische Optimierung

Der Unterschied zwischen der stochastischen und der deterministischen Optimierung ist die Nutzung von zufälligem Rauschen (random noise) bei der Stichprobenauswahl bzw. bei der Messung (Gentle et al., 2012; Duan et al., 2012).

Im Vergleich dazu basiert die deterministische Optimierung auf der Annahme, dass alle nötigen Informationen zur Verfügung und auf Abruf bereit stehen. Ein Beispiel für eine deterministische Optimierung ist das Gradientenverfahren, welches immer entlang eines Gradienten nach einem Maximum oder Minimum sucht. Bei gleichen Ausgangsbedingungen zeigen deterministische Verfahren immer das gleiche Verhalten, stochastische Optimierungsverfahren hingegen, aufgrund der zufällig gewählten Richtung – stets ein anderes Verhalten. Je nach vorhandenen Daten und Optimierungsziel kann das eine oder das andere Verfahren besser geeignet sein.

Wenn  $x_j$  die  $j$ -te Iteration bei der Suche nach dem optimalen Wert  $x_{\text{opt}}$  ist, zeigt die folgende Gleichung wie Rauschen genutzt wird um die nächste Position im Suchraum zu finden und zu evaluieren:

$$f(x_{j+1}) = f(x_j) + \phi(x_j) \quad (4.2)$$

$\phi(a)$  beschreibt dabei die Funktion des Rauschens, die, wie Gleichung 4.2 zeigt, abhängig von der vorhergehenden Lösung  $x_j$  ist:  $\phi(x_j)$ . Dadurch wird die Suche beeinflusst, erlaubt aber gerade durch die Nutzung von Rauschen auch ein möglicherweise schnelleres Konvergieren, bzw. überhaupt erst das Auffinden des globalen Optimums.

Die Monte-Carlo Simulation nutzt Zufallszahlen bei der Auswahl der Stichproben. Ein einzelner Simulationsschritt errechnet hier jedoch, am Beispiel der Unternehmensbewertung aus dem letzten Kapitel, lediglich einen Wert für zufällig gewählte Startparameter. Diese Parameter befinden sich in einem definierten Wertebereich, und es errechnet sich somit z.B. für  $FCF_t = 10.000 \text{ €}$  und  $WACC = 0.95 \%$  ein Unternehmenswert von  $\approx 6.350 \text{ €}$ . Dieser Wert sagt jedoch nichts über die Bandbreite an möglichen Unternehmenswerten aus. Eine Monte-Carlo Simulation berechnet somit einen Mittelwert von allen Unternehmenswerten die durch die gegebenen Parameter möglich sind. Je höher die Anzahl an Simulationen, desto genauer wird dieser Mittelwert. Der statistische Fehler, welcher durch unabhängige Zufallszahlen in die Berechnungen mit eingeschleust wird, nimmt dabei bei  $m$  durchgeführten Simulationen mit einer Rate von  $\frac{1}{\sqrt{m}}$  ab (Gentle et al., 2012).

Manchmal ist es jedoch auch sinnvoll die Suche nach der optimalen Lösung künstlich zu stören um das Konvergieren des Algorithmus zu beschleunigen. Ein Beispiel hierfür ist die schwarmbasierte Optimierung, welche relativ einfach genutzt werden kann um eine Zielfunktion, z.B die Sicherheit einer Bewertung, zu maximieren.

## 4.2 SCHWARMBASIERTE OPTIMIERUNG

Ein Algorithmus, welcher in den letzten Jahren bereits häufig für die verschiedensten Optimierungsprobleme eingesetzt wurde, ist die auf sozialem Lernen basierende Schwarmoptimierung, auch bekannt als *Particle Swarm Optimization*.

Auch wenn die zugrundeliegende Idee faszinierend einfach ist, so ist sie doch erst recht spät durch Kennedy and Eberhart entwickelt und vorgestellt worden (Kennedy and Eberhart, 1995). Schwarmbasierte Optimierungsalgorithmen imitieren das Sozialverhalten von Vögeln und Insekten, sind dabei äußerst robust und dennoch flexibel, und sie besitzen selbstorganisierende Eigenschaften. Der Algorithmus optimiert ein Problem durch wiederholte Versuche die beste bekannte Lösung weiter zu optimieren. Dabei bewegen sich die Partikel nach einfachen mathematischen Gleichungen über den Suchraum und evaluieren an ausgewählten Punkten mit einer Messfunktion (Fitnessfunktion) ob gegebenenfalls an der aktuellen Position eine optimalere Lösung vorliegt. Die Bewegungen der Partikel werden dabei beeinflusst durch die aktuelle Position und Geschwindigkeit der Partikel (Trägheit), die beste lokale Lösung, sowie die beste globale Lösung aller Partikel. In der Grundannahme führt dies den Schwarm so zu der besten Lösung im gesamten Suchraum.

Im Bereich des *financial modeling* wird die Schwarmoptimierung bereits unter anderem für die Optimierung und das Risikomanagement von Portfolios, sowie zur Vorhersage von Aktienkursen eingesetzt (Kendall and Su, 2005; Chiam et al., 2009; Ernawati and Subanar, 2010).

Der Algorithmus der Schwarmoptimierung lässt sich wie folgt beschreiben:

- i. Zufallsbasierte Initialisierung einer Menge von Partikeln (Zufällig verteilt über dem Suchraum)
- ii. Berechnung der Fitnessfunktion für jedes Partikel an der aktuellen Position
- iii. Setzen von  $p_{best}$  auf aktuelle Position und Bestimmung von  $g_{best}$
- iv. Berechnung der Geschwindigkeit für jedes Partikel nach Gleichung 4.3
- v. Bestimmung der neuen Position jedes Partikels nach Gleichung 4.4
- vi. Berechnung der Fitnessfunktion für jedes Partikel. Wenn aktuelle Position *besser* ist als vorher, Setzen von  $p_{best}$  auf aktuelle Position
- vii. Nach Update aller Partikel, Bestimmung und Setzen von  $g_{best}$
- viii. Wiederholung von iv bis vii bis Abbruchkriterium erreicht ist

Zunächst werden alle Partikel zufällig über dem Suchraum gleichmäßig verteilt und mit einer bestimmten Geschwindigkeit und Richtung initialisiert. Dann evaluiert jedes Partikel für seine aktuelle Position die Fitnessfunktion und speichert die aktuelle Position lokal als beste bekannte Position  $p_{best}$  (particle best). Zudem wird die global beste Lösung bestimmt und unter  $g_{best}$  (global best) gespeichert. Nun bewegen sich die Partikel über den Suchraum und wiederholen den Vorgang so oft bis ein Abbruchkriterium erreicht ist. Dieses Abbruchkriterium kann eine bestimmte Anzahl von Versuchen, oder das Erreichen einer optimalen Lösung sein.

Die Geschwindigkeit des Partikels  $i$  berechnet sich dabei über die aktuelle Position  $x_i(t)$  und die Geschwindigkeit  $v_i(t)$ , sowie über die beste lokale ( $y_i$ ) und beste globale ( $\tilde{y}$ ) Lösung.

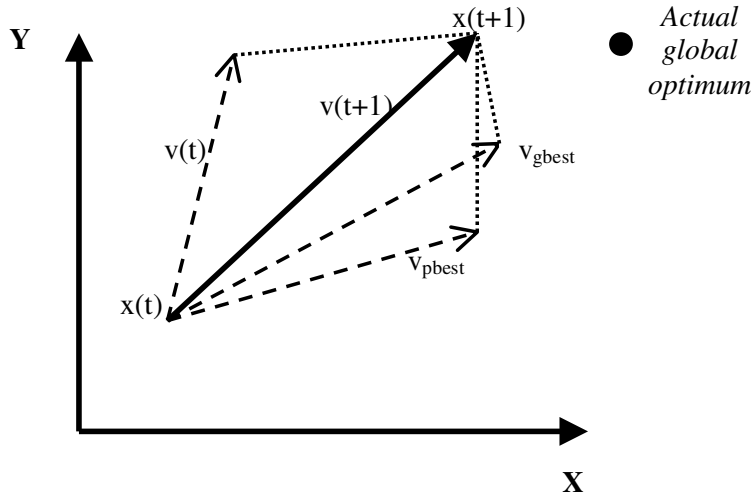


Abbildung 5.: Update der Partikel Position und Geschwindigkeit (aus (Brabazon and O'Neil, 2006)).

$$v_i(t+1) = \eta v_i(t) + \kappa_1 r_1 (y_i - x_i(t)) + \kappa_2 r_2 (\tilde{y} - x_i(t)) \quad (4.3)$$

Dabei ist  $\eta$  ein Momentum, welches die Geschwindigkeit steuert mit  $\kappa_1$  und  $\kappa_2$  als Gewichtungsfaktoren für deren Feinsteuerung, und  $r_1$  und  $r_2$  je zwei Zufallszahlen zwischen 0 und 1. Nachdem die neue Geschwindigkeit des Partikels berechnet wurde, lässt sich leicht auch die neue Position bestimmen:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (4.4)$$

Die Gewichtungsfaktoren  $\kappa_1$  und  $\kappa_2$  definieren dabei den Einfluss der lokal und global besten Lösungen auf die Geschwindigkeit und die Suchrichtung. Niedrige Werte erlauben den Partikeln weitere Abstände zu den aktuell besten Lösungen, hohe Werte schränken die Suche eher um die aktuell besten Lösungen ein. Je nach dem wie der Suchraum strukturiert ist, können sowohl hohe als auch niedrige Werte eher zielführend sein. Für eine Anpassung der Schwarmoptimierung um mit zusätzlichen Daten den statistisch sichersten Unternehmenswert zu finden sind eher hohe Werte für  $\kappa_1$  und  $\kappa_2$  zu erwarten, da sich die Sicherheit der Eingangswerte wohl eher auf einen als auf mehrere Bereiche konzentrieren wird. Aber auch hier gibt es Ausnahmen, wie die Fallstudie in Abschnitt 5.4 später noch zeigen wird.

Der Faktor  $\eta$  zur Steuerung der Geschwindigkeit wird oft auch in Abhängigkeit der Anzahl an Simulationsdurchläufen definiert, welche so am Anfang eine höhere Partikelgeschwindigkeiten erlauben, und die Partikel zum Ende der Simulation hin abbremsen:

$$\eta = \eta_{\max} - \frac{\eta_{\max} - \eta_{\min}}{\text{Anzahl Simulationsschritte}} \cdot \text{Aktueller Simulationsschritt} \quad (4.5)$$

Nach dem Update aller Partikel erfolgt eine Überprüfung ob eine neue beste globale Lösung gefunden wurde:

$$\tilde{y} \in (y_0, y_1, \dots, y_n) \mid f(\tilde{y}) = \max(f(y_0), f(y_1), \dots, f(y_n)) \quad (4.6)$$

Abbildung 5 verdeutlicht noch einmal den beschriebenen Algorithmus. Hier beschreiben  $x_t$  und  $v_t$  die aktuelle Position und Geschwindigkeit eines Partikels, welches durch die Positionen von  $p_{best}$  und  $g_{best}$  beeinflusst wird und in die neue Position  $x_{t+1}$  und die neue Geschwindigkeit  $v_{t+1}$  des Partikels münden.

Für die Umsetzung einer schwarmbasierten Unternehmensbewertung mit Optimierung auf die Sicherheit in der Bewertung sind die folgenden Schritte nötig:

- i. Bestimmung der stochastischen Verteilung von Parametern zur Berechnung von  $\widehat{FCF}_t$  und  $\hat{i}$
- ii. Bildung einer invers kumulativen Verteilungsfunktion
- iii. Bestimmung einer zweiten Funktion, welche die Zuverlässigkeit und die Sicherheit der Daten beschreibt (Expertenwissen)
- iv. Zufällige Initialisierung der Partikel
- v. Ziehung von Zufallszahlen und Update der Partikel Position und der Partikel Geschwindigkeit.
- vi. Bestimmung der Sicherheit und Berechnung des Unternehmenswertes.
- vii. Wiederholung dieses Vorgangs (mehrere tausend Male)

Das Hauptaugenmerk liegt diesmal auf der Modellierung der Zuverlässigkeit der Daten, da über diese Funktionen später optimiert wird. Für die Berechnung des Unternehmenswertes selbst kann jede beliebige Methode genutzt werden. In Fortführung der Betrachtungen aus Kapitel 3 wird hier aber wieder auf die DCF Entity Methode zurückgegriffen.

#### 4.2.1 Schwarmbasierte DCF Optimierung

Im Folgenden soll eine schwarmbasierte DCF Optimierung genutzt werden, um den Wert für ein gegebenes Unternehmen zu bestimmen. Dabei fließen diesmal jedoch zusätzliche Informationen mit ein, welche die Sicherheit und die Zuverlässigkeit der Eingangsdaten beschreiben. Ziel ist es nun den Wert für das Unternehmen zu bestimmen, der statistisch am sichersten ist. Wie schon in Abschnitt 3.1 dargelegt, sind alle Daten, welche in die Berechnung eines Unternehmenswertes mit einfließen, mit einer gewissen Unsicherheit behaftet. Diese Unsicherheit lässt sich jedoch beschreiben. Zum einen durch die schon aus Kapitel 3 bekannten Wahrscheinlichkeitsverteilungen, welche die zukünftigen Entwicklung von Werten wie EBIT, Working Capital, oder Investitionsausgaben approximieren. In diesen Daten ist auch schon eine gewisse Sicherheit bzw. Unsicherheit mit enthalten. Je nachdem welche Form der Verteilung gewählt wurde, und wie der Mittelwert und die Standardabweichung definiert sind, treten

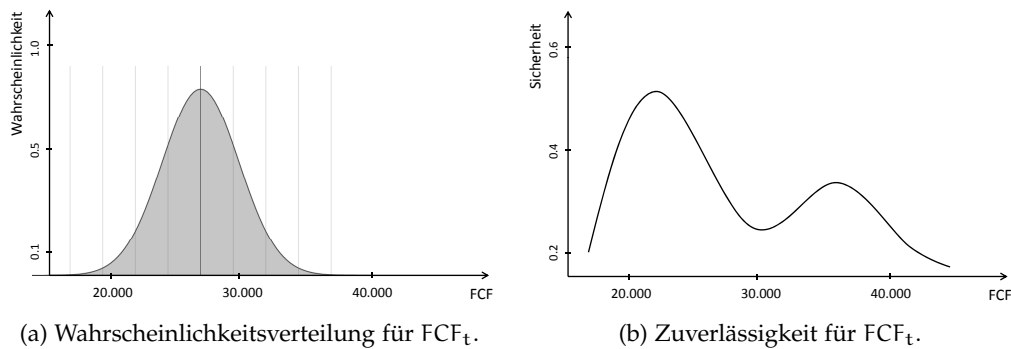


Abbildung 6.: Prinzip der schwarmbasierten Unternehmensbewertung.

einige Werte häufiger auf als andere. Ein Histogramm dieser Verteilung beschreibt so die Häufigkeit – bzw. auch die Sicherheit – dieser Daten.

Nun ist es aber auch möglich eine zweite Funktion hinzuzuziehen, welche ausschließlich die Sicherheit der Eingangsdaten beschreibt. *Abbildung 6a* zeigt hier für ein fiktives Unternehmen die Entwicklung des freien Cash Flow  $FCF_t$  mit einer Normalverteilung, wohingegen *Abbildung 6b* die Zuverlässigkeit dieser Daten mit einer zweiten Funktion beschreibt. In dem hier abgebildeten Beispiel besitzt die Funktion ein doppeltes Maximum, welches für niedrigere Werte von  $FCF_t$  aber stärker ausgeprägt ist. Dies bedeutet nicht, dass Werte für einen Cash Flow von ca. 22.000 und ca. 36.000 wahrscheinlicher sind, es bedeutet lediglich, dass diese Werte eine höhere Sicherheit besitzen, d.h. ihnen kann mehr vertraut werden. Aufgrund dieser Funktion erfolgt dann die Optimierung. In diesem Fall ist es die Maximierung der Sicherheit, welche so zur Aussage hat, dass ein Cash Flow von 22.000 zwar eine geringere Wahrscheinlichkeit für das Unternehmen besitzt, dafür aber eine größerer Sicherheit aufweist. Vom Prinzip her ist es die Addition zweier Wahrscheinlichkeiten, welche so aber eine detailliertere Modellierung einzelner Sachverhalte ermöglicht.

*Abbildung 7* zeigt beispielhaft die Zuordnung zwischen einer Unternehmensbewertung und der Zuverlässigkeit dieser Daten. Das Beispiel entstammt der Fallstudie aus *Abschnitt 5.4*. Hervorgehoben in Rot sind die aktuell ausgewählten Werte, welche in *Abbildung 7a* und *Abbildung 7c* eine hohe Sicherheit, und in *Abbildung 7b* und *Abbildung 7d* eine niedrige Sicherheit aufweisen. In den beiden oberen Bildern sind auf der linken Achse die berechneten Unternehmenswerte verteilt, und auf der rechten Achse die Zuverlässigkeit dieser Informationen. Man sieht deutlich, dass Werte mit einer hohen Sicherheit einem mittleren Unternehmenswert um 60.000 entsprechen (*Abbildung 7a*), die Werte mit einer niedrigen Sicherheit aber über das komplette Spektrum verteilt sind (*Abbildung 7b*). Dies ist so auch aus *Abbildung 7b* und *Abbildung 7d* noch einmal ersichtlich, welche den gesamten Verlauf der schwarmbasierten Optimierung visualisieren. Dargestellt sind auf der y-Achse wieder die errechneten Unternehmenswerte, die x-Achse zeigt die Zeit-Achse der Simulation. Auch hier gruppieren sich die Werte mit

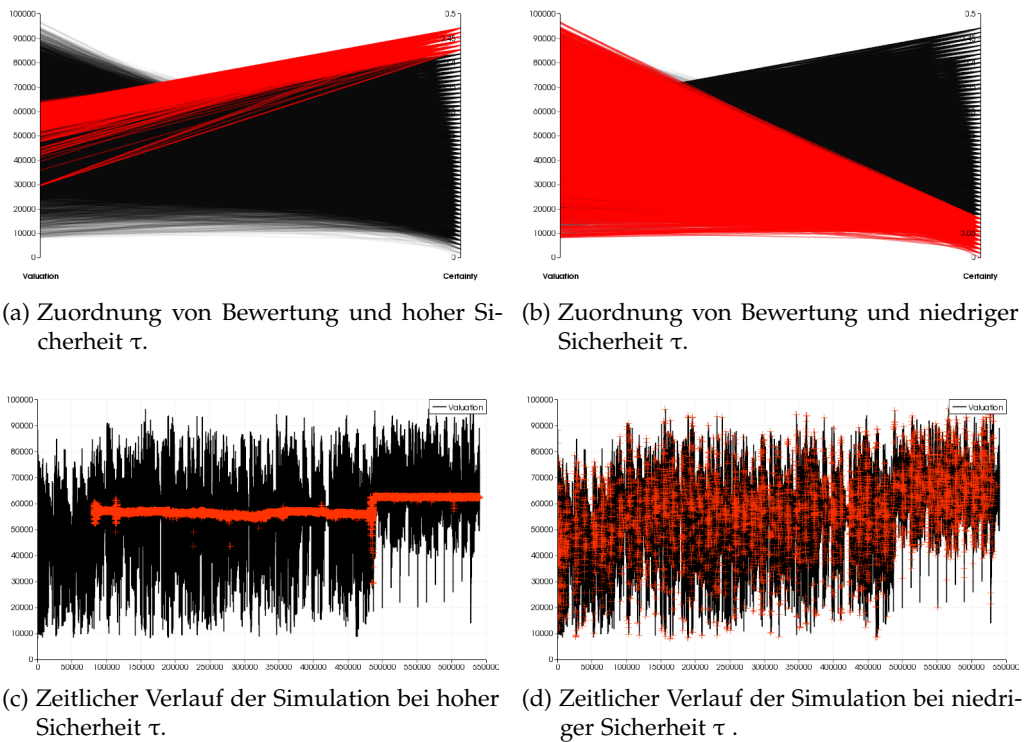


Abbildung 7.: Ergebnis der Schwarmoptimierung (rot = aktuelle Auswahl).

einer hohen Sicherheit eher in der Mitte. Deutlich fällt auch auf, dass hohe Sicherheiten erst ab einem gewissen Zeitpunkt erreicht werden. Die Ausschläge in der Grafik resultieren aus dem zufallsgesteuerten Suchen nach der jeweils besten Lösung. Um lokale Optima zu überspringen, werden die Partikel von Zeit zu Zeit bewusst weiter weg neu positioniert. Auch gut zu erkennen ist wie die Simulation um das globale Optimum konvergiert, und dieses im Verlauf der Simulation neu angepasst wird, vergleiche mit *Abbildung 7a*

Der Suchraum über den die Schwarmoptimierung iteriert ist im Falle der DCF Entity Unternehmensbewertung ein 9-dimensionaler Vektor, welcher sich aus den einzelnen Komponenten für die Berechnung von WACC und  $FCF_t$  zusammensetzt: EBIT, Steuern, Abschreibungen, Investitionen, Working Capital, Eigenkapital, Fremdkapital, sowie  $k^e$  und  $k^f$ , vergleiche auch mit *Abschnitt A.2*. Der Unternehmenswert wird dabei wieder nach der DCF Entity Methode berechnet:

$$UW = \sum_{t=1}^n \frac{\widehat{FCF}_t}{(1 + \widehat{WACC})^t} + \frac{RW_n}{(1 + \widehat{WACC})^n} \tag{4.7}$$



Die Positionen  $f(x_j)$  aber, an welcher die Werte für diese Berechnungen entnommen werden, werden durch die Schwarmoptimierung bestimmt:

$$f(x_j) \geq \sum f_t(x_j) \text{ mit } j \in (\text{EBIT, Abschreibungen, Investitionen, ...}) \quad (4.8)$$

Die beiden Parameter  $\kappa_1$  und  $\kappa_2$  wurden dabei so gewählt, dass der Algorithmus die lokal und global besten Lösungen stärker gewichtet. Das Momentum  $\eta$  wird dabei so definiert wie in Gleichung 4.5 beschrieben, sodass es mit Fortschreiten der Simulation die Partikel abbremst. In der Implementierung wurden  $\kappa_1$  und  $\kappa_2$  je auf 1.495, und  $\eta$  auf 0.735 gesetzt.

#### 4.2.2 Implementierung

Implementiert wurde die schwarmbasierte DCF Optimierung in C++ auf Basis der Simgalib (Arredondo, 2011). Als Optimierungsfunktion dient dabei die Maximierung der Sicherheit, d.h. der Algorithmus bewertet die Ergebnisse am höchsten, welche eine maximale Sicherheit bieten. Optimiert wird dabei über neun Dimensionen, welche durch die Werte die in die Simulation einfließen repräsentiert werden.

Initialisiert wird der Optimierungsalgorithmus mit den gleichen Wahrscheinlichkeitsverteilungen welche bereits bei der DCF-basierten Monte-Carlo Simulation in Unterabschnitt 3.2.1 zum Einsatz kamen. Die Parameter zur Beschreibung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen, i.e. also die Art der Verteilung, die Minima und Maxima, der Mittelwert und die Streuung, werden eingelesen und mit Hilfe von CUDA und der cuRAND und cuDPP Bibliotheken erzeugt (Nvidia, 2012a,b; CUDPP, 2012). Als Wahrscheinlichkeitsverteilungen stehen wieder die uniforme Gleichverteilung, die Normalverteilung und die logarithmische Normalverteilung zur Verfügung. Zunächst werden die Wahrscheinlichkeitsverteilungen entsprechend der Parameter für die einzelnen Variablen initialisiert und im Speicher der GPU angelegt. Danach werden die invers kumulativen Verteilungsfunktionen ebenfalls auf der GPU berechnet, und danach in den Hauptspeicher übertragen, gespeichert, und für die Schwarmoptimierung bereit gestellt.

Für die Optimierung steht nun ein weiterer Parameter  $\tau$  zur Verfügung, welcher die Sicherheit bzw. die Unsicherheiten in den Daten beschreibt. Daher wird als Zweites für jeden Parameter eine Funktion geladen, welche die Sicherheit ( $\tau$ ) der Daten mit einem Wert zwischen  $0 \cong$  unsicher und  $1 \cong$  sicher bewertet. Die Filterlänge dieser zweiten Funktion ist dabei identisch mit der der Wahrscheinlichkeitsverteilungen.

Nun startet der Algorithmus mit einer zufälligen Initialisierung aller Partikel, und überprüft an jeder Position die Sicherheit der Lösung. Dabei werden die Sicherheiten einfach akkumuliert:

$$f(x_j) = \sum_{t=1}^9 f_t(x_j) \quad (4.9)$$

Zusätzlich wird für jeden Punkt – unabhängig ob ein neues Maximum gefunden wurde oder nicht – mit den an dieser Stelle vorhandenen Werten eine Unternehmensbewertung nach dem DCF Entity Verfahren durchgeführt, und zusammen mit dem Wert der Sicherheit in einer Datenstruktur gespeichert. So kann im Anschluss an die Optimierung leicht verfolgt werden wie sich die Optimierung entwickelt hat, vergleiche auch mit *Abbildung 7*. Ausgewählte Funktionen und Beispiele des Quellcodes sind in *Abschnitt A.2* beschrieben.

#### 4.3 ZUSAMMENFASSUNG

Dieses Kapitel hat ein weiteres Verfahren für eine simulationsunterstützte Unternehmensbewertung vorgestellt, welches unter Ausnutzung der Unsicherheiten den berechneten Wert optimiert. Ziel dieser Optimierung war es die Sicherheit in der Bewertung zu maximieren. Zum Einsatz kam dabei das Verfahren der Schwarmoptimierung. Neben dieser Optimierung gibt es eine ganze Reihe weiterer interessanter Verfahren, die sich für eine Unternehmensbewertung eignen. Genannt seien hier nur Grammatiken und neuronale Netze, welche sich auch mit einer schwarmbasierten Optimierung kombinieren lassen (Brabazon and O’Neil, 2006).

Ein weiterer Ansatz wäre der Einsatz eines Ameisenalgorithmus, welcher beispielsweise schon zur Vorhersage von Insolvenzen genutzt wird (Hammerl, 2009; Panigrahi et al., 2010). Zudem ist es natürlich auch möglich die hier vorgestellte Implementierung um eine GPU-basierte Schwarmoptimierung zu erweitern (Mussi et al., 2011).

Das folgende Kapitel 5 evaluiert die hier vorgestellte schwarmbasierte Optimierung im Rahmen einer kleinen Fallstudie.

## FALLSTUDIEN

---

MIT Hilfe einer umfangreichen Fallstudie werden im folgenden Kapitel die in Kapitel 3 und Kapitel 4 entwickelten Techniken zur simulationsbasierten Unternehmensbewertung ausführlich untersucht und evaluiert. Als Grundlage dienen hier die Finanzdaten des großen börsennotierten US Unternehmens GOOGLE. Die Auswahl dieser Firma erfolgte auf der Grundlage dessen dass es eine große IT Firma ist, die schon über viele Jahre sehr erfolgreich am Markt tätig ist, und auch in Zukunft einen sicheren Bestand haben wird, sowie auch aus der einfachen Verfügbarkeit der Finanzdaten selbst. Die Finanzdaten sind dabei dem neuen Dienst *Google Finance*<sup>1</sup> entnommen, welcher – im Moment leider nur für US amerikanische börsennotierte Unternehmen – Finanzdaten wie:

- Gewinn- und Verlustrechnung (Income Statement),
- Jahresabschluss (Balance Sheet), und
- Finanzmittelrechnung (Cash Flow),

sowohl quartalsweise, als auch jährlich, bereit stellt. Auf Grundlage dieser Daten wird in den folgenden Abschnitten das Unternehmen Google bewertet. Dabei werden die Ergebnisse klassischer Bewertungsverfahren, wie die des Substanz- und Ertragswertverfahrens, mit den Ergebnissen aus den simulationsbasierten Verfahren, wie sie in Kapitel 3 und Kapitel 4 vorgestellt wurden, verglichen. Beide Implementierungen sind sehr effizient und benötigen für keine der hier durchgeführten Simulationen ( $m \leq 100.000$ ) mehr als 1 Sekunde. Für die Optimierung auf Basis der Unsicherheiten wurden eigene Überlegungen angestellt, welche so als *Expertenwissen* mit in die Berechnungen einfließen werden. Für die Auswertung und Analyse der Daten wurde Paraview eingesetzt, eine Software mit welcher sich wissenschaftliche Datensätze leicht analysieren und interpretieren lassen (Kitware, 2013).

Zum Ende des Kapitels werden alle Ergebnisse in einer Tabelle übersichtlich präsentiert und ausgewertet. In einem Fazit wird auf die Stärken und Schwächen der einzelnen Verfahren noch einmal hingewiesen, sowie mögliche erfolgversprechende Verbesserungen diskutiert.

### 5.1 FALLSTUDIE AM BEISPIEL VON GOOGLE

Das Unternehmen welches im Rahmen dieser Fallstudie bewertet werden soll ist das Internetunternehmen GOOGLE INC. Google ist ein US amerikanisches Unternehmen mit Sitz in Kalifornien, welches im September 1998 von Larry Page und

---

<sup>1</sup> <http://www.google.com/finance>

In Millions of USD (except for per share items)	As of 2012-12-31	As of 2011-12-31	As of 2010-12-31	As of 2009-12-31
Cash & Equivalents	8,066.00	5,271.00	8,978.00	5,895.01
Short Term Investments	33,310.00	34,643.00	21,345.00	14,287.19
Cash and Short Term Investments	48,088.00	44,626.00	34,975.00	24,484.78
Accounts Receivable - Trade, Net	7,885.00	5,427.00	4,252.00	3,178.47
Receivables - Other	-	-	-	-
Total Receivables, Net	8,585.00	6,172.00	5,002.00	3,201.72
Total Inventory	505.00	35.00	-	-
Prepaid Expenses	2,132.00	1,710.00	1,326.00	836.06
Other Current Assets, Total	1,144.00	215.00	259.00	644.41
Total Current Assets	60,454.00	52,758.00	41,562.00	29,166.96
Property/Plant/Equipment, Total - Gross	17,697.00	14,400.00	11,771.00	8,130.13
Accumulated Depreciation, Total	-5,843.00	-4,797.00	-4,012.00	-3,285.52
Goodwill, Net	10,537.00	7,346.00	6,256.00	4,902.56
Intangibles, Net	7,473.00	1,578.00	1,044.00	774.94
Long Term Investments	1,469.00	790.00	523.00	128.98
Other Long Term Assets, Total	2,011.00	499.00	707.00	678.73
Total Assets	93,798.00	72,574.00	57,851.00	40,496.78
Accounts Payable	2,012.00	588.00	483.00	215.87
Accrued Expenses	6,968.00	4,356.00	3,256.00	2,244.52
Notes Payable/Short Term Debt	2,549.00	1,218.00	3,465.00	0.00

Abbildung 8.: Ausschnitt aus den Jahresabschlussdaten von Google (Google Finance, 2013a).

Sergey Brin gegründet wurde. Google ist ein nach wie vor stark wachsendes Unternehmen aus dem Bereich der Informationstechnologie, dessen Hauptgeschäftsfeld die Internetsuche ist, welche durch auf Kunden zugeschnittene Werbung finanziert wird. Google hat einen marktbeherrschenden Anteil an der Internetsuche ( $\geq 80\%$ ) und bietet zusätzlich eine Vielzahl von größtenteils kostenlosen, aber werbefinanzierten, Diensten an. Das Unternehmen ist eine der wertvollsten Marken weltweit, und hat einen Umsatz und Gewinn im mehrstelligen Milliardenbereich.

Die den Berechnungen zugrundeliegenden Finanzdaten sind dem Dienst Google Finance entnommen. Abbildung 8 zeigt einen Screenshot der Webseite mit einem Excerpt von Googles Income Statement aus dem Jahre 2012 Google Finance (2013a). Dieser Webseite sind sämtliche Daten entnommen, die in die Unternehmensbewertung eingeflossen sind. Zur Verfügung stehen die Daten der letzten 4 Jahre, welche, in Verbindung mit einer Analyse zur Entwicklung des Unternehmens, genutzt wurden, um eine Prognose zur zukünftigen Entwicklung dieser Werte zu ermöglichen.

### 5.1.1 Herleitung WACC

Der WACC wurde bereits in Abschnitt 2.2 beschrieben und in Gleichung 2.7 formal quantifiziert. In die Berechnung des WACC für die Firma Google gehen dabei für das Jahr 2012 die Daten ein, wie sie aus Tabelle 3 ersichtlich sind.

Der Marktwert des Eigenkapitals errechnet sich dabei aus der Anzahl der Aktien und dem Kurs der Aktien. Zum Ende des Fiskaljahr 2012 betrug der Preis für eine Google Aktie 708 US \$. Insgesamt hat Google zum 31.12.2012 329,98 Millionen Stammaktien ausgegeben, somit errechnet sich der Marktwert des Eigenkapitals zum 31.12.2012 zu 233.626 Millionen US \$. Der Betafaktor der Aktie betrug 0.96, d.h. die Volatilität der Aktie reagiert nur leicht unter dem eines

Datenwert	Größe	
Marktwert Eigenkapital (EK)	233.626	Mio US \$
Marktwert Fremdkapital (FK)	5.537	Mio US \$
Unternehmensgesamtwert (GK+FK)	239.163	Mio US \$
Verzinsungsanspruch Eigenkapitalgeber ( $k^e$ )	9,6	%
Verzinsungsanspruch Fremdkapitalgeber ( $k^f$ )	6,7	%
Steuern (s)	24,5	%

Tabelle 3.: Daten zur Berechnung des WACC von Google (Fiskaljahr 2012).

vergleichbaren Marktportfolios. Der Marktwert des Fremdkapitals wurde direkt aus der Bilanz übernommen.

Somit errechnet sich der WACC 2012 nach Gleichung 2.7 für Google zu: 8,93 %. Der Wert für  $k^e$  (Cost of Equity) wurde mit Hilfe des CAPM ermittelt, der Wert für  $k^f$  (Cost of Debt) mit Hilfe der Steuer, sowie der *risk free rate* und der *credit risk rate* für das Unternehmen Google<sup>2</sup>.

Rückblickend über die Jahre 2009 - 2012 errechnet sich der WACC zu einem Mittelwert von  $\mu = 9,35$  % mit 8,93% / 9,81% als Minimum / Maximum, und einer Standardabweichung von  $\sigma = 0.4$  %.

### 5.1.2 Herleitung freier Cash Flow

Der freie Cash Flow FCF wurde bereits in Kapitel 2 und Kapitel 3 ausführlich behandelt und in Gleichung 3.2 formal definiert. In den USA jedoch, wo das in der Fallstudie genutzte Unternehmen Google angesiedelt ist, berechnet sich der freie Cash Flow  $FCF_t$  wie folgt:

$$\begin{aligned}
 FCF_t = & EBIT(1 - s) \\
 & + \text{Depreciation \& Amortization} \\
 & - \text{Changes in Working Capital} \\
 & - \text{Capital Expenditure}
 \end{aligned} \tag{5.1}$$

Die Daten hierfür lassen sich wiederum der Gewinn- und Verlustrechnung und dem Jahresabschluss von Google entnehmen. Für die Berechnung des  $FCF_t$  für die Firma Google für das Jahr 2012 gehen dabei die Werte ein, wie sie aus Tabelle 4 ersichtlich sind.

Dabei errechnet sich für das Jahr 2012 ein freier Cash Flow für Google von 8.897,5 Mio US \$. Rückblickend über die Jahre 2009 - 2012 errechnet sich so ein freier Cash Flow mit einem Mittelwert von  $\mu = 7.714$  Mio US \$, mit 5.887 / 8.897 als Minimum / Maximum, und einer Standardabweichung von  $\sigma = 1.521$ .

<sup>2</sup> <http://www.wikiwealth.com>

Datenwert	Größe	
EBIT	13.386	Mio US \$
Depreciation	1.988	Mio US \$
Amortization	974	Mio US \$
Changes in Working Capital	898	Mio US \$
Capital Expenditure	3.273	Mio US \$
Steuern (s)	24,5	%

Tabelle 4.: Daten zur Berechnung des  $FCF_t$  von Google (Fiskaljahr 2012).

## 5.2 KLASSISCHE BEWERTUNGSVERFAHREN

In Abschnitt 2.2 wurden mehrere klassische Verfahren zur Bestimmung des Unternehmenswertes vorgestellt, welche im folgenden auch zur Bestimmung des Unternehmenswertes von Google herangezogen werden sollen. Die Berechnung des Liquidationswertes für ein Unternehmen ist einem Außenstehenden schier unmöglich, bedingt durch die komplexe Aufgabe einen Veräußerungspreis aller im Unternehmen vorhandene Vermögensgegenstände zu finden.

### 5.2.1 Substanzwertverfahren

Zunächst soll der Firmenwert von Google mit Hilfe des Substanzwertverfahrens bestimmt werden. Dieser wird nach Gleichung 2.1 berechnet. In die Berechnung fließen dabei der Wiederbeschaffungspreis des betriebsnotwendigen Vermögens, das Fremdkapital zu Nominalwerten, sowie der Liquidationswert des nicht betriebsbedingten Vermögens mit ein. Diese Daten stehen so direkt im Dienst Google Finance zur Verfügung, und können einfach in die Formel eingesetzt werden. Im Folgenden wird dabei aber der US amerikanische Ansatz verwendet:

$$\begin{aligned} \text{Net Asset Value} &= \text{Total Assets} - \text{Intangible Assets} - \text{Liabilities} \\ \text{Net Asset Value} &= 93.798,00 \text{ Mio \$} - 7.473,00 \text{ Mio \$} - 14.337,00 \text{ Mio \$} \end{aligned} \quad (5.2)$$

Somit errechnet sich für Google nach dem Substanzwertverfahren für das Jahr 2012 ein mittlerer Unternehmenswert von 71.988 Millionen US \$.

### 5.2.2 Ertragswertverfahren

Als nächstes wird das Ertragswertverfahren zur Bestimmung des Unternehmenswertes herangezogen, welches in Gleichung 2.3 definiert wurde. Der Zahl des Jahresüberschusses entspricht im US amerikanischen *Income Statement* der *Operating Income*, welcher für Google in den letzten 4 Jahren ein mehr oder weniger konstantes Wachstum von ca. 10% pro Jahr aufwies. Daher wird dieser Faktor

Datenwert	Wertebereich	$\mu$	$\sigma$	Verteilung
EBIT	13.500 – 18.500	16.000	2.500	Normal
Deprec. & Amort.	2.750 – 5.250	4.000	1.250	Normal
Capital Expenditure	4.500 – 7.500	6.000	1.500	Normal
Working Capital	500 – 2.000	1.250	750	Normal
Steuern (s)	21 – 26	23,5	–	Gleich
Wachstumsfaktor	1,10 – 1,20	1,15	–	Gleich
Eigenkapital	250.000 – 300.000	275.000	25.000	Normal
Fremdkapital	3.500 – 6.500	5.000	1.500	Normal
Eigenkapitalzinsen ( $k^e$ )	8,0 – 10,0	9,00	–	Gleich
Fremdkapitalzinsen ( $k^f$ )	6,0 – 7,5	6,75	–	Gleich

Tabelle 5.: Eingangsdaten zur Berechnung des Unternehmenswertes von Google.

auch für die Prognose genutzt, und der bereits berechnete WACC von 8,93 % als Diskontierungsfaktor eingesetzt. Die Berechnung erfolgt ausgehend vom Jahr 2012 für die folgenden 5 Jahre. Der Restwert des Unternehmens wird im Rahmen einer ewigen Rente mit dem Kapitalisierungszins und dem in Unterabschnitt 5.1.2 errechneten Cash Flow aus dem Jahre 2012 approximiert.

So ergibt sich ein Unternehmenswert von 64.356 Millionen US \$, leicht unter dem des mit dem Substanzwertverfahren errechneten Wertes.

### 5.2.3 Einfache DCF Entity Methode

Ähnlich der Bestimmung des Wertes nach dem Ertragswertverfahren, kann mit Hilfe der oben angegebenen Werten und Methoden zur Bestimmung des  $FCF_t$  und WACC, Googles Unternehmenswert auch nach dem einfachen – nicht-simulationsbasierten – DCF Entity Verfahren berechnet werden. Der freie Cash Flow von Google erlebte zwar 2010, bedingt durch die stark angestiegenen Investitionskosten, einen Einbruch, ist sonst aber im Schnitt zwischen 15% und 30% pro Jahr angewachsen. Daher wird für den freien Cash Flow ein Wachstumsfaktor von 1,2 angesetzt. Auch der Verschuldungsgrad ist im gleichen Zeitraum ähnlich stark angestiegen, und wird auch mit einem Wachstumsfaktor von 1,2 bewertet.

Die Berechnung des Unternehmenswertes erfolgt nach Gleichung 2.10. Auch hier wird der Restwert des Unternehmens wieder im Rahmen einer ewigen Rente mit dem Kapitalisierungszins und dem errechneten Cash Flow aus dem zuletzt betrachteten Jahr approximiert. Die Berechnung erfolgt ausgehend vom Jahr 2012 wieder für eine Zeitspanne von 5 Jahren.

Für Google ergibt sich somit nach der DCF Entity Methode ein Unternehmenswert von 61.075 Millionen US \$, ein Wert der dem errechneten Unternehmenswert nach dem Ertragswertverfahren sehr ähnlich ist.

## 5.3 MONTE-CARLO-BASIERTE DCF SIMULATION

Neben den klassischen Verfahren zur Unternehmensbewertung sollen nun auch die beiden Verfahren aus Kapitel 3 und Kapitel 4 näher untersucht werden. Hierfür werden zunächst Annahmen gemacht wie sich die einzelnen in die Monte-Carlo Simulation einfließenden Werte entwickeln könnten. Dies geschieht durch die Auswertung vorhandener historischer Daten, sowie durch Expertenwissen, welche fundierte und begründete Annahmen über die Entwicklung eines Unternehmens machen können. Zudem sind diese Experten oft auch in der Lage ihre Angaben mit einer Art Sicherheit bzw. Zuverlässigkeit zu versehen.

Im Rahmen dieser Arbeit wird die Entwicklung der Firma Google so prognostiziert, wie es sich aus den Daten (Jahresabschlussberichte, Bilanzen) der vergangenen 4 Jahre vorhersehen lässt. Google ist seit seiner Gründung im Jahr 1998 sehr stark und konstant gewachsen, und wird dies mit einiger Sicherheit auch in den kommenden Jahren noch tun. Daher entwickeln sich die genutzten Parameter im Rahmen dieser Fallstudie in etwa linear weiter mit einem gemäßigten Wachstum zwischen 10% und 20%. Zum Zeitpunkt der Fertigstellung dieser Arbeit (April 2013) notierte die Google Aktie bei knapp 800 Euro, ein Wert höher als je zuvor. Eine Übersicht der genutzten Eingabedaten zeigt Tabelle 5. Hier stehen die einzelnen Werte, der ihnen zugeordnete Wertebereich in den kommenden Jahren, sowie die Art und die Parameter zur Definition der Verteilung in der Simulation. Diese Daten gehen direkt in die Simulation ein, vergleiche auch mit Listing A.2, und dienen zur Erzeugung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Für die Eingangsdaten aus Tabelle 5 wurden Wahrscheinlichkeitsverteilungen mit einer Filterlänge (Größe des Wertebereiches) von 128 erstellt. Dieser Wert ist zwar variabel, Experimente haben jedoch gezeigt, dass sich ab dieser Filterlänge keine nennenswerten Änderungen mehr ergeben.

Mit der Monte-Carlo DCF Simulation sind nun mehrere Experimente durchgeführt worden. Hierfür wurde die Anzahl der Simulationsschritte variiert, wie

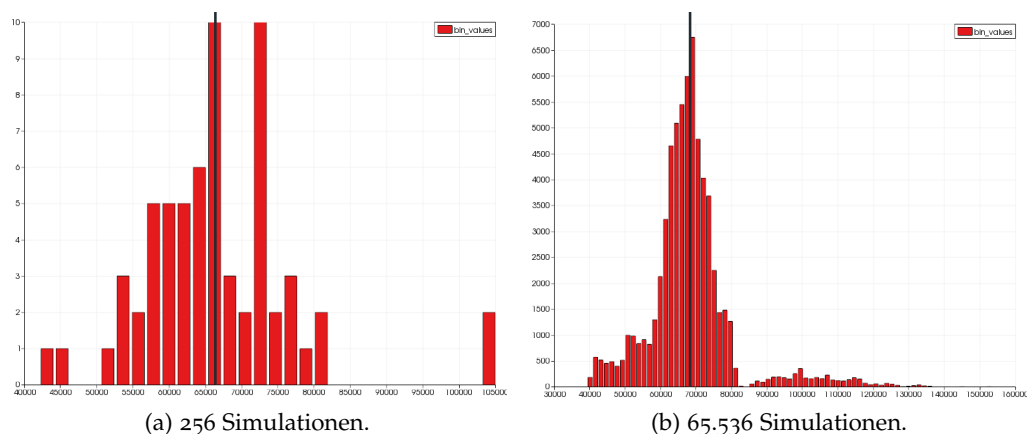


Abbildung 9.: Monte-Carlo Simulation in Abhängigkeit der Simulationsanzahl.



Unternehmens- bewertung		Simulationsdurchläufe					
		64	256	1.024	4.096	16.384	65.536
5 Jahre	Max	105.136	111.383	113.634	116.337	124.001	134.864
	Min	42.036	44.474	47.682	46.877	36.895	39.701
	$\mu$	66.648	66.081	69.369	67.842	67.845	68.081
	$\sigma$	10.549	9.570	10.746	8.623	11.268	12.261
7 Jahre	Max	159.894	189.552	172.599	201.808	204.853	199.353
	Min	66.828	85.115	77.979	69.327	73.011	75.541
	$\mu$	102.082	108.744	103.246	108.669	102.733	102.583
	$\sigma$	15.712	20.643	16.958	20.307	21.965	20.317
10 Jahre	Max	256.102	292.632	279.945	311.878	326.264	299.289
	Min	70.303	65.456	69.610	85.660	79.108	77.101
	$\mu$	135.316	140.934	142.013	148.179	144.426	145.272
	$\sigma$	32.165	36.774	40.634	40.734	39.995	36.790

Tabelle 6.: Unternehmensbewertung von Google mit der DCF Monte-Carlo Simulation (in Millionen US \$).

auch der Umfang der Berechnung selbst, d.h. über wie viele Jahre die Entwicklung des freien Cash Flows betrachtet, und dann auf die heutige Zeit diskontiert wird. Die Simulationsschritte reichen von 64 bis 65.536, die Anzahl der simulierten Jahre beträgt jeweils 5, 7 und 10 Jahre. Bedingt durch die GPU Implementierung, welche Zweierpotenzen effektiver verarbeiten kann, wurden sowohl die Filterlänge, als auch die Simulationsdurchläufe, explizit als Zweierpotenzen gewählt. Tabelle 6 zeigt die Ergebnisse der Simulation.

Hierbei wird deutlich, dass je länger der Simulationszeitraum ist, umso umfangreicher sind auch die Ergebnisse. Dennoch liegen die Mittelwerte der einzelnen Simulationen sehr stabil und eng zusammen, aber die Standardabweichung wächst mit der Anzahl der Jahre exponentiell an. Der Simulationsumfang spielt hierbei eine große Rolle. Je länger die Simulation läuft, d.h. je mehr Simulationsschritte insgesamt durchgeführt werden, desto genauer spiegelt das Ergebnis die Bandbreite der möglichen Entwicklungen wider. Mit steigendem Simulationsumfang sind auch die Extrema, d.h. die Minima und Maxima stärker ausgeprägt. Dies zeigt sich besonders im Vergleich der Ergebnisse in *Abbildung 9*. Dargestellt sind hier die Histogramme der Verteilung der Unternehmenswerte für 256 Simulationsschritte (*Abbildung 9a*), sowie für 65.536 Simulationsschritte (*Abbildung 9b*). In beiden Bildern ist mit einer schwarzen Linie der Mittelwert

markiert, welcher in beiden Simulationen sehr ähnliche Werte erreicht, vergleiche auch mit Tabelle 6. Es fällt jedoch auf, dass die Verteilung in Abbildung 9a zwei Maxima besitzt, welche ein Minimum umschließen. Die Verteilung in Abbildung 9b ist da wesentlich homogener, jedoch fallen hier die – wenn auch wenigen – sehr hohen Unternehmenswerte auf. Versuche haben gezeigt, dass diese hohen Werte zu einem großen Teil durch die Höhe der gekoppelten Abschreibungen und Investition, so wie sie in Unterabschnitt 3.2.1 beschrieben wurden, gebildet werden.

Die mit der Simulation errechneten Ergebnisse sind mit den Werten der einfachen DCF Methode und dem Ertragswertverfahren durchaus vergleichbar, spiegeln aber besser die Streuung und die Varianz einer möglichen Unternehmensentwicklung wider.

#### 5.4 SCHWARMBASIERTE DCF OPTIMIERUNG

Bei der schwarmbasierten Optimierung werden die gleichen Daten zur Berechnung des Unternehmenswertes genutzt wie bei der Monte-Carlo Simulation aus dem vorhergehenden Abschnitt. Das heißt, es werden die gleichen Wahrscheinlichkeitsverteilungen verwendet, wie sie in Tabelle 5 angegeben sind. Zusätzlich bietet die Schwarmoptimierung aber die Möglichkeit – so wie sie in Unterabschnitt 4.2.1 definiert wurde – weitere Funktionen oder Verteilungen einzusetzen um die Zuverlässigkeit der eingehenden Daten besser zu beschreiben. Hierfür wurde eine sog. Fitnessfunktion definiert, welche die Zuverlässigkeit der Daten maximieren soll, und am Ende der Simulation den Unternehmenswert angibt, der die höchste Zuverlässigkeit aufweist. Im Folgenden soll mit drei kleinen Experimenten das Verhalten der schwarmbasierten Optimierung untersucht werden.

Im ersten Experiment sind beide eingehenden Datensätze gleich, d.h. es werden lediglich die Histogramme der originalen Verteilungen als Funktion zur Beschreibung der Zuverlässigkeit verwendet. Dabei sollten sich in etwa die gleichen Ergebnisse einstellen, wie bei der Monte-Carlo Simulation im vorhergehenden Abschnitt. Die Simulation wurde dabei mit 50 Partikeln durchgeführt, und zeigt das aktuelle Ergebnis anhand der durchgeführten Iterationsschritte. Die Ergebnisse der Simulation gibt Tabelle 7 wieder.

Auffällig ist, dass der Sicherheitsfaktor  $\tau$  in den einzelnen Experimenten zu Beginn nicht übereinstimmt, obwohl doch über die gleichen Eingangsdaten optimiert wird und sich lediglich der Berechnungszeitraum unterscheidet. Dies begründet sich in der zufälligen Initialisierung der Partikel am Anfang und während der Simulation. Sichtbar ist weiterhin auch die starke Schwankung der Sicherheit während der Simulation, welche verdeutlicht, dass die Suche tatsächlich zufallsgesteuert ist.

Die in Tabelle 7 gezeigten Ergebnisse stellen nur eine Momentaufnahme der Simulation dar. Da die Partikel zufallsgesteuert auch *springen* können, kann so auch ein Wert gezeigt werden der eigentlich eher am Rand liegt. Erst zum Ende der Simulation verdichtet sich das Ergebnis nach vielen Iterationsschritten. Dies

Unternehmens- bewertung		Simulationsdurchläufe					
		64	256	1.024	4.096	16.384	65.536
5 Jahre	Wert	77.301	49.210	58.166	57.656	68.219	69.069
	$\tau$	0,112	0,265	0,352	0,384	0,368	0,432
7 Jahre	Wert	129.169	99.491	99.282	101.848	100.444	101.673
	$\tau$	0,096	0,199	0,2798	0,288	0,351	0,398
10 Jahre	Wert	137.866	168.066	131.018	132.090	148.417	135.507
	$\tau$	0,114	0,256	0,24	0,296	0,312	0,41

Tabelle 7.: Unternehmensbewertung von Google mit der schwarmbasierten DCF Optimierung (in Millionen US \$).

zeigt sich besonders wenn man nicht nur einzelne diskrete Zeitpunkte betrachtet, sondern den ganzen Verlauf der Simulation visualisiert, siehe auch *Abbildung 10*. Dargestellt ist hier der errechnete Unternehmenswert auf der y-Achse und die Zeit  $t$  auf der x-Achse. Die starken Ausschläge nach oben und unten liegen in der zufallsbasierten Positionierung der einzelnen Partikel im Suchraum begründet.

Im direkten Vergleich mit den Ergebnissen aus der Monte-Carlo Simulation, vergleiche *Tabelle 6*, fällt auf, dass die mit der Schwarmoptimierung ermittelten Werte am Ende der Simulation sehr ähnlich, teilweise aber auch etwas niedriger ausfallen. Dies begründet sich durch die niedrigere Auflösung der Suchfunktionen, welche diesmal mit einer Filterlänge von 64 gewählt wurde. Weiterhin fällt auf, dass die Zuverlässigkeit mit steigender Simulationsdauer – wie erwartet – zunimmt, und ab einem gewissen Zeitpunkt um einen bestimmten Wert konvergiert.

Lässt man die Simulation für 5 Jahre sehr lange laufen ( $n = 200.000$ ), konvergiert der Unternehmenswert zu 66.247 Millionen US \$ bei  $\tau = 0,448$ , also einer sehr hohen Sicherheit.

#### 5.4.1 Unsichere Entwicklung der Steuer

Im Fall der schwarmbasierten Optimierung können aber auch andere Funktionen genutzt werden um die Sicherheit  $\tau$  in den Daten zu beschreiben. Im folgenden fiktiven Fall ist die Entwicklung der Steuer, der das Unternehmen unterliegt, unsicher. Je nach eintretendem Ereignis – z.B dem Ausgang einer bevorstehenden Wahl – wird die Unternehmenssteuer entweder gesenkt oder angehoben.

Für die Umsetzung ist eine spezielle Funktion mit 2 Maxima implementiert worden, welche nun in der Schwarmoptimierung zur Beschreibung der Zuverlässigkeit der Steuerentwicklung genutzt wird. Schon sehr leichte Änderungen in

Unternehmens- bewertung		Simulationsdurchläufe					
		10	2.000	20.000	50.000	100.000	200.000
Fall 1	Wert	70.900	61.911	64.274	50.140	56.415	56.415
	$\tau$	0,104	0,184	0,08	0,128	0,368	0,368
Fall 2	Wert	78.840	61.948	74.137	57.679	66.871	66.837
	$\tau$	0,127	0,0559	0,1438	0,1199	0,4154	0,4155

Tabelle 8.: Unternehmensbewertung von Google im unsicheren Steuerfall (in Millionen US \$).

der Beschreibung der Zuverlässigkeit dieser Daten können dabei zu sehr unterschiedlichen Ergebnissen führen.

Tabelle 8 zeigt die Ergebnisse dieses Experiments. Dabei entspricht Fall 1 einer tendenziell eher höheren Steuer, und Fall 2 eines wahrscheinlich eher niedrigeren Steuersatzes. Weitere Ergebnisse sind aus Abbildung 10 ersichtlich. Wie zu erwarten sinkt der Unternehmenswert bei einer hohen Steuer, wohingegen er durch einen niedrigeren Steuer eher begünstigt wird.

Abbildung 10 zeigt sehr schön die Entwicklung der einzelnen Parameter im Laufe der Simulation, und die durch die zufällige Streuung hervorgerufenen Schwankungen. Auch wenn durch die diskrete Betrachtung der Werte in Tabelle 8 nicht ersichtlich, verbessert sich die Zuverlässigkeit der Daten mit dem Fortschreiten der Simulation

Da die Steuer sowohl den zur Verfügung stehenden freien Cash Flow, als auch den Diskontierungsfaktor WACC *negativ* beeinflusst, ist der errechnete Unternehmenswert in Fall 2 höher als in Fall 1. Sichtbar wird an den Ergebnissen aus Tabelle 8 auch die Schwankung zwischen den beiden Mittelwerten, welche sich aus der Entwicklung der Steuer ergeben: hoch vs. niedrig.

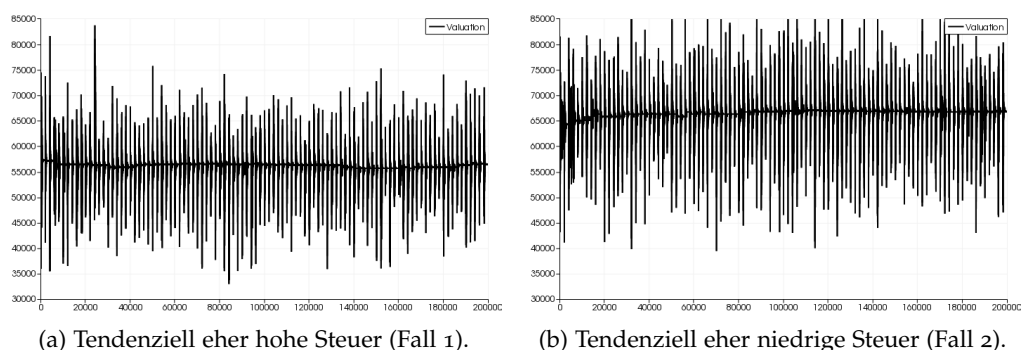


Abbildung 10.: Unternehmensbewertung von Google im unsicheren Steuerfall.

Unternehmens- bewertung	Simulationsdurchläufe						
	10	2.000	20.000	50.000	100.000	200.000	
Normal	Wert	61.213	68.295	58.426	58.681	61.401	61.298
	$\tau$	0,112	0,112	0,376	0,328	0,408	0,416
Investition	Wert	61.213	57.052	63.426	67.249	66.432	66.432
	$\tau$	0,112	0,128	0,384	0,296	0,432	0,432

Tabelle 9.: Unternehmensbewertung von Google bei Durchführung eines Investitionsprojekts (in Millionen US \$).

#### 5.4.2 Erwerb eines neuen Unternehmensteils

Im nächsten Beispiel wird durch Analysten der Zukauf eines neuen Unternehmensteils erwartet, etwa eine Internetfirma mit einem innovativen Produkt, welches gut zum Portfolio von Goggle passen würde. Hierfür werden größere Mengen an Kapital benötigt, wodurch das Eigenkapital erwartungsgemäß sinkt und das Fremdkapital steigt. Desweiteren werden nach dem Zukauf sicher größere Investitionen nötig sein, etwa um den neuen Firmenteil zu integrieren, oder um das neue Produkt entsprechend am Markt zu platzieren. Die Modellierung erfolgte mit Hilfe von Dreiecksverteilungen, welche die originalen Daten der Monte-Carlo Simulation aus Tabelle 5 ergänzen.

Die Ergebnisse der Simulation sind aus Tabelle 9 und Abbildung 11 ersichtlich, welche den simulierten Unternehmenswert ohne und mit getätigter Investition zeigen. Offensichtlich beeinflusst die Investition den Unternehmenswert leicht zum positiven. Zum einen begünstigen hohe Investitionsausgaben die Entwicklung des zur Verfügung stehenden freien Cash Flow, zum anderen wird aber auch durch die Veränderungen von Eigen- und Fremdkapital der Diskon-

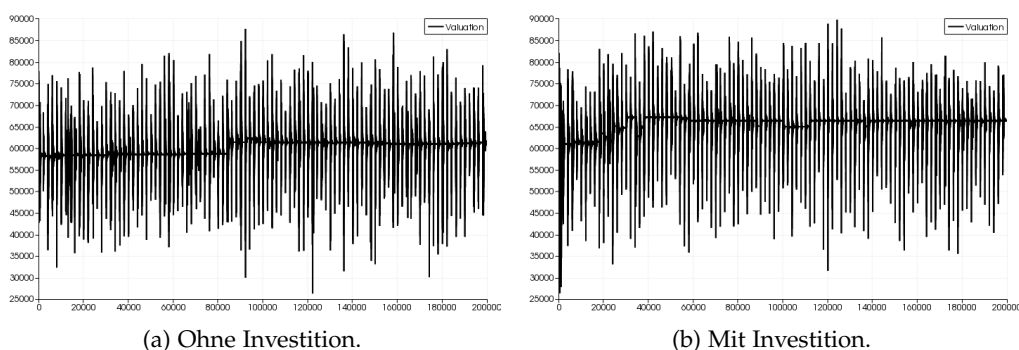


Abbildung 11.: Unternehmensbewertung von Google bei Durchführung eines Investitionsprojekts.

tierungsfaktor positiv beeinflusst. Bei annähernd gleich großem Gesamtkapital, sowie  $k^e \geq k^f$ , wird der Diskontierungsfaktor kleiner, und damit der Unternehmenswert selbst größer. Somit begünstigt eine Investition die Entwicklung des Unternehmenswertes gleich an zwei Stellen. Dies zeigt sich auch im direkten Vergleich des Simulationsablaufs in Abbildung 11.

### 5.5 AUSWERTUNG

Ziel dieses Kapitels war es mit einer kleinen Fallstudie den Unternehmenswert der Firma GOOGLE mit verschiedenen Verfahren zu bestimmen. Dabei kamen klassische Verfahren zum Einsatz, sowie zwei simulationsbasierte Ansätze: die Monte-Carlo Simulation und die Schwarmoptimierung. Tabelle 10 zeigt einen zusammenfassenden Überblick über die Resultate dieser Bewertung. Alle Werte wurden hier jeweils mit einen Berechnungszeitraum von 5 Jahren bestimmt.

Unternehmensbewertung		Simulationsdurchläufe				
		1 (64)	256	4.096	16.384	65.536
Google	Ertragswertverf.	64.356	—	—	—	—
	Entity DCF	61.075	—	—	—	—
	Monte-Carlo DCF	66.648	66.081	67.842	67.845	68.081
	Schwarm DCF	77.301	49.210	57.656	68.219	69.069

Tabelle 10.: Ergebnisse der Unternehmensbewertung am Beispiel von Google (in Millionen US \$).

Die erste Spalte gibt für die simulationsbasierten Bewertungsverfahren den Wert nach 64 Simulationsschritten an. Alle berechneten Unternehmenswerte liegen recht nah beieinander, und es gibt in den Ergebnissen keinen Ausreißer. Beide Simulationsergebnisse sind fast identisch mit dem offiziellen Unternehmenswert von Google, welcher 2012 offiziell mit 69.726 Millionen US \$ angegeben<sup>3</sup> wurde. Bei der schwarmbasierten Optimierung fällt auf, dass sich die Simulation erst einschwingen muss bis verlässliche (sichere) Werte erreicht werden. Ein großer Vorteil bei der Monte-Carlo Simulation ist der bessere Überblick über die gesamte Bandbreite an möglichen Ergebnissen, welche so mit der einfachen DCF Methode oder dem Ertragswertverfahren nicht möglich sind.

<sup>3</sup> [http://de.wikipedia.org/wiki/Google\\_Inc.](http://de.wikipedia.org/wiki/Google_Inc.)

## ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

---

**D**AS Ziel dieser Arbeit war es mögliche Ansätze für eine simulationsbasierte Unternehmensbewertung zu untersuchen, und anhand praktischer Beispiele zu evaluieren. Hierfür wurden zwei ausgewählte Techniken prototypisch implementiert, und in einer Fallstudie analysiert. Dieses Kapitel, als Abschluss der Arbeit, reflektiert und hinterfragt noch einmal die erreichten Ergebnisse, und gibt einen Ausblick auf zukünftige weiterführende Arbeiten an der Thematik zur *simulationsbasierten Unternehmensbewertung*.

### 6.1 ZUSAMMENFASSUNG UND REFLEKTION

Zunächst wurde in Kapitel 1 das Thema motiviert und etwas näher beschrieben, sowie eine Übersicht über den Aufbau der Arbeit gegeben. Das sich daran anschließende Kapitel 2 hat in die Thematik der Unternehmensbewertung eingeführt, und das Thema, von den Anlässen für eine solche Bewertung, bis hin zu einzelnen Methoden vorgestellt. Dabei wurden einige grundlegende Verfahren diskutiert die auch in der Praxis häufig eingesetzt werden. Hierzu gehören das Ertragswertverfahren, aber auch die drei Discounted Cash Flow Methoden, sowie mehrere Kennzahlen, welche den Bewertungsprozess unterstützen. Abgeschlossen wurde das Kapitel mit einem Fazit der vorgestellten Methoden, und einer Motivation für den Einsatz des DCF Entity Verfahrens in der simulationsbasierten Unternehmensbewertung.

Kapitel 3 hat die Motivation für die Durchführung einer simulationsbasierten Unternehmensbewertung fortgeführt, und ist hier in Abschnitt 3.1 besonders auf die dabei auftretenden Unsicherheiten eingegangen. Der Schwerpunkt lag dabei auf einer Abschätzung dieser Unsicherheiten, der untereinander auftretenden Abhängigkeiten, und wie sich diese Prozesse formaler beschreiben lassen. Anschließend wurde die Monte-Carlo Simulation als ein Verfahren vorgestellt, welches unsicherheitsbehaftete Eingabedaten verarbeiten kann, und diese an die DCF Entity Methode angepasst. Details zur praktischen Umsetzung und Implementierung rundeten das Kapitel ab.

Das Kapitel 4 führte die Diskussionen einer simulationsbasierten Unternehmensbewertung fort, und motivierte für eine Optimierung der Ergebnisse im Hinblick auf die Zuverlässigkeit (Sicherheit) der Daten. Hierzu erfolgte ein kleiner Exkurs in die stochastische Optimierung, in dessen Rahmen auch das Verfahren der schwarmbasierten Optimierung vorgestellt wurde. Der Algorithmus der Schwarmoptimierung ist dabei für eine Umsetzung einer Unternehmensbewertung nach dem DCF Entity Verfahren erweitert worden, und zwar so, dass er das

Ergebnis auf die Sicherheit der zugrundeliegenden Daten optimiert. Zum Ende des Kapitels wurden Details der Implementierung diskutiert.

Die Umsetzung der beiden in Kapitel 3 und Kapitel 4 implementierten Verfahren wurde dann in Kapitel 5 im Rahmen einer kleinen Fallstudie am Beispiel des Unternehmens Google evaluiert. Dabei erfolgte ein direkter Vergleich der implementierten Monte-Carlo Simulation und der Schwarmoptimierung, mit der klassischen Ertragswertmethode, aber auch mit der einfachen nicht-simulationsbasierten DCF Entity Methode. Die erreichten Ergebnisse wurden abschließend diskutiert und ausgewertet.

### 6.1.1 Reflektion der Ergebnisse

Die Arbeit hat mehrere Methoden der Unternehmensbewertung analysiert, und ist dabei speziell auf die hier auftretenden Unsicherheiten eingegangen. Es wurde beschrieben wie sich diese Unsicherheiten quantifizieren lassen, und wie mit Abhängigkeiten zwischen den Variablen umzugehen ist. Desweiteren wurden zwei Algorithmen aus der stochastischen Optimierung, die Monte-Carlo Simulation und die Schwarmoptimierung, erweitert, und für die Durchführung einer Unternehmensbewertung nach dem DCF Entity Verfahren angepasst. Auf die Vor- aber auch die Nachteile beider Algorithmen wurde explizit eingegangen, und die Tauglichkeit der beiden Verfahren im Rahmen einer Fallstudie näher untersucht. Dabei wurde auch auf spezielle Möglichkeiten zur Modellierung von Szenarien eingegangen.

Die Ergebnisse wie sie in Kapitel 5 zu finden sind, sind als sehr gut einzuschätzen, und die Performance der beiden implementierten Ansätze ist ebenfalls sehr gut. Der mit den beiden Verfahren errechnete Unternehmenswert deckt sich sehr gut mit dem für Google im Jahre 2012 angegebenen offiziellen Unternehmenswert von 69.726 Millionen US \$.

Auch wenn eine simulationsbasierte Unternehmensbewertung viele Möglichkeiten bietet, ist es wichtig die Ergebnisse einer solchen Simulation nicht überzubewerten. Man tendiert eventuell dazu den *harten Fakten* einer Simulation mehr Vertrauen zu schenken, aber die Ergebnisse sind nur so gut wie die in sie eingeflossenen Werte. Und diese sind zu einem sehr großen Teil unsicherheitsbehaftet, und deren zukünftige Entwicklung prognostiziert worden. Dabei treten natürlich auch Fehler auf, bzw. können falsche Annahmen gemacht werden, welche sich dann auch in der Simulation widerspiegeln, und das Ergebnis *verfälschen* können.

## 6.2 AUSBLICK

Gleichwohl die vorliegende Arbeit einen umfassenden Blick auf die Thematik der simulationsbasierten Unternehmensbewertung wirft und viele Fragen beantworten kann, bleiben doch einige Aspekte unberücksichtigt, und bieten so genügend Freiraum für zukünftige weiterführende Arbeiten.



Zum Einen betrifft dies die Implementierung selbst: So ist es möglich noch mehr Parameter in der Simulation mit zu berücksichtigen, etwa wie in Unterabschnitt 2.2.3 angegeben. Gleichwohl die Freiheiten der Modellierung so größer werden, lassen sie sich gleichzeitig auch schwieriger kontrollieren. Desweiteren besitzen auch andere Methoden Potenzial für eine simulationsbasierte Bewertung, etwa der Ameisenalgorithmus, oder grammatikbasierte Evolutionsalgorithmen.

Auch eine breitere Evaluierung der bereits implementierten Verfahren, und eine Ausweitung der Fallstudie, sind möglich und sinnvoll. So war es für Kapitel 5 auch ursprünglich geplant die Fallstudie nicht nur an einem, sondern mit drei unterschiedlichen Unternehmen durchzuführen. Dies hätte die Möglichkeiten der vorgestellten Techniken noch besser verdeutlicht, aber auch sehr viel Platz in der Auswertung in Anspruch genommen. Daher wurde darauf verzichtet, und die Fallstudie bewusst nur am Unternehmen Google – so aber in einer größeren Tiefe – durchgeführt.

Im Hinblick auf das Zitat vom Anfang des Kapitels bleibt zu bemerken, dass sich nur die wenigsten Dinge vollständig erfassen und endgültig abschließen lassen. Dies trifft auch und in besonderem Maße auf das umfangreiche Gebiet der simulationsbasierten Unternehmensbewertung zu. Es wäre wünschenswert, wenn diese Arbeit Anlass wäre sich weiter und tiefer mit dieser interessanten Materie zu beschäftigen.





## ANHANG



IMPLEMENTIERUNG UND QUELLCODE

---

In Kapitel 3 und Kapitel 4 wurden Techniken vorgestellt, welche die Implementierung einer Monte-Carlo basierten, sowie einer schwarmbasierten Unternehmensbewertung zeigen. Hierfür wurde in Unterabschnitt 3.2.2 und Unterabschnitt 4.2.2 schon auf einige Details der praktischen Umsetzung hingewiesen. In diesem Anhang werden nun die wesentlichsten und wichtigsten Teile des Quellcodes kurz beleuchtet und diskutiert, um die Umsetzung zu verdeutlichen und verständlicher aufzubereiten. Im ersten Abschnitt A.1 werden hier zunächst die Teile für die Implementierung der Monte-Carlo Simulation gezeigt, und in Abschnitt A.2 die der schwarmbasierte Optimierung.

## A.1 MONTE-CARLO SIMULATION

Die Monte-Carlo Simulation ist eine parallelisierte Implementierung, welche die GPU als Beschleuniger einsetzt. Hierfür werden auch einige Bibliotheken genutzt, speziell auch zur Definition der Wahrscheinlichkeitsverteilungen (Nvidia, 2012a,b; CUDPP, 2012). Als erstes zeigt jedoch Listing A.1 die in beiden Implementierungen genutzten Datenstrukturen, welche die Verteilungen der Eingangsdaten (TDCFData), die der Ergebnisse (TDCFResult), und die der Zufallszahlen (TRandomVars) bereithalten und speichern. TDCFPlan beinhaltet dann alle Parameter der Monte-Carlo Simulation wie sie von der CPU an die GPU übergeben werden.

```
1 // data structure for simulation input data
typedef struct{
    float *EBIT;
    float *Steuern;
    float *Abschreibungen;
6    float *Investitionen;
    float *WorkingCapital;
    float *Wachstum;
    float *Eigenkapital;
    float *Fremdkapital;
11    float *k_e;
    float *k_f;
} TDCFData;

// data structure for simulation results
16 typedef struct{
    float *Valuation;
    float *Certainty;
} TDCFResult;
```

```

21 // data structure for random numbers
typedef struct{
    float *randomVars;
} TRandomVars;

26 // data structure holding the entire MC simulation
typedef struct{
    // Device-side data source and result destination
    TDCFData *SimulationData;
    TDCFResult *SimulationResult;
31 TRandomVars *randomVars;
    // Number Generator Seed
    unsigned int seed;
    // Anzahl Samples
    int pathN, filterN, randomN, blocksN;
36 // Zeit
    float time;
} TDCFPlan;

```

Listing A.1: Monte-Carlo Datenstrukturen.

Bevor jedoch die Daten an die GPU übergeben werden können, müssen sie entsprechend initialisiert werden. Hier zeigt Listing A.2 die Erzeugung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen mit Hilfe der cuRAND Bibliothek am Beispiel der Daten für die Unternehmensbewertung der Firma Google. In Zeile 2-3 werden die Zufallszahlen initialisiert, Zeilen 6-15 erzeugen die gewählten Wahrscheinlichkeitsverteilungen, von denen die uniformen Verteilungen dann noch in den Zeilen 18-22 angepasst werden. Zum Schluss werden noch die in der Simulation genutzten Zufallszahlen generiert.

```

// Initialisierung von CURAND
2 curandCreateGenerator(&gen, CURAND_RNG_PSEUDO_DEFAULT);
  curandSetPseudoRandomGeneratorSeed(gen, SEED);

// Erzeugung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen am Beispiel von Google
  curandGenerateNormal(gen, SimulationData[0].EBIT, FILTER_N, 16000.0,
    2500.0);
7 curandGenerateNormal(gen, SimulationData[0].Abschreibungen, FILTER_N,
  4000.0, 1250.0);
  curandGenerateNormal(gen, SimulationData[0].Investitionen, FILTER_N,
    6000.0, 1500.0);
  curandGenerateNormal(gen, SimulationData[0].WorkingCapital, FILTER_N,
    1250.0, 750.0);
  curandGenerateNormal(gen, SimulationData[0].Eigenkapital, FILTER_N,
    275000.0, 25000.0);
  curandGenerateNormal(gen, SimulationData[0].Fremdkapital, FILTER_N,
    5000.0, 1500.0);
12 curandGenerateUniform(gen, SimulationData[0].Wachstum, FILTER_N);
  curandGenerateUniform(gen, SimulationData[0].k_e, FILTER_N);

```

```

curandGenerateUniform(gen, SimulationData[0].k_f, FILTER_N);
curandGenerateUniform(gen, SimulationData[0].Steuern, FILTER_N);
17 // Anpassen der uniformen Wahrscheinlichkeitsverteilungen
adjustUniform_SM10(SimulationData[0].Steuern, 0.21, 0.26, FILTER_N);
adjustUniform_SM10(SimulationData[0].Wachstum, 1.1, 1.2, FILTER_N);
adjustUniform_SM10(SimulationData[0].k_e, 0.08, 0.1, FILTER_N);
adjustUniform_SM10(SimulationData[0].k_f, 0.06, 0.075, FILTER_N);
22 // Generation der Zufallszahlen üfr die Simulation
for (int i=0 ; i<BLOCKS_N ; i++)
    curandGenerateUniform(gen, RandomVars[i].randomVars, RANDOM_N);

```

Listing A.2: Erzeugung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen.

Danach müssen die Wahrscheinlichkeitsverteilungen noch in eine inverse kumulative Verteilung überführt werden, welches Listing A.3 zeigt. Hier werden die Daten mit Hilfe der cuDPP Bibliothek weiter aufbereitet und entsprechend sortiert. Zunächst wird in Zeile 2-10 die Sortierung initialisiert, dann in Zeile 13-22 die zu sortierenden Daten hinzugefügt, und in Zeile 25 die Sortierung ausgeführt.

```

// Initialisierung von CUDPP
CUDPPConfiguration config_sort;
config_sort.algorithm = CUDPP_SORT_RADIX;
config_sort.options = CUDPP_OPTION_KEY_VALUE_PAIRS | CUDPP_OPTION_FORWARD;
5 config_sort.datatype = CUDPP_FLOAT;
CUDPPHandle plan_sort;
CUDPPResult result = CUDPP_SUCCESS;
CUDPPHandle theCudpp_sort;
result = cudppCreate(&theCudpp_sort);
10 result = cudppPlan(theCudpp_sort, &plan_sort, config_sort, FILTER_N,1,0);

// Aufbereitung der zu sortierenden Arrays
cudppSort(plan_sort, SimulationData[0].EBIT, SimulationData[0].EBIT,
    FILTER_N);
cudppSort(plan_sort, SimulationData[0].Steuern, SimulationData[0].Steuern,
    FILTER_N);
15 cudppSort(plan_sort, SimulationData[0].Abschreibungen, SimulationData[0].
    Abschreibungen, FILTER_N);
cudppSort(plan_sort, SimulationData[0].Investitionen, SimulationData[0].
    Investitionen, FILTER_N);
cudppSort(plan_sort, SimulationData[0].WorkingCapital, SimulationData[0].
    WorkingCapital, FILTER_N);
cudppSort(plan_sort, SimulationData[0].Wachstum, SimulationData[0].
    Wachstum, FILTER_N);
cudppSort(plan_sort, SimulationData[0].Eigenkapital, SimulationData[0].
    Eigenkapital, FILTER_N);
20 cudppSort(plan_sort, SimulationData[0].Fremdkapital, SimulationData[0].
    Fremdkapital, FILTER_N);

```

```

    cudppSort(plan_sort, SimulationData[0].k_e, SimulationData[0].k_e,
              FILTER_N);
    cudppSort(plan_sort, SimulationData[0].k_f, SimulationData[0].k_f,
              FILTER_N);

    // Sortierung
25 result = cudppDestroyPlan(plan_sort);

```

Listing A.3: Erzeugung invers kumulativer Verteilungen.

All diese Schritte finden bereit im Speicher und auf der GPU statt, sodass die Daten danach nicht extra noch dorthin kopiert werden müssen. Den Aufruf der eigentlichen Monte-Carlo Simulation zeigt Listing A.4, wohingegen Listing A.5 diese Methode, d.h. die GPU-basierte Monte-Carlo Simulation, zeigt.

```

int threadSize = plan->randomN;
int blockSize = plan->blocksN;

MonteCarloSingleBlock<<<blockSize, threadSize>>>(plan->filterN, plan->
    randomN);
5 cutilCheckMsg("MonteCarloSingleBlock() execution failed\n");

```

Listing A.4: Aufruf der Monte-Carlo Simulation.

Zunächst werden in Zeile 4 bis 6 zwei Zufallszahlen gezogen, und mit diesen die entsprechenden Werte der in die Simulation einfließenden Parameter abgerufen. Die zwei Zufallszahlen werden entsprechend der aufgezeigten Abhängigkeiten verwendet. Wenn alle Werte zur Verfügung stehen werden in Zeile 17, 34 und 37 Unterprogramme – vergleiche Listing A.6 – aufgerufen, welche nun die Werte für WACC,  $FCF_t$ , sowie den endgültigen Unternehmenswert berechnen. Dieser wird dann als Ergebnis gespeichert, die Sicherheit der Daten (Certainty) wird hier nicht berücksichtigt und vereinfachend auf den Wert von 1.0 gesetzt. Die Zeilen 22 bis 30 zeigen die Umsetzung der Abhängigkeiten zwischen Investition und Abschreibung, so wie sie in Unterabschnitt 3.2.1 beschrieben wurden.

```

static __global__ void MonteCarloSingleBlock(int FilterN, int pathN)
{
    // Ziehung zweier unabhaengiger Zufallszahlen
    int r = floor(FilterN * d_RandomData[blockIdx.x].randomVars[
        threadIdx.x]);
5 int pos = ((threadIdx.x-1) > 0) ? (threadIdx.x-1) : 2;
    int r2 = floor(FilterN * d_RandomData[blockIdx.x].randomVars[pos]);
    const int t = 5;

    // Bestimmung der Werte zur Berechnung des WACC
10 float EK = d_SimulationData[0].Eigenkapital[r];
    float FK = d_SimulationData[0].Fremdkapital[r];
    float k_e = d_SimulationData[0].k_e[r];
    float k_f = d_SimulationData[0].k_f[r2];

```



```

15 float      s = d_SimulationData[0].Steuern[r2];
float growth = d_SimulationData[0].Wachstum[r];
// Berechnung des WACC
float WACC = getWACC(EK, FK, (1.0+k_e), (1.0+k_f), s);

// Bestimmung der Werte zur Berechnung von FCF
20 float EBIT = d_SimulationData[0].EBIT[r2];
float wc = d_SimulationData[0].WorkingCapital[r2];
float deprec[t];
float invest[t];
deprec[0] = d_SimulationData[0].Abschreibungen[r];
25 invest[0] = (d_SimulationData[0].Investitionen[r]*0.66)+(deprec[0]*0.34);
for (int i = 1; i < t; i++)
{
    deprec[i] = (d_SimulationData[0].Abschreibungen[r+1]*0.66)+(invest[i
        -1]*0.34);
    invest[i] = (d_SimulationData[0].Investitionen[r+1]*0.66)+(deprec[i
        ]*0.34);
30 }
// Berechnung von FCF_t
float FCF[t];
for (int i = 0; i < t; i++)
    FCF[i] = getFCF(EBIT, deprec[i], invest[i], wc, s);
35
// Berechnung des Unternehmenswertes
float valuation = getValuation(FCF, WACC, t, growth);
d_SimulationResult2[blockIdx.x].Valuation[threadIdx.x] = valuation;
d_SimulationResult2[blockIdx.x].Certainty[threadIdx.x] = 1.0;
40 }

```

Listing A.5: Hauptkernel der Monte-Carlo Simulation.

Listing A.6 zeigt die drei Unterprogramme zur Berechnung des WACC,  $FCF_t$  und für des Unternehmenswerts UW. Hier sieht man auch wie der Wachstumsfaktor *growth* in der Methode *getValuation* eingesetzt wird um das Wachstum des Cash Flow detaillierter zu modellieren.

```

__device__ inline float getValuation(float *FCF, float WACC, float time,
float growth)
{
    float valuation = 0.0;
    for(int i = 1; i < 6; i++)
5     valuation += (pow(growth, i) * FCF[i-1])/(pow(float(WACC), i));

    if (time == 7)
        for(int i = 6; i < 8; i++)
            valuation += (pow(growth, 5) * FCF[4])/(pow(float(WACC), i));
10 else if (time == 10)
        for(int i = 6; i < 11; i++)
            valuation += (pow(growth, 5) * FCF[4])/(pow(float(WACC), i));

```

```

15 // Beruecksichtigung des Restwertes
    valuation += ((pow(growth, time) * FCF[time-1])/WACC)/pow(float(WACC),
        time);
    return (valuation > 0) ? valuation : 0;
}

__device__ inline float getWACC(float EK, float FK, float k_e, float k_f,
    float s)
20 {
    float wacc = ((EK/(EK+FK)) * k_e) + (((FK/(EK+FK)) * k_f)*(1.0-s));
    return (wacc > 0) ? wacc : 0;
}

__device__ inline float getFCF(float EBIT, float deprec, float invest, float
25 wc, float s)
{
    float fcf = EBIT*(1.0-s) + deprec - invest - wc;
    return (fcf > 0) ? fcf : 0;
}

```

Listing A.6: Berechnung von  $FCF_t$ , WACC und Unternehmensbewertung.

## A.2 SCHWARMOPTIMIERUNG

Die schwarmbasierte Optimierung ist zwar nicht direkt über der GPU parallelisiert, nutzt aber auch GPU Ressourcen und einige Bibliotheken zur Erzeugung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen (Nvidia, 2012a,b; CUDPP, 2012). So finden sich die ersten Codefragmente aus Abschnitt A.1, welche die Datenstrukturen beschreiben und die Eingangsdaten generieren, auch im Code der schwarmbasierten Optimierung wieder. Die Umsetzung einer schwarmbasierten DCF Entity Optimierung ist auf Basis der Simgalib entwickelt worden (Arredondo, 2011).

```

1 // Positionsbestimmung und Aufruf der Fitnessfunktion
double simpsolib::EvalFN::evaluate(vector<double> position)
{
    int tmp_num_dims=position.size();
    double tmp_position[tmp_num_dims];
6
    for (int i=0; i< tmp_num_dims; i++)
        tmp_position[i]=position[i];

    return (this->valuation_fn_real(num_parms,tmp_position));
11 }

```

Listing A.7: Aufruf der PSO Fitnessfunktion.

Bei der schwarmbasierten Optimierung bewegen sich mehrere Partikel über einen Suchraum, und analysieren diesen mit Hilfe einer Optimierungsfunktion. Listing A.7 zeigt hier den Aufruf der Fitnessfunktion, welche in Zeile 10 das Codebeispiel aus Listing A.8 aufruft. Die Positionsdaten der Partikel werden dabei durch den Algorithmus selbst gesteuert.

```

// Fitnessfunktion zur Bestimmung der Sicherheit und zur Berechnung des
// Unternehmenswertes
double simpsolib::EvalFN::valuation_fn_real(int num_vars, int time, double x
    [])
{
4   double certainty = 0.0;
    // Evaluation der Sicherheit fuer aktuelle Position
    certainty += data_hist.EBIT[int(floor(x[0]))];
    certainty += data_hist.Steuern[int(floor(x[1]))];
    certainty += data_hist.Abschreibungen[int(floor(x[2]))];
9   certainty += data_hist.Investitionen[int(floor(x[3]))];
    certainty += data_hist.WorkingCapital[int(floor(x[4]))];
    certainty += data_hist.Eigenkapital[int(floor(x[5]))];
    certainty += data_hist.Fremdkapital[int(floor(x[6]))];
    certainty += data_hist.k_e[int(floor(x[7]))];
14   certainty += data_hist.k_f[int(floor(x[8]))];

    // Berechnung des Unternehmenswertes fuer aktuelle Position
    float EBIT = data.EBIT[int(floor(x[0]))];
    float s = data.Steuern[int(floor(x[1]))];
19   float temp = data.Abschreibungen[int(floor(x[2]))];
    float invest = (data.Investitionen[int(floor(x[3]))]*0.66)+(temp*0.34);
    float deprec = (temp*0.8)+(invest*0.15);
    float wc = data.WorkingCapital[int(floor(x[4]))];
    float EK = data.Eigenkapital[int(floor(x[5]))];
24   float FK = data.Fremdkapital[int(floor(x[6]))];
    float k_e = data.k_e[int(floor(x[7]))];
    float k_f = data.k_f[int(floor(x[8]))];

    float FCF = this->getFCF(EBIT, deprec, invest, wc, s);
29   float WACC = this->getWACC(EK, FK, 1.0+k_e, 1.0+k_f, s);

    valuationResult[sim_counter] = this->getValuation(FCF, WACC, time);
    certaintyResult[sim_counter] = certainty;
    sim_counter++;
34   // Rueckgabe der Sicherheit
    return certainty;
}

```

Listing A.8: Auswertung der Fitnessfunktion.

Listing A.8 zeigt die Implementierung der Fitnessfunktion, welche die Berechnung des Unternehmenswertes im Hinblick auf die Sicherheit (certainty) der

Daten optimiert. Dazu wird für die durch Listing A.7 übergebene Position zunächst die Sicherheit der zugrundeliegenden Daten bestimmt (Zeilen 6-14), und im Anschluss daran in Zeile 17-34 der zugehörige Unternehmenswert berechnet. Beide Werte werden danach zusammen für eine spätere Analyse gespeichert. Der Wert der Optimierung (certainty) wird zurückgegeben, und in einer anderen Funktion hinsichtlich des bekannten Optimums evaluiert.

Für die Berechnung des Unternehmenswertes kommen wieder Unterprogramme zum Einsatz die denen aus Listing A.6 sehr ähnlich sind. Drei Methoden berechnen jeweils den freien Cash Flow  $FCF_t$ , den Kapitalisierungszins WACC und die Unternehmensbewertung. Den Code zeigt Listing A.9.

```

// DCF Entity Unternehmensbewertung
float simpsolib::EvalFN::getValuation(float FCF, float WACC, float time)
3 {
    float valuation = 0.0;
    for(int i = 1; i < 6; i++)
        valuation += (pow(growth, i) * FCF)/(pow(float(WACC), i));

8    if (time == 7)
        for(int i = 6; i < 8; i++)
            valuation += (pow(growth, 5) * FCF)/(pow(float(WACC), i));
    else if (time == 10)
13        for(int i = 6; i < 11; i++)
            valuation += (pow(growth, 5) * FCF)/(pow(float(WACC), i));

    // Beruecksichtigung des Restwertes
    valuation += ((pow(growth, time) * FCF)/WACC)/pow(float(WACC), time);
    return (valuation > 0) ? valuation : 0;
18 }

// Berechnung WACC
float simpsolib::EvalFN::getWACC(float EK, float FK, float k_e, float k_f,
    float s)
23 {
    float wacc = ((EK/(EK+FK)) * k_e) + (((FK/(EK+FK)) * k_f)*(1.0-s));
    return (wacc > 0) ? wacc : 0;
}

// Berechnung FCF_t
28 float simpsolib::EvalFN::getFCF(float EBIT, float deprec, float invest,
    float wc, float s)
{
    float fcf = EBIT*(1.0-s) + deprec - invest - wc;
    return (fcf > 0) ? fcf : 0;
}

```

Listing A.9: Berechnung des Unternehmenswertes.

## LITERATURVERZEICHNIS

---

### JOURNAL- UND KONFERENZARTIKEL

- Chiam et al.(2009)** – SC Chiam, KC Tan, and AA Mamun. A memetic Model of Evolutionary PSO for Computational Finance Applications. In *Expert Systems with Applications*. Elsevier, 2009. (Zitiert auf Seite 32.)
- Coenenberg(1970)** – A. G Coenenberg. Unternehmensbewertung mit Hilfe der Monte-Carlo-Simulation. *Zeitschrift für Betriebswirtschaft*, 40:793–804, 1970. (Zitiert auf Seite 22 und 23.)
- Ernawati and Subanar(2010)** – Ernawati and Subanar. Using Particle Swarm Optimization to a Financial Time Series Prediction. In *2010 International Conference on Distributed Framework and Applications (DFMA)*, pages 1–6, 2010. (Zitiert auf Seite 32.)
- Kendall and Su(2005)** – Graham Kendall and Yan Su. A Particle Swarm Optimisation Approach in the Construction of optimal risky Portfolios. In *Artificial Intelligence and Applications*, 2005. (Zitiert auf Seite 29 und 32.)
- Kennedy and Eberhart(1995)** – J. Kennedy and R. Eberhart. Particle Swarm Optimization. In *IEEE International Conference on Neural Networks*, pages 1942–1948. IEEE Press, Piscataway, NJ, 1995. (Zitiert auf Seite 32.)
- Markowitz(1952)** – Harry Markowitz. Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1):77–91, 1952. (Zitiert auf Seite 19 und 29.)
- Mussi et al.(2011)** – Luca Mussi, Fabio Daolio, and Stefano Cagnoni. Evaluation of parallel Particle Swarm Optimization Algorithms within the CUDA Architecture. *Information Sciences*, 181(20):4642 – 4657, 2011. (Zitiert auf Seite 38.)
- Nowak and Hnilica(2012a)** – Ondřej Nowak and Jiří Hnilica. Improving business valuation with the use of simulation techniques. *International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*, 6(1):679–687, 2012a. (Zitiert auf Seite 18, 20, 21, und 22.)
- Takács(2007)** – András Takács. The Practical Application of Discounted Cash-flow-Based Valuation Methods. In *Studia Universitatis Babeş Bolyai - Oeconomica*, volume 2, pages 13–28. 2007. (Zitiert auf Seite 8 und 18.)

## BÜCHER UND BUCHKAPITEL

- Ballwieser(2011)** – Wolfgang Ballwieser. *Unternehmensbewertung: Prozess, Methoden und Probleme*. Schäffer Poeschel, Stuttgart, 2011. (Zitiert auf Seite 2, 6, und 8.)
- Bitz et al.(2011)** – Michael Bitz, Dieter Schneeloch, and Wilfried Wittstock. *Der Jahresabschluss*. Vahlen, München, 2011. (Zitiert auf Seite 8 und 11.)
- Bonabeau et al.(1999)** – Eric Bonabeau, Marco Dorigo, Eric Theraulaz, Guy, Marco Dorigo, and Guy Theraulaz. *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*. Oxford University Press, Oxford, 1999. (Zitiert auf Seite 29.)
- Born(1995)** – Karl Born. *Unternehmensanalyse und Unternehmensbewertung*. Schäffer-Poeschel Verlag, Stuttgart, 1995. (Zitiert auf Seite 1 und 6.)
- Brabazon and O’Neil(2006)** – Anthony Brabazon and Michael O’Neil. *Biologically Inspired Algorithms for Financial Modelling*. Springer, New York, 2006. (Zitiert auf Seite 29, 33, 38, und 69.)
- CUDPP(2012)** – CUDPP. *CUDA Data-Parallel Primitives Library - Version 2.0*. Google Code, Santa Clara, USA, 2012. (Zitiert auf Seite 27, 37, 57, und 62.)
- Dixon et al.(2012)** – Matthew F. Dixon, Thomas Bradley, Jike Chong, and Kurt Keutzer. *GPU Computing Gems; Jade Edition*, chapter Monte Carlo based Financial Market Value-at-Risk Estimation on GPUs, pages 337 – 358. Morgan Kaufmann, 2012. (Zitiert auf Seite 27.)
- Duan et al.(2012)** – Jin-Chuan Duan, Wolfgang Karl Härdle, and James E. Gentle. *Handbook of Computational Finance*. Series: Springer Handbooks of Computational Statistics, New York, 2012. (Zitiert auf Seite 30.)
- Egloff(2012)** – Daniel Egloff. *GPU Computing Gems; Jade Edition*, chapter Pricing Financial Derivatives with High Performance Finite Difference Solvers on GPUs, pages 309 – 322. Morgan Kaufmann, 2012. (Zitiert auf Seite 27.)
- Gentle et al.(2012)** – James E. Gentle, Wolfgang Karl Härdle, and Yuichi Mori. *Handbook of Computational Statistics Concepts and Methods*. Series: Springer Handbooks of Computational Statistics, New York, 2012. (Zitiert auf Seite 30 und 31.)
- Kremer(2011)** – Jürgen Kremer. *Einführung in die diskrete Finanzmathematik*. Springer, Heidelberg, 2011. (Zitiert auf Seite 10 und 12.)
- Lem(1990)** – Stanislaw Lem. *Der Unbesiegbare*. Volk und Welt, Berlin, 1990. (Zitiert auf Seite 29.)
- Nvidia(2012a)** – Nvidia. *Nvidia CUDA C Programming Guide - Version 4.2*. Santa Clara, USA, 2012a. (Zitiert auf Seite 27, 37, 57, und 62.)

- Nvidia(2012b)** – Nvidia. *Nvidia CUDA CURAND Library - Version 4.2*. Santa Clara, USA, 2012b. (Zitiert auf Seite 27, 37, 57, und 62.)
- Panigrahi et al.(2010)** – Bijaya Ketan Panigrahi, Yuhui Shi, and Meng-Hiot Lim, editors. *Handbook of Swarm Intelligence: Concepts, Principles and Applications*. Springer Verlag, 2010. (Zitiert auf Seite 30 und 38.)
- Philip(2012)** – Peter Philip. *Numerical Methods for Mathematical Finance*. Lecture Notes, LMU München, München, 2012. (Zitiert auf Seite 18 und 30.)
- Rees and Walkenhorst(2012)** – Simon J. Rees and Joseph Walkenhorst. *GPU Computing Gems; Jade Edition*, chapter Large-Scale Credit Risk Loss Simulation, pages 323 – 336. Morgan Kaufmann, 2012. (Zitiert auf Seite 27.)
- Sharpe(1970)** – William F. Sharpe. *Portfolio Theory and Capital Markets*. McGraw-Hill, New York, NY, 1970. (Zitiert auf Seite 29.)
- Watsham and Parramore(1997)** – Terry J. Watsham and Keith Parramore. *Quantitative Methods in Finance*. Thomson Business Press, London, 1997. (Zitiert auf Seite 23.)
- Wiehle et al.(2010)** – Ulrich Wiehle, Michael Diegelmann, Henryk Deter, Peter N. Schömig, and Michael Rolf. *Unternehmensbewertung*. Cometis, Wiesbaden, 2010. (Zitiert auf Seite 2, 6, 8, 9, und 13.)

#### THESEN, TECHNISCHE REPORTE UND HANDBÜCHER

- Cardinale(2007)** – Fabio Cardinale. *Simulationsbasierte Unternehmensbewertung - Relevanz und Verbesserung der Bewertungsqualität*. Bachelorarbeit, 2007. (Zitiert auf Seite 23.)
- Hammerl(2009)** – Thomas Hammerl. *Ant Colony Optimization for Tree and Hyper-tree Decompositions*. Master's thesis, Fakultät für Informatik der Technischen Universität Wien, 2009. URL <http://code.google.com/p/libaco/>. (Zitiert auf Seite 38.)
- Heun(2007)** – Michael Heun. *Finanzmarktsimulation mit Multiagentensystemen*. PhD thesis, Frankfurt School of Finance and Management, 2007. (Zitiert auf Seite 29.)
- Klein(2011)** – Martin Klein. *Monte-Carlo Simulation und Fuzzyfizierung qualitativer Informationen bei der Unternehmensbewertung*. PhD thesis, Friedrich Alexander Universität Erlangen-Nürnberg, 2011. (Zitiert auf Seite 23.)
- Podlozhnyuk(2007)** – Victor Podlozhnyuk. *Black-Scholes Option Pricing*. Technical report, NVidia Whitepaper, 2007. (Zitiert auf Seite 27.)

**Podlozhnyuk and Harris(2008)** – Victor Podlozhnyuk and Mark Harris. *Monte Carlo Option Pricing*. Technical report, NVidia Whitepaper, 2008. (Zitiert auf Seite 27.)

**Röber(2009)** – Niklas Röber. *Interaction with Sound: Explorations beyond the Frontiers of 3D virtual auditory Environments*. PhD thesis, Fakultät für Informatik, Otto-von-Guericke Universität Magdeburg, 2009. (Zitiert auf Seite 27.)

#### INTERNET REFERENZEN

**Abrams(2004)** – Jay B. Abrams. Accuracy of Your Valuation, 2004. URL [http://www.abramsvaluation.com/sites/default/files/attachments/book/chapter\\_10\\_accuracy\\_of\\_the\\_valuation\\_jay\\_abrams\\_43960.pdf](http://www.abramsvaluation.com/sites/default/files/attachments/book/chapter_10_accuracy_of_the_valuation_jay_abrams_43960.pdf). (Zitiert auf Seite 17.)

**Arredondo(2011)** – Tomás V. Arredondo. SimGALib: Simple GA Library, 2011. URL <http://profesores.elo.utfsm.cl/~tarredondo/simgalib.html>. (Zitiert auf Seite 37 und 62.)

**Buffett(1983)** – Warren Buffett. 1982 Chairman's Letter – Berkshire Hathaway Inc., 1983. URL <http://www.berkshirehathaway.com/letters/1982.html>. (Zitiert auf Seite 17.)

**Google Finance(2013a)** – Google Finance. Google Finance Webseite – Google, 2013a. URL <http://www.google.com/finance?q=NASDAQ%3AG00G>. (Zitiert auf Seite 40 und 69.)

**Kitware(2013)** – Kitware. ParaView, 2013. URL <http://www.paraview.org/>. (Zitiert auf Seite 39.)

**Lister(2012)** – Ralf Lister. Monte Carlo–Simulation und Varianzreduktion in Theorie und Praxis , 2012. URL <http://www.actuarial-files.com/articles/MC.pdf>. (Zitiert auf Seite 27.)

**Schmidlin, Nicolas(2011)** – Schmidlin, Nicolas. WACC Berechnung am Beispiel von E.On, 2011. URL <http://www.wertpapier-forum.de/topic/36356-lektion-iv/>. (Zitiert auf Seite 9 und 10.)

**Story(2003)** – Derrick Story. Swarm Intelligence: An Interview with Eric Bonabeau, 2003. URL <http://www.openp2p.com/pub/a/p2p/2003/02/21/bonabeau.html>. (Zitiert auf Seite 29.)

**Wikipedia(2009)** – Wikipedia. Liste univariater Wahrscheinlichkeitsverteilungen, 2009. URL [http://de.wikipedia.org/wiki/Liste\\_univariater\\_Wahrscheinlichkeitsverteilungen](http://de.wikipedia.org/wiki/Liste_univariater_Wahrscheinlichkeitsverteilungen). (Zitiert auf Seite 18, 20, 25, und 69.)



## ABBILDUNGSVERZEICHNIS

---

Abbildung 1	Dreiecksverteilung (aus (Wikipedia, 2009)).	18
Abbildung 2	Univariate Wahrscheinlichkeitsverteilungen (aus (Wikipedia, 2009)).	20
Abbildung 3	Prinzip der Monte-Carlo Simulation.	23
Abbildung 4	Normalverteilung (aus (Wikipedia, 2009)).	25
Abbildung 5	Update der Partikel Position und Geschwindigkeit (aus (Brabazon and O'Neil, 2006)).	33
Abbildung 6	Prinzip der schwarmbasierten Unternehmensbewertung.	35
Abbildung 7	Ergebnis der Schwarmoptimierung (rot = aktuelle Auswahl).	36
Abbildung 8	Ausschnitt aus den Jahresabschlussdaten von Google (Google Finance, 2013a).	40
Abbildung 9	Monte-Carlo Simulation in Abhängigkeit der Simulationsanzahl.	44
Abbildung 10	Unternehmensbewertung von Google im unsicheren Steuerfall.	48
Abbildung 11	Unternehmensbewertung von Google bei Durchführung eines Investitionsprojekts.	49

## QUELLCODEVERZEICHNIS

---

Listing A.1	Monte-Carlo Datenstrukturen.	57
Listing A.2	Erzeugung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen.	58
Listing A.3	Erzeugung invers kumulativer Verteilungen.	59
Listing A.4	Aufruf der Monte-Carlo Simulation.	60
Listing A.5	Hauptkernel der Monte-Carlo Simulation.	60
Listing A.6	Berechnung von $FCF_t$ , WACC und Unternehmensbewertung.	61
Listing A.7	Aufruf der PSO Fitnessfunktion.	62
Listing A.8	Auswertung der Fitnessfunktion.	63
Listing A.9	Berechnung des Unternehmenswertes.	64

## TABELLENVERZEICHNIS

---

Tabelle 1	Ergebnisse der Unternehmensbewertung am Beispiel von Google Inc. (in Millionen US \$). 3
Tabelle 2	Eingangsdaten für die DCF Monte-Carlo Simulation 28
Tabelle 3	Daten zur Berechnung des WACC von Google (Fiskaljahr 2012). 41
Tabelle 4	Daten zur Berechnung des $FCF_t$ von Google (Fiskaljahr 2012). 42
Tabelle 5	Eingangsdaten zur Berechnung des Unternehmenswertes von Google. 43
Tabelle 6	Unternehmensbewertung von Google mit der DCF Monte-Carlo Simulation (in Millionen US \$). 45
Tabelle 7	Unternehmensbewertung von Google mit der schwarmbasierten DCF Optimierung (in Millionen US \$). 47
Tabelle 8	Unternehmensbewertung von Google im unsicheren Steuerfall (in Millionen US \$). 48
Tabelle 9	Unternehmensbewertung von Google bei Durchführung eines Investitionsprojekts (in Millionen US \$). 49
Tabelle 10	Ergebnisse der Unternehmensbewertung am Beispiel von Google (in Millionen US \$). 50

## INDEX

---

- Abhängigkeiten, 20, 21, 25  
Aktie, 40, 44  
Aktienkurs, 10, 32  
Aktienportefeuilles, 19, 29, 32  
Ameisenalgorithmus, 29, 53  
Ausschüttung, 8  
  
Betafaktor, 9, 12, 40  
Bilanz, 6, 17, 18, 44  
Bilanzpolitik, 5, 14  
  
CAPM, 13, 41  
Cash Flow, 8, 11, 15, 20, 24, 27, 35, 41, 43, 61  
Cost of Debt, 41  
Cost of Equity, 41  
CUDA, 27, 37  
cuDPP, 27, 37, 59  
cuRAND, 27, 37, 58  
  
DCF Adjusted Present Value Verfahren, 12  
DCF Entity Verfahren, 2, 9, 11, 16, 38, 43, 51  
DCF Equity Verfahren, 11  
Discounted Cash Flow, 5, 8, 17  
Dreiecksverteilung, 19, 49  
  
EBIT, 10, 34  
EBITDA, 8  
Eigenkapital, 10, 40, 49  
Eigenkapitalgeber, 9  
Eigenkapitalkosten, 9, 41  
Eigenkapitalkostensatz, 13, 41  
Eigenkorrelation, 21  
  
Ertragswertverfahren, 2, 8, 23, 42, 46  
  
Filterlänge, 44  
Fitnessfunktion, 32, 63  
Flow to Equity, 11  
Fremdkapital, 10, 26, 41, 42, 49  
Fremdkapitalgeber, 10  
Fremdkapitalkosten, 9, 41  
Fremdkapitalkostensatz, 13, 41  
  
Gesamtkapital, 10, 26, 50  
Gewichtsfaktor, 19  
Gewinn- und Verlustrechnung, 39, 41  
Gleichverteilung, 20  
Google, 39, 40, 44  
Google Finance, 40  
GPU, 27, 37, 45, 57, 60, 62  
Gradientenverfahren, 30, 31  
  
Importance Sampling, 27  
Investitionskosten, 43  
  
Jahresüberschuss, 21  
Jahresabschluss, 6, 17, 39, 41, 44  
  
Kapitalisierungszins, 8, 11, 43, 64  
Kapitalkostensatz, 10  
Kennzahlen, 13  
  
Liquidationswert, 5  
Liquidationswertverfahren, 7  
Log-Normalverteilung, 20  
  
Marktkapitalisierung, 10, 13  
Maximum Likelihood Methode, 18  
Monte-Carlo Simulation, 22, 23, 27, 31, 44, 46, 47, 50, 51

- Normalverteilung, 19, 20, 35
- Optimierung, 30, 34, 38, 51, 62
- Optimierungsfunktion, 30, 37
- Optimierungsverfahren, 31
- Paraview, 39
- Rendite, 9
- Rente, 8
- Restwert, 8, 24, 43
- Return of Equity, 14
- Schwarmoptimierung, 29, 31–33, 36,  
46, 47, 50
- Sicherheit, 21, 34, 35, 37, 44, 47, 60, 63
- Simgalib, 37, 62
- Simulation, 24, 27, 31, 33, 36
- Standardabweichung, 23, 29, 41, 45
- Steuer, 12, 41
- Steuereffekte, 9, 12
- Steuerparadoxon, 22
- Steuersatz, 13, 48
- Stratified Sampling, 27
- Substanzwert, 5, 7
- Substanzwertverfahren, 7, 42, 43
- Unsicherheit, 18, 20, 28, 30, 34, 37
- Unsicherheitsbehaftet, 5, 18, 20, 23,  
30, 31
- Unternehmensbewertung, 5, 6, 17, 23,  
30, 31, 34, 35, 38, 44, 51
- Unternehmensentwicklung, 46
- Unternehmenswert, 21, 29, 31, 43, 61,  
64
- Verschuldungsgrad, 43
- Verteilungsfunktion, 18, 20, 24
- WACC, 10, 11, 26, 27, 36, 41, 48, 61
- Wachstumsfaktor, 27, 43, 61
- Wahrscheinlichkeit, 20, 21, 37
- Wahrscheinlichkeitsverteilung, 20, 23,  
27, 29, 37, 44, 58, 59, 62
- Werttheorie, 5
- Zufallszahl, 22, 30, 31, 60