



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Bachelorthesis

Name:

Nora Klingenhäger

Titel:

**Effizienzmessung mithilfe der Data Envelopment Analysis am
Beispiel von Containerhäfen**

Abgabedatum:

05.10.2015

Betreuende/r Professor: **Herr Prof. Dr. Thomas Bradtke**

Zweite/r Prüfende/r: **Herr Prof. Dr. Werner Röhrs**

Fakultät Wirtschaft und Soziales

Department Wirtschaft

Studiengang:

Logistik/Technische Betriebswirtschaftslehre

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis.....	II
Abkürzungsverzeichnis.....	II
Symbolverzeichnis	III
Abstract.....	IV
1. Einleitung	1
2. Effizienzmessung.....	2
2.1. Effizienz, Effektivität und Produktivität.....	2
2.2. Effizienzmessung	3
2.2.1. Parametrische Verfahren der Effizienzmessung	6
2.2.2. Nicht-parametrische Verfahren der Effizienzmessung.....	8
2.3. Benchmarking	10
2.4. Bedeutung von Effizienzmessung und Benchmarking	12
3. Data Envelopment Analysis	13
3.1. Ursprung der DEA	13
3.2. Grundlagen der DEA	14
3.3. CCR-Modell (DEA-Basismodell).....	17
3.4. Weitere DEA Modelle.....	21
4. Anwendungsbeispiel: Effizienz von Containerhäfen.....	24
4.1. Besonderheiten der Effizienzmessung und des Benchmarkings von Containerhäfen.....	24
4.2. Auswahl der Containerhäfen.....	26
4.3. Auswahl der Variablen	27
4.3.1. Output(s).....	28
4.3.2. Input(s)	28
4.4. Datenlage	29
4.5. Auswahl des DEA-Modells.....	30
4.6. Analyse und Ergebnisse	31
5. Schlussbetrachtung	36
Literaturverzeichnis.....	V
Anhang	VIII
Erklärungen.....	IX

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2.1: Verfahren der Effizienzmessung ⁵⁹	5
Abbildung 2.2: Beispiel einer Technologiemenge und Produktionsfunktion ⁶⁴	6
Abbildung 2.3: Grafische Darstellung des effizienten Randes unter Verwendung verschiedener Technologien ⁹³	9
Abbildung 3.1: Gewichtungssproblematik bei zwei Inputfaktoren und einem Outputfaktor im inputorientierten CCR-Modell ¹⁹⁸	20
Abbildung 4.1: Ranking europäischer Containerhäfen nach Containerumschlag in Europa und weltweit 2010	26
Abbildung 4.2: Geographische Verteilung der zwölf umschlagstärksten europäischen Containerhäfen 2010	27
Abbildung 4.3: Korrelation der möglichen Inputvariablen zu der Outputvariable Containerumschlag	29
Abbildung 4.4: Deskriptive Statistik der Input- und Outputvariablen	29
Abbildung 4.5: Datenübersicht der Variablenwerte auf DMU-Basis	30
Abbildung 4.6: Effizienzwerte nach CCR- und BCC-Modell	31
Abbildung 4.7: Graphische Darstellung der Skalenniveaufaktoren im BCC-Modell	32
Abbildung 4.8: Residuen-Streudiagramm der untersuchten DMUs	33
Abbildung 4.9: Projizierte Werte der ineffizienten DMU 12 um Effizienz zu erreichen	33
Abbildung 4.10: Supereffizienzwerte und Effizienzreihenfolge	35

Abkürzungsverzeichnis

BCC	Banker/Charnes/Cooper
BM	Benchmarking
CCR	Charnes/Cooper/Rhodes
CRS	Constant Returns to Scale
DEA	Data Envelopment Analysis
DMU	Decision Making Unit
FDH	Free Disposable Hull
KPI	Key Performance Indicator
LP	Lineares Programm
TEU	Twenty-Foot Equivalent Unit
VRS	Variable Returns to Scale

Symbolverzeichnis

i	Index der Inputarten
j	Index der Outputarten
k	Index der Beobachtungen (DMUs)
m	Anzahl der Inputs
n	Anzahl der Beobachtungen (DMUs)
o	zu analysierende DMU
s	Anzahl der Outputs
u_j	Gewicht des Outputs j im Quotientenprogramm
v_i	Gewicht des Inputs i im Quotientenprogramm
x_i	Menge des Inputs i
X	Matrix der Inputs
y_j	Menge der Outputs j
Y	Matrix der Outputs
θ	Inputorientierte Effizienz
λ_j	Anteil der DMU j an der Referenzeinheit (Skalenniveaufaktor)
μ_j	Gewicht des Outputs j im linearen Programm
ν_i	Gewicht des Inputs i im linearen Programm
T	Technologiemenge

Abstract

Diese Arbeit beschäftigt sich mit dem Thema Effizienzmessung im Allgemeinen und dem Effizienzmessverfahren der Data Envelopment Analysis (DEA) im Speziellen. Dabei wird zunächst eine Einteilung von Effizienzmessverfahren erläutert, wobei die DEA zu den nicht-parametrischen Verfahren der relativen Effizienzmessung gehört, bei denen sowohl eine Input- als auch eine Output-Betrachtung erfolgt. Darüber hinaus findet eine Vorstellung des DEA-Grundmodells von Charnes, Cooper und Rhodes statt, auf dem eine Vielzahl von Weiterentwicklungen des Verfahrens beruhen. Zudem werden die Möglichkeiten der Effizienzmessung mit diesen verschiedenen Modellen erläutert. Anschließend wird die DEA exemplarisch an dem Anwendungsbeispiel europäischer Containerhäfen durchgeführt. Dabei wird vor Beginn der Analyse deutlich, dass sich aufgrund der Komplexität der Organisation „Hafen“ und der Datenverfügbarkeit an einer Auswahl an technischen/logistischen Kennzahlen orientiert werden muss, die aus dem Containerisation International Yearbook 2012 stammen und eine Analyse für das Jahr 2010 zulassen. Die Ergebnisse der angewendeten DEA-Modelle zeigen die Vorteile und Nachteile des Verfahrens auf und lassen erkennen, dass in diesem Benchmark der Hafen von Le Havre Effizienzprobleme hat, während der Hafen von Marsaxlokk einen deutlichen Effizienzvorsprung gegenüber den anderen Containerhäfen aufweist. Daraus ergibt sich das Fazit, dass sich die DEA für die Effizienzmessung von Häfen und anderen homogenen Einheiten unter Berücksichtigung ihrer Stärken und Schwächen gut eignet.

1. Einleitung

In einer globalisierten Welt mit intensiviertem Wettbewerb spielt die effiziente Gestaltung von Produktionsprozessen eine wichtige Rolle.¹ Denn eine Steigerung der Effizienz kann Kosten senken und so ein Bestehen im Preiskampf um Kunden begünstigen.² Aber nicht nur privatwirtschaftliche Unternehmen, sondern auch soziale und staatliche Organisationen stehen mehr und mehr unter Druck, effizient zu sein und ressourcensparend zu handeln.³ Um Effizienz erhöhen zu können, gilt es jedoch zunächst den Ist-Zustand zu erfassen und eine Leistungsmessung durchzuführen.⁴ Hierzu wurde über die Zeit eine große Zahl an Konzepten für das Performance Measurement entwickelt.⁵ Einen relativ neuen Ansatz stellt dabei die Data Envelopment Analysis (DEA) dar, die in dieser Arbeit vorgestellt werden soll.⁶ Sie weist nicht die Schwächen klassischer Effizienzmaße auf, zu denen beispielsweise die einseitige Betrachtung von Inputs oder Outputs, die nicht ganzheitliche Leistungsbeurteilung oder die Fokussierung auf monetäre Größen gehören.⁷ Bei ihr werden Vergleichseinheiten unter Berücksichtigung multipler Inputs und Outputs, die sowohl monetären als auch qualitativen Ursprungs sein können, mit einer aggregierten Effizienzkennzahl bewertet.⁸

Im Laufe dieser Arbeit werden auf dem Weg zur Erläuterung der DEA zunächst die Begriffe Produktivität, Effektivität und Effizienz voneinander abgegrenzt und anschließend verschiedene Verfahren der Effizienzmessung und ihre Einteilung vorgestellt. Darauf folgt eine intensive Betrachtung der DEA-Methodik mit anschließender exemplarischer Anwendung des Modells für das Performance Measurement von Containerhäfen.

Warum Containerhäfen? Bei einer wissenschaftlichen Arbeit im Bereich Logistik an einer Hamburger Hochschule liegt das Beispiel nahe. Aber vor allem nehmen sie eine wichtige Rolle in der modernen Wirtschaft, insbesondere im internationalen Handel und in der internationalen Logistik, ein.⁹ Ihre Effizienz liegt nicht nur im Interesse von privaten Unternehmen sondern auch in dem des Staates. Und sie stellen vor dem Hintergrund der enormen technischen Entwicklung der letzten Jahre Organisationen dar, die einem ständigen Effizienz- und Konkurrenzdruck ausgesetzt sind und sich daher für einen Best-Practice-Vergleich gut eignen.¹⁰

¹ Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. V

² Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 1

³ Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. V

⁴ Vgl. (Rossmly, 2007) S. 1

⁵ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 1 f.

⁶ Vgl. (Cook, et al., 2005) S. 1

⁷ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 2

⁸ Vgl. (Wilken, 2007) S. 2

⁹ Vgl. (Liu, 2010) S. 12

¹⁰ Vgl. (Herrera, et al., 2008) S. 166

2. Effizienzmessung

2.1. Effizienz, Effektivität und Produktivität

Bevor auf das Thema Effizienzmessung eingegangen werden kann, gilt es zunächst die Begriffe Effizienz, Effektivität und Produktivität zu erläutern und abzugrenzen. Sie werden in der Literatur oft synonym verwendet, ohne dass auf ihre Bedeutungen und Unterschiede genauer eingegangen wird.¹¹

Der Begriff Effizienz hat seinen Ursprung in dem lateinischen Wort „efficientia“, das mit „Wirksamkeit“ übersetzt wird.¹² Auch der Duden beschreibt „effizient“ mit „wirksam“ und darüber hinaus mit „wirtschaftlich“.¹³ Oft kommt der Begriff zum Einsatz, wenn eine Handlung, eine Methode, ein Verfahren etc. in einem Vergleich als besser gegenüber etwas anderem bewertet wird.¹⁴ In der Wissenschaft hat sich die Definition von Effizienz als Verhältnis von verwendeten Inputs zu erreichten Outputs durchgesetzt.¹⁵ Diese Sichtweise spiegelt das ökonomische Prinzip wieder.¹⁶ Ein gewünschtes Ergebnis (Output) mit einem minimalen Ressourceneinsatz (Input) zu erreichen, gilt als effizient¹⁷ und folgt dem Minimalprinzip.¹⁸ Beim Maximalprinzip hingegen ist das Ziel, mit vorgegebenen Mitteln den größtmöglichen Ertrag zu verwirklichen.¹⁹ Effizienz wird daher auch als Vermeidung von Verschwendung beschrieben.²⁰

Ein anderes Leistungskonzept verfolgt die Effektivität.²¹ Auch dieser Begriff hat seine Herkunft in einem lateinischen Wort.²² „Effectivus“ kann, ähnlich wie „efficientia“, mit „bewirkend“ übersetzt werden.²³ Laut Duden hat „effektiv“ zudem noch die Bedeutung „lohnend“, „nutzbringend“.²⁴ Wirtschaftlichkeit findet hier keine Beachtung, denn Effektivität beschreibt die Fähigkeit einer Organisation sich Zielvorgaben zu setzen und zu erfüllen.²⁵ Anders als bei der Effizienz hat der Mitteleinsatz bei der Erreichung dieser Ziele keine Bedeutung.²⁶ Es findet

¹¹ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 7

¹² Vgl. (PONS)

¹³ Vgl. (Duden) → effizient

¹⁴ Vgl. (Kleine, 2002) S. 1

¹⁵ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 7

¹⁶ Vgl. ebenda

¹⁷ Vgl. (Sherman, et al., 2006) S. 3

¹⁸ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 83

¹⁹ Vgl. ebenda

²⁰ Vgl. (Lashhof, 2006) S. 22

²¹ Vgl. (Sherman, et al., 2006) S. 2

²² Vgl. (Duden) → effektiv

²³ Vgl. (Steinmann)

²⁴ Vgl. (Duden) → effektiv

²⁵ Vgl. (Sherman, et al., 2006) S. 2-3

²⁶ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 8

vielmehr ein Vergleich der gewünschten Outputs zu den Ist-Outputs, ohne Relation zu den Inputs, statt.²⁷ Der Unterschied zwischen Effizienz und Effektivität kann auch vereinfacht damit beschrieben werden, dass Effektivität ist, den richtigen Job zu machen, während Effizienz ist, den Job richtig zu machen.²⁸

Während sich Effizienz und Effektivität relativ eindeutig voneinander abgrenzen lassen, ist eine Differenzierung des Begriffes Produktivität zu den beiden schon etwas komplexer.²⁹ Produktivität gilt ursprünglich als eine volkswirtschaftliche Kennzahl für die Leistungsfähigkeit bzw. als ein Leistungsparameter von Unternehmen.³⁰ Sie wird, wie die Effizienz, als Verhältnis zwischen den produzierten Outputs und den eingesetzten Inputs definiert.³¹ Daher werden die beiden Begriffe oft uneingeschränkt synonym verwendet.³² Teilweise findet in der Literatur eine Differenzierung in Bezug auf die Beschaffenheit der Input- und Outputgrößen statt.³³ Handelt es sich um ein mengenmäßiges Verhältnis zwischen Produktionsfaktoren und Produkten, so wird von technischer Effizienz als Produktivität gesprochen. Sind die Größen monetär bewertet, wird das Verhältnis als (ökonomische) Effizienz bezeichnet.³⁴

In dieser Arbeit werden die Begriffe Produktivität und Effizienz als synonym betrachtet und sowohl mengenmäßige als auch monetäre Input- und Outputgrößen einbezogen.

2.2. Effizienzmessung

Für die Messung von Produktivität bzw. Effizienz gilt im Weiteren, dass zwischen totaler Faktorproduktivität und Teilproduktivitäten, wie Arbeits-, Material- oder Flächenproduktivität, unterschieden werden kann.³⁵ Bei Ersterer werden sämtliche Inputs (x_i) einer Produktion berücksichtigt und gewichtet (v_i).³⁶ Daraus ergibt sich für alle $i = 1, \dots, m$:

$$\text{Totale Faktorproduktivität} = \frac{y}{v_1x_1 + v_2x_2 + \dots + v_mx_m} \quad (2.1)$$

Erbringt eine Produktion mehrere Outputs (y), so sind diese in gleicherweise wie die Inputs zu gewichten und zu aggregieren.³⁷ Problematisch bei dieser Produktivitätsformel ist jedoch, dass

²⁷ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 8

²⁸ Vgl. (Sherman, et al., 2006) S. 3

²⁹ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 8

³⁰ Vgl. (Bruhn, et al., 2011) S. 5

³¹ Vgl. (Coelli, et al., 2005) S. 2

³² Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 8

³³ Vgl. ebenda

³⁴ Vgl. (Lasshof, 2006) S. 22

³⁵ Vgl. (Coelli, et al., 2005) S. 3

³⁶ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 10

³⁷ Vgl. ebenda

sie nicht nur voraussetzt, dass die Input- und Outputgrößen messbar sind, sondern auch, dass die Mengeneinheiten dieser von gleicher Art und Dimension und somit im Zähler und Nenner gleich sind.³⁸ Sind diese unterschiedlich, so lassen sie sich nicht miteinander verrechnen, weshalb in der Praxis oft auf Teilproduktivitäten zurückgegriffen wird.³⁹ Bei diesen partiellen Faktorproduktivitäten wird nur die Einsatzmenge (x_i) eines bestimmten Inputs (i) ins Verhältnis zu der Ausbringungsmenge (y) gesetzt:⁴⁰

$$\text{Partielle Faktorproduktivität} = \frac{y}{x_i} \quad (2.2)$$

Durch diese Betrachtungsweise getrennter Teilproduktivitäten kann zwar das Problem der Verrechnung unterschiedlicher Mengeneinheiten umgangen werden, es entsteht jedoch ein neues Problem in Bezug auf die Interpretation des Ergebnisses. Abhängigkeiten zwischen den verschiedenen Faktoren werden nicht berücksichtigt und Einflüsse auf den Output gegebenenfalls dem falschen Input zugeschrieben.⁴¹

Bei der partiellen Faktorproduktivität handelt es sich um ein sogenanntes traditionelles Verfahren der ersten Generation zur Bewertung von Effizienz.⁴² Sie gehört zu den Verhältnis-kennzahlen, bei denen sowohl Input- als auch Outputgrößen einbezogen werden. Als Beispiel ist der Umsatz pro Mitarbeiter anzuführen.⁴³ Solche Leistungsindikatoren werden oft auch als Key Performance Indicators, kurz KPIs, bezeichnet.⁴⁴ Weitere traditionelle Kennzahlen zur Ermittlung von Effizienz betrachten entweder ausschließlich Inputgrößen (z.B. Mitarbeiterzahl) oder ausschließlich Outputgrößen (z.B. Umsatz).⁴⁵ Es ist jedoch anzuführen, dass bei diesen die eigentliche Effizienzmessung, in Form der Gegenüberstellung von Inputs und Outputs, nicht stattfindet.⁴⁶ Es erfolgt lediglich eine eindimensionale Betrachtung der Effizienz.⁴⁷

Zudem ist festzustellen, dass die Verwendung von traditionellen KPIs auf impliziten Annahmen beruht.⁴⁸ So wird von konstanten Skalenerträgen und linear messbaren Inputs und Outputs ausgegangen.⁴⁹ Darüber hinaus findet, wie bereits oben erwähnt, meist nur eine Teilbewertung statt, wodurch ein ganzheitlicher Vergleich verschiedener Einheiten nicht möglich ist.⁵⁰ Die

³⁸ Vgl. (Backhaus, et al., 2011) S. 227

³⁹ Vgl. ebenda

⁴⁰ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 10 f.

⁴¹ Vgl. (Backhaus, et al., 2011) S. 228

⁴² Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 88

⁴³ Vgl. ebenda

⁴⁴ Vgl. (Bogetoft, et al., 2011) S. 8

⁴⁵ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 88

⁴⁶ Vgl. (Wilken, 2007) S. 26

⁴⁷ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 106

⁴⁸ Vgl. (Bogetoft, et al., 2011) S. 9

⁴⁹ Vgl. ebenda

⁵⁰ Vgl. ebenda

Bestimmung einzelner Produktivitäten beinhaltet zusätzlich nicht zwangsweise eine Aussage über die Gesamtproduktivität einer Organisation.⁵¹

Verfahren der Effizienzmessung, die sich mit einer Input-Output-Betrachtung befassen, können weiter in solche der absoluten Effizienzmessung und solche der relativen Effizienzmessung unterschieden werden.⁵² Absolute Effizienz zu ermitteln ist jedoch nur dann möglich, wenn technische Standards oder Normen bestehen, die die objektiv richtige Produktionsfunktion und das maximal erreichbare Input-Output-Verhältnis vorgeben.⁵³ Diese Parameter sind aber meist unbekannt.⁵⁴ Daher wird die Effizienz einer Aktivität in der Regel in Bezug zu einer oder mehreren anderen Aktivitäten bestimmt.⁵⁵ Die zu vergleichenden Produktivitätskennzahlen können dabei verschiedenen Einheiten einer Organisation, verschiedenen Organisationen oder verschiedenen Zeitperioden einer Einheit entstammen. In jedem Fall handelt es sich um relative Effizienz.⁵⁶ Eine wichtige Voraussetzung einer solchen Effizienzanalyse ist dabei, dass die Entscheidungseinheiten (Decision Making Units, DMUs) homogen sind, d.h. mit gleich-artigen Inputs gleichartige Outputs produzieren.⁵⁷ Dieser Ansatz steht in engem Zusammenhang mit Benchmarking, auf das später noch eingegangen wird.⁵⁸

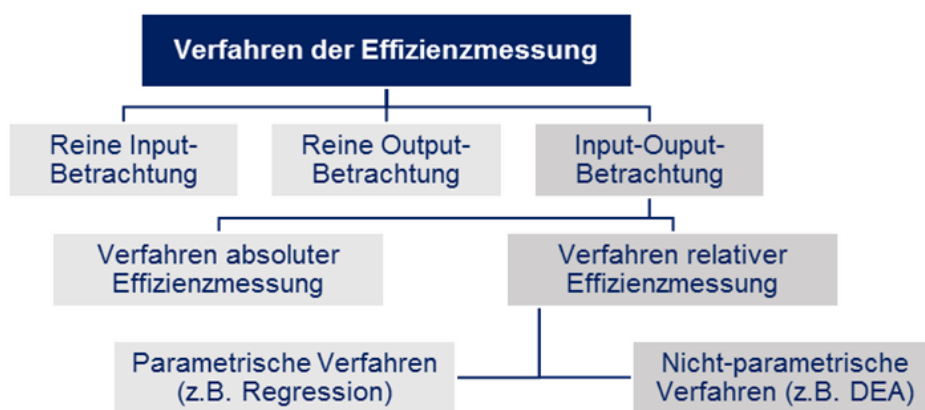


Abbildung 2.1: Verfahren der Effizienzmessung⁵⁹

Die Abbildung 2.1 zeigt die bisher vorgestellte Einteilung von Effizienzmessverfahren. Im Weiteren können Verfahren der relativen Effizienzmessung noch in parametrisch und nicht-parametrisch gegliedert werden.⁶⁰ Auf sie soll im Folgenden genauer eingegangen werden.

⁵¹ Vgl. (Bogetoft, et al., 2011) S. 9

⁵² Vgl. (Wilken, 2007) S. 27

⁵³ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 11

⁵⁴ Vgl. ebenda S. 104 f.

⁵⁵ Vgl. ebenda S. 11 f.

⁵⁶ Vgl. ebenda S. 12

⁵⁷ Vgl. (Rossmly, 2007) S. 38

⁵⁸ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 68

⁵⁹ Vgl. (Wilken, 2007) S. 27

⁶⁰ Vgl. ebenda

Beide Techniken bedienen sich mathematisch errechneter Produktionsfunktionen, die mehrere Input-Output-Kombinationen als Referenzpunkte beinhalten. So wird es möglich eine ganzheitliche Effizienz unter Berücksichtigung einer Vielzahl von Input- und Outputgrößen zu ermitteln.⁶¹ An dieser Stelle soll auf die, zu Beginn des Kapitels vorgestellte, totale Faktorproduktivität verwiesen werden. Wie dort beschrieben, muss bei multiplen Input- und Outputfaktoren eine Gewichtung dieser stattfinden. Diese Gewichtung ist abhängig von der entwickelten Produktionsfunktion, deren Ursprung wiederum parametrische und nicht-parametrische Verfahren der Effizienzmessung differenziert.⁶² Grundsätzlich repräsentieren Produktionsfunktionen die technisch effizienten Produktionspunkte einer Technologie(menge), welche wiederum alle realisierbaren Input-Output-Kombinationen (Produktionspunkte) einer Produktion umfasst (siehe Abbildung 2.2).⁶³

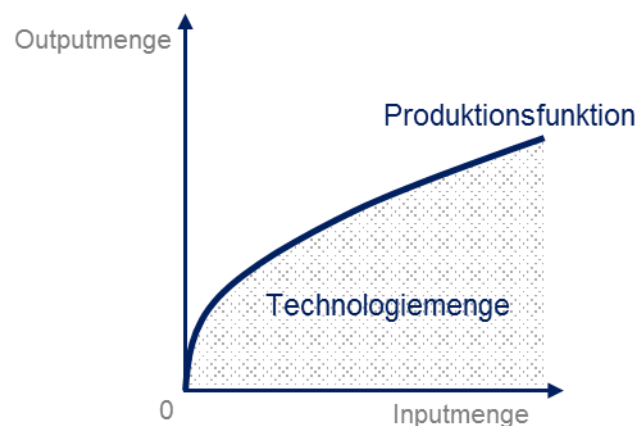


Abbildung 2.2: Beispiel einer Technologiemenge und Produktionsfunktion⁶⁴

2.2.1. Parametrische Verfahren der Effizienzmessung

Parametrische Modelle sind dadurch charakterisiert, dass sie a priori bereits weitestgehend definiert werden und nur ein begrenztes Set von unbekanntem Parametern anhand der Daten geschätzt wird.⁶⁵ Genau bedeutet dies, dass schon vorab die Form des Funktionsverlaufes der Produktionsfunktion festgelegt wird.⁶⁶ Die Produktionsfunktion selbst wird dann unter Einbeziehung aller Beobachtungspunkte statistisch geschätzt.⁶⁷ Dazu wird angenommen, dass die berechneten Gewichtungparameter sämtlicher Input- und Outputgrößen für alle zu untersuchenden Einheiten identisch sind.⁶⁸

⁶¹ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 69

⁶² Vgl. ebenda

⁶³ Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. 3

⁶⁴ Vgl. ebenda S. 4

⁶⁵ Vgl. (Bogetoft, et al., 2011) S. 17

⁶⁶ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 109

⁶⁷ Vgl. ebenda

⁶⁸ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 69

Weiter kann innerhalb der parametrischen Verfahren zwischen solchen unterschieden werden, bei denen eine Durchschnittsproduktionsfunktion geschätzt wird und solchen, bei denen eine Randproduktionsfunktion (auch als Frontierproduktionsfunktion bezeichnet)⁶⁹ geschätzt wird.⁷⁰ Bei Ersterer wird eine durchschnittlich effiziente Input-Output-Funktion wiedergegeben und es sind sowohl positive als auch negative Abweichungen von dieser möglich.⁷¹ Als Beispiel für ein solches Verfahren ist die Regressionsanalyse anzuführen. Effizienz wird hier als Abstand zur Regressionsfunktion ermittelt, und liegt vor, wenn eine Einheit auf oder über dieser liegt.⁷² Beim Frontieransatz hingegen wird die maximal mögliche Effizienz abgebildet, von der nur Abweichungen nach unten zugelassen sind, wodurch systematische Ineffizienzen aufgezeigt werden können.⁷³

Ein zusätzliches Differenzierungskriterium innerhalb der parametrischen Verfahren zur Effizienzmessung ist die Art ihrer Funktionsverläufe.⁷⁴ Bei deterministischen Modellen werden sämtliche Abweichungen von der Produktionsfunktion für Ineffizienzen gehalten, sowie Fehler bei der Messung oder Spezifikation ausgeschlossen. So wird die unrealistische Annahme getroffen, dass sich die Beobachtungswerte mit höchster Genauigkeit ermitteln lassen und auch die Produktionsfunktion korrekt gewählt wurde.⁷⁵ Bei stochastischen Verfahren wird dies vermieden, indem Abweichungen von der Produktionsfunktion nur zum Teil der Ineffizienz einer Einheit zugeschrieben werden und daneben noch ein Zufallsfaktor für Fehler einbezogen wird.⁷⁶ In der Theorie lassen sich so Messfehler und tatsächliche Ineffizienzen trennen. In der Praxis hat sich jedoch herausgestellt, dass der Einbezug eines Störterms für solche Ungenauigkeiten oder Zufälle oft mit Fehlern verbunden ist.⁷⁷

Die parametrischen Verfahren sind wegen ihrer schon zuvor erwähnten Schwächen, wie der a priori Schätzung des Funktionsverlaufes sowie der Input-Output-Verteilung und der damit zusammenhängenden Gefahr des Einflusses von Spezifikationsfehlern auf die gemessene Effizienz, als restriktiv anzusehen und scheinen nur sinnvoll, wenn Theorie und Wirklichkeit kongruieren.⁷⁸

⁶⁹ Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. 5

⁷⁰ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 109

⁷¹ Vgl. ebenda

⁷² Vgl. (Wilken, 2007) S. 28

⁷³ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 109

⁷⁴ Vgl. ebenda

⁷⁵ Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. 66

⁷⁶ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 110

⁷⁷ Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. 70

⁷⁸ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 121

2.2.2. Nicht-parametrische Verfahren der Effizienzmessung

Bei den nicht-parametrischen Verfahren der Effizienzmessung hingegen, handelt es sich um mathematische Programmierungsmodelle, bei denen der Funktionsverlauf nicht von Anfang an festgelegt, sondern implizit bestimmt wird.⁷⁹ Mit Hilfe von Verfahren der linearen Optimierung wird eine Frontierfunktion konstruiert, die alle empirisch ermittelten Produktionspunkte umhüllt.⁸⁰ Sie verbindet dabei die am weitesten außen liegenden Punkte in Teilabschnitten linear und bietet so eine Best-Practice-Orientierung.⁸¹ Diese Teilfunktionen stellen eine bessere Wiedergabe der Realität dar, da verschiedene Strategien, das heißt verschiedene Input-Output-Transformationen, als effizient gelten können.⁸²

Bei der Verwendung von nicht-parametrischen Verfahren sind vorab lediglich schwache Annahmen zu den Eigenschaften der Technologiemenge zu treffen.⁸³ Dabei gilt es auf ihre Disposabilität, ihre Konvexität und ihre Skalenerträge einzugehen.⁸⁴

Bei der Disposabilität ist zwischen freier Verschwendbarkeit und Nicht-Verschwendbarkeit bzw. schwacher Verschwendbarkeit zu unterscheiden. Während bei Ersterer davon ausgegangen wird, dass gleiche Outputmengen mit geringeren Inputmengen erzeugt werden können und dementsprechend gleiche Inputmengen geringere Outputmengen erzeugen können, ist es bei Letzterer nicht erlaubt, dass „[...] in jedem Punkt der Technologiemenge die Outputs beliebig verringert oder die Inputs beliebig vergrößert werden können.“⁸⁵

Im Weiteren lässt sich zwischen konvexen und nicht-konvexen Technologien differenzieren. Eine konvexe Technologie liegt vor, wenn jeder (virtuelle) Produktionspunkt, der auf einer linearen Verbindung zwischen zwei oder mehr empirischen (realen) Produktionspunkten liegt, als realisierbar gilt und in der Technologiemenge enthalten ist.⁸⁶ Im Gegensatz dazu umfassen nicht-konvexe Technologien ausschließlich reale Produktionen.⁸⁷

Das dritte Differenzierungskriterium für Technologiemengen ist die Annahme über die Konstanz oder Variabilität ihrer Skalenerträge. Bei konstanten Skalenerträgen führt eine Erhöhung oder Senkung des Inputs zu einer proportionalen Anpassung des Outputs, während bei variablen Skalenerträgen ein solcher linearer Zusammenhang nicht existiert und die Anpassung variiert.⁸⁸

⁷⁹ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 121

⁸⁰ Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. 68

⁸¹ Vgl. (Wilken, 2007) S. 30

⁸² Vgl. (Schwarz, 2013) S. 226

⁸³ Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. 68

⁸⁴ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 24

⁸⁵ Vgl. ebenda

⁸⁶ Vgl. ebenda

⁸⁷ Vgl. (Wilken, 2007) S. 119

⁸⁸ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 77

Beispiele für nicht-parametrische Verfahren der Effizienzmessung stellen die Free Disposable Hull Analysis (FDH) und die Data Envelopment Analysis dar.⁸⁹ Bei beiden Modellen wird grundsätzlich freie Disposabilität angenommen.⁹⁰ Die Technologie einer FDH Analysis ist jedoch stets nicht-konvex und weist somit nur reale Produktionspunkte aus, während bei einer klassischen DEA eine konvexe Technologie auch hypothetische Produktionspunkte umfasst.⁹¹ Bei Letzterer sind für eine Effizienzmessung noch die Konstanz oder Variabilität der Skalenerträge von Bedeutung. Bei nicht-konvexen Technologiemengen ist diese Unterscheidung nicht notwendig, da sich bei einer FDH Analysis aus der Nicht-Konvexität der Technologie eine Treppenfunktion ergibt.⁹² Abbildung 2.3 zeigt die verschiedenen Randproduktionsfunktionen, die sich aus den unterschiedlichen Annahmen zu den Technologien einer Produktion ergeben können.

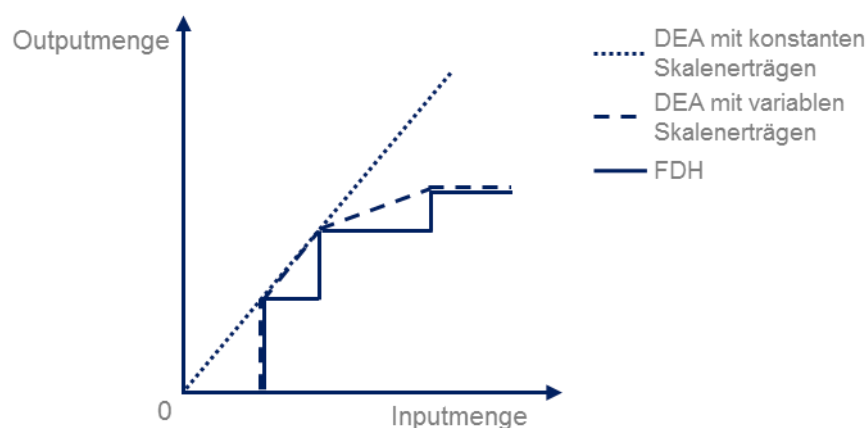


Abbildung 2.3: Grafische Darstellung des effizienten Randes unter Verwendung verschiedener Technologien⁹³

Auf die Data Envelopment Analysis inklusive ihrer Vor- und Nachteile wird in Kapitel 3 weiter eingegangen. Hier soll aber schon einmal auf einen allgemeinen Nachteil nicht-parametrischer Verfahren der Effizienzmessung hingewiesen werden, der beinhaltet, dass stochastische Faktoren wie Messfehler oder Zufälle nicht beachtet werden und dadurch eine Prüfung der gemessenen Effizienz stark erschwert ist.⁹⁴ Um diesen Nachteil zu umgehen und die Vorteile der parametrischen und nicht-parametrischen Modelle zu nutzen, wurden sogenannte semi-parametrische Verfahren der Effizienzmessung entwickelt, zu denen auch Abwandlungen bzw. Weiterentwicklungen der klassischen DEA gehören, die in Kapitel 3.4. Beachtung finden sollen.⁹⁵

⁸⁹ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 68

⁹⁰ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 132 & (Allen, 2002) S. 116

⁹¹ Vgl. (Wilken, 2007) S. 119

⁹² Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. 69

⁹³ Vgl. (Wilken, 2007) S. 50

⁹⁴ Vgl. ebenda S. 30 f.

⁹⁵ Vgl. ebenda S. 31 f.

2.3. Benchmarking

Wie schon zuvor erwähnt, sind die relative Effizienzmessung und Benchmarking eng miteinander verbunden. Da absolute Effizienzkennzahlen oft über wenig Aussagekraft verfügen, wird die Effizienz bzw. Ineffizienz einer Einheit oft in Vergleich zu einer oder mehreren anderen Einheiten gesetzt und so mit einem Referenzmaßstab gearbeitet.⁹⁶ Benchmarking beschreibt hierbei den Prozess von der Bestimmung fundierter Leistungskennzahlen zum Vergleich gleichrangiger DMUs über die Nutzung dieser zur Ermittlung der relativen Position der DMUs bis hin zur letztendlichen Festlegung eines effizienten Leistungsstandards.⁹⁷ Dieser Leistungsstandard entspricht bei einer DEA der Frontierproduktionsfunktion und ist somit empirisch belegt.⁹⁸ Da bei der Data Envelopment Analysis mehrere Produktivitätsmaße in einem Modell betrachtet werden können, wird sie auch „Balanced Benchmarking“ genannt.⁹⁹

Die DMUs bzw. Einheiten, die bei einem Benchmarking verglichen werden, können Betriebe, Verbände, Divisionen, Industrien, Projekte etc. sein.¹⁰⁰ Wenn diese wiederum einer Organisation entstammen, handelt es sich um intra-organisatorische Vergleiche, wenn sie mehreren Organisationen entstammen, so sind es inter-organisatorische Vergleiche. Zudem können für ein Benchmarking die Leistungen der DMUs über verschiedene Zeitperioden gegenübergestellt werden, um einen Überblick über die Entwicklung der Produktivität zu erhalten.¹⁰¹ Durch eine solche relative Bewertung kann mehr Objektivität in Bezug auf die eigenen Fähigkeiten gewahrt werden, da eine Orientierung an realistischen Best-Practice-Modellen erfolgt.¹⁰²

Ein Benchmark stellt innerhalb eines Benchmarkingprozesses den Leistungsmaßstab dar, an dem die eigene Performance evaluiert wird. Die Definition eines solchen Benchmarks ist dabei von entscheidender Bedeutung, da verschiedene Dimensionen und Merkmale betrachtet werden können.¹⁰³ Je nach Auswahl dieser ergeben sich unterschiedliche Referenzpunkte zu denen die eigene Leistung in Beziehung gestellt werden kann, woraus sich unterschiedliche Einschätzungen des Leistungsniveaus ergeben können.¹⁰⁴ Die Dimensionen, die ein Benchmarking charakterisieren, beziehen sich dabei auf die möglichen Vergleichsobjekte, die

⁹⁶ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 89

⁹⁷ Vgl. (Zhu, 2014) S. 245

⁹⁸ Vgl. ebenda

⁹⁹ Vgl. ebenda S. 291

¹⁰⁰ Vgl. (Bogetoft, et al., 2011) S. 1

¹⁰¹ Vgl. ebenda S. 1 f.

¹⁰² Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 89

¹⁰³ Vgl. ebenda S. 97

¹⁰⁴ Vgl. ebenda S. 96

möglichen Vergleichspartner, den möglichen Vergleichsmaßstab, den Vergleichshorizont und das Vergleichsziel (siehe Abbildung 2.4).¹⁰⁵

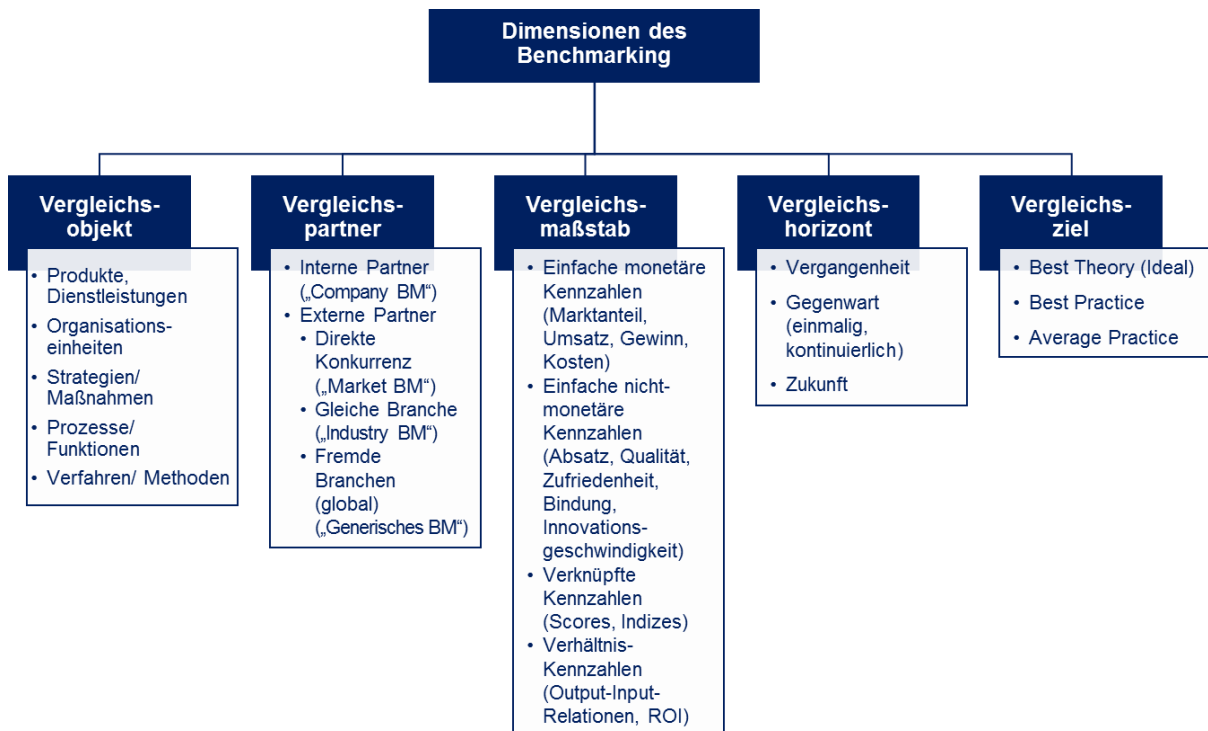


Abbildung 2.4: Dimensionen des Benchmarking¹⁰⁶

Sind die zu betrachtenden Merkmale für ein Benchmarking gewählt und ist mit den entsprechenden Daten eine Frontierfunktion ermittelt worden, so kann sich diese z.B. durch den Einbezug neuer DMUs stets verändern. Eine neue DMU, die eine höhere Effizienz aufweist, als der Frontier bis dahin umfasst, führt dazu, dass dieser angepasst und z.B. mithilfe der DEA eine neue Frontierfunktion berechnet wird.¹⁰⁷ Daher handelt es sich bei Benchmarking um einen kontinuierlichen, systematischen Prozess.¹⁰⁸

¹⁰⁵ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 97 f.

¹⁰⁶ Vgl. ebenda S. 98

¹⁰⁷ Vgl. (Zhu, 2014) S. 245

¹⁰⁸ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S: 97

2.4. Bedeutung von Effizienzmessung und Benchmarking

In einer Zeit, in der sich die Anforderungen der Kunden an Sach- und Dienstleistungen ständig ändern und steigern, stehen Unternehmen unter einem enormen Wettbewerbsdruck. Sie werden gezwungen zu agieren und oft kommt dabei der Begriff der „Effizienzsteigerung“ ins Spiel.¹⁰⁹ Effizienzmessung und Benchmarking spielen hierfür eine zentrale Rolle und sind wichtige Werkzeuge für Verbesserungen.¹¹⁰ Aber nicht nur im privatwirtschaftlichen Sektor ist Effizienz von Bedeutung. Auch staatliches Handeln wird immer mehr unter diesem Gesichtspunkt betrachtet, da eine Effizienzsteigerung meist mit Einsparungen an Ressourcen einhergeht. Ineffizienz wiederum kann in diesem Zusammenhang mit Ressourcenverschwendung oder Managementfehlern verknüpft werden.¹¹¹

Die Ermittlung der Effizienz von Leistungseinheiten und die Befolgung des ökonomische Prinzips gehören zu den Grundlagen planvollen wirtschaftlichen Handelns.¹¹² Da jedoch einzelne Effizienzkennzahlen meist wenig Aussagekraft haben, ist der Vergleich von Leistungen zu Referenzmaßstäben sinnvoll. Da Benchmarking diesem Prinzip folgt, ist es in der modernen Management- und Strategieforschung sowie der Unternehmenspraxis mittlerweile fest etabliert.¹¹³ Insbesondere die Ziele der Messung von nicht-monetären Erfolgsgrößen sowie der Zusammenführung von multiplen Leistungsindikatoren zu einer ganzheitlichen Effizienzkennzahl werden dabei mehr und mehr verfolgt, um einen Überblick über die Gesamtperformance einer Unternehmung zu erlangen, sämtliche Potentiale zu erkennen und nicht durch die Betrachtung von Teilproduktivitäten fehlgeleitet zu werden.¹¹⁴ Die Data Envelopment Analysis kann hierfür eine geeignete Methode bieten und wird im Weiteren genauer vorgestellt.¹¹⁵

¹⁰⁹ Vgl. (Wilken, 2007) S. 1

¹¹⁰ Vgl. (Cook, et al., 2005) S. 73

¹¹¹ Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. V

¹¹² Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 83

¹¹³ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 89

¹¹⁴ Vgl. ebenda S. 2

¹¹⁵ Vgl. (Zhu, 2015) S. 291

3. Data Envelopment Analysis

3.1. Ursprung der DEA

Der Begriff „Data Envelopment Analysis“ wurde das erste Mal in einer Publikation von Charnes, Cooper und Rhodes im Jahr 1978 verwendet.¹¹⁶ Sie entwickelten die Methode auf der Basis von Arbeiten von Farrell und Shephard, wobei Ersterer 1957 erstmalig einen Ansatz zur stückweisen linearen Schätzung eines Frontiers mithilfe einer konvexen Hülle vorschlug.¹¹⁷

Ihren Ursprung hat die DEA in der volkswirtschaftlichen Produktionstheorie.¹¹⁸ Das von Pareto Ende des 19. Jahrhunderts formulierte wohlfahrtsökonomische Prinzip ist die Grundlage für den ökonomischen Effizienzbegriff, der 1951 von Koopmans in seiner Aktivitätenanalyse auf die Produktionstheorie übertragen wurde.¹¹⁹ Daraus entstand das Pareto-Koopmans-Konzept, das besagt, dass „[...] eine Aktivität Pareto-Koopmans-effizient ist, wenn sie im Vergleich zu allen anderen Aktivitäten bezüglich sämtlicher Kriterien wenigstens genauso gut ist und bei mindestens einem Kriterium bessere Ergebnisse erzielt.“¹²⁰ Als Kriterien gelten hier die Inputs und Outputs einer Aktivität (Produktion), die grundsätzlich zu minimieren bzw. zu maximieren sind.¹²¹ Die DEA ist auf diesem Konzept begründet und entsprechend werden Optimierungsprobleme abgebildet, die mithilfe von linearer Programmierung gelöst werden.¹²²

Das Modell wurde insbesondere für die Auswertung von Non-Profit-Organisationen und des öffentlichen Sektors entwickelt und hat sich seitdem als Möglichkeit bewiesen Verbesserungspotentiale aufzudecken, die andere Verfahren nicht erkennen lassen.¹²³ Heute wird mithilfe der DEA die Effizienz verschiedenster Einheiten gemessen, dazu gehören z.B. Krankenhäuser, Universitäten, Städte, Gerichte, Unternehmen und sogar ganze Länder.¹²⁴

Seit der ersten Vorstellung der DEA haben Forscher aus verschiedenen Fachbereichen erkannt, dass es sich um eine exzellente und einfache Methode zur Effizienzmessung handelt und sie daher vielfach weiterentwickelt.¹²⁵ Mittlerweile gibt es viele Tausend theoretische und anwendungsbezogene wissenschaftliche Beiträge zu dem Thema.¹²⁶ Das von Charnes,

¹¹⁶ Vgl. (Coelli, et al., 2005) S. 162

¹¹⁷ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 143 & (Coelli, et al., 2005) S. 162

¹¹⁸ Vgl. (Bauer, et al., 2006) S. 276

¹¹⁹ Vgl. (Wilken, 2007) S. 11

¹²⁰ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 65 f.

¹²¹ Vgl. (Wilken, 2007) S.12

¹²² Vgl. (Schwarz, 2013) S. 65 f.

¹²³ Vgl. (Sherman, et al., 2006) S. 50

¹²⁴ Vgl. (Cook, et al., 2005) S. 1

¹²⁵ Vgl. ebenda S. 1

¹²⁶ Vgl. (Bogetoft, et al., 2011) S. 81

Cooper und Rhodes vorgestellte CCR-Grundmodell ist daher nur noch ein Teil einer ganzen Modellfamilie unter dem Überbegriff der Data Envelopment Analysis.¹²⁷

3.2. Grundlagen der DEA

Die DEA ist ein nicht-parametrisches Verfahren der Effizienzmessung, das auf mathematischer Programmierung beruht.¹²⁸ Sie ermöglicht eine Analyse der produktiven Effizienz von DMUs, die multiple Inputs in multiple Outputs umwandeln.¹²⁹ Dabei können alle relevanten quantifizierbaren Input- und Outputfaktoren einbezogen werden.¹³⁰ Wichtig ist, dass die Vergleichseinheiten homogen sind, das heißt gleichartige Input- und Outputfaktoren verwendet werden.¹³¹ Ein Quotient aus den Inputs und Outputs stellt dann das Effizienzmaß dar.¹³² Für die Berechnung dieses Quotienten werden die Inputs und Outputs aggregiert, wobei für jede DMU die Gewichtung der Faktoren individuell erfolgt. So ergeben sich äquiproportionale Effizienzkennzahlen für alle Vergleichseinheiten.¹³³ Als relativ effizient gelten dann die Einheiten, die über ein maximales Verhältnis von gewichteten Outputs zu gewichteten Inputs verfügen. Sie haben einen Effizienzwert von 1.¹³⁴ Diese DMUs bilden als Efficient Peers die Randproduktionsfunktion, die eine Referenz für ineffiziente Entscheidungseinheiten ist.¹³⁵ Sie ist der äußere, effiziente Rand der Technologiemenge, die aus allen für möglich erachteten Leistungen der beobachteten DMUs konstruiert wird.¹³⁶

Wie schon einmal erwähnt, ist die Technologie einer klassischen DEA konvex, weshalb die Technologiemenge nicht nur reale, beobachtete Produktionen, sondern auch plausible, hypothetische Produktionspunkte umfasst.¹³⁷ Diese virtuellen Referenzeinheiten werden aus angrenzenden Beobachtungen linear kombiniert. Sie liegen somit auf einer linearen Verbindung zwischen zwei effizienten Produktionspunkten, wobei der Anteil einer DMU an einem Referenzpunkt mit λ bezeichnet wird und sich aus dem Abstand zwischen realem Produktions- und virtuellem Referenzpunkt ergibt.¹³⁸ Wird die Technologie T einer Produktion mit den beobachteten Inputs in der Matrix X und den beobachteten Outputs in der Matrix Y durch $T =$

¹²⁷ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 97 f.

¹²⁸ Vgl. (Wilken, 2007) S. 11

¹²⁹ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 86

¹³⁰ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 143

¹³¹ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 67

¹³² Vgl. (Backhaus, et al., 2011) S. 234

¹³³ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 67

¹³⁴ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 144

¹³⁵ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 67

¹³⁶ Vgl. (Backhaus, et al., 2011) S. 234

¹³⁷ Vgl. (Rossmly, 2007) S. 47

¹³⁸ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 126 f.

$\{(X, Y) \mid Y \geq 0 \text{ kann erstellt werden aus } X \geq 0\}$ beschrieben, so gilt bei Konvexität, wenn $(X_k, Y_k) \in T$ mit $k = 1, \dots, n$ (Index der DMUs) und $\lambda_k \geq 0$ gilt, auch $(\sum_k \lambda_k X_k, \sum_k \lambda_k Y_k) \in T$.¹³⁹ Weiter wird für die Technologiemenge freie Verschwendbarkeit angenommen. Es befinden sich demnach auch ineffiziente Produktionspunkte, die über höhere Inputs oder geringere Outputs verfügen, in ihr. Dementsprechend gilt, wenn $(X, Y) \in T$ und $X' \geq X$ auch $(X', Y) \in T$ bzw. wenn $(X, Y) \in T$ und $Y' \leq Y$ auch $(X, Y') \in T$.¹⁴⁰ Zusätzlich wird davon ausgegangen, dass kein Output ohne Input erzeugt werden und eine Sättigung nicht eintreten kann, die Outputs folglich beliebig maximiert und die Inputs beliebig minimiert werden können.¹⁴¹ Sie dürfen jedoch laut der Nichtnegativitätsannahme keine negativen Werte aufweisen.¹⁴² Annahmen zu den Skalenerträgen variieren in den verschiedenen Weiterentwicklungen der DEA, weshalb an dieser Stelle keine allgemeine Aussage getroffen wird.¹⁴³ Festzuhalten ist jedoch, dass Technologiemengen als abgeschlossen und empirisch vollständig gelten, sie demnach alle Beobachtungen enthalten und alle Datenpunkte umhüllen.¹⁴⁴

Das DEA Effizienzmaß ist proportional, was bedeutet, dass die Effizienz einer Einheit relativ als prozentualer Anteil der maximal erreichbaren Leistung angegeben wird.¹⁴⁵ Mithilfe des Maßes wird ein Verbesserungsvorschlag für die DMU gegeben und die Ineffizienz als Abstand zur Frontierfunktion, der Grenze der Effizienz, ausgedrückt. Die Festlegung der Orientierung des Effizienzmaßes und der Art der Abstandsmessung ist für die Bestimmung des Wertes entscheidend.¹⁴⁶ Es gibt input-, output- und unorientierte Maße. Hat eine Analyse das Ziel, Einsparungen zu realisieren, d.h. die Inputs zu verringern, bzw. sind nur die Inputfaktoren beeinflussbar, so handelt es sich um eine Inputorientierung. Bei einem outputorientierten Effizienzmaß hingegen ist das Bestreben eine Outputsteigerung bzw. kann nur auf den Output eingewirkt werden. Ist beides möglich, so liegt keine Orientierung vor.¹⁴⁷ Zudem wird bei der DEA zwischen einem radialen und einem nicht-radialen Ansatz der Effizienzmessung unterschieden.¹⁴⁸ Eine radiale Distanzfunktion, die bei der klassischen DEA von Charnes, Cooper und Rhodes verwendet wird, ermittelt für eine Einheit einen Faktor, der angibt, um wieviel sich sämtliche Inputs bzw. Outputs verringern bzw. erhöhen müssten, damit Effizienz erreicht wird.¹⁴⁹ Hierbei wird nur ein Sachverhalt berücksichtigt, bei dem sich alle Input- bzw.

¹³⁹ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 144

¹⁴⁰ Vgl. ebenda S. 145

¹⁴¹ Vgl. ebenda S. 144

¹⁴² Vgl. (Schwarz, 2013) S. 76

¹⁴³ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 145

¹⁴⁴ Vgl. ebenda

¹⁴⁵ Vgl. (Bauer, et al., 2006) S. 276

¹⁴⁶ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 90 f.

¹⁴⁷ Vgl. ebenda S. 93 f.

¹⁴⁸ Vgl. ebenda S. 94

¹⁴⁹ Vgl. (Wilken, 2007) S. 23

Outputmengen ändern, nicht jedoch eine Änderung des Input- oder Outputmixes. Verbesserungen einzelner Faktoren werden somit nicht in Betracht gezogen.¹⁵⁰ Nicht-radiale Distanzfunktionen, die als solche in der Praxis die häufigste Anwendung finden, sind sogenannte additive Distanzfunktionen.¹⁵¹ Additive Effizienzmaße geben die maximal mögliche Summe der Verbesserungen von Inputs bzw. Outputs in absoluten Mengeneinheiten an, welche als Schlupf oder auch Slack bezeichnet werden.¹⁵² Eine dritte Gruppe von Distanzfunktionen stellen die hybriden Modelle dar, die radiale und nicht-radiale Ansätze verbinden.¹⁵³

Die Techniken der Linearen Programmierung, derer sich bei einer Data Envelopment Analysis bedient wird, sind mathematische Verfahren, bei denen eine lineare Zielfunktion unter linearen Nebenbedingungen maximiert oder minimiert werden soll.¹⁵⁴ Solche Linearen Programme (LP) müssen für jede DMU einzeln durchlaufen werden.¹⁵⁵ Oft werden sogar zwei LPs aufgestellt und berechnet, da zu jedem primalen LP ein duales LP gehört, das bei der Interpretation des Ergebnisses hilfreich sein kann. Beim Primalprogramm wird der schon zuvor erwähnte eindimensionale Effizienzwert einer DMU ermittelt, während beim Dualprogramm ein Referenzpunkt für die DMU auf der Randproduktionsfunktion gefunden werden soll.¹⁵⁶

Grundsätzlich lässt sich der Anwendungsprozess einer Data Envelopment Analysis in vier Phasen einteilen. Er verläuft von der Analysephase über die Planungsphase zur Umsetzungsphase und endet schließlich in der Kontrollphase.¹⁵⁷ In Ersterer werden der Analysegegenstand und die zu untersuchenden DMUs bestimmt, sowie die relevanten Input- und Outputfaktoren identifiziert.¹⁵⁸ In der Planungsphase müssen dann die Effizienzorientierung und Skalenerträge festgelegt werden.¹⁵⁹ Dabei wird zwischen Input- und Outputorientierung bzw. konstanten und variablen Skalenerträgen differenziert.¹⁶⁰ Je nach Auswahl in dieser Phase, muss in der Nächsten, der Umsetzungsphase, ein passendes DEA-Modell ausgesucht und angewendet werden.¹⁶¹ In der abschließenden Kontrollphase werden die Ergebnisse der Analyse dann überprüft und interpretiert. Dabei sind eventuelle Datenfehler zu finden und zu bereinigen und die Sensitivität und Validität der Ergebnisse zu prüfen, bevor das Ergebnis interpretiert wird.¹⁶²

¹⁵⁰ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 33

¹⁵¹ Vgl. (Wilken, 2007) S. 24

¹⁵² Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 34

¹⁵³ Vgl. (Wilken, 2007) S. 24

¹⁵⁴ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 66

¹⁵⁵ Vgl. (Backhaus, et al., 2011) S. 234

¹⁵⁶ Vgl. ebenda S. 235

¹⁵⁷ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 71

¹⁵⁸ Vgl. ebenda

¹⁵⁹ Vgl. ebenda S. 80

¹⁶⁰ Vgl. ebenda

¹⁶¹ Vgl. ebenda S. 71

¹⁶² Vgl. ebenda S. 102 f.

3.3. CCR-Modell (DEA-Basismodell)

Das CCR-Modell ist das ursprünglich von Charnes, Cooper und Rhodes vorgestellte DEA-Modell, das seinen Namen nach den drei Anfangsbuchstaben der Autorennamen erhielt.¹⁶³ Bei ihm werden konstante Skalenerträge angenommen.¹⁶⁴ Grundsätzlich gilt für eine DMU o , dass Inputs zu minimieren und Outputs zu maximieren sind, sowie, dass die Effizienz insgesamt zu maximieren ist.¹⁶⁵ Die Produktivität stellt daher einen Quotient aus der Summe der gewichteten Outputs und der Summe der gewichteten Inputs dar, der maximiert werden muss.¹⁶⁶ Die gewichteten Faktoren werden als virtuell bezeichnet.¹⁶⁷ Hieraus ergibt sich für die Produktivität einer DMU o mit m realisierten Input- und s realisierten Outputmengen:¹⁶⁸

$$\text{Produktivität der DMU } o = \frac{\text{virtueller Output der DMU } o}{\text{virtueller Input der DMU } o} = \frac{\sum_{j=1}^s u_{o,j} \cdot y_{o,j}}{\sum_{i=1}^m v_{o,i} \cdot x_{o,i}} \quad (3.1)$$

Hierbei stellen die Multiplikatoren $u_{o,j}$ und $v_{o,i}$ die Gewichtung der Outputs y_j bzw. der Inputs x_i dar.¹⁶⁹ Sie werden durch die Lösung der Maximierungsaufgabe bestimmt.¹⁷⁰ Diese lautet für den Effizienzwert der DMU o :

$$\max_{u_o, v_o} \frac{\sum_{j=1}^s u_{o,j} \cdot y_{o,j}}{\sum_{i=1}^m v_{o,i} \cdot x_{o,i}} \quad (3.2)$$

Unter den Nebenbedingungen: $u_{o,j} \geq 0 \quad \forall j = 1, \dots, s$
 $v_{o,i} \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, m$

Eine weitere Nebenbedingung, die das sogenannte Quotientenprogramm für die Berechnung einer Effizienz θ_o vervollständigt, ist, dass der Wert keine Zahl größer 1 annehmen darf.¹⁷¹ Zudem darf mit der optimalen Gewichtung einer DMU o auch keine andere der n DMUs einen höheren Effizienzwert als 1 erreichen.¹⁷² Im Laufe einer Data Envelopment Analysis muss für jede DMU $_k$ mit $k = 1, \dots, n$ ein Quotientenprogramm gelöst werden.¹⁷³ Dementsprechend sind für n DMUs n der folgenden Quotientenprogramme aufzustellen:

¹⁶³ Vgl. (Wilken, 2007) S. 34

¹⁶⁴ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 87

¹⁶⁵ Vgl. (Wilken, 2007) S. 34 f.

¹⁶⁶ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 148

¹⁶⁷ Vgl. (Wilken, 2007) S. 35

¹⁶⁸ Vgl. ebenda

¹⁶⁹ Vgl. ebenda

¹⁷⁰ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 148

¹⁷¹ Vgl. (Wilken, 2007) S. 35 f.

¹⁷² Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 99 f.

¹⁷³ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 89

$$\max_{u_o, v_o} \theta_o = \frac{\sum_{j=1}^s u_{o,j} \cdot y_{o,j}}{\sum_{i=1}^m v_{o,i} \cdot x_{o,i}} \quad (3.3)$$

Unter den Nebenbedingungen:

$$\frac{\sum_{j=1}^s u_{o,j} \cdot y_{k,j}}{\sum_{i=1}^m v_{o,i} \cdot x_{k,i}} \leq 1 \quad \forall k = 1, \dots, n$$

$$u_{o,j} \geq 0 \quad \forall j = 1, \dots, s$$

$$v_{o,i} \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, m$$

Da ein solches Quotientenprogramm, auch fraktionales Programmierungsproblem genannt, nicht so einfach zu lösen ist, muss es mithilfe der sogenannten Charnes-Cooper-Transformation in ein lineares Programmierungsproblem überführt werden, welches wiederum mit den bekannten Methoden der linearen Optimierung lösbar ist.¹⁷⁴ Hierzu wird der obige zu maximierende Quotient mit dem Kehrwert des Gesamtinputs erweitert. Dadurch ergibt sich für den virtuellen Input ein Wert von 1. Sowohl für die Inputvariablen als auch für die Outputvariablen entstehen neue Gewichtungsfaktoren, die in einer neuen Nebenbedingung bzw. in der neuen Zielfunktion erfasst sind.¹⁷⁵ Hierbei entspricht μ dem u und ν dem v .¹⁷⁶ Das so entstehende folgende LP kann z.B. unter Anwendung des Simplex-Algorithmus gelöst werden.¹⁷⁷ Es ergibt sich das primale, hier inputorientierte, CCR-Modell:¹⁷⁸

$$\max_{\mu_o} \theta_o = \sum_{j=1}^s \mu_{o,j} \cdot y_{o,j} \quad (3.4)$$

Unter den Nebenbedingungen:

$$\sum_{i=1}^m \nu_{o,i} \cdot x_{o,i} = 1$$

$$\sum_{j=1}^s \mu_{o,j} \cdot y_{k,j} \leq \sum_{i=1}^m \nu_{o,i} \cdot x_{k,i} \quad \forall k = 1, \dots, n$$

$$\mu_{o,j} \geq 0 \quad \forall j = 1, \dots, s$$

$$\nu_{o,i} \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, m$$

Dieses lineare Maximierungsproblem wird auch als Multiplier-Form bezeichnet, da es optimale Gewichtungen (multiplier) für die Inputs und Outputs bestimmt.¹⁷⁹ Diese spezifischen Gewichte werden für jede DMU durch die Lösung des Programms individuell bestimmt.¹⁸⁰ Die Anzahl der Nebenbedingungen für ein LP entspricht dabei der Anzahl der zu untersuchenden DMUs.¹⁸¹ Die Inputorientierung des vorliegenden Modells ist daran zu erkennen, dass das Maximum des Effizienzwertes auf 1 begrenzt ist, da er kleiner oder gleich den virtuellen Inputs

¹⁷⁴ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 149

¹⁷⁵ Vgl. (Wilken, 2007) S. 36

¹⁷⁶ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 149

¹⁷⁷ Vgl. (Wilken, 2007) S. 36

¹⁷⁸ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 150

¹⁷⁹ Vgl. ebenda

¹⁸⁰ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 91

¹⁸¹ Vgl. ebenda

mit einem Wert von 1 sein muss.¹⁸² Hat die Effizienz einen Wert von 1, so handelt es sich um eine relativ effiziente DMU, ist der Wert kleiner als 1, so gilt die DMU als ineffizient.¹⁸³

Zu dem obigen Primalprogramm lässt sich gemäß der Dualitätstheorie auch ein duales LP formen, welches helfen kann Ersteres zu lösen.¹⁸⁴ Hierfür werden die Variablen, Nebenbedingungen und Optimierungsvorschriften des primalen LPs „vertauscht“ und in das duale LP überführt.¹⁸⁵ So entsteht ein Minimierungsproblem, bei dem die Nebenbedingungen des Primals den Variablen des Duals (und umgekehrt) entsprechen.¹⁸⁶ Ist eines der Probleme lösbar, so gilt selbiges auch für das jeweils andere Problem, wobei die Zielwerte, d.h. die Effizienzwerte, stets übereinstimmen.¹⁸⁷ Die Verwendung beider Programme ermöglicht eine verbesserte Interpretation des Ergebnisses. Das primale LP dient der Ermittlung der spezifischen Gewichtungsfaktoren der Inputs und Outputs, während mithilfe des dualen LPs die Referenzpunkte einer DMU auf dem effizienten Rand ermittelt werden können.¹⁸⁸ Als duales inputorientiertes CCR-Modell ergibt sich:¹⁸⁹

$$\min_{\lambda_{o,k}} \theta_o \quad (3.5)$$

Unter den Nebenbedingungen:

$$\begin{aligned} \theta_o \cdot x_{o,i} &\geq \sum_{k=1}^n \lambda_{o,k} \cdot x_{k,i} \quad \forall i = 1, \dots, m \\ y_{o,j} &\leq \sum_{k=1}^n \lambda_{o,k} \cdot y_{k,j} \quad \forall j = 1, \dots, s \\ \lambda_{o,k} &\geq 0 \end{aligned}$$

Laut der Zielfunktion ist hier der gewichtete Input der DMU o bis an die Effizienzgrenze zu minimieren. Die Variable θ_o entspricht dabei der Nebenbedingung $\theta_o \cdot x_o = 1$ des primalen LPs.¹⁹⁰ Hat der Effizienzfaktor θ einen Wert größer Null, so deutet dies darauf hin, dass eine virtuelle DMU existiert, die mit dem θ -fachen an Inputs mindestens den gleichen Output wie die DMU o produzieren kann. Ist eine DMU o ineffizient ($\theta > 0$), so gibt der Wert an, um wieviel die Inputs proportional reduziert werden müssen um effizient zu werden, d.h. um den Frontier zu erreichen.¹⁹¹ Die neu eingeführte Variable $\lambda_{o,k}$ ist der Gewichtungsfaktor für die effizienten Beobachtungen, aus denen linear eine virtuelle Vergleichseinheit für eine ineffiziente DMU

¹⁸² Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 151

¹⁸³ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 89

¹⁸⁴ Vgl. (Wilken, 2007) S. 38

¹⁸⁵ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 101

¹⁸⁶ Vgl. ebenda

¹⁸⁷ Vgl. (Wilken, 2007) S. 38

¹⁸⁸ Vgl. ebenda S. 38 f.

¹⁸⁹ Vgl. ebenda S. 39

¹⁹⁰ Vgl. ebenda

¹⁹¹ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 102

kombiniert wird.¹⁹² Sie gibt folglich an, mit welcher Gewichtung eine DMU k in die Berechnung des Referenzpunktes für die DMU o einfließt.¹⁹³ Für jede ineffiziente DMU wird so im CCR-Modell mit konvexer Technologie und konstanten Skalenerträgen eine virtuelle Referenz auf dem effizienten Rand abgebildet.¹⁹⁴ Da mithilfe dieser Gewichte und entsprechend linearer Kombination der effizienten DMUs die Randproduktion gebildet wird, die alle Punkte umhüllt, wird bei dem dualen Programm auch von der Envelopment-Form des Modells gesprochen.¹⁹⁵

Anhand eines Beispiels sollen die Bildung einer Randproduktionsfunktion und das Finden eines virtuellen Referenzpunktes noch kurz erläutert werden. Dazu wird ein inputorientiertes CCR-Modell mit zwei Inputs (x_1, x_2) und einem Output (y) verwendet.¹⁹⁶ Die Abbildung 3.1 zeigt hierfür die mithilfe des primalen LPs ermittelten Effizienzwerte der DMUs A bis J, die jeweils über eine spezifische Gewichtung der Inputs und Outputs verfügen. Die DMUs A, C, D und G gelten als effizient und bilden die Randfunktion. Die DMUs B, E, H, I und J hingegen sind vergleichsweise ineffizient.¹⁹⁷

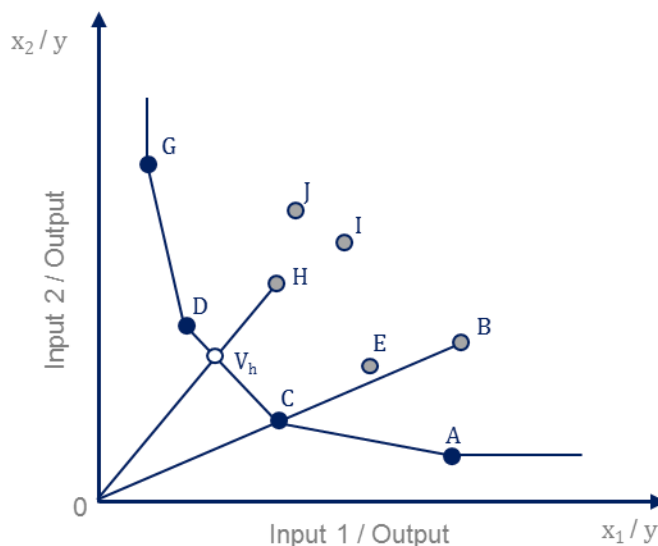


Abbildung 3.1: Gewichtungsproblematik bei zwei Inputfaktoren und einem Outputfaktor im inputorientierten CCR-Modell¹⁹⁸

Der effiziente Referenzpunkt der ineffizienten DMU H wird beispielsweise mittels einer Ursprungsgerade zum Punkt der DMU H ermittelt. Diese schneidet die Frontierfunktion zwischen den effizienten DMUs D und C im virtuellen Punkt V_h . Die Gewichtung λ , mit der die beiden effizienten Punkte in den virtuellen Punkt einfließen, ist von der Lage von V_h abhängig.

¹⁹² Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 102

¹⁹³ Vgl. (Wilken, 2007) S. 39

¹⁹⁴ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 102

¹⁹⁵ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 151

¹⁹⁶ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 95

¹⁹⁷ Vgl. ebenda S. 95 f.

¹⁹⁸ Vgl. ebenda S. 96

Hier liegt er näher an D. Die Gewichtung λ_d für den Punkt D beträgt aufgrund des Verhältnisses 0,7, während C mit einem Gewicht von $\lambda_c = 0,3$ in den Vergleichspunkt V_h einfließt. Der effiziente Referenzpunkt der DMU B hingegen ist die DMU C, die auf der Ursprungsgeraden zu B liegt.¹⁹⁹

Sowohl die Multiplier-Form als auch die Envelopment-Form des inputorientierten CCR-Modells lassen sich analog für ein outputorientiertes CCR-Modell ableiten.²⁰⁰ Sie sollen an dieser Stelle nicht abgebildet werden. Grundsätzlich handelt es sich aber, umgekehrt zum Modell mit Inputorientierung, beim Modell mit Outputorientierung bei dem primalen LP um ein Minimierungsproblem und bei dem dualen LP um ein Maximierungsproblem.²⁰¹

3.4. Weitere DEA Modelle

Wie schon in Abschnitt 3.1. angesprochen, wurde die DEA vielfach weiterentwickelt und an verschiedene Bedürfnisse sowie zu verschiedenen Zwecken angepasst.²⁰² Da alle Modelle vorzustellen den Rahmen dieser Arbeit weit sprengen würde, sollen nur einige kurz mit ihren Annahmen und Zielen vorgestellt werden.

Eine erste Ergänzung des CCR-Grundmodells wurde 1984 von Banker, Charnes und Cooper vorgestellt. In ihrer Erweiterung werden auch variable Skalenerträge berücksichtigt, wodurch der Effizienzwert um Skalenineffizienzen bereinigt wird.²⁰³ Der disproportionale Zusammenhang zwischen Input- und Outputmengen aufgrund von Größenunterschieden der DMUs wird nicht ausgeblendet, sondern die Möglichkeit von abnehmenden oder sinkenden Skalenerträgen einbezogen.²⁰⁴ Ansonsten lässt sich auch bei diesem sogenannten BCC-Modell zwischen Input- und Outputorientierung unterscheiden sowie ein primales und ein duales LP entsprechend des CCR-Modells aufstellen.²⁰⁵

Sowohl beim CCR- als auch beim BCC-Modell wird von radialen Effizienzmaßen ausgegangen. Nicht-radiale Effizienzmaße werden in sogenannten additiven Modellen umgesetzt.²⁰⁶ Sie verfolgen das Ziel, Inputs und Outputs gleichermaßen zu optimieren und haben demnach keine einseitige Orientierung²⁰⁷ Dabei wird, anders als bei den Grundmodellen, kein

¹⁹⁹ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 96 f.

²⁰⁰ Vgl. ebenda S. 93

²⁰¹ Vgl. ebenda S. 93 f.

²⁰² Vgl. (Sherman, et al., 2006) S. 133

²⁰³ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 98

²⁰⁴ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 103

²⁰⁵ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 98

²⁰⁶ Vgl. (Wilken, 2007) S. 47

²⁰⁷ Vgl. ebenda S. 48

prozentuales Verbesserungspotenzial, sondern ein absolutes Effizienzmaß angegeben.²⁰⁸ Dies erfolgt mithilfe sogenannter Slacks oder auch Schlupfvariablen, die in den Modellen ergänzt werden.²⁰⁹ Additive Modelle können sowohl bei konstanten als auch bei variablen Skalenerträgen angewendet werden, wobei die Ermittlung der effizienten Hülle analog den Basismodellen erfolgt.²¹⁰ Für den Fall, dass sowohl radiale als auch nicht-radiale Faktoren in eine Analyse einbezogen werden sollen, wurden Modelle entwickelt, die beide Ansätze berücksichtigen. Sie werden als hybrid bezeichnet.²¹¹

Eine weitere Modellvariation basierend auf der Data Envelopment Analysis ist das schon einmal genannte Free Disposable Hull Modell (FDH-Modell). Es ist ebenfalls ein deterministisches, nicht-parametrisches Verfahren der Effizienzmessung, seine Technologie-menge ist jedoch nicht-konvex, d.h. sie besteht ausschließlich aus tatsächlich realisierten Input-Output-Kombinationen.²¹² So wird die Problematik umgangen, dass eventuell Referenzpunkte ausgewiesen werden, die in der Realität nicht umsetzbar sind.²¹³ Eine einzige effiziente DMU ist folglich einziger Orientierungs-punkt für eine ineffiziente DMU, daher gilt als Nebenbedingung $\lambda_k \in \{0, 1\}$.²¹⁴ Grundsätzlich lässt sich auch bei FDH-Modellen zwischen Input- und Outputorientierung unterscheiden und auch sie werden mit Techniken der Linearen Programmierung gelöst.²¹⁵

Weiterführende Modifikationen der Basismodelle erfolgen auch durch Beschränkungen der Gewichtungsfaktoren für Inputs und Outputs.²¹⁶ So können ergänzende Nebenbedingungen eingeführt werden, die Gewichte fixieren oder Bandbreiten vorgeben.²¹⁷ Da in klassischen Modellen die Gewichtung von Inputs und Outputs so angesetzt wird, dass sich die Effizienz maximiert, kann es zu unrealistischen Verhältnissen kommen. Reale Wichtigkeiten von Input- und Outputfaktoren können mithilfe dieser Beschränkungen besser abgebildet werden.²¹⁸ Zwei Methoden mit denen sich diese Zusatzbeschränkungen in ein DEA-Modell integrieren lassen sind die Assurance Region Methode und die Cone Ratio Methode.²¹⁹

Auch Weiterentwicklungen der klassischen Modelle für dynamische Analysen haben stattgefunden. Um Effizienzentwicklungen über verschiedene Perioden abzubilden eignen sich

²⁰⁸ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 111

²⁰⁹ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 119 f.

²¹⁰ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 111

²¹¹ Vgl. (Cooper, et al., 2007) S. 106

²¹² Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 109

²¹³ Vgl. (Wilken, 2007) S. 49

²¹⁴ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 109

²¹⁵ Vgl. (Wilken, 2007) S. 50

²¹⁶ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 117

²¹⁷ Vgl. ebenda S. 117

²¹⁸ Vgl. (Wilken, 2007) S. 52

²¹⁹ Vgl. ebenda S. 52

z.B. der Malmquist-Index und die Window-Analysis.²²⁰ Ersterer stellt die Entwicklung der Effizienz zusammen mit der Entwicklung der Technologie im Zeitablauf dar, während Letztere die Effizienz einer DMU in einzelnen Perioden in zu vergleichende Fenster unterteilt.²²¹ Ein Überbegriff für DEA-Modelle, bei denen Daten verschiedener Perioden im Sinne von Zeitreihen analysiert werden, lautet auch Panelmodelle.²²²

Es ist anzuführen, dass es sinnvoll sein kann, bei der Messung von Effizienz auf verschiedene DEA-Modelle zurückzugreifen und die Ergebnisse zu vergleichen.²²³ Dies sind jedoch nur einige der vielfältigen Weiterentwicklungen der Data Envelopment Analysis. Für tiefergehende Informationen sei auf die verwendete Literatur verwiesen.

²²⁰ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 121

²²¹ Vgl. (Cooper, et al., 2007) S. 323 & (Schwarz, 2013) S. 121

²²² Vgl. (Wilken, 2007) S. 60

²²³ Vgl. (Cooper, et al., 2007) S. 116

4. Anwendungsbeispiel: Effizienz von Containerhäfen

Die Globalisierung der Weltwirtschaft hat dazu geführt, dass der Transport von Gütern, insbesondere der Containertransport, immer mehr an Bedeutung gewonnen hat.²²⁴ Die Kosten, die mit diesen Transporten einhergehen, stellen einen wichtigen Faktor für den Handel dar. Sie hängen zu einem großen Teil mit der Effizienz von Häfen zusammen, denn Ineffizienz dort kann die Kosten für Im- und Exporte erhöhen und so einen Einfluss auf die Konkurrenzfähigkeit von Regionen oder sogar ganzen Ländern im Welthandel haben.²²⁵

Fast 75 % des europäischen Handels mit dem Rest der Welt verläuft über Häfen. Ihre Effizienz spielt somit eine wichtige Rolle für die europäische Wirtschaft und ihre Entwicklung.²²⁶ Aber nicht nur dort und für die schon angesprochenen Transportkosten ist die Effizienz von Containerhäfen von Bedeutung, sondern auch für die Funktionalität von ganzen Supply Chains.²²⁷ Daher soll in dieser Arbeit die Data Envelopment Analysis als Ansatz zur Effizienzmessung am Beispiel von europäischen Containerhäfen angewendet werden.

4.1. Besonderheiten der Effizienzmessung und des Benchmarkings von Containerhäfen

Containerhäfen sind eine Unterkategorie der Frachthäfen, bei denen sich das zu transportierende Gut in Containern befindet. Da sich das Handling von solchen zu dem von Schüttgut, Öl oder Flüssigerdgas unterscheidet, ist zwischen den verschiedenen Frachtarten zu differenzieren.²²⁸ Container stellen also nur eine Art von Gut dar, das zu Schiff transportiert wird, sie bedürfen jedoch spezialisierter Häfen und Terminals.²²⁹

Grundsätzlich ist die Funktion eines Hafens Güter zwischen Schiff und Land (und umgekehrt) zu transferieren. Dieser Prozess ist jedoch hoch komplex und bezieht viele Funktionen mit ein. Neben der Hafenverwaltung, ist meist eine Vielzahl an Terminalbetreibern und Serviceanbietern involviert.²³⁰ Zudem ist die Eigentumsstruktur von Häfen oft historisch bedingt und von Hafen zu Hafen sehr individuell.²³¹ So können sowohl das Grundstück als auch die Infrastruktur an den Terminals allein in Staatsbesitz oder allein in Privatbesitz sein, es sind jedoch auch geteilte Eigentumsverhältnisse zwischen verschiedenen Akteuren

²²⁴ Vgl. (Cullinane, et al., 2010) S. 717

²²⁵ Vgl. (Herrera, et al., 2008) S. 166

²²⁶ Vgl. (PwC & Panteia, 2013) S. 3

²²⁷ Vgl. (Blonigen, et al., 2006) S. 1

²²⁸ Vgl. (OECD, 2011) S. 25

²²⁹ Vgl. (Liu, 2010) S. 22

²³⁰ Vgl. ebenda S. 28 f.

²³¹ Vgl. (OECD, 2011) S. 22 f.

möglich. Auch die Organisation der Containerhafenprozesse kann ausschließlich in staatlicher oder privater, aber auch in geteilter Hand liegen.²³²

Zu dieser Komplexität kommt hinzu, dass die verschiedenen Akteure meist verschiedene Zielsetzungen haben. So liegen die Förderung des Handels und die regionale Entwicklung, aber auch Hafensicherheit und Umweltschutz im öffentlichen Interesse, während die private Hand eher wirtschaftliche Ziele verfolgt.²³³ Grundsätzlich ist zu sagen, dass sich seit Beginn des 21. Jahrhunderts durch Liberalisierungs- und Privatisierungsmaßnahmen der Anteil von privaten Terminalbetreibern am weltweiten Containerumschlag erhöht und der des öffentlichen Sektors gesenkt hat.²³⁴ Da Häfen jedoch eine regional- und gesamtwirtschaftliche Bedeutung haben, werden sie staatlich, z.B. durch Hafenbehörden, reguliert.²³⁵ Auch durch Subventionierung wird der Staat im Hafensektor oft aktiv.²³⁶ Dazu gehören z.B. Begünstigungen durch direkte Zuschüsse, Verlustausgleich für den laufenden Betrieb, die Übernahme von Personalkosten, steuerliche Vergünstigungen, staatliche Kapitalerhöhungen oder Kostenübernahmen für Infrastrukturprojekte.²³⁷

Diese Faktoren haben einen nicht unerheblichen Einfluss auf die Effizienzmessung und das Benchmarking von Häfen. Denn die komplexen Strukturen machen es schwer vergleichbare Daten zu finden. Sie müssten von den verschiedenen Akteuren im Hafen in gleicher Art und Weise generiert und veröffentlicht werden, aber besonders für technische Daten besteht hier kein Zwang. Wirtschaftliche Zahlen hingegen sind z.B. in Jahresberichten öffentlich zu machen, aber auch hier gelten innerhalb Europas unterschiedliche Handhabungen. Zudem können sie durch die oben beschriebenen Subventionierungen beeinflusst werden und so möglicherweise nicht die tatsächliche Performance eines Hafens widerspiegeln.

Es gibt zwar Unternehmen, wie z.B. Lloyd's List, die es sich zur Aufgabe gemacht haben, umfassende Daten zu Containerhäfen zu erheben, für Zugang zu diesen verlangen sie aber nicht unerhebliche Gebühren.²³⁸ Ausführliche, frei verfügbare Daten sind nicht sonderlich aktuell, lassen sich aber beispielsweise in den sogenannten Containerisation International Yearbooks finden. Das Containerisation International Yearbook 2012 bildet dabei Daten von weltweiten Containerhäfen für das Jahr 2010 ab.²³⁹ Für diese Arbeit soll mit den dort zur Verfügung gestellten Informationen eine DEA beispielhaft durchgeführt werden.

²³² Vgl. (Bär, 2015) S. 100

²³³ Vgl. (Frerich, et al., 2004) S. 679

²³⁴ Vgl. (Bär, 2015) S. 100 ff.

²³⁵ Vgl. (Kramer, 2004) S. 61

²³⁶ Vgl. (Otto, et al., 2007) S. 328

²³⁷ Vgl. (Mellwig, 2011) S. 100

²³⁸ Vgl. (Lloyd's List, 2015)

²³⁹ Vgl. (Containerisation International, 2012)

4.2. Auswahl der Containerhäfen

Für die 2012er Edition des Containerisation International Yearbooks wurden mehr als 500 Hafenverwaltungen weltweit kontaktiert und u.a. ihre Daten des Jahres 2010 zusammengetragen. Dabei ergab sich ein Ranking der Containerhäfen nach ihrem Containerumschlag in TEUs.²⁴⁰ TEU steht für twenty-foot equivalent unit und ist somit das Äquivalent eines kleinen Containers.²⁴¹ Es hat sich als Maßeinheit für Umschlagsmengen aber auch für die Ladefähigkeit von Schiffen fest etabliert.²⁴² In diesem Ranking nehmen die Häfen von Shanghai, Singapur und Hong Kong die Plätze eins, zwei und drei ein, wobei Ersterer einen Containerumschlag von knapp über 29 Mio. TEU hat.²⁴³ Da in dieser Analyse, wie schon zuvor erwähnt, die Effizienz von europäische Häfen gemessen und verglichen werden soll, spielen sie an dieser Stelle keine bedeutende Rolle, lassen jedoch enorme Größenunterschiede erkennen. Denn der umschlagstärkste Containerhafen Europas in der weltweiten Rangfolge ist Rotterdam mit 11.145.804 TEUs. Damit belegt er Platz zehn.²⁴⁴ Weitere neun europäische Containerhäfen befinden sich in den Top 50 dieses Rankings. In diese Analyse sollen sie, sowie zwei weitere Häfen mit einem Containerumschlag von mehr als 2 Mio. TEUs einbezogen werden. Daraus ergibt sich die in Abbildung 4.1 dargestellte Liste an zu vergleichenden Häfen mit ihren europäischen und weltweiten Rankings nach Containerumschlag in 2010.²⁴⁵ Abbildung 4.2 zeigt zudem ihre geographische Verteilung in Europa.

Ranking Europa	Ranking weltweit	Hafen	Land
1	10	Rotterdam	Niederlande
2	14	Antwerpen	Belgien
3	15	Hamburg	Deutschland
4	22	Bremen/ Bremerhaven	Deutschland
5	26	Valencia	Spanien
6	34	Felixstowe	Großbritannien
7	39	Gioia Tauro	Italien
8	41	Algeciras	Spanien
9	47	Ambarli	Türkei
10	50	Zeebrügge	Belgien
11	51	Marsaxlokk	Malta
12	52	Le Havre	Frankreich

Abbildung 4.1: Ranking europäischer Containerhäfen nach Containerumschlag in Europa und weltweit 2010

²⁴⁰ Vgl. (Containerisation International, 2012) S. 8 f.

²⁴¹ Vgl. (Merk, et al., 2012) S. 8

²⁴² Vgl. (Koch, 2012) S. 85

²⁴³ Vgl. (Containerisation International, 2012) S. 8

²⁴⁴ Vgl. ebenda

²⁴⁵ Vgl. ebenda



Abbildung 4.2: Geographische Verteilung der zwölf umschlagstärksten europäischen Containerhäfen 2010

4.3. Auswahl der Variablen

Auch die Auswahl der Effizienzkriterien für diese Analyse orientiert sich an den zur Verfügung stehenden Daten aus dem Containerisation International Yearbook 2012. Dort ist nicht nur der oben genannte Containerumschlag der verschiedenen Häfen zu finden, sondern auch Informationen über ihre Terminals und deren Betreiber. Auf Terminalbasis sind weitere Daten zur Länge und Tiefe der Liegeplätze, zur Fläche, zur Anzahl der Containerstellplätze und zur Anzahl der Kräne sowie anderer Hilfsmittel aufgeführt.²⁴⁶

Bei der Wahl der Variablen für eine Data Envelopment Analysis ist zum einen zu beachten, dass nur gleichartige Faktoren verglichen werden, wobei diese Homogenität hier gegeben ist, und zum anderen muss das richtige „Faktorenset“ gewählt werden.²⁴⁷ Hierbei ist zu berücksichtigen, dass die Anzahl der Kriterien in einem günstigen Verhältnis zu den Vergleichseinheiten steht, um sinnvolle Ergebnisse zu erhalten.²⁴⁸ Denn je mehr Input- und Outputfaktoren in eine Analyse mit einer relativ geringen Anzahl an DMUs einfließen, desto mehr DMUs werden als effizient ausgewiesen, da es wahrscheinlicher ist, dass sich ein Input-

²⁴⁶ Vgl. (Containerisation International, 2012)

²⁴⁷ Vgl. (Möller, et al., 2014) S. 70

²⁴⁸ Vgl. ebenda

Outputverhältnis finden lässt, bei dem eine DMU nicht dominiert wird.²⁴⁹ Daher wurden verschiedene Faustregeln für das Verhältnis von Vergleichseinheiten zu Variablen entwickelt. Eine gängige von Banker u.a. lautet, dass die Anzahl n der DMUs größer sein sollte als das Dreifache der Summe aus der Anzahl m der Inputs und der Anzahl s der Outputs ($n > 3(m+s)$).²⁵⁰ Andere Autoren verweisen darauf, dass die Anzahl der Untersuchungseinheiten mindestens so groß sein sollte wie das Produkt (oder abgeschwächt: die Summe) der Anzahl der Inputfaktoren und der Anzahl der Outputfaktoren.²⁵¹ Für diese beispielhafte Anwendung der DEA an Containerhäfen, genauer an zwölf europäischen Containerhäfen, soll daher gelten, dass die Summe der Inputs und Outputs nicht größer vier sein darf.

4.3.1. Output(s)

Hier soll nur ein Outputfaktor für die Analyse gewählt werden. Der bereits erwähnte Containerumschlag in TEUs bietet sich an dieser Stelle als Parameter an, da er einen angemessenen und anerkannten Indikator für die Produktivität eines Hafens darstellt.²⁵² Er ist auch außerhalb einer DEA die primäre Basis, auf der Containerhäfen bewertet und verglichen werden, und steht in enger Verbindung mit einer Reihe wichtiger Faktoren, wie den Anlangen und Serviceleistungen in einem Hafen.²⁵³

4.3.2. Input(s)

Für die Wahl der Inputs kommen einige Parameter in Frage, die im Containerisation International Yearbook 2012 erfasst sind. Hierzu gehören unter anderem die Anzahl der Terminals, sowie die Anzahl der Terminalbetreiber, die Gesamtlänge der Containerliegeplätze, die maximale Tiefe der Liegeplätze, die Gesamtfläche des Hafens sowie die Anzahl der Containerstellplätze und Containerbrücken bzw. –kräne. Eine Übersicht dieser Daten für die ausgewählten Containerhäfen ist im Anhang zu finden. Grundsätzlich sind bei einer DEA für Containerhäfen als Variablen all solche sinnvoll, die den Prozessablauf in einem Hafen gut widerspiegeln und einen Einfluss auf diesen haben.²⁵⁴ Alle genannten Parameter tun dies in gewisser Weise, denn die Anzahl der Terminals und Terminalbetreiber verrät etwas über die Komplexität und die Anzahl der Akteure im Hafen, die Länge und Tiefe der Liegeplätze bestimmt zum einen, wie viele aber auch wie große Schiffe vor Anker gehen können, die

²⁴⁹ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 168

²⁵⁰ Vgl. (Wilken, 2007) S. 75

²⁵¹ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 168

²⁵² Vgl. (Kaisar, et al., 2006) S. 5

²⁵³ Vgl. (Wang, et al., 2003) S. 705

²⁵⁴ Vgl. (Kaisar, et al., 2006) S. 5

Fläche und Anzahl der Containerstellplätze zeigt an, wie viel gelagert werden kann, aber auch wie viel Platz für andere Services ist und die Anzahl der Containerbrücken und –kräne ist von großer Bedeutung für einen Hafen, da sie indiziert wie viele Schiffe zur selben Zeit be- bzw. entladen werden können.²⁵⁵ Da sich diese Analyse jedoch auf vier Variablen beschränken soll und eine schon durch den gewählten Output bestimmt ist, gilt es, sich auf drei Inputvariablen zu konzentrieren. Die Auswahl erfolgt daher aufgrund der Korrelation der verschiedenen Inputparameterwerte zu den Outputparameterwerten, da sich bei stärker korrelierenden Werten eine engere Wechselbeziehung zwischen den Variablen vermuten lässt. Die Berechnung erfolgte mit Hilfe von Excel und ist in der Datei „DEA Datenübersicht“ nachzuvollziehen. Das Ergebnis liefert die in Abbildung 4.3 dargestellte Tabelle. Die Parameter Liegeplätze, Hafensfläche und Containerbrücken/-kräne haben die höchste Korrelation zum Containerumschlag und sollen daher als Inputvariablen in dieser DEA dienen. Bis auf die maximale Tiefe der Liegeplätze, die keine Korrelation aufweist, korrelieren aber auch die anderen möglichen Inputfaktoren mittel bis stark mit dem gewählten Output-faktor.

	Terminal (Anzahl)	Terminalbetreiber (Anzahl)	Liegeplätze (in m)	Max. Liegeplatztiefe (in m)	Hafensfläche (in qm)	Containerstellplätze (in TEU)	Containerbrücken/-kräne
Korrelation zu Containerumschlag	0,82004739	0,69983693	0,84651924	-0,00112139	0,90045873	0,69601886	0,96490881

Abbildung 4.3: Korrelation der möglichen Inputvariablen zu der Outputvariable Containerumschlag

4.4. Datenlage

Mit den gewählten Variablen und den Daten aus dem Containerisation International Yearbook 2012 ergibt sich die Datenübersicht in Abbildung 4.5. Die Gesamtergebnisse der Häfen sind Summen über die Daten auf Terminalebene. Die detaillierte Auflistung findet sich im Anhang. Abbildung 4.4 zeigt zudem einige Kennwerte der deskriptiven Statistik auf, um einen Überblick über die Ausprägungen dieser Daten zu bekommen.

	Input(s)			Output(s)
	Liegeplätze (in m)	Hafensfläche (in qm)	Containerbrücken /-kräne (Stk.)	Containerumschlag (in TEU)
Minimum	2.646	698.000	20	2.358.077
Maximum	16.125	7.384.073	132	11.145.804
Mittelwert	7.250	3.199.599	51	4.609.421
Median	6.018	2.379.950	39	3.125.631

Abbildung 4.4: Deskriptive Statistik der Input- und Outputvariablen

²⁵⁵ Vgl. (Kaisar, et al., 2006) S. 5

DMU	Hafen	Input(s)			Output(s)
		Liegeplätze (in m)	Hafenfläche (in qm)	Containerbrücken /-kräne (Stk.)	Containerumschlag (in TEU)
1	Rotterdam	16.125	6.976.600	132	11.145.804
2	Antwerpen	14.370	7.384.073	83	8.468.475
3	Hamburg	9.148	5.923.550	91	7.900.000
4	Bremen/ Bremerhaven	5.259	4.359.000	44	4.871.297
5	Valencia	4.793	1.814.900	36	4.206.937
6	Felixstowe	4.062	1.556.000	38	3.400.000
7	Gioia Tauro	3.011	1.600.000	26	2.851.261
8	Algeciras	6.036	1.167.459	38	2.810.242
9	Ambarli	6.000	848.606	39	2.540.353
10	Zeebrügge	8.485	3.122.000	20	2.389.879
11	Marsaxlokk	2.646	698.000	22	2.370.729
12	Le Havre	7.065	2.945.000	40	2.358.077

Abbildung 4.5: Datenübersicht der Variablenwerte auf DMU-Basis

4.5. Auswahl des DEA-Modells

Bei der Wahl einer DEA Variante für diese Analyse stellt sich zunächst die Frage nach der Orientierung des Modells.²⁵⁶ Eine Outputorientierung wäre nur dann sinnvoll, wenn tatsächlich ein Einfluss auf den Containerumschlag genommen werden kann. Seine Entwicklung ist jedoch aufgrund der relativ stabilen Kundenbasis eines Hafens, aber auch aufgrund von historischen Daten oder regionalen ökonomischen Entwicklungen gut vorhersehbar und kurzfristig wenig beeinflussbar.²⁵⁷ Daher soll an dieser Stelle eine Inputorientierung gewählt werden, um wiederzuspiegeln, wieviel an Inputs eingespart werden könnte, d.h. wieviel Verschwendung vermieden werden könnte, um eine gleiche Menge Outputs zu produzieren.²⁵⁸

Zur weiteren Auswahl eines DEA-Modells wäre nun festzulegen, ob dem Effizienzwert konstante Skalenerträge (constant returns to scale (CRS)) oder variable Skalenerträge (variable returns to scale (VRS)) zu unterstellen sind.²⁵⁹ Da diese Analyse jedoch der beispielhaften Anwendung der Data Envelopment Analysis dient, sollen hier Effizienzwerte sowohl für das inputorientierte CCR-Modell (CRS) als auch für das inputorientierte BCC-Modell (VRS) berechnet und verglichen werden.

²⁵⁶ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 71

²⁵⁷ Vgl. (Wang, et al., 2003) S. 705

²⁵⁸ Vgl. (Cooper, et al., 2007) S. 41

²⁵⁹ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 71

4.6. Analyse und Ergebnisse

Mit den ausgewählten Vergleichseinheiten und Effizienzfaktoren ergibt sich demnach, dass für $n = 12$ DMUs Effizienzwerte unter Berücksichtigung von $m = 3$ Inputmengen und $s = 1$ Outputmengen berechnet werden sollen. Die Berechnung dieser Werte erfolgte mithilfe von Excel und des dort integrierten Solvers in der beigefügten Datei „DEA Analyse CCR & BCC“. Für die Umsetzung wurde sich an einem über die Universität Bremen veröffentlichten Begleitmaterial zur „Umsetzung von DEA in Excel“ orientiert (siehe Anhang).²⁶⁰ Es findet eine Berechnung der Effizienzwerte θ_k und Gewichtungsfaktoren λ_k durch Lösung der jeweiligen dualen LPs für das inputorientierte CCR-Modell und das inputorientierte BCC-Modell statt. Daraus ergibt sich folgende Übersicht der Effizienzwerte für konstante und variable Skalenerträge:

Port	DMU	Effizienzwert CCR θ^{CRS}	Effizienzwert BCC θ^{VRS}
Rotterdam	1	0,7562	1
Antwerpen	2	0,8909	1
Hamburg	3	0,9120	1
Bremen/ Bremerhaven	4	1	1
Valencia	5	1	1
Felixstowe	6	0,9111	0,9370
Gioia Tauro	7	1	1
Algeciras	8	0,7087	0,8269
Ambarli	9	0,8814	0,9441
Zeebrügge	10	1	1
Marsaxlokk	11	1	1
Le Havre	12	0,5064	0,5471

Abbildung 4.6: Effizienzwerte nach CCR- und BCC-Modell

Bei der Betrachtung dieser Werte sollte zunächst auffallen, dass bei Berechnung im CCR-Modell fünf von zwölf DMUs einen Effizienzwert von eins haben, während bei Berechnung im BCC-Modell acht DMUs als optimal effizient ausgewiesen werden. Es wird eindeutig gezeigt, dass der um Skaleneffizienzen bereinigte Effizienzwert bei variablen Skalenerträgen Größenunterschiede der DMUs berücksichtigt. So kann abgebildet werden, dass die Häfen von Rotterdam, Antwerpen und Hamburg in einer anderen Liga spielen, in dieser effizient und nicht mit den anderen Häfen in Vergleich zu setzen sind. Aber auch die Häfen von Felixstowe, Algeciras, Ambarli und Le Havre weisen im BCC-Modell höhere Effizienzwerte als im CCR-Modell auf. Hier ist deutlich zu erkennen, dass der Frontier, gebildet aus den effizienten DMUs, bei variablen Skalenerträgen die Produktionspunkte enger umhüllt und die ineffizienten Punkte

²⁶⁰ Vgl. (Poddig, et al., 2005)

somit näher an ihm liegen. Durchschnittlich liegen die Effizienzwerte beim CCR-Modell bei 0,8806, während sie beim BCC-Modell einen Durchschnitt von 0,9379 haben.

Weiter wurden durch die Lösung der dualen LPs Werte für die Anteile der effizienten DMUs an den Referenzeinheiten ineffizienter DMUs berechnet. Die Ergebnisse dieser λ -Werte für variable Skalenerträge sind in der Abbildung 4.7 dargestellt. Ineffiziente DMUs befinden sich hier in den Zeilen, während die effizienten Vergleichseinheiten in den Spalten dargestellt sind. Die verschiedenen intensiven Grüntöne indizieren, wie groß der Skalenniveaufaktor (λ) einer effizienten DMU für eine ineffiziente ist. Ein intensives Grün heißt dabei, dass die Vergleichseinheit stark in den Referenzpunkt einfließt, während eine schwächere Nuance eine geringere Anteilhabe bedeutet. Die genauen Werte für λ sowohl für das CCR- als auch das BCC-Modell sind in der Excel-Datei „DEA Analyse CCR & BCC“ und im Anhang zu finden.

DMU / Effizienz (%)		1	2	3	4	5	7	10	11	λ
		100	100	100	100	100	100	100	100	0,01-0,20
9	94									0,21-0,40
6	94									0,41-0,60
8	83									0,61-0,80
12	55									0,81-1,00

Abbildung 4.7: Graphische Darstellung der Skalenniveaufaktoren im BCC-Modell

In dieser Darstellung wird noch einmal deutlich, dass die Häfen von Rotterdam, Antwerpen und Hamburg keine Referenzpunkte für weniger effiziente DMUs abbilden. Und auch Bremen/Bremerhaven und Zeebrügge haben keinen Anteil an den Referenzeinheiten. Lediglich die effizienten DMUs fünf, sieben und elf (Valencia, Gioia Tauro, Marsaxlokk) dienen tatsächlich als Benchmarks. Der maltesische Hafen Marsaxlokk verfügt dabei über die höchsten λ -Werte und ist als einziger Hafen Referenzpunkt für alle ineffizienten DMUs im BCC-Modell.

Ins Auge fällt auch, dass Le Havre mit einem Effizienzwert von 0,55 im BCC-Modell und 0,51 im CCR-Modell mit Abstand die ineffizienteste DMU darstellt und somit eindeutig ein Effizienzproblem hat. Daher soll an dieser Stelle eine tiefergehende Analyse für diesen Containerhafen aufgezeigt werden. Durch Lösung der linearen Programme in den inputorientierten CCR- und BCC-Modellen ergeben sich Werte für die Inputvariablen, bei denen der Hafen effizient wäre. Diese sind in Abbildung 4.8 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass bei dem gegebenen Containerumschlag die Effizienz gesteigert werden könnte, wenn bei gleichem Output sämtliche hier berücksichtigten Inputfaktoren drastisch verringert werden könnten. Beispielsweise sollte die Anzahl der Containerbrücken und –kräne nach dem CCR-Modell auf 20 Stück oder nach dem BCC-Modell auf 22 Stück reduziert werden.

Le Havre	Ist-Werte 2010	Projizierte Werte nach DEA-Modell	
		CCR-Modell	BCC-Modell
(I) Liegeplätze (in m)	7.065	3.578	2.632
(I) Hafenfläche (in qm)	2.945.000	1.491.288	694.275
(I) Containerbrücken/-kräne	40	20	22
(O) Containerumschlag (in TEU)	2.358.077	2.358.077	2.358.077

Abbildung 4.9: Projizierte Werte der ineffizienten DMU 12 um Effizienz zu erreichen

So werden Handlungsempfehlungen durch die Bestimmung eines Benchmarks in einer DEA quantifiziert. Bei anderen Verfahren, wie z.B. der Regressionsanalyse, fehlt ein solcher Hinweis auf geeignete Vergleichseinheiten und Einsparungspotenziale, die Bezug auf diese nehmen.²⁶¹ Als Vergleich sollen daher kurz Ergebnisse einer multiplen Regressionsanalyse der gleichen Daten abgebildet werden. Die Analyse erfolgte mit Excel und ist in der beigefügten Datei „DEA Datenübersicht“ zu finden. Zunächst ist zu sagen, dass ein hohes adjustiertes Bestimmtheitsmaß von 0,95 auf eine hohe Abhängigkeit zwischen der endogenen Variable Containerumschlag und den exogenen Inputvariablen hinweist. Das Streudiagramm in Abbildung 4.9 zeigt die Residuen der DMUs, d.h. die Abweichungen zur geschätzten Regressionsfunktion. Positive Abweichungen zur Durchschnittsfunktion indizieren Effizienz, während negative Abweichungen auf Ineffizienz hindeuten.²⁶² Es ist zu sehen, dass bei der linearen Regression die Performance einzelner DMUs anders bewertet wird, als bei der DEA. DMU 3 beispielsweise weicht negativ von der Regressionsfunktion ab und gilt somit, anders als bei der DEA, als ineffizient, während die DMU 6 bei der Frontieranalyse leichte Ineffizienz aufzeigt und bei der Regression etwas über der Effizienzlinie liegt. DMU 12 hingegen weist in beiden Analysen eine weite Entfernung zur Effizienz auf. Es wird folglich auch mithilfe der multiplen Regression deutlich, dass für Le Havre große Korrekturmaßnahmen nötig sind, um Effizienz zu erreichen. Gemessen werden diese jedoch bezogen auf die Durchschnittsfunktion und nicht bezogen auf ein Best-Practice-Beispiel (DMU 11). Es findet somit keine Orientierung an den tatsächlich realisierten Input-Output-Kombinationen von Referenzeinheiten statt.

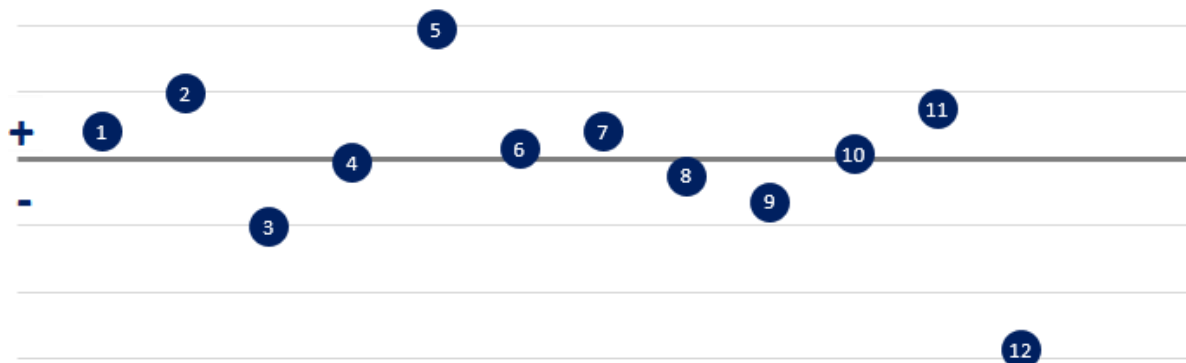


Abbildung 4.8: Residuen-Streudiagramm der untersuchten DMUs

²⁶¹ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 107 f.

²⁶² Vgl. (Wilken, 2007) S. 28

Bei Betrachtung der Ergebnisse dieser DEA in Abbildung 4.6 sollte zudem deutlich werden, dass das Verfahren keine Differenzierung effizienter DMUs ermöglicht, da sie alle einen Effizienzwert von 1 haben, und es somit auch keine Optimierungsansätze für diese vorgibt.²⁶³ Besonders beim BCC-Modell fällt hier auf, dass eine relativ große Anzahl von DMUs (8 von 12) als effizient ausgewiesen wird und sie somit nicht unterscheidbar sind. Aus diesem Grund soll an dieser Stelle das von Banker und Gifford entwickelte Supereffizienzmodell aufgezeigt werden, das als Weiterentwicklung des DEA-Standardverfahrens einerseits dabei hilft, effiziente DMUs weiter zu differenzieren, aber andererseits auch der Überprüfung der Ergebnisse und der Identifikation von Ausreißern dient.²⁶⁴

Die Supereffizienz wird dadurch ermittelt, dass die effizienten DMUs mit Frontiern verglichen werden, in denen sie nicht als Randproduktionspunkte fungieren.²⁶⁵ Das heißt jede effiziente DMU_k wird einmal durch die Nebenbedingung $\lambda_k = 0$ von der Randproduktionsfunktion ausgeschlossen und stattdessen mit einer Funktion verglichen, die sich aus den restlichen DMUs ergibt.²⁶⁶ So kann der Leistungsvorsprung einer effizienten DMU zu allen anderen effizienten DMUs quantifiziert werden.²⁶⁷ Der Abstand der ausgeschlossenen DMU_k zur neuen Frontierfunktion ist dann die Supereffizienz S_k . Sie lässt erkennen, um wieviel der Input der DMU erhöht bzw. der Output gesenkt werden könnte, so dass die Einheit noch effizient bleibt.²⁶⁸ Ist der Wert besonders hoch, so ist das ein Hinweis darauf, dass die Technologiemenge stark von dieser DMU beeinflusst wird.²⁶⁹ Die Effizienzwerte ineffizienter DMUs verändern sich durch dieses zusätzliche Verfahren nicht, da sie nicht auf dem effizienten Rand liegen und ihr Ausschließen von diesem somit keine Auswirkungen zeigen kann.²⁷⁰

In der Excel-Datei „DEA Analyse CCR & BCC“ wurden die Supereffizienzen der im BCC-Modell als effizient ausgewiesenen DMUs ermittelt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 4.9 aufgeführt. Es ist zu erkennen, dass Marsaxlokk mit 1,55 den höchsten Supereffizienzwert aufweist, gefolgt von Valencia mit 1,34. Sie sind, wie Abbildung 4.7 zeigt, auch die stärksten Referenzpunkte für ineffiziente DMUs. Alle anderen im klassischen DEA-Modell effizienten DMUs haben Supereffizienzen, die nur schwach über eins liegen und verfügen somit über keinen großen Leistungsvorsprung. Da hohe Supereffizienzwerte darauf hinweisen können, dass es sich um Ausreißer und evtl. um Datenfehler handelt, sind die Daten solcher Einheiten

²⁶³ Vgl. (Cantner, et al., 2007) S. 226

²⁶⁴ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 107 f.

²⁶⁵ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 172

²⁶⁶ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 108

²⁶⁷ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 172

²⁶⁸ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 108

²⁶⁹ Vgl. (Rossmly, 2007) S. 69

²⁷⁰ Vgl. (Bauer, et al., 2006) S. 85

zu überprüfen.²⁷¹ Hier liegen nach Auffassung der Autorin keine Datenfehler vor. In der Fachliteratur variieren die Annahmen zu Schwellenwerten für die Klassifizierung von Ausreißern. Mit ihren Supereffizienzwerten fallen Marsaxlokk und Valencia jedoch nach Hammerschmidt, Wilken und Staat in einen Bereich, in dem sie als Ausreißer zu identifizieren sind.²⁷² Theoretisch könnte der Hafen von Marsaxlokk jedoch seinen Containerumschlag um 55% reduzieren und würde in diesem Benchmark noch als effizient gelten. Mithilfe des Supereffizienzmaßes wird aber vor allem ein Ranking aller Vergleichseinheiten in Bezug auf ihre Effizienz möglich. Dieses ist in der 4. Spalte der Abbildung 4.9 aufgeführt und zeigt, dass die Positionen der Containerhäfen nach Containerumschlag nur in drei Fällen (Hamburg, Ambarli, Le Havre) mit den Positionen nach Effizienz übereinstimmen. Ein hoher oder niedriger Umschlag scheint somit, zumindest in diesem Benchmarking, in keinem Zusammenhang zu effizienten oder ineffizienten Abläufen im Hafen zu stehen.

Port	DMU _k	Supereffizienzwert S _k	Ranking nach S _k
Rotterdam	1	1,0584	6
Antwerpen	2	1,1380	4
Hamburg	3	1,1482	3
Bremen/ Bremerhaven	4	1,0581	7
Valencia	5	1,3412	2
Felixstowe	6	0,9370	10
Gioia Tauro	7	1,0455	8
Algeciras	8	0,8269	11
Ambarli	9	0,9441	9
Zeebrügge	10	1,1073	5
Marsaxlokk	11	1,5544	1
Le Havre	12	0,5471	12

Abbildung 4.10: Supereffizienzwerte und Effizienzreihenfolge

²⁷¹ Vgl. (Rossmly, 2007) S. 69

²⁷² Vgl. (Schwarz, 2013) S. 108

5. Schlussbetrachtung

Zusammenfassend ist zu sagen, dass es eine Vielzahl an Verfahren zur Effizienzmessung gibt, derer sich Unternehmen oder Organisationen bedienen können. Es bieten jedoch nicht alle die gleichen Möglichkeiten zur umfassenden und ganzheitlichen Betrachtung der Performance. Mithilfe der Data Envelopment Analysis können unter Berücksichtigung sowohl von Input- als auch von Outputfaktoren relative Effizienzmaße nicht-parametrisch ermittelt werden.

Über das Anwendungsbeispiel Containerhäfen konnten einige Vorteile der DEA verdeutlicht werden. So ist es möglich, mehrere Inputs und Outputs verschiedenen Ursprungs in das Modell einfließen zu lassen.²⁷³ Da sich monetäre Größen nur bedingt für die Effizienzbewertung von Häfen eignen, wurden hier lediglich drei reale technische/logistische Inputfaktoren und ein Outputfaktor gewählt. Weiter wurden mit diesen, unter Berücksichtigung individueller Gewichtungen, ganzheitliche Effizienzwerte in Relation zu den Häfen untereinander ermittelt. So ergaben sich nicht nur Benchmarks für ineffiziente DMUs, sondern auch Verbesserungsempfehlungen für ihre Variablen.²⁷⁴ Dabei konnten unter Anwendung des BCC-Modells mit variablen Skalenerträgen auch Betriebsgrößeneffekte berücksichtigt werden und es war keine a priori Annahme über den Produktionsfunktionsverlauf zu treffen.²⁷⁵ Die Bildung einer endogenen Randproduktionsfunktion begünstigte hier zum einen, dass verschiedene effiziente Strategien wiedergegeben werden konnten und zum anderen, dass eine Best-Practice-Orientierung stattfand und keine Ausrichtung am Mittelmaß erfolgte.²⁷⁶ Zudem konnten durch die erweiterte Anwendung der Supereffizienz Ausreißer identifiziert und ein Ranking der untersuchten Häfen nach Effizienz erstellt werden.

Aber auch einige Schwierigkeiten, die eine DEA mit sich bringen kann, wurden aufgezeigt. So existiert eine Vielzahl an Modellvariationen, die unterschiedliche Analyseergebnisse bewirken können.²⁷⁷ Zudem war zu berücksichtigen, dass bei einer begrenzten Anzahl an DMUs nicht beliebig viele Input- und Outputfaktoren in die Analyse einbezogen werden sollten, da sonst die Effizienzwerte an Aussagekraft verlieren.²⁷⁸ Und es wurde schon vor der Anwendung des Modells deutlich, dass es schwierig sein kann, ausreichend vergleichbare Daten für eine Analyse zu finden.²⁷⁹ Weiter findet mithilfe der DEA nur eine vergangenheitsorientierte

²⁷³ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 129

²⁷⁴ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 186

²⁷⁵ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 129

²⁷⁶ Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 187

²⁷⁷ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 129

²⁷⁸ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 247 f.

²⁷⁹ Vgl. ebenda S. 279

Effizienzermittlung in Bezug auf Vergleichseinheiten (Best Practice) und nicht in Bezug auf Best Theory statt.²⁸⁰

Abschließend ist jedoch zu sagen, dass sich die DEA als Verfahren zur Effizienzmessung für Einheiten mit produktionslogischer Vergleichbarkeit, folglich insbesondere für Containerhäfen, gut eignet, da die Vorteile der Methode die Nachteile überwiegen.²⁸¹ Zudem können, wie am Beispiel der Supereffizienz aufgezeigt wurde, die Schwächen des klassischen Modells durch modellunabhängige Weiterentwicklungen zu einem großen Teil behoben werden.²⁸²

Bezogen auf das Anwendungsbeispiel Containerhäfen kann noch angeführt werden, dass es mit Sicherheit spannend wäre, die Analyse auszuweiten und andere Vergleichseinheiten sowie Variablen einzubeziehen bzw. auszutauschen. Ein Hafen stellt schließlich, wie schon angeführt, eine komplexe Organisation dar, die von vielen Faktoren beeinflusst wird. Die Effizienz bezogen auf verschiedene Aspekte, wie z.B. die staatliche Regulierung, die Hinterlandanbindung oder den Einfluss von Gewerkschaften, zu vergleichen, ist gewiss interessant und aufschlussreich. Vergleichbare Daten für eine große Zahl an Untersuchungseinheiten zu finden bzw. zu sammeln, dürfte sich jedoch als schwierig erweisen.

²⁸⁰ Vgl. (Schwarz, 2013) S. 279

²⁸¹ Vgl. (Bogenstahl, 2012) S. 130

²⁸² Vgl. (Hammerschmidt, 2006) S. 189

Literaturverzeichnis

- Acciario, Michele und McKinnon, Alan. 2013.** Efficient hinterland transport infrastructure and services for large container ports. *Discussion Paper No. 2013-19*. Hamburg : OECD, 2013.
- Allen, Katrin. 2002.** *Messung ökologischer Effizienz mittels Data Envelopment Analysis*. Wiesbaden : Springer Fachmedien, 2002.
- Backhaus, Klaus, Bröker, Ole und Wilken, Robert. 2011.** Produktivitätsmessung von Dienstleistungen mit Hilfe von Varianten der DEA. [Buchverf.] Manfred Bruhn und Karsten Hadwich. *Dienstleistungsproduktivität* . Wiesbaden : Gabler Verlag, 2011, S. 224-245.
- Bär, Michael. 2015.** *Hafenökonomien im Ostseeraum: Seehafencontainerterminals als Schnittstellen in internationalen Transportlogistikabläufen*. Erfurt : Springer Fachmedien, 2015.
- Bauer, Hans H., Staat, Matthias und Hammerschmidt, Maik. 2006.** *Marketingeffizienz: Messung und Steuerung mit der DEA - Konzept und Einsatz in der Praxis*. Mannheim : Vahlen, 2006.
- Bauer, Hans H., Stokburger, Gregor und Hammerschmidt, Maik. 2006.** *Marketing Performance*. Wiesbaden : Gabler Verlag, 2006.
- Blonigen, Bruce A. und Wilson, Wesley W. 2006.** Port Efficiency and Trade Flows. 2006.
- Bogenstahl, Christoph. 2012.** *Management von Netzwerken*. Wiesbaden : Gabler Verlag, 2012.
- Bogetoft, Peter und Otto, Lars. 2011.** *Benchmarking with DEA, SFA, and R*. New York : Springer Science+Business Media, Inc., 2011.
- Bruhn, Manfred und Hadwich, Karsten. 2011.** *Dienstleistungsproduktivität - Einführung in die theoretischen und praktischen Problemstellungen (Band 1)*. Wiesbaden : Gabler Verlag, 2011.
- Cantner, Uwe, Krüger, Jens und Hanusch, Horst. 2007.** *Produktivitäts- und Effizienzanalyse*. Heidelberg : Springer-Verlag, 2007.
- Clark, Ximena, Dollar, David und Micco, Alejandro. 2004.** Port Efficiency, Maritime Transport Costs and Bilateral Trade. *NBER Working Paper No. 10353*. Cambridge : National Bureau of Economic Research, 2004.
- Coelli, Timothy J., et al. 2005.** *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*. New York : Springer Science+Business Media, Inc., 2005.
- Containerisation International. 2012.** Containerisation International Yearbook 2012. London : Informa, 2012.
- Cook, Wade D. und Zhu, Joe. 2005.** *Modeling Performance Measurement*. New York : Springer Science+Business Media, Inc., 2005.
- Cooper, William W., Seiford, Lawrence M. und Tone, Kaoru. 2007.** *Data Envelopment Analysis*. New York : Springer Science+Business Media, Inc., 2007.
- Cullinane, Kevin und Wang, Tengfei. 2010.** The efficiency analysis of container port production using DEA panel data approaches. s.l. : Springer-Verlag, 2010.
- De Oliveira, Gabriel Figueiredo und Cariou, Pierre. 2015.** The impact of competition on container port (in)efficiency. *Transportation Research Part A 78*. s.l. : Elsevier Ltd., 2015.

- Duden.** www.duden.de. [Online] [Zitat vom: 4. August 2015.]
<http://www.duden.de/rechtschreibung/effizient>; <http://www.duden.de/rechtschreibung/effektiv>.
- Frerich, Johannes und Müller, Gernot. 2004.** *Europäische Verkehrspolitik: Politisch-ökonomische Rahmenbedingungen, Verkehrsinfrastrukturpolitik.* München : Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2004.
- Hammerschmidt, Maik. 2006.** *Effizienzanalyse im Marketing.* Wiesbaden : Deutscher Universitäts-Verlag, 2006.
- Herrera, Santiago und Pang, Gaobo. 2008.** Efficiency of Infrastructure: The Case of Container Ports. *Revista Economía*, v.9, n.1. 2008.
- Kaisar, Evangelos, et al. 2006.** Developing Measures of Us Ports Productivity and Performance: Using DEA and FDH Approaches. 2006.
- Kleine, Andreas. 2002.** *DEA-Effizienz.* Wiesbaden : Deutscher Universitäts-Verlag, 2002.
- Koch, Susanne. 2012.** *Logistik: Eine Einführung in Ökonomie und Nachhaltigkeit.* Frankfurt : Springer-Verlag, 2012.
- Kramer, Holger. 2004.** *Privatfinanzierungen von Container-Terminalinfrastrukturen als Alternative zu staatlichen Finanzierungen: Entwicklungen und deren Ursachen im Containerhafensektor in der Europäischen Union.* Bremen : ISL, 2004.
- Lasshof, Britta. 2006.** *Produktivität von Dienstleistungen.* Wiesbaden : Deutscher Universitäts-Verlag, 2006.
- Liu, Qianwen. 2010.** Efficiency Analysis of Container Ports and Terminals. London : s.n., 2010.
- Lloyd's List. 2015.** www.lloydslist.com. [Online] 2015. [Zitat vom: 11. September 2015.]
https://subscribe.lloydslist.com/?utm_source=http%3A%2F%2Fwww.lloydslist.com%2Fll%2Fstatic%2Findividual-subscriptions%2F&utm_medium=referral&utm_campaign=subscribe%2Bpage.
- Mellwig, Wibke. 2011.** *Infrastrukturfinanzierung in Häfen und europäisches Beihilferecht.* Berlin : LIT Verlag, 2011.
- Merk, Olaf und Dang, Thai Thanh. 2012.** Efficiency of world ports in container and bulk cargo (oil, coal, ores and grain). *Regional Development Working Papers - 2012/09.* Paris : OECD, 2012.
- Möller, Klaus und Schultze, Wolfgang. 2014.** *Produktivität von Dienstleistungen.* Wiesbaden : Springer Fachmedien, 2014.
- OECD. 2011.** Competition in Ports and Port Services. *DAF/COMP(2011)14.* s.l. : OECD, 2011.
- Otto, Andreas und Obermaier, Robert. 2007.** *Logistikmanagement: Analyse, Bewertung und Gestaltung logistischer Systeme.* Wiesbaden : Deutscher Universitäts-Verlag, 2007.
- Poddig, Thorsten und Varmaz, Armin. 2005.** www.fwi.uni-bremen.de. *Umsetzung von DEA in Excel.* [Online] 2005. [Zitat vom: 7. August 2015.] <http://www.fwi.uni-bremen.de/de/begleitmaterialien>.
- PONS.** de.pons.com. [Online] [Zitat vom: 5. August 2015.]
<http://de.pons.com/%C3%BCbersetzung/latein-deutsch/efficientia>.
- PwC & Panteia. 2013.** Measures to enhance the efficiency and quality of port services in the EU. s.l. : European Union, 2013.

- Rossmly, Marcel. 2007.** *Leistungsmessung stochastischer Deinstleistungsproduktion*. Wiesbaden : Deutscher Universitäts-Verlag, 2007.
- Schwarz, Jürgen. 2013.** *Messung und Steuerung der Kommunikations-Effizienz*. Wiesbaden : Springer Gabler, 2013.
- Sherman, H. David und Zhu, Joe. 2006.** *Service Productivity Management*. New York : Springer Science+Business Media, Inc., 2006.
- Steinmann, Stefan Schulze.** www.frag-caesar.de. [Online] [Zitat vom: 5. August 2015.]
<http://www.frag-caesar.de/lateinwoerterbuch/effectivus-uebersetzung.html>.
- Talley, Wayne K. 2009.** CONTAINER PORT EFFICIENCY AND OUTPUT MEASURES. Norfolk : s.n., 2009.
- Wang, Teng-Fei, Song, Dr. Dong-Wook und Cullinane, Prof. Kevin. 2003.** Container Port Production Efficiency: A Comparative Study of DEA and FDH Approaches. *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, Vol.5. 2003.
- Wilken, Robert. 2007.** *Dynamisches Benchmarking*. Wiesbaden : Deutscher Universitäts-Verlag, 2007.
- Zhu, Joe. 2015.** *Data Envelopment Analysis*. New York : Springer Science+Business Media, 2015.
- . **2014.** *Quantitative Models for Performance Evaluation and Benchmarking*. Cham : Springer International Publishing, 2014.

Anhang

Anhang 1: Datenübersicht.....	i
Anhang 2: Umsetzung von DEA in Excel.....	v
Anhang 3: Ergebnisse der dualen LPs des CCR- und BCC-Modells.....	xiv

Anhang 1: Datenübersicht

Daten - Containerhäfen Europa 2010

Quelle: Containerisation International Yearbook 2012

Ranking Europa	Ranking weltweit	Hafen	Land	Inputs					Outputs				
				Terminal (Anzahl)	Terminalbetreiber (Anzahl)	Liegeplätze (in m)	Mak. Liegeplatztiefe (in m)	Hafentfläche (in qm)	Containerstellplätze (in TEU)	Containerbrücken/-kräne	Containerumschlag (in TEU)		
1	10	Rotterdam	Niederlande	13	8	16.125	19,6	6.976.600	1.253.000	132	11.145.804		
		APM Terminals Rotterdam		APM Terminals Rotterdam BV		1.600	16,00	930.000	33.000	12			
		Barge Center Waalhaven		Barge Center Waalhaven BV		255	9,65	64.000	4.000	2			
		Barge Terminal (Hartelhaven)		Europe Container Terminals BV		370	11,00	75.000					
		ECT City Terminal		Europe Container Terminals BV		1.400	14,50	590.000		9			
		ECT Delta Barge Feeder Terminal (Beerkanaal)		Europe Container Terminals BV		800	11,00	75.000		3			
		ECT Delta Terminal		Europe Container Terminals BV		3.400	16,60	2.720.000		36			
		ECT Euromax Terminal (Yangtzehaven)		Europe Container Terminals BV		1.500	19,60	840.000		16			
		Hanno Terminal		Uniport Multipurpose Terminals BV		1.300	14,50	320.000		6			
		HT Holland Terminal		Holland Terminals		300	5,50	102.000	9.000	6			
		P&O Noth Sea Ferries Terminal		P&O Ferries Freight		1.000	7,00	180.600					
		Rotterdam Short Sea Terminals		Rotterdam Short Sea Terminals BV		500	11,65	460.000		17			
		Uniport Multipurpose Terminals		Uniport Multipurpose Terminals BV		800	12,00	540.000	1.200.000	24			
		United Waalhaven Terminal		United Waalhaven Terminal BV		800	13,20			1			
2	14	Antwerpen	Belgien	8	5	14.370	18,0	7.384.073	2.788.326	83	8.468.475		
		Antwerp Gateway Deurganck Dock Berths 1700-1718		Antwerp Gateway NV		2.000	16	950.000	1.800.000	9			
		Chuchill Terminal Berth 402-428		PSA Antwerp		2.260	14	840.000	4.780	7			
		Delwaide Dock Berths 740-748		DP World Antwerp		2.000	16	334.073	800.000	5			
		Deurganck Terminal 1732-1742		PSA Antwerp		1.780	15,5	1.020.000	28.100	11			
		Europa Terminal 851-869		PSA Antwerp		1.180	14,5	720.000	65.337	10			
		MSC Home Terminal 702-738		MSC Home Terminal NV		2.900	15,6	1.628.000	51.459	26			
		Nordzee Terminal 901-913		PSA Antwerp		1.125	15,5	790.000	38.650	9			

Ranking Europa	Ranking weltweit	Hafen	Land	Terminal (Anzahl)	Terminalbetreiber (Anzahl)	Inputs					Outputs		
						Liegeplätze (in m)	Max. Liegeplatztiefe (in m)	Hafenfläche (in qm)	Containerstellplätze (in TEU)	Containerbrücken/-kräne	Containerumschlag (in TEU)		
				Vrasene Dock 1225-1231	Seaport Terminals NV	60	18	1.102.000			6		
						1.065	13						
3	15	Hamburg	Deutschland	Buss Hansa Terminal	Buss Hansa Terminal GmbH & Co. KG	5	16,7	5.923.550	133.225	91	7.900.000		
				Container-Terminal Altenwerder	HHLA Container-Terminal Altenwerder GmbH	850	12	195.000	10.000	15			
				Eurogate Container Terminal	Eurogate Container Terminal Hamburg GmbH	1.400	16,7	991.550	35.000	15			
				HHLA Container Terminal Burchardkai	HHLA Container Terminal Burchardkai GmbH	2.080	15,3	1.400.000	45.000	24			
				HHLA Container Terminal Tollerort	HHLA Container Terminal Tollerort GmbH	2.850	16,5	1.600.000	16.550	25			
				Leercontainer Zentrum Unikai	Leercontainer Zentrum Unikai GmbH	1.005	15,2	641.000	18.175	8			
				O'Swaldkai Terminal	Unikai Lager- und Speditionsgesellschaft mbH	613	13,5	96.000	8.500	2			
4	22	Bremen/	Deutschland	BLG Container Terminal	BLG Cargo Logistics GmbH & Co	350	11,6	1.000.000		2			
						5.259	16,0	4.359.000	88.046	44	4.871.297		
						1.140	11,3	120.000	18.000	3			
				Eurogate Container Terminal Bremerhaven	Eurogate Container Terminal Bremerhaven GmbH	1.690	14,5	2.853.000	17.546	13			
				MSC Gate Container Terminal North Sea Terminal	MSC Gate Bremerhaven GmbH & Co KG	600	14,7	300.000	12.500	10			
						1.829	16,0	1.086.000	40.000	18			
5	26	Valencia	Spanien	MSC Terminal Valencia Multipurpose Terminal	MSC Terminal Valencia SA	3	16,0	1.814.900	104.909	36	4.206.937		
				Noatum Container Terminal Valencia	Noatum Ports Valenciana SA	770	16,0	350.000	24.000	8			
				Terminal Muelle de Levante	TCV Stevedoring Co SA	350	11,0	34.900	425	1			
						218	11,0						
				Dooley Ro-Ro Terminal	Port of Felixstowe	1.440	16,0	1.060.000	80.484	18			
				Landguard Container Terminal		340	16,0						
6	34	Felixstowe	Großbritannien	South Terminal	TCV Stevedoring Co SA	1.675	16,0	370.000		9			
						4.062	16,0	1.556.000	129.000	38	3.400.000		
						174	7,3	34.000		1			
						250	9,8						
						554	9,7	279.000	11.000	3			
						730	16,0		20.000	7			

Ranking Europa	Ranking weltweit	Hafen	Land	Inputs										Outputs	
				Terminal (Anzahl)	Terminalbetreiber (Anzahl)	Liegeplätze (in m)	MAX. Liegeplatztiefe (in m)	Hafenfläche (in qm)	Containerstellplätze (in TEU)	Containerbrücken/-kräne	Containerumschlag (in TEU)				
7	39	Gioia Tauro	Italien	1	Trinity Container Terminal	1	3.011	15,0	1.243.000	98.000	27	2.851.261			
					Medcenter Container Terminal SpA	3	3.011	15,5	1.600.000	75.000	26				
							200	15,5			26				
8	41	Algeciras	Spanien	4	APM Terminal	4	6.036	18,5	1.167.459	43.272	38	2.810.242			
							1.450	16,0	667.340	37.872	25				
							192	15,0							
							204	12,0							
					Ferry Berths		410	10,0	20.000						
							350	14,0							
							1.550	15,0							
					Isia Verde Container Terminal		680	14,5	180.000	5.400	5				
					Algeciras SA										
					Outer Isia Verde Container Terminal		650	18,5	300.119		8				
							550	17,5							
9	47	Ambarli	Türkei	5	Kumpurt	5	6.000	30,0	848.606	60.862	39	2.540.353			
							300	13,5	319.606	22.662	8				
							100	11							
							200	8							
							150	8							
							60	12							
							310	14							
							250	12							
							120	10							
							120	10							
							250	12							
							250	9							
							120	7							
					Mardas		520	15,5	120.000	9.500	12				
					Isletmeçligi AS		390	15,5							
							910	30							
					Marport East Terminal		450	13,5	69.000	6.800	5				
					Marport Main Terminal		800	14,5	170.000	10.300	8				
					Marport West Terminal		700	14,5	170.000	11.600	6				
10	50	Zeebrügge	Belgien	6		6	8.485	16,0	3.122.000	12.100	20	2.389.879			

Ranking Europa	Ranking weltweit	Hafen	Land	Inputs							Outputs	
				Terminal (Anzahl)	Terminalbetreiber (Anzahl)	Liegeplätze (in m)	Max. Liegeplatztiefe (in m)	Hafenfläche (in qm)	Containerstellplätze (in TEU)	Containerbrücken/-kräne	Containerumschlag (in TEU)	
				APM Terminals Zeebrugge	APM Terminals Zeebrugge NV	900	16	480.000			7	
				Belgian New Fruit Wharf	Belgian New Fruit Wharf NV	1180	16	280.000	5.500		2	
				CHZ Terminal	Container Handling Zeebrugge	1.000	15,5	425.000	1.100		8	
				Flanders Cold Centre	Sea-Invest BV	1.000	15					
				P&O Ferries Terminal	P&O Ferries	1.180	16	137.000	5.500		2	
				Sea-Ro Terminal	Sea-Ro Terminal NV	800	10	1.600.000			1	
						600	15					
						1.000	10					
						825	15					
11	51	Marsaxlokk	Malta	Terminal One	Malta Freeport Terminals Ltd.	2.646	17,0	698.000	15.087	22	2.370.729	
						1.000	15,5	475.500	10.238	10		
						168	9,5					
				Terminal Two		480	17	222.500	4.849	12		
						660	15,5					
						118	15,5					
						220	15,5					
12	52	Le Havre	Frankreich	Alpha Terminal	Alpha Terminal	7.065	15,5	2.945.000	61.300	40	2.358.077	
				Terminal de France	Generale de Manutention Portuaire	230	11	35.000	1.000	2		
				Terminal de l'Atlantique	Compagnie Nouvelle de Manutentions Portuaire	850	15,5	760.000	10.400	10		
				Terminal de l'Ocean	Societe d'Equipement du Terminal de Normandie SA	200						
				Terminal de Normandie	Societe d'Equipement du Terminal de Normandie SA	675	13,5	350.000	21.500	8		
				Terminal Europe/Ameriques	Generale de Manutention Portuaire	800	12,5					
						1.700	13,5	750.000		8		
						450	14	400.000	15.000	5		
						600	14					
						189		650.000	13.400	7		
						887	13,5					
						484	14,5					

Korrelation Input-Parameter zu Containerumschlag 0,820047386 0,699836931 -0,001121386 0,90045873 0,69601886 0,96490881

Anhang 2: Umsetzung von DEA in Excel

Die Ermittlung der in der Arbeit aufgezeigten Effizienzkennzahlen erfolgte mittels Excel und orientiert sich an folgender Veröffentlichung der Universität Bremen.

Quelle: http://www.fwi.uni-bremen.de/files/poddig/datastore/sonstiges/DEA_in_Excel_Controlling.pdf

Umsetzung von DEA in Excel

Thorsten Poddig* Armin Varmaz†

30. November 2005

1 Vorbemerkungen

In diesem Dokument, das als Begleitmaterial zum in der Zeitschrift „Controlling“, Heft 10, 2005 veröffentlichten Artikel „Data Envelopment Analysis und Benchmarking“ konzipiert ist, wird anhand eines illustrativen Beispiels das Vorgehen zur Berechnung der Data Envelopment Analysis (DEA) in Excel erläutert. **Eine Einführung in die DEA-Theorie ist nicht Ziel dieses Dokuments.**

Es wird ein überschaubares Beispiel zur Berechnung gewählt, das jedoch ohne großen Aufwand auf Untersuchungsdesigns mit beliebig¹ vielen Objekten erweiterbar ist. Die Vorgehensweise wird unter Verwendung der Daten von Filialen einer kanadischen Bank aufgezeigt. Die notwendigen Excel-Datei können der Homepage des Lehrstuhls für Finanzwirtschaft entnommen werden².

* Inhaber des Lehrstuhls für ABWL, insb. Finanzwirtschaft an der Universität Bremen. Kontakt: poddig@uni-bremen.de

† Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für ABWL, insb. Finanzwirtschaft an der Universität Bremen. Kontakt: varmaz@uni-bremen.de

¹ Eine Begrenzung kann in der Software begründet sein, da der frei erhältliche Solver für Excel nur für Optimierungsprobleme mit bis zu 200 Variablen konzipiert ist.

² <http://www.fwi.uni-bremen.de>

2 Berechnung von Effizienzwerten unter CRS

Zunächst wird ein Beispiel gezeigt, mit dem Effizienzwerte unter der Annahme konstanter Skalenerträge berechnet werden. Die dazugehörige Exceldatei ist Teil dieses Begleitdokuments. Die Ausführungen in diesem Kapitel beziehen sich auf das Tabellenblatt „technische Effizienz CRS“.

Das DEA-Modell kann formal als ein lineares Optimierungsmodell formuliert werden. Angenommen seien n Entscheidungseinheiten (EE). Jede EE_j ($j = 1, \dots, n$) stellt s verschiedene Produkte (Output) y_{rj} ($r = 1, \dots, s$) mit Hilfe von m verschiedenen Einsatzfaktoren (Input) x_{ij} ($i = 1, \dots, m$) her. Die Inputs bzw. Outputs einer EE werden in einem $m \times 1$ Inputvektor \mathbf{x} bzw. in einem $s \times 1$ Outputvektor \mathbf{y} zusammengefasst. Alle Inputs und Outputs werden in eine $m \times n$ Inputmatrix \mathbf{X} und in eine $s \times n$ Outputmatrix \mathbf{Y} zusammengefasst. Zur Berechnung der inputorientierten (= kostenminimierenden) technischen Effizienz θ_k^{CRS} einer beliebigen EE_k wird das DEA-Optimierungsproblem in (1) gelöst.

$$\begin{aligned} \min \quad & \theta_k^{CRS} & (1) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{X}\boldsymbol{\lambda}_k \leq \theta_k^{CRS} \mathbf{x}_k \\ & \mathbf{Y}\boldsymbol{\lambda}_k \geq \mathbf{y}_k \\ & \boldsymbol{\lambda}_k, \theta_k^{CRS} \geq 0 \end{aligned}$$

Dabei müssen der $n \times 1$ Gewichtungsvektor $\boldsymbol{\lambda}_k$ und θ_k^{CRS} bestimmt werden.

In der Abb. 1 ist der Aufbau des Tabellenbereiches 1 in der Exceldatei wiedergegeben (Tabelleblatt „Daten“). Die Inputs (FTE sales, FTE support, FTE other) sind im Bereich B7:D85 und die Outputs (RRSP, LC, Loans, Mortgages) im Bereich F7:I85 zusammengefasst.

Der Tabellenbereich 2 (Tabelleblatt „technische Effizienz CRS“) ist in der Abb. 2 dargestellt. Hier sind die zur Lösung des Optimierungsproblems (1) erforderlichen Bestandteile enthalten und zwar:

- (i) Zellenbereich für den Gewichtungsvektor ($\boldsymbol{\lambda}_k$)

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Tabellenbereich 1: Daten								
2	DMU = Decision Making Unit (Entscheidungseinheit)								
3	I = Inputs								
4	O = Outputs								
5									
6	DMU	(I) FTE sales	(I) FTE suppo	(I) FTE other		(O) RRSP	(O) LC	(O) Loans	(O) Mortgages
7	1	45,34	40,93	5,09		263	137	936	429
8	2	9,02	1,34	0,1		42	6	176	32
9	3	26,12	8,24	1,01		130	20	629	101
10	4	10,94	4,87	1,03		134	37	437	80
11	5	49,52	32,28	7,21		308	46	726	227
12	6	10,62	1,09	0		27	2	181	36
13	7	11,52	1,98	0		44	5	337	47
14	8	8,11	3,91	0		34	1	246	33
15	9	5,08	0	0		20	2	142	40
16	10	9,56	5,26	0		29	2	202	49
17	11	9,86	1,01	0		67	10	181	62
18	12	7,49	1	0		34	0	248	36
19	13	4	1,68	0		42	2	169	17
20	14	5,78	1,62	0,26		85	1	196	78
21	15	4,87	1,05	0		52	4	237	62
22	16	2,93	1,97	0		6	2	127	18
23	17	3,34	0	0		9	5	60	31
24	18	5,99	0,97	0		61	0	133	24
25	19	6,61	0,67	0,79		28	0	395	37
26	20	2,96	1,69	0		21	2	103	23
27	21	5,3	0	0		25	4	168	38
28	22	9,64	5,02	0		55	1	301	60

Abbildung 1: Aufbau des Beispieldokuments (Auszug), Tabellenbereich 1

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
	Berechnung der technischen Effizienz									
	Formale Darstellung ist unter der Berechnung									
	Tabellenbereich 2: Optimierung									
	Vektor Lambda (λ): K x 1 Vektor				Optimierungsproblem für technische Effizienz					
Index										
1	0				DMU		25			
2	0									
3	0									
4	0				Outputbedingungen	(O) RRSP	36	>=	36	
5	0					(O) LC	4,47251174	>=	3	
6	0					(O) Loans	250	>=	250	
7	0					(O) Mortgages	46,02107224	>=	40	
8	0									
9	0				Inputbedingungen	(I) FTE sales	3,795082467	<=	3,795082467	
10	0					(I) FTE support	0,757987084	<=	0,757987084	
11	0					(I) FTE other	0	<=	0,042882288	
12	0									
13	0									
14	0				Effizienzwert					
15	0									0,714704936
16	0									

Abbildung 2: Aufbau des Beispieldokuments (Auszug), Tabellenbereich 2

- (ii) Zellenbereich für die Zielfunktion (θ_k^{CRS}) (Effizienzwert)
- (iii) Zellen, die die Formeln für die Berechnung des Referenzsets in DEA beinhalten (linke Seite der Nebenbedingungen) und
- (iv) Zellen, die die Formeln für die Berechnung der Werte für die beobachtete EE beinhalten (rechte Seite der Nebenbedingungen).

In der Abb. 2 wird λ_k durch die Werte im Zellenbereich B8:B86 repräsentiert. Vor der Optimierung können hier beliebige Werte eingesetzt werden. Die Zelle F22 repräsentiert die Zielfunktion θ_k^{CRS} , die bei der DEA ein Skalar ist. Daher kann auch hier anfänglich eine beliebige Zahl gewählt werden.

Für die Bestimmung des Referenzsets ((iii)) sollen die Zellenbereiche H11:H14 und H16:H18 benutzt werden. Dort stehen folgende Formeln:

$$H11:H14=MMULT(MTRANS(F10:I24);B29:B43)$$

$$H16:H18=MMULT(MTRANS(B10:D24);B29:B43)^3$$

Die hier eingesetzten Formeln entsprechen genau der linken Seite der ersten und zweiten Nebenbedingung (NB) in (1), wobei die Zellen H11:H14 für die erste NB und die Zellen H16:H18 der zweiten NB entsprechen.

In den Zellen J11:J14 und J16:J18 stehen die Formeln, die der rechten Seite der ersten und zweiten NB aus (1) entsprechen ((iv)). Im einzelnen sind das:

$$J11= INDEX(Data!F7:F85;G8;1)$$

$$J12= INDEX(Data!G7:G85;G8;1)$$

$$J13= INDEX(Data!H7:H85;G8;1)$$

$$J14= INDEX(Data!I7:I85;G8;1)$$

$$J16= F22*INDEX(Data!B7:B85;G8;1)$$

³ Bei der Bestätigung der Matrizenmultiplikationsformel in Excel muss unbedingt mit der Tastenkombination „Strg+Umschalttaste+Enter“ abgeschlossen werden! Zudem müssen die Zelle H11:H14 und H16:H18 markiert werden, bevor die Formeln aufgeschrieben werden. Diese stellen das Ergebnisfeld der Matrizenoperation und müssen der Dimension der zu berechnenden Matrix entsprechen. Mit der Formel MMULT(Matrix1;Matrix2) wird Matrizenmultiplikation, mit der Formel MTRANS(Matrix) eine Transposition durchgeführt.

$$J17 = \$F\$22 * INDEX(Data!C7:C85; \$G\$8; 1)$$

$$J18 = \$F\$22 * INDEX(Data!D7:D85; \$G\$8; 1)$$

Die Funktion Index (INDEX(Matrix;Zeile;Spalte)) ermöglicht es, einen bestimmten Wert aus einer Zeile und einer bestimmten Spalte der vorgegebenen Matrix anzusprechen. In der Zelle J14 wird als Matrix (hier ein (Spalten-) Vektor) der Output „Mortgages“ gewählt. Welche Zeile angesprochen wird (und somit welche EE), soll durch die Zelle G8 bestimmt werden. Da es sich um einen Vektor handelt, ist die Spalte auf 1 gesetzt. Dieses etwas umständlich erscheinende Vorgehen hat einen großen Vorteil: nur durch die Wahl der Zahl in G8 kann festgelegt werden, für welche Zeile und somit für welches Unternehmen die Effizienz berechnet werden soll. Dadurch eröffnen sich auch Möglichkeiten zur Software-Automatisierung der Optimierung in Excel, die hier jedoch nicht dargestellt werden. In der Abb. 2 wird durch die Zelle G8 die EE 25 ausgewählt.

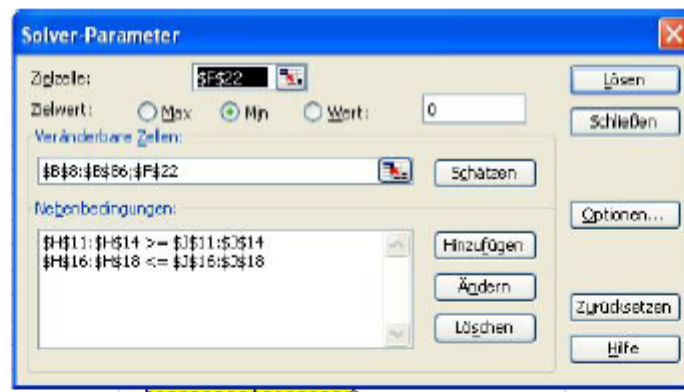


Abbildung 3: Solverdialogbox für CCR-DEA

Nun kann mit Hilfe des in Excel eingebauten Solvers das Optimierungsproblem nach (1) gelöst werden (vgl. Abb. 3). Den Solver aktiviert man, indem man in Excel unter „Extras“ „Solver“ anklickt.⁴

⁴ Falls bei Ihnen der Solver nicht standardmäßig installiert ist, können Sie es schnell nachholen. Gehen Sie dazu über „Extras“ zu dem „Add-In Manager...“. Nachdem Sie es angeklickt haben, erscheint eine Dialogbox. Wählen Sie unter „Verfügbare Add-Ins“ „Solver“ aus (ggf. den Scrollbalken benutzen) und bestätigen Sie anschließend mit „OK“.

Im Solver ist die Zielzelle, die die Zielfunktion (θ_k^{CRS}) repräsentiert, mit der Zielzelle F22 anzuwählen. Die Zielzelle muss entsprechend (I) minimiert werden. Als veränderbare Zellen sind der Bereich B8:B86 (λ_k) und die Zielzelle selbst (θ_k^{CRS}) auszuwählen. Als erste NB laut (I) soll der Bereich H11:H14 größer oder gleich J11:J14 sein (Referenzset soll mindestens den gleichen Output wie das betrachtete Unternehmen produzieren), entsprechend der zweiten NB aus (I) soll der Bereich H16:H18 kleiner oder gleich J16:J18 sein (Referenzset darf dabei höchstens den gleichen Input benutzen). Um das Minimierungsproblem zu lösen, müssen unter „Optionen“ des Solvers noch Einstellungen geändert werden (vgl. Abb. 4). Dabei ist „lineares Modell voraussetzen“, genau wie die Nicht-Negativität (dritte NB in (I)) zu aktivieren. Solver prüft vor der Optimierung die Linearität des Modells. Wenn die Daten sehr schlecht skaliert sind, verwirft der Solver die Bedingung und löst das Optimierungsproblem nicht. Daher sollte die Optimierungsroutine „automatische Skalierung anwenden“ ebenfalls aktiviert werden. Nachdem die Optionen ausgewählt wurden, sind diese mit „OK“ zu bestätigen, und anschließend ist das Optimierungsmodell zu lösen. Das Optimierungsmodell für das Unternehmen 25 sollte die in Abb. 2 dargestellten Ergebnisse (0,7147) liefern.



Abbildung 4: Einstellungen der Solveroptionen

Danach hat EE 25 ($\hat{=}$ der Filiale 25) einen Effizienzwert von 71,47%. Dieser Wert gibt an, dass EE 25 den gleichen Output mit 71,47% der eingesetzten Inputs produzieren

könnte, wenn es auf der Effizienzlinie läge. Als Referenzbank fungiert die Linearkombination aus den DMUs 34, 36 und 65 (λ_k -Werte beachten). Der Referenzset (Zellen H16:H18) zeigt, wie weit die Inputs reduziert werden könnten, wenn die beobachtete EE 25 effizient arbeiten würde.

Um die Effizienzwerte anderer Unternehmen zu berechnen, muss in der Zelle H18 der Index des gewünschten Unternehmens eingetragen und das Optimierungsproblem mit Hilfe des Solvers nochmals gelöst werden. Das muss für alle Unternehmen einzeln durchgeführt werden. Zur leichteren Handhabung kann ggf. eine VBA-Routine implementiert werden.

3 Berechnung der Effizienz unter variablen Skalenerträgen

Die Berechnung der Effizienzwerte unter der Annahme variabler Skalenerträgen (VRS) erfolgt nach dem gleichen Prinzip wie unter der Annahme von CRS. Es wird einzig eine zusätzliche Nebenbedingung in das Optimierungsproblem (1) eingefügt. Das neue Optimierungsproblem (2) lautet dann:

$$\begin{aligned}
 \min \quad & \theta_k^{VRS} & (2) \\
 \text{s.t.} \quad & \mathbf{X}\lambda_k \leq \theta_k^{VRS} \mathbf{x}_k \\
 & \mathbf{Y}\lambda_k \geq \mathbf{y}_k \\
 & \mathbf{e}^T \lambda_k = 1 \\
 & \lambda_k, \theta_k^{VRS} \geq 0
 \end{aligned}$$

mit \mathbf{e} als Einsenvektor (ein $n \times 1$ Vektor, deren Elemente nur Einsen sind.)

Die Abb. 5 (Tabellenblatt „technische Effizienz VRS“) zeigt den Aufbau des Datenblattes für die Lösung des Optimierungsproblems unter der Annahme von VRS. Die zusätzliche Bedingung in (2) wird in der Zelle H20 festgelegt. In der Zelle H20 steht folgende Formel:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	Berechnung der reinen technischen Effizienz									
2	(Formale Darstellung ist unter der Berechnung)									
3										
4										
5	Tabellenbereich 3: Optimierung									
6	Vektor Lambda (λ): K x 1 Vektor					Optimierungsproblem für technische Effizienz				
7	Index									
8	1	0			DMU			25		
9	2	0								
10	3	0								
11	4	0			Outputbedingungen:	(O) RRSP		35	>=	35
12	5	0				(O) LC		3	>=	3
13	6	0				(O) Loans		290	>=	290
14	7	0				(O) Mortgages		40	>=	40
15	8	0								
16	9	0			Inputbedingungen:	(I) FTE sales		4,0294869	<=	4,0294869
17	10	0				(I) FTE support		0,804379683	<=	0,804379683
18	11	0				(I) FTE other		0	<=	0,045630925
19	12	0								
20	13	0								
21	14	0			Effizienzwert	Summe Lambdas		1	=	1
22	15	0			0,758848757					

Abbildung 5: Aufbau des Beispieldokuments (Auszug), Tabellenbereich 3

H20=SUMME(B8:B86)

In der Zelle J20 steht die zu erfüllende Bedingung, in diesem Fall die Zahl 1.

Diese zusätzliche NB muss ebenfalls im Solver berücksichtigt werden (vgl. Abb. 6).

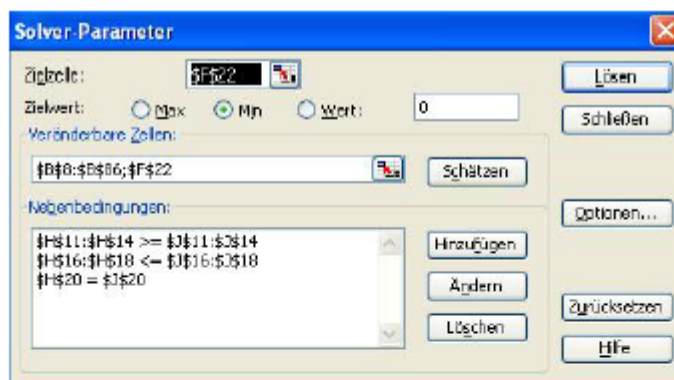


Abbildung 6: Solverdialogbox unter VRS

Das Lösen dieses Optimierungsproblems für EE 25 führt zum in Abb. 6 dargestellten Ergebnis. Die „reine“ technische Effizienz liegt für EE 25 bei annahmegemäß höher geworden, da die Skaleneffizienz nicht berücksichtigt wird. Demnach hat EE 25 einen Wert von 0,7588 bei der Betrachtung „reiner“ technischen Effizienz.

Bis jetzt wurde die technische Effizienz unter CRS und VRS bestimmt. Mit diesen

Werten lässt sich einfach die Skaleneffizienz berechnen, denn es gilt:

$$SE_k = \frac{\theta_k^{CRS}}{\theta_k^{VRS}} \quad (3)$$

Somit ergibt sich der Wert von $0,7147/0,7588 = 0,9418$ für die Skaleneffizienz von EE 25. Sie ist somit auch skalenineffizient.

Anhang 3: Ergebnisse der dualen LPs des CCR- und BCC-Modells

Ergebnisse des dualen LPs des CCR-Modells		Lambdas (λ_k)												
Port	DMU _k	Effizienzwert $\theta_{k,CCR}$	Rotterdam	Antwerpen	Hamburg	Bremen/Bremerhaven	Valencia	Felixstowe	Gioia Tauro	Algeciras	Ambarli	Zeebrügge	Marsaxlokk	Le Havre
Rotterdam	1	0,756217703	0	0	0	0	0,89397259	0	1,94480035	0	0	0	0,77604157	0
Antwerpen	2	0,890934759	0	0	0	0,753539873	0,80783282	0	0	0	0	0,58549575	0	0
Hamburg	3	0,911957747	0	0	0	0	0	0	2,77070391	0	0	0	0	0
Bremen/Bremerhaven	4	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	5	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Felixstowe	6	0,911108352	0	0	0	0	0	0	0,5478389	0	0	0	0,77527559	0
Gioia Tauro	7	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
Algeciras	8	0,708721476	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1,1853915	0
Ambarli	9	0,88137653	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1,0715493	0
Zeebrügge	10	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
Marsaxlokk	11	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Le Havre	12	0,506379699	0	0	0	0,06376195	0,3970201	0	0	0	0	0,15784692	0	0
Ø		0,880558022												

Ergebnisse des dualen LPs des BCC-Modells		Lambdas (λ_k)												
Port	DMU _k	Effizienzwert $\theta_{k,BCC}$	Rotterdam	Antwerpen	Hamburg	Bremen/Bremerhaven	Valencia	Felixstowe	Gioia Tauro	Algeciras	Ambarli	Zeebrügge	Marsaxlokk	Le Havre
Rotterdam	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Antwerpen	2	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Hamburg	3	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Bremen/Bremerhaven	4	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	5	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Felixstowe	6	0,937033661	0	0	0	0	0,50304559	0	0,21970373	0	0	0	0,27725069	0
Gioia Tauro	7	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
Algeciras	8	0,826872825	0	0	0	0	0,23935905	0	0	0	0	0	0,76064095	0
Ambarli	9	0,944108626	0	0	0	0	0,09237733	0	0	0	0	0	0,90762267	0
Zeebrügge	10	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
Marsaxlokk	11	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Le Havre	12	0,547064785	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,89466324	0
Ø		0,937923325												

Erklärungen

Ich erkläre hiermit an Eides Statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe; die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Gedanken sind als solche kenntlich gemacht.

Die Arbeit wurde bisher in gleicher oder ähnlicher Form keiner anderen Prüfungskommission vorgelegt und auch nicht veröffentlicht.

Ich erkläre mich damit

o einverstanden,

o nicht einverstanden

dass ein Exemplar meiner Bachelor- (Master-) Thesis in die Bibliothek des Fachbereichs aufgenommen wird; Rechte Dritter werden dadurch nicht verletzt.

(Wenn das Unternehmen Bedenken gegen die Veröffentlichung der Bachelor- (Master-) Thesis hat, ist eine schriftliche Begründung der Firma erforderlich).

Ort, Datum

Unterschrift