

Univ. Prof. Dr. Klaus Gugler

Wien, am 8.11.2012

Department of Economics

WU Vienna University of Economics and Business

Augasse 2-6

1090 Wien

Dr. Michael Klien

WU Vienna University of Economics and Business

Augasse 2-6

1090 Wien

Diplom Volkswirt Stephan Schmitt

WU Vienna University of Economics and Business

Heiligenstädterstrasse 46-48

1190 Wien

**Wirtschaftswissenschaftliches Gutachten zu Benchmarkingmethoden für die österreichischen Energienetze**

Endbericht

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Gugler' followed by a stylized flourish.

# Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung.....	3
2. Methodenüberblick.....	4
2.1 Vorbemerkungen.....	4
2.2 Parametrische Ansätze anhand von Stochastic Frontier Analysis, COLS und MOLS.....	10
2.3 Nicht-parametrische Ansätze anhand von Data Envelopment Analysis.....	17
Exkurs: Mehrstufige DEA Modelle.....	19
2.4 Weiterentwicklungen.....	21
2.5 Vor- und Nachteile der unterschiedlichen Methoden.....	24
Exkurs: Alleinstellungsmerkmale und Slacks in DEA.....	28
Literatur zu Kapitel 2.....	36
3. Funktionale Formen.....	38
Literatur zu Kapitel 3.....	45
4. Datentransformationen.....	46
4.1 Die Null-Output-Problematik.....	46
4.2 Datennormalisierungen.....	50
4.3 Gesamtheit aller Netzbetreiber.....	51
Literatur zu Kapitel 4.....	54
5. Anwendung auf Österreich.....	56
5.1 Vorgangsweise .....	56
5.2 Ergebnisse.....	58
5.2.1 Sample und Ausreißer.....	58
5.2.2 Funktionale Formen.....	61
5.2.3 Nullerproblematik.....	63
5.2.4 Heterogenität.....	64
6. Schlußfolgerungen.....	67
7. Literatur.....	72

# **1. Einleitung**

Wir wurden von der E-Control beauftragt, ein wirtschaftswissenschaftliches Gutachten zum Themenkomplex „Benchmarkingmethoden“ mit Fokus auf die Stromverteilernetze zu verfassen. Eine wesentliche Aufgabe der E-Control besteht in der Regulierung von Strom- und Gasnetztarifen, wobei sowohl das Verteil- als auch das Übertragungs- bzw. Fernleitungsnetz umfasst ist. Diese Tarife sind auch auf Basis von „effizienten Kosten“ zu ermitteln. Daher bilden bei der Ausgestaltung von Regulierungsregimen Effizienzanalysen eine wichtige Grundlage. Im Rahmen der bisherigen Effizienzvergleiche (Benchmarking) wurden neben dem Dateneinhüllungsverfahren (Data Envelopment Analysis – DEA) auch ein Modified Ordinary Least Squares Ansatz (MOLS) verwendet. Es wurde somit sowohl ein parametrisches als auch ein nicht parametrisches Effizienzanalyseverfahren zur Anwendung gebracht.

Die wissenschaftliche Forschung behandelt aber auch zahlreiche Alternativen zu den von der E-Control verwendeten Verfahren, welche auch bereits – zumindest teilweise – in der Regulierungspraxis Eingang gefunden haben (z. B. Stochastic Nonparametric Envelopment of Data – StoNED bzw. Stochastic Frontier Analysis – SFA). Weiters erscheint eine Ausdehnung des damaligen Benchmarkingsamples auf Basis der Vorgabe des § 48 Abs. 1 EIWOG 2010 erforderlich (Unternehmen mit über 50 GWh Abgabemenge im Jahr 2008). Eine Evaluierung der zur Verfügung stehenden Methoden zur Effizienzermittlung scheint hinsichtlich der geänderten rechtlichen Rahmenbedingungen und der Entwicklungen im Bereich der wissenschaftlichen Forschung daher notwendig.

Dieses Gutachten bietet eine solche Evaluierung mit besonderem Fokus auf die spezifisch österreichische Problematik. Das Gutachten besteht aus den Kapiteln (neben dem einleitenden Kapitel):

## **2. Methodenüberblick**

## **3. Funktionale Formen**

## **4. Datentransformationen**

## **5. Anwendung auf Österreich**

In den Kapiteln 2-4 wird ein fokussierter Literaturüberblick über das jeweilige Themengebiet durchgeführt. Dabei wird auf die jeweiligen ökonomischen Interpretationen der Schätzmethoden/funktionalen Formen/Transformationen mit spezieller Referenz der spezifischen österreichischen Problemstellungen eingegangen. In Kapitel 5 werden exemplarisch Modellspezifikationen mit einem von der E-Control zur Verfügung gestellten Datensatz gerechnet, um so darzulegen, welche Schätzmethoden/funktionalen Formen/Transformationen für österreichische Stromverteilernetzbetreiber am geeignetsten erscheinen. Kapitel 6 bietet eine Kurzzusammenfassung und abschließende Bemerkungen.

## 2. Methodenüberblick

### 2.1. Vorbemerkungen

In diesem Kapitel werden die etablierten sowie neuartigen Methoden vorgestellt, die Vor- und Nachteile der Methoden diskutiert und Aussagen getroffen, inwiefern sich die einzelnen Methoden für die österreichischen Energienetze anwenden lassen. Dabei wird berücksichtigt, dass es im Strombereich lediglich rund 45 Stromverteilnetzbetreiber mit einer Abgabemenge von 50 GWh gibt. Da mittlerweile eine recht umfangreiche Literatur zu den Vor- und Nachteilen unterschiedlicher Methoden der Effizienzmessung besteht, werden die wesentlichen Ergebnisse in tabellarischer Form abgehandelt und kurz diskutiert. Neben diesem allgemeinen Methodenvergleich soll dargelegt werden, was bei einer Anwendung auf die spezifische österreichische Datensituation zu berücksichtigen ist. Im Zentrum stehen dabei die Restriktionen in Bezug auf Beobachtungszahl (Dyson et al. 2001 und Estache, Perelman und Trujillo 2006), aber auch die zugrundeliegende Datenstruktur (Coelli et al. 2005 und Fried, Lovell und Schmidt 2008 und Cornwell und Schmidt 2008).

Bevor die unterschiedlichen Methoden der Effizienzmessung erörtert werden, ist es sinnvoll, hier zunächst die relevanten Effizienzbegriffe zu klären. Da momentan im Rahmen des Benchmarkings österreichischer Energienetze nur zeitpunktbezogene Vergleiche angestellt werden, verwendet das vorliegende Gutachten dazu passend ausschließlich statische Effizienzbegriffe. Dynamische Effizienz, welche die Performanceveränderungen von Firmen über einen Zeitraum hinweg darstellt, wird daher im Folgenden nicht behandelt. Mit dem Vorliegen wiederholter Effizienzmessungen im Rahmen des Benchmarkings, bestünde aber durchaus die Möglichkeit, Maßzahlen für die Produktivitätsentwicklung der Firmen seit Beginn der ersten Benchmarkingperiode zu berechnen.<sup>1</sup>

Wenn nicht anders angegeben, wird im Folgenden Effizienz synonym mit technischer Effizienz verwendet. Die technische Effizienz bezieht sich allgemein gesprochen auf den Produktionszusammenhang von Inputs und Outputs, zB welche Menge von Output  $q$  kann eine Firma mittels der Menge  $x$  an Inputs erstellen. Je größer das Verhältnis von Outputs zu Inputs, desto effizienter eine Firma.<sup>2</sup> Neben der technischen Effizienz ist für die gegenständliche Benchmarkinganwendung besonders auch der Begriff der Kosteneffizienz relevant. Dieser Effizienzbegriff ist weiter gefasst als die technische Effizienz, da nicht nur das Output-Input-Verhältnis einfließt, sondern auch die Zusammensetzung der Inputs. Ein Unternehmen kann beispielsweise technisch effizient produzieren, aber eine kostenineffiziente Kombination von Inputs (zB eine zu hohe Personalintensität) verwenden. Kosteneffizienz ist daher immer kleiner oder gleich der technischen Effizienz bzw. technische Effizienz ist eine notwendige aber

---

<sup>1</sup> Beispiele für die Maßzahlen zum Produktivitätsfortschritt sind zB Malmquist Indizes. Siehe Coelli et al. (2005) oder Bogetoft und Otto (2011) für Theorie und Anwendungsbeispiele.

<sup>2</sup> Das Konzept der technischen Effizienz wird nachfolgend nochmals ausführlicher anhand von Abbildung 1 beschrieben.

keine hinreichende Bedingung für Kosteneffizienz (Coelli et al. 2005). Kosteneffizienz ist somit determiniert durch technische Effizienz einerseits (minimaler Input bei gegebenem Output) und allokativer Effizienz andererseits (kostenminimale Inputkombination). Um die beiden Elemente der Kosteneffizienz separieren zu können, bedarf es Daten über die Inputpreise der einzelnen Firmen. Fehlen diese Informationen kann entweder nur die technische Effizienz (bei Vorliegen von Inputs und Outputs) oder die Kosteneffizienz (bei Vorliegen von Kosten und Outputs sowie der Annahme konstanter Inputkosten) ermittelt werden.

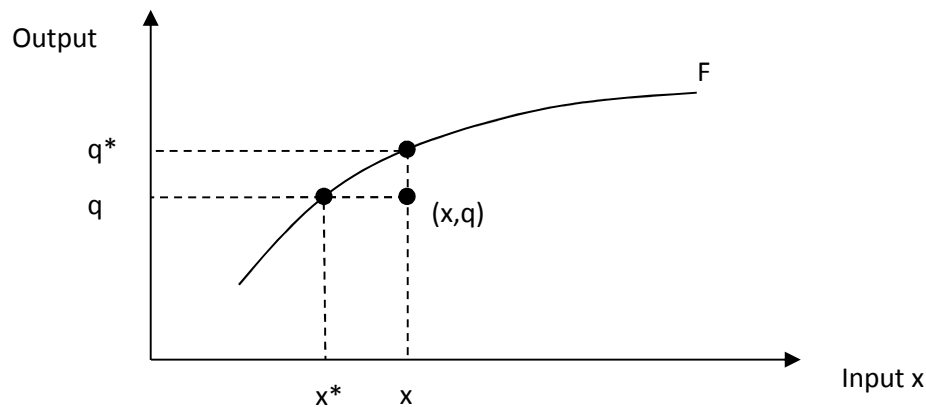
Der folgende Methodenüberblick orientiert sich an der klassischen Darstellung anhand von Produktionsfunktionen, d.h. im Vordergrund steht die technische Effizienz, nicht zuletzt um eine gewisse Konsistenz mit dem Großteil der existierenden wissenschaftlichen Literatur zum Thema Effizienzmessung zu gewährleisten. Die Anwendung auf Kostenfunktionen ist aber grundsätzlich ohne weiteres durch die Interpretation der Kosten als einzigem Input möglich (Bogetoft und Otto 2011). Es ändert sich dadurch im Wesentlichen nur die Interpretation des erhaltenen Effizienzwertes, der nunmehr eine Maßzahl für die Kosteneffizienz und nicht mehr nur der technischen Effizienz darstellt. Nähere Ausführungen zum Zusammenhang zwischen Produktions- und Kostenfunktionen, sowie den speziellen Anforderungen an Kostenfunktionen und ihre funktionalen Formen finden sich darüber hinaus in Kapitel 3 des Gutachtens.

Trotz der Vielzahl an potenziellen Methoden zur Effizienzmessung und der häufig intensiven Diskussion um die Vor- und Nachteile der unterschiedlichen Ansätze ist grundsätzlich festzuhalten, dass die in diesem Abschnitt dargestellten Methoden wie Data Envelopment Analysis (DEA) und Stochastic Frontier Analysis (SFA) einen sehr ähnlichen konzeptionellen Zugang haben. Im Zentrum steht die Idee einer Produktionsmöglichkeitengrenze, die bei optimalem, d.h. effizientem Einsatz der Ressourcen erreicht werden kann. Im trivialen Fall von einem Input und einem Output, wie dargestellt in Abbildung 1, ist die Produktionsmöglichkeitengrenze gegeben durch die Kurve F, welche alle effizienten Input-Output Kombinationen darstellt. Ein Unternehmen auf der Kurve F ist demnach technisch effizient, da es nicht möglich ist, mit derselben Inputmenge einen höheren Output zu erzielen bzw. dieselbe Outputmenge mit weniger Inputs zu erreichen. Firmen unter der Produktionsmöglichkeitengrenze, zB dargestellt durch den Punkt  $(x,q)$ , gelten als ineffizient, da mit demselben Input ein höherer Output ( $q^*$ ) bzw. derselbe Output mit einem geringeren Input ( $x^*$ ) erreicht werden könnte.<sup>3</sup>

---

<sup>3</sup> Der Begriff "Supereffizienz" wird verwendet, um Firmen zu bezeichnen, welche auf der Effizienzgrenze liegen bzw. diese definieren und gleichzeitig einen großen Einfluss auf die Effizienzwerte anderer Firmen haben. Eine "supereffiziente" Firma definiert sich somit nicht nur durch einen Effizienzwert von eins, sondern auch durch ihren Einfluss auf die Lage der Effizienzgrenze. Eine „supereffiziente“ Firma kann man bei der DEA dadurch erhalten, dass diese Firma effizienter ist als die Effizienzgrenze, die ohne diese Firma eruiert wurde. „Mehr als 100% Effizienz“ ergibt methodeninhärent im eigentlichen Benchmarking-Kontext allerdings keinen Sinn, da alle vergleichbaren Firmen auch vergli-

**Abbildung 1: Produktionsmöglichtengrenze und Effizienz**



Aufbauend auf den bisherigen Überlegungen kann festgehalten werden, dass Kosteneffizienz<sup>4</sup> das Produkt aus technischer und allokativer Effizienz ist. Abbildung 2 greift diese Thematik noch einmal kurz für eine Situation mit einem Output (mit konstantem Outputniveau  $q^*$ ) und zwei Inputs ( $x_1$  und  $x_2$ ) auf. Hier ist Unternehmen A weder technisch noch allokativ effizient, im Gegensatz zu Unternehmen C, welches sowohl technisch als auch allokativ effizient ist (und damit auch kosteneffizient). Unternehmen B verfügt zwar über technische Effizienz, denn es liegt auf der Effizienzgrenze, allerdings befindet es sich im Gegensatz zu Unternehmen C nicht gleichzeitig auch auf der niedrigsten und damit kosteneffizientesten Isoquante, so dass keine allokativer Effizienz vorliegt. Der hypothetische Punkt  $B^*$  signalisiert, wo Unternehmen B zu finden sein müsste, um auch noch allokativ und damit kosteneffizient zu sein.

---

chen werden sollten. Da die Inklusion solcher Firmen starke bzw. extreme Auswirkungen auf die Effizienzwerte anderer Unternehmen haben kann, werden Konzepte der Super-effizienz meist zur Identifikation von Ausreißern verwendet. Supereffizienz kann aber auch dazu verwendet werden, eine weitere Reihung von Firmen, die auf der Effizienzgrenze liegen, vorzunehmen. Dies kann dann sinnvoll sein, wenn weiterhin intensive Anreize zur Kostensenkung für Firmen bestehen sollen, selbst wenn sie nach dem ursprünglichen Benchmarkingverfahren bereits als effizient gelten.

<sup>4</sup> In der Literatur ist anstatt Kosteneffizienz auch der Begriff Gesamteffizienz gebräuchlich (Cooper et al. 2007).



nehmen dagegen nicht möglich, sich auf dieser Grenze zu positionieren, wird es als ineffizient bezeichnet. Mithilfe der zugrunde liegenden Kostenfunktion wird die Kosteneffizienz berechnet, die sich zusammensetzt aus allokativer Effizienz, reiner technischer Effizienz und Skaleneffizienz.

Die zentralen methodischen Unterschiede in den Effizienzmessungsverfahren ergeben sich nun durch unterschiedliche Berechnungs- bzw. Schätzmethoden der deterministischen Produktionsmöglichkeitengrenze  $F$  und der Interpretation von Abweichungen von dieser Grenze. Wie dargestellt in Tabelle 1, werden meist parametrische und nicht-parametrische Verfahren einerseits und deterministische und stochastische Verfahren andererseits unterschieden.

**Tabelle 1: Effizienzmessungsverfahren**

	Deterministisch	Stochastisch
Parametrisch	Corrected Ordinary Least Squares (COLS), Modified Ordinary Least Squares (MOLS)	Stochastic Frontier Analysis (SFA)
	Winsten (1957), Richmond (1974)	Aigner et al. (1977)
Nicht-parametrisch	Data Envelopment Analysis (DEA)	Stochastic Data Envelopment Analysis (SDEA), Stochastic Nonparametric Envelopment of Data (StoNED)
	Charnes et al. (1978)	Land et al. (1993), Kuosmanen und Kortelainen (2011)

Parametrische und nicht-parametrische Ansätze unterscheiden sich primär in ihrer Konstruktion der Produktionsfunktion. Im Falle parametrischer Ansätze wird zunächst ein spezifischer funktionaler Zusammenhang für die Produktionsfunktion angenommen, zB linear, quadratisch oder Cobb-Douglas. Anschließend wird über statistische Schätzverfahren wie ordinary least squares (OLS) oder maximum likelihood (ML) ein allgemeiner (durchschnittlicher) Produktionszusammenhang – dh die Parameter, welche die Produktionsfunktion definieren – geschätzt. Je nachdem welches parametrische Verfahren vorliegt, wird dann dieser deterministische Produktionszusammenhang



menhang insgesamt verschoben – um einige (MOLS) oder alle Firmen (COLS) "einzuhüllen" – oder die Effizienzgrenze wird um stochastische Elemente erweitert (SFA).

Im Gegensatz dazu wird bei nicht-parametrischen Verfahren keine funktionale Form der Produktionsfunktion unterstellt, sondern die Datenpunkte werden im Rahmen eines linearen Programmierungsproblems eingehüllt. Die Effizienzgrenze und ihre Form ergeben sich damit direkt aus jenen untersuchten Unternehmen, die als best-practice Einheiten identifiziert wurden. Unter den prominentesten nicht-parametrischen Verfahren finden sich DEA Ansätze und andere Einhüllungsverfahren wie, z.B. Free Disposable Hull (FDH).

Neben der Konstruktion der (deterministischen) Effizienzgrenze  $F$  ergibt sich der zweite wesentliche methodische Unterschied aus der Interpretation von Abweichungen von dieser Grenze. Während die ursprünglichen Methoden der Effizienzmessung zunächst alle deterministisch waren, d.h. sowohl die nicht-parametrische DEA als auch das parametrische COLS Verfahren, so gab es dennoch bald Bestrebungen, stochastische Elemente zu integrieren bzw. zuzulassen. Der einfache Grund dafür liegt in der Tatsache, dass die Daten, welche im Benchmarkingverfahren verwendet werden, in der Realität zufälligen Schwankungen wie beispielsweise Messfehlern unterliegen. Während deterministische Verfahren dies ignorieren, ist dies der Grundzugang stochastischer Verfahren, welche alle wesentlichen Größen wie Inputs und Outputs als Zufallsvariablen behandeln. Parametrische Verfahren wurden dann bereits relativ früh um Stochastik erweitert – was zur Entwicklung von SFA führte – während stochastische Versionen nicht-parametrischer Methoden wesentlich jünger und weit weniger stark verbreitet sind.

Deterministische Verfahren wie DEA oder COLS werten jede Abweichung von der Produktionsmöglichkeitengrenze als Ineffizienz.<sup>6</sup> Das Unterschreiten der Effizienzgrenze im Punkt  $(x,y)$  in Abbildung 1 ist demnach allein das Ergebnis von Ineffizienz. Demgegenüber interpretieren stochastische Verfahren wie SFA Abweichungen von der Effizienzgrenze als eine Kombination von zwei Komponenten: Stochastisches Rauschen einerseits und Ineffizienz andererseits. Das stochastische Rauschen bzw. Noise kann nun dazu führen, dass Firmen unter oder über der Effizienzgrenze liegen, unabhängig von der Ineffizienz einer Beobachtungseinheit.

Um die unterschiedlichen methodischen Zugänge besser vergleichen zu können, werden im nächsten Schritt die beiden bekanntesten Vertreter, DEA und SFA, kurz erläutert und diskutiert. Dabei wird auch auf verschiedene Variationen der Standard-

---

<sup>6</sup> Beim MOLS Verfahren handelt es sich grundsätzlich auch um ein deterministisches Verfahren, da keine Stochastik im Sinne von firmenspezifischem "Noise" berücksichtigt ist. MOLS hat aber dennoch eine stochastische Komponente, da anders als bei COLS die Verschiebung der Produktionsfunktion nicht dazu führt, dass alle Punkte von der Produktionsmöglichkeitengrenze eingehüllt werden. Alle Punkte auf und über der Produktionsmöglichkeitengrenze gelten demnach als effizient, während wie bei DEA und COLS jede Abweichung unter der Produktionsmöglichkeitengrenze als Ineffizienz gewertet wird.

modelle DEA, SFA, COLS und MOLS eingegangen, bevor im darauffolgenden Abschnitt aktuelle Weiterentwicklungen und ihre Anwendbarkeit diskutiert werden sollen. Der Methodenüberblick schließt mit einer schematischen Darstellung der wesentlichen Vor- und Nachteile der Methoden im Hinblick auf verschiedene Kriterien und Anforderungen.

*Bevor in den nächsten Kapiteln explizit auf die verschiedenen Benchmarkingmethoden eingegangen wird, lässt sich festhalten, dass bei deterministischen Verfahren wie DEA oder COLS jede Abweichung von der Produktionsmöglichkeitengrenze als Ineffizienz interpretiert wird. Dagegen lassen sich bei stochastischen Verfahren wie der SFA Abweichungen von der Produktionsmöglichkeitengrenze in stochastisches Rauschen und Ineffizienz unterteilen.*

## 2.2 Parametrische Ansätze anhand von Stochastic Frontier Analysis, COLS und MOLS

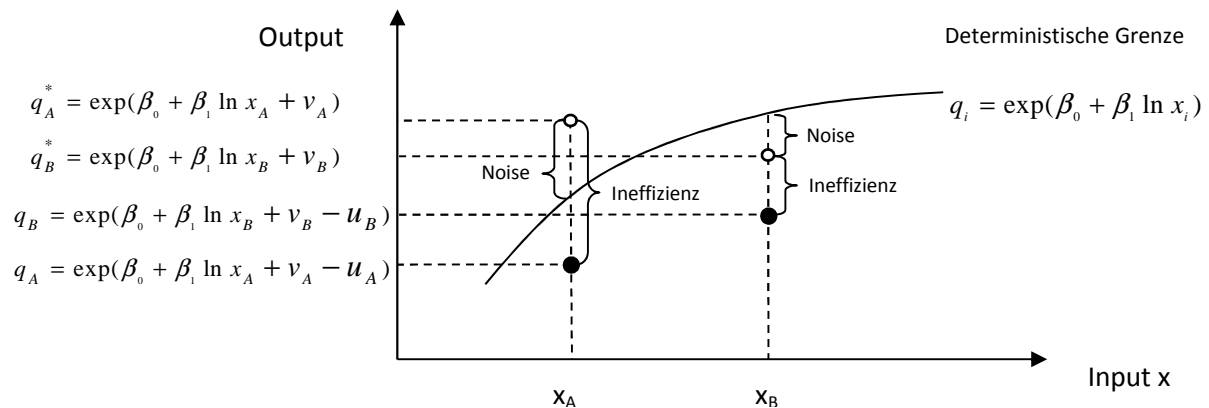
Wie bereits zuvor erwähnt, betreffen die zwei wesentlichen Merkmale von SFA die parametrische Konstruktion der Produktionsfunktion und die stochastische Interpretation der Effizienzgrenze. Ausgehend von einem unterstellten Produktionszusammenhang zwischen Inputs und Outputs,  $q_i = f(x_i, \beta)$ , muss zunächst zur Operationalisierung ein funktionaler Zusammenhang für  $f(\cdot)$  angenommen werden. Die daraus resultierende deterministische Produktionsfunktion wird bei SFA um zwei Komponenten erweitert: Ineffizienz und Noise. Die häufig verwendete Cobb-Douglas Form führt dann beispielsweise zu folgendem Ausdruck:

$$q_i = \underbrace{\exp(\beta_0 + \beta_1 \ln x_i)}_{\text{Deterministischer Teil}} \times \underbrace{\exp(v_i)}_{\text{Stochastischer Teil}} \times \underbrace{\exp(-u_i)}_{\text{Ineffizienz}} \quad (1)$$

Die Effizienzgrenze ist nunmehr eine Kombination aus dem deterministischen und dem stochastischen Teil, welche die Produktion von oben her begrenzen. Jede Abweichung unter diese stochastisch modifizierte Grenze ist folglich auf Ineffizienz zurückzuführen, dargestellt durch den letzten Term in der obigen Gleichung. Es ist wichtig anzumerken, dass das Hinzufügen des stochastischen Terms nicht automatisch zu geringerer Ineffizienz auf Seiten der Unternehmen führt. Der Noise-Effekt führt in der Regel zu einer gleichmäßigen Verteilung der stochastischen Effizienzgrenze über und unter dem deterministischen Teil der Grenze. Wie dargestellt in Ab-

bildung 3, kann dies nun dazu führen, dass sich die Ineffizienz der Unternehmen vergrößert oder verkleinert.

**Abbildung 3: Stochastische Effizienzgrenze (Coelli et al. 2005)**



Angenommen es gibt keine Ineffizienz und alle Firmen arbeiten an der (stochastischen) Effizienzgrenze, so würde Unternehmen A mit den Inputs  $x_A$  einen Output  $q_A^*$  erreichen, während Unternehmen B mit Inputs  $x_B$  einen Output von  $q_B^*$  produziert. Die Abweichungen beider Unternehmen von der deterministischen Grenze ergeben sich aus zufälligen Einflüssen ( $v_A$  und  $v_B$ ). Im Falle von Unternehmen A erlaubt dies eine höhere Produktion, da beispielsweise besonders vorteilhafte Bedingungen wie Witterungsbedingungen vorlagen. Umgekehrt, im Falle von Unternehmen B senkt dies den potentiell möglichen Output, da eventuell unvorhergesehene, zufällige Probleme aufgetreten sind. Wenn diese Ereignisse nicht von der Firma beeinflussbar sind, ist es nicht sinnvoll, diese Abweichungen von der Effizienzgrenze als Effizienz bzw. Ineffizienz zu interpretieren. Stattdessen wird hier die ursprüngliche Effizienzgrenze um diese stochastischen Ereignisse modifiziert. Das Ergebnis ist eine stochastische Effizienzgrenze, welche nunmehr als Vergleichsmaßstab für die Beurteilung der Effizienz eines Unternehmens dient. Die tatsächlich beobachteten Outputmengen der Firmen liegen aber aufgrund von Ineffizienz ( $-u_B$  und  $-u_A$ ) unter der stochastischen Effizienzgrenze.<sup>7</sup>

Der stochastische Term in Gleichung (1) ist nicht nur das zentrale Merkmal einer stochastischen Frontier, dieser stellt auch den wesentlichen Unterschied zu alternativen parametrischen Verfahren der Effizienzmessung wie COLS oder MOLS dar. Bei beiden Verfahren, die sich nur durch unterschiedliche Verschiebungen der deterministischen Effizienzgrenze zur Einhüllung der Datenpunkte unterscheiden, fehlt der stochastische Term in Gleichung (1) vollständig.

<sup>7</sup> Die tatsächlichen Produktionsmengen liegen auch unterhalb der deterministischen Effizienzgrenze, solange der Noise-Effekt nicht positiv und größer ist als die Ineffizienz.

Da meist die Berechnung firmenspezifischer Effizienzwerte im Vordergrund einer SFA stehen (und nicht die Produktionsfunktion als solche), kann der tatsächlich beobachtete Output ins Verhältnis zum potentiell möglichen Frontier Output gesetzt werden, um ein Maß für die technische Effizienz eines Unternehmens zu erhalten:

$$TE_i = \frac{q_i}{\exp(x_i \beta + v_i)} = \frac{\exp(x_i \beta + v_i - u_i)}{\exp(x_i \beta + v_i)} = \exp(-u_i)$$

Die ermittelten Effizienzwerte liegen zwischen 0 und 1 und messen den Output von Firma  $i$  relativ zu dem Output, welcher von einer vollkommen effizienten Firma mit demselben Input produziert werden könnte. Im Falle von Input-orientierten Modellen ergibt sich die Effizienz eines Unternehmens durch das Verhältnis zwischen jenem Input, welchen ein vollkommen effizientes Unternehmen benötigen würde, um denselben Output zu erstellen, und dem tatsächlichen Input. Im Gegensatz dazu wird bei Output-orientierten Modellen angenommen, dass die Inputs fix sind und der Effizienzwert ermittelt sich aus dem Verhältnis zwischen jenem Output, welcher mit demselben Input maximal erreichbar wäre, und dem tatsächlichen Output einer Firma.

Bevor jedoch firmenspezifische Effizienzwerte ( $TE_i$ ) berechnet werden können, ist es notwendig, die Parameter der stochastischen Effizienzgrenze ökonometrisch zu schätzen. Neben den bereits erwähnten Annahmen zur funktionalen Form der deterministischen Effizienzgrenze müssen darüber hinaus eine Reihe weiterer Annahmen zur stochastischen Komponente einerseits und dem Ineffizienzterm andererseits getroffen werden. Während Annahmen zur Unkorreliertheit und Homoskedastizität der beiden Terme klassische Regressionsannahmen sind, sind bei SFA im Gegensatz zu COLS zudem Verteilungsannahmen notwendig, um Noise und Ineffizienz – die beiden potenziellen Ursachen für Abweichungen von der deterministischen Effizienzgrenze – voneinander trennen zu können. Typische Annahmen sind dabei beispielsweise

$$v_i \square iidN(0, \sigma_v^2)$$

und

$$u_i \square iidN^+(0, \sigma_u^2).$$

Sowohl für den stochastischen Term  $v_i$  als auch den Ineffizienz-Term  $u_i$  wird dabei angenommen, dass sie "iid" sind, d.h. unabhängig und identisch verteilt. Der stochastische Term wird zudem als normalverteilt angenommen, was der symmetrischen Verteilung der Noise Effekte über und unter der deterministischen Grenze entspricht (siehe Abbildung 3). Im Gegensatz dazu wird für den Ineffizienzterm angenommen, dass dieser strikt  $\geq 0$  ist, was durch Annahme einer

halb-normalen Verteilung sichergestellt wird. Neben der halb-normalen Verteilung sind eine Reihe alternativer Annahmen zur Verteilung des Ineffizienz-Terms möglich:

$$\begin{aligned} u_i &\square iidN^+(\mu, \sigma_u^2) \text{ (truncated normal)} \\ u_i &\square iidG(\lambda, 0) \text{ (exponentiell mit Mittelwert } \lambda) \\ \text{oder } u_i &\square iidG(\lambda, m) \text{ (gamma mit Mittelwert } \lambda \text{ und } m \text{ Freiheitsgraden)} \end{aligned}$$

Die Annahmen unterscheiden sich im Wesentlichen hinsichtlich Lage und Streuung der Effizienzwerte. Allen gemein ist, dass die Ineffizienzterme klarerweise positiv sein müssen, weshalb sich truncated normal und halb-normale Verteilungen anbieten. Idealerweise sollte die Robustheit der Ergebnisse, dh wie sensitiv die Ergebnisse auf unterschiedliche Verteilungsannahmen reagieren, mittels mehrerer Modelle überprüft werden. A priori ist nicht klar, welche Verteilungsannahmen am besten geeignet sind.

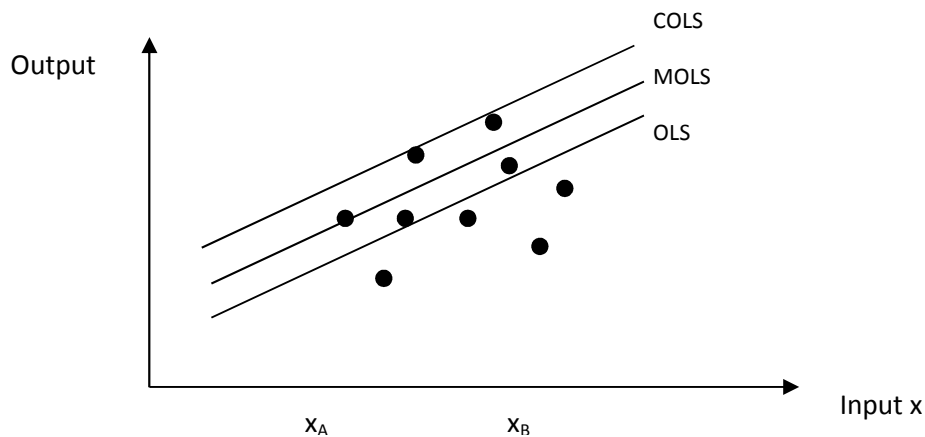
Über diese Verteilungsannahmen und durch die vorher bereits ermittelten Parameter der deterministischen Produktionsgrenze kann schlussendlich ein firmenspezifischer Effizienzwert berechnet werden. Es ist jedoch anzumerken, dass die Berechnung der stochastischen Effizienzgrenze manchmal nicht möglich ist, wenn z.B. die Störterme einer Produktionsfunktion (Summe aus  $v_i$  und  $u_i$ ) positiv verzerrt sind (siehe Greene 2003). Dh die Residuen in Anwendungen zu SFA sollten einer rechtsschiefen Verteilung ähneln, da ansonsten  $v_i$  und  $u_i$  nicht sinnvoll getrennt werden können und alle Firmen vollkommen effizient erscheinen. Anders als im Falle von DEA und Ansätzen der linearen Programmierung kann es bei SFA also gelegentlich nicht möglich sein, die Ineffizienzen für die Unternehmen sinnvoll zu berechnen. Zudem besteht bei Querschnittsdaten gegebenenfalls das Problem von nicht konsistenten Schätzern (siehe auch Kapitel 2.5). Insofern zeigt sich, dass die Berücksichtigung von Stochastik nicht ohne potentielle Nachteile möglich ist. Als Konsequenz aus dieser unangenehmen, aber in der Realität nicht selten auftretenden Problematik, sollen im nächsten Unterabschnitt die Verfahren COLS und MOLS, als zumindest teilweise stochastische Alternative zu SFA vorgestellt werden.

### **COLS und MOLS als Alternativen zu SFA:**

Wie bereits dargestellt, kann es je nach Anwendung und Stichprobengröße dazu kommen, dass SFA keine sinnvollen Effizienzwerte für die gebenchmarkten Firmen schätzen kann. Auf der Suche nach alternativen parametrischen Verfahren zu SFA bieten sich die bereits erwähnten Methoden COLS und MOLS an. Im Falle von COLS ist jedoch anzumerken, dass dieser Ansatz praktisch keine Vorteile gegenüber DEA besitzt und zusätzliche Nachteile dazukommen. Denn neben der Ausreißeranfälligkeit deterministischer Methoden wie auch DEA, sind bei COLS weiterhin Annahmen zur funktionalen Form notwendig. Um dennoch stochastische Elemente zu implementieren, zB um gegen Ausreißer oder Messfehler robuster zu sein, kann das Ver-

fahren MOLS angewandt werden. Während die Schätzung der Effizienzgrenze bei den parametrischen Verfahren ähnlich verläuft und eine einfache OLS Schätzung des Produktions- oder Kostenzusammenhangs als die Basis interpretiert werden kann, ergeben sich die wesentlichen Unterschiede aus der Verschiebung der Effizienzgrenze. Wie dargestellt in Abbildung 4, steht die Schätzung der OLS Kurve zu Beginn und deutet den grundsätzlichen (durchschnittlichen) Zusammenhang zwischen Inputs und Outputs an. Bei COLS geschieht die Verschiebung anhand des am weitesten außen liegenden Unternehmens, wodurch zwar alle Unternehmen eingehüllt werden, aber auch eine stärkere Ausreißeranfälligkeit induziert wird. Im Falle von MOLS wird dagegen die mittels OLS geschätzte Funktion nicht anhand des maximalen Wertes der Residuen, sondern anhand der durchschnittlichen Streuung der Residuen verschoben. Unter der Annahme einer Verteilungsfunktion für die Ineffizienzen wird die OLS Kurve nach außen verschoben. Die Annahme z.B. einer Exponentialverteilung für  $u_i$  führt mit einem Mittelwert  $\lambda$  zu einem konsistenten Schätzer für  $E[u_i]=\lambda$ , der über die Varianz der Residuen ( $\lambda^2$ ) berechnet werden kann. Dies führt dazu, dass die ursprüngliche OLS Kurve genau um die Streuung der Residuen, in Form des root-mean-square-error (RMSE) nach außen verschoben wird. Alternativ dazu könnte zB eine half-normal Verteilung angenommen werden, wodurch die Verschiebung zu  $((\sqrt{2})/(\sqrt{\pi})) \cdot \text{RMSE}$  wird. Die Verschiebung nach außen ist umso größer, je größer die Streuung der Residuen und folglich auch der Schätzer für die durchschnittliche Ineffizienz bzw. Abweichung der Firmen von der Effizienzgrenze ist. So wird sichergestellt, dass der Großteil der Datenpunkte eingehüllt ist. Durch unterschiedliche Verteilungsannahmen kommt es klarerweise zu unterschiedlichen Verschiebungen der Effizienzgrenze. Alternativ zu diesen theoretischen Verteilungsannahmen kann auch an der empirischen Verteilung der Residuen angesetzt werden und direkt ein bestimmtes Quantil für die Effizienzgrenzenverschiebung festgelegt werden. Wie in Abbildung 4 zu sehen, befindet sich die MOLS Effizienzgrenze zwischen der geschätzten OLS Funktion und der COLS Grenze. Je größer das gewählte Quantil für die Verschiebung, umso näher bewegt sich die MOLS Grenze zur COLS Grenze. Hohe Quantilswerte an einem bestimmten Punkt, zB am 95ten Perzentil, hüllen zwar mehr Unternehmen ein, machen aber die Untersuchung anfällig auf sehr außergewöhnliche Datenpunkte (eventuell Ausreißer). Die Verschiebung anhand einzelner Perzentile bedarf zudem einer ad-hoc Festlegung des relevanten Perzentils.

**Abbildung 4: OLS basierte Effizienzgrenzen (nach Greene 2008)**



Abschließend soll hier nochmals der Zusammenhang zwischen den verschiedenen parametrischen Ansätzen dargestellt werden. In Tabelle 2a sind die unterschiedlichen Interpretationen des Störterms für eine additive Spezifikation am Beispiel einer Cobb-Douglas Produktionsfunktion illustriert. Während eine Standard OLS Regression jede Abweichung von der Produktionsfunktion als Noise interpretiert ( $v_i$ ), wird bei deterministischen Ansätzen wie COLS jede Abweichung als Ineffizienz gesehen ( $u_i$ ). Im Gegensatz zum symmetrischen Störterm  $v_i$  ist der Ineffizienzterm  $u_i$  jedenfalls  $\geq 0$ , da zB bei COLS  $\beta_0$  entsprechend nach außen verschoben wird. Das Interzept wird dabei soweit verschoben bis  $\beta_0^{\text{COLS}} = \beta_0^* + \max(u_i)$ , wobei  $\beta_0^*$  dem OLS Interzept entspricht. Folglich sind alle COLS Residuen,  $u_i^{\text{COLS}} = \max(u_i) - u_i \geq 0$ , wodurch die Effizienzwerte zwischen 0 und 1 liegen. Sowohl Stochastik als auch Ineffizienz sind im Falle stochastischer Ansätze wie SFA berücksichtigt. Ein Zwischentyp zwischen deterministischen und stochastischen Ansätzen stellt dabei MOLS dar, bei dem die Verschiebung der Effizienzgrenze anhand einer Verteilungsannahme typischerweise über die Varianz des Residuen  $u_i$  geschieht. Wie in Abbildung 4 dargestellt führt die Verwendung von MOLS grundsätzlich zu einem für die Firmen höheren Effizienzwert als bei COLS.

**Tabelle 2a: Parametrische Ansätze für die Produktionsfunktion**

Ansatz	Cobb-Douglas Produktionsfunktion	Technische Effizienz (TE)	Fehlerterm-Transformation
Regression (OLS)	$\ln q_i = \beta_0 + \beta_1 \ln x_i + v_i$		
Deterministisch (COLS)	$\ln q_i = \beta_0^{COLS} + \beta_1 \ln x_i - u_i^{COLS}$	$TE_{COLS} = \exp(-u_i^{COLS})$	$u_i^{COLS} = \max(u_i) - u_i$
Deterministisch (MOLS)	$\ln q_i = \beta_0^{MOLS} + \beta_1 \ln x_i - u_i^{MOLS}$	$TE_{MOLS} = \exp(-u_i^{MOLS})$	z.B.: $u_i^{MOLS} = RMSE(u_i) - u_i$
Stochastisch (SFA)	$\ln q_i = \beta_0 + \beta_1 \ln x_i + v_i - u_i$	$TE_{SFA} = \exp(-u_i^{SFA})$	z.B.: $u_i^{SFA} \square iidN^+(0, \sigma_u^2)$

Da bei der Benchmarkinganalyse der österreichischen Energienetze Kostenfunktionen im Mittelpunkt der Betrachtung stehen, ist in Tabelle 2b eine Cobb Douglas Kostenfunktion dargestellt. Die firmenspezifische Kosteneffizienz bei den parametrischen Ansätzen erhält man durch Einsetzen der jeweiligen COLS, MOLS oder SFA Residuen  $u_i$  in die Exponentialverteilung. Die COLS Residuen sind beispielsweise  $u_i^{COLS} = u_i - \min(u_i) \geq 0$ . Das Minus vor den Residuen erklärt sich dadurch, dass man von 0 bis 1 skalierte Kosteneffizienzwerte erhalten möchte.

**Tabelle 2b: Bestimmung der Kosteneffizienz bei parametrische Ansätze für die Kostenfunktion**

Ansatz	Cobb Douglas Kostenfunktion	Kosteneffizienz (CE)	Fehlerterm-Transformation
COLS	$\ln c_i = \beta_0^{COLS} + \beta_1 \ln q_i + u_i^{COLS}$	$CE_{COLS} = \exp(-u_i^{COLS})$	$u_i^{COLS} = u_i - \min(u_i)$
MOLS	$\ln c_i = \beta_0^{MOLS} + \beta_1 \ln q_i + u_i^{MOLS}$	$CE_{MOLS} = \exp(-u_i^{MOLS})$	z.B.: $u_i^{MOLS} = u_i + RMSE(u_i)$
SFA	$\ln c_i = \beta_0 + \beta_1 \ln q_i + v_i + u_i$	$CE_{SFA} = \exp(-u_i^{SFA})$	z.B.: $u_i^{SFA} \square iidN^+(0, \sigma_u^2)$

Die drei wichtigsten parametrischen Ansätze sind COLS, MOLS und SFA. SFA als die am weitesten entwickelte Methode trennt statistisches Rauschen und Ineffizienz explizit. Allerdings kann die praktische Anwendbarkeit von SFA Schwierigkeiten bereiten, was insbesondere bei kleinen Stichprobenumfängen zu Problemen führen kann. COLS und MOLS sind zwar weniger komplexe Verfahren, welche dafür aber



robuster und insbesondere auch bei kleinen Stichprobenumfängen anwendbar sind, wobei MOLS gegenüber COLS zu bevorzugen ist, da sie Stochastik bei der Effizienzmessung zulässt.

### 2.3 Nicht-parametrische Ansätze anhand von Data Envelopment Analysis

Anders als bei SFA wird bei DEA eine Methode linearer Programmierung verwendet, um eine nicht-parametrische piece-wise lineare und konvexe Effizienzgrenze zu ermitteln. Die Effizienz der einzelnen Einheiten wird dann wieder relativ zu dieser Effizienzgrenze ermittelt. Das zu lösende mathematische Problem kann zunächst in der Verhältnis-Form angeschrieben werden (siehe Coelli et al. 2005). Dabei wird versucht für jede Firma  $i$  eine Maßzahl für das Verhältnis zwischen allen Outputs  $q$  und Inputs  $x$  zu erhalten, zB  $n'q_i / m'x_i$ , wobei  $n'$  und  $m'$  die Gewichtungsvektoren der Inputs und Outputs darstellen. Die optimalen Gewichte werden dabei über folgendes mathematisches Programmierungsproblem, hier zunächst unter der Annahme konstanter Skalenerträge (CRS), gefunden:<sup>8</sup>

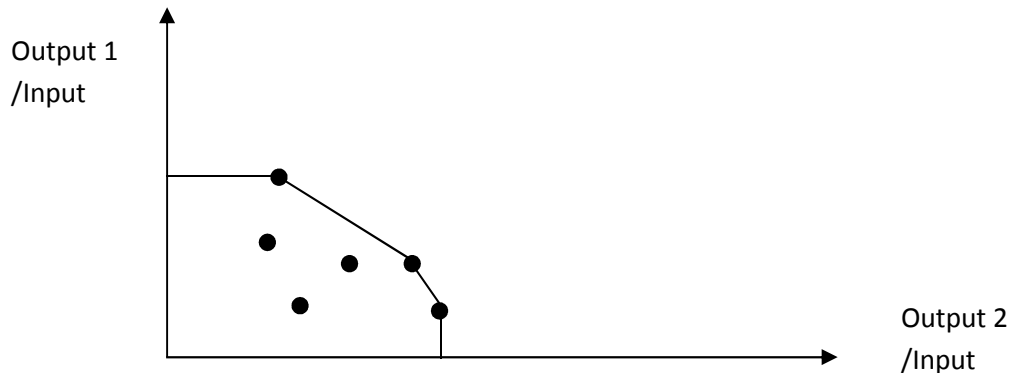
$$\begin{aligned} \max_{u,v} & (n'q_i / m'x_i), \\ \text{st} & \quad n'q_j / m'x_j \leq 1, \quad j = 1, 2, \dots, I, \\ & \quad n, m \geq 0. \end{aligned}$$

Die daraus ermittelten Gewichte  $n$  und  $m$  maximieren das Effizienzmaß für Firma  $i$  unter der Bedingung, dass kein Effizienzmaß über 1 sein darf. Die Intuition dahinter ist, dass jede Firma die individuell optimale Gewichtung für die Inputs und Outputs selbst wählen kann, zB jede Firma bestimmt selbst, ob sie präferiert, mehr von Output 1 oder Output 2 zu produzieren – dadurch sind mehrere optimale, d.h. effiziente Lösungen möglich. Die Nebenbedingungen stellen aber sicher, dass wenn dieselbe Gewichtung auf eine andere Firma übertragen wird, die Effizienz nicht größer als 1 sein darf. Dadurch kommt es, wie dargestellt in Abbildung 5, zur Aufspannung der Effizienzgrenze anhand jener Unternehmen, welche mit ihrer optimalen Gewichtung den Funktionswert maximieren und dabei von keiner anderen Firma übertroffen werden. Die Effizienz bzw. Ineffizienz der Firmen unterhalb der Effizienzgrenze wird dann relativ zu diesen Peers ermittelt, die entweder mit demselben Mitteleinsatz einen höheren Output (Outputorientierung) oder denselben Output mit einem geringeren Mitteleinsatz (Inputorientierung) erreichen.

---

<sup>8</sup> Eine vertiefende Diskussion zu Skalenerträgen erfolgt in Abschnitt 2.5.

**Abbildung 5: DEA Effizienzgrenze**



Bei DEA wird jede Abweichung von der Effizienzgrenze als Ineffizienz interpretiert (siehe Murillo-Zamorano 2004). Insofern kann DEA als das nicht-parametrische Gegenstück zum parametrischen COLS gesehen werden, welches ebenfalls zu den deterministischen Ansätzen gehört. Die Konstruktion der Effizienzgrenze geschieht jedoch bei DEA rein anhand der beobachteten best-practice Unternehmen und nicht aufgrund eines ökonometrisch geschätzten Produktionszusammenhanges.

Das mathematische Problem wird zunächst in ein lineares Problem transformiert und dann meist in seiner leichter zu lösenden Envelopment-Form (duales Problem) gelöst:

$$\begin{aligned} \min_{\theta, \lambda} \quad & \theta, \\ \text{st} \quad & -q_i + Q\lambda \geq 0, \\ & \theta x_i - X\lambda \geq 0, \\ & \lambda \geq 0, \end{aligned}$$

wobei  $\theta$  ein Skalar ist und  $\lambda$  ein Vektor von Konstanten. Der Wert für  $\theta$  entspricht dabei dem Effizienzmaß für Firma  $i$  und ist  $\leq 1$ , wobei 1 einem Punkt auf der Effizienzgrenze entspricht und somit ein technisch effizientes Unternehmen impliziert. Neben dem Fall konstanter Skalenerträge sind verschiedene andere Annahmen über die Produktionstechnologie, wie zB variable Skalenerträge (siehe Banker, Charnes und Cooper 1984), möglich:

$$\begin{aligned} \min_{\theta, \lambda} \quad & \theta, \\ \text{st} \quad & -q_i + Q\lambda \geq 0, \\ & \theta x_i - X\lambda \geq 0, \\ & I1'\lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0, \end{aligned}$$

Die zusätzliche Nebenbedingung im Falle von variablen Skalenerträgen führt dazu, dass die Datenpunkte durch eine konvexe Hülle eingehüllt werden. Diese Konvexitätsbedingung stellt sicher, dass Firmen unterschiedlicher Größe nur mit Firmen „ähnlicher“ Größe gebenchmarked werden. Im Unterschied zu parametrischen Ansätzen sind jedoch keine einfachen statistischen Tests verfügbar, um auf die tatsächlich vorliegenden Skalenerträge zu testen. Während die Annahme von variablen Skalenerträgen flexiblere Produktionsprozesse zulässt, kann dies in einem kleinen Sample zum Problem von Alleinstellungsmerkmalen führen.<sup>9</sup>

*DEA ist der mit Abstand am weitesten verbreitete nicht-parametrische Ansatz der Benchmarkinganalyse. Die Datenqualität ist bei diesem Verfahren von sehr großer Bedeutung, da jegliche Abweichung von der Effizienzgrenze als Ineffizienz interpretiert wird.*

### **Exkurs: Mehrstufige DEA-Modelle**

Der Wunsch für externe Faktoren zu kontrollieren und gleichzeitig die Stärke und Signifikanz dieser Einflüsse zu analysieren, hat zu einer Verbreitung von zwei- oder mehrstufigen DEA-Modellen geführt. Im Unterschied zu einstufigen Modellen, bei denen externe Einflüsse meist direkt in das lineare Programmierungsproblem als zusätzliche Nebenbedingung eingehen,<sup>10</sup> werden mehrstufige DEA's dazu verwendet, die ursprünglichen DEA Ergebnisse im Nachhinein zu korrigieren. Falls beispielsweise angenommen wird, dass topographische Faktoren einen Einfluss auf die Effizienz der Unternehmen haben, würde ein typischer mehrstufiger Ansatz zunächst anhand von DEA, nur mittels Inputs und Outputs, Effizienzwerte ermitteln, welche dann in einem zweiten Schritt mittels OLS auf topographische Indikatorvariablen regressiert werden. Dadurch erhält man einerseits um externe Faktoren „korrigierte“ Effizienzwerte, und andererseits ermöglicht es diese Vorgangweise Informationen über Stärke, Richtung und statistische Signifikanz dieser Faktoren zu erhalten.

Diese Methodik bietet eine Reihe von Vorteilen, gegenüber alternativen Verfahren zur Kontrolle für externe Faktoren (siehe Coelli et al. 2005):

- es können leicht mehrere Variablen berücksichtigt werden
- es können sowohl kontinuierliche als auch kategoriale Variablen analysiert werden
- es sind keine Annahmen über die Richtung des Effekts der externen Faktoren, d.h. erhöht oder senkt die Effizienz, notwendig

---

<sup>9</sup> Eine vergleichende Betrachtung der Skalenertragsannahmen bei den unterschiedlichen Effizienzmessungsmethoden folgt in Abschnitt 2.5.

<sup>10</sup> Siehe Abschnitt 2.5 und Ausführungen im empirischen Teil der Arbeit.

- es ist möglich, die statistische Signifikanz der untersuchten externen Faktoren zu testen

Ein Nachteil dieser Methode ist jedoch, dass eine statistisch korrekte Umsetzung dieses Ansatzes einigermaßen komplex ist, was in der angewandten Literatur oft übersehen bzw. ignoriert wird. Wie dargelegt in Simar und Wilson (2007) führt die Verwendung von DEA Effizienzergebnissen als abhängige Variable in einer OLS Regression zu Problemen bei der Inferenz und verzerrten Ergebnissen. D.h. während zwar unter Umständen ein konsistenter Schätzer vorliegt,<sup>11</sup> sind die Standardfehler verzerrt und damit verbundene statistische Tests ungültig. Für „korrekte“ Inferenz sind folgende Dinge zu beachten:

1. Die abhängige Variable, die DEA Effizienzergebnisse, ist eine im Intervall zwischen 0 und 1 begrenzte Variable. Eine einfache OLS Regression ignoriert dies und es ist folglich notwendig, einen Schätzer zu verwenden, welcher dem zugrundeliegenden Daten-generierenden-Prozess entspricht. Korrekterweise sollte eine sog. truncated regression verwendet werden,<sup>12</sup> welche die Begrenzung der abhängigen Variable direkt berücksichtigt.
2. Die Konstruktion der DEA Effizienzergebnisse führt dazu, dass die Werte in einer komplexen aber unbekanntem Form miteinander seriell korreliert sind (siehe Coelli et al 2005). Ein Bootstrappen der Standardfehler mittels, sonst wie üblich, Resampling von einer empirischen Verteilung, führt aufgrund des in Punkt 1 beschriebenen Problems in diesem Fall nicht zu korrekten Standardfehlern. Die Bootstrap-Prozedur muss folglich ebenfalls angepasst werden.

Neben der Problemdiagnose schlagen Simar und Wilson 2007 zudem einen Algorithmus für mehrstufige DEA-Modelle vor, welcher diesen Problemen Rechnung trägt und zu statistisch korrekten Ergebnissen führt:

1. Anhand der Daten für Inputs und Outputs sollen DEA-Effizienzwerte  $\delta$  für alle  $n$  Unternehmen ermittelt werden.
2. Regressieren der Effizienzwerte mittels truncated regression auf die externen Faktoren  $z$ , für all jene  $m < n$  Unternehmen, mit einem Effizienzwert  $> 1$ .<sup>13</sup>
3. Eine Schleife mit  $L$  Wiederholungen über die nächsten 3 Schritte (3.1 bis 3.3);  $L$  ist dabei typischerweise 99, 999 oder 9999.
  1. Ziehe für jedes  $i = 1, \dots, m$  Unternehmen eine Zufallszahl  $\varepsilon$  aus der Verteilung  $N(0, \sigma^2)$  mit Links-Begrenzung bei  $(1 - z\hat{\beta})$ .

---

<sup>11</sup> Eine wesentliche Bedingung für einen konsistenten Schätzer stellt die Unabhängigkeit zwischen den Inputs/Outputs und den „exogenen“ Faktoren dar. Wenn zB die Topographie auch die Kombination von Inputs und Outputs beeinflusst, führen mehrstufige Verfahren nicht grundsätzlich zu einem konsistenten Schätzer.

<sup>12</sup> Nicht wie manchmal behauptet mittels eines censoring Models wie Tobit, da die Effizienzergebnisse nicht zensiert sind, sondern einfach eine intervallbeschränkte Größe darstellen. Siehe dazu den Appendix zu Simar und Wilson (2007).

<sup>13</sup> Zur Vereinfachung des Algorithmus wird hier ein outputorientiertes Effizienzmaß  $\geq 1$  verwendet. Dieses kann einfach als reziproker Wert des zwischen 0 und 1 skalierten Effizienzmaßes erhalten werden.

2. Wieder für jedes  $i = 1, \dots, m$ , berechne  $\delta^* = z\hat{\beta} + \varepsilon$
3. Regressieren der Effizienzwerte  $\delta^*$  auf die externen Faktoren  $z$ , wieder mittels truncated regression.
4. Verwenden der Bootstrap Werte für  $\hat{\beta}^*$  und  $\hat{\sigma}^*$  und der Originalwerte  $\hat{\beta}$  und  $\hat{\sigma}$  zur Konstruktion von Konfidenzintervallen.

*Zusammengefasst lässt sich also sagen, dass die mehrstufigen DEA Modelle zwar einige Vorteile mit sich bringen, aber eine korrekte statistische Implementierung das Problem doch sehr komplex werden lässt. Im Hinblick auf die Transparenz ist dies sicher als Nachteil, zB auch gegenüber einstufigen Korrekturen, anzusehen. Es sollte erwähnt werden, dass die hier erwähnten Probleme die Berechnung von korrigierten Effizienzwerten nicht berührt. Die korrigierten Effizienzwerte sind konsistente Schätzer der tatsächlichen Effizienz. Folglich können auch einfachere Ansätze, wie eine OLS Regression der Effizienzergebnisse auf die externen Faktoren, zur reinen Korrektur der Ergebnisse verwendet werden. Anders als in den parametrischen Verfahren, sollten die Ergebnisse der Regression jedoch mit Vorsicht interpretiert werden, oder der oben dargelegte Algorithmus angewandt werden.*

## 2.4 Weiterentwicklungen

Aus den vorangegangenen Erläuterungen lässt sich bereits grob ableiten, dass die Attraktivität der Methoden sehr stark mit den Annahmen zusammenhängt, die der jeweiligen Methode zugrunde liegen. Die aktuelle Forschung auf dem Gebiet der Effizienzmessung strebt an, genau diesem Umstand Rechnung zu tragen und versucht laufend, restriktive, unüberprüfbare Annahmen zu lockern. Auf Seiten der parametrischen Verfahren stört dabei nicht zuletzt das Problem der Festlegung einer funktionalen Form für die Produktions- bzw. Kostenfunktion, während bei DEA meist die Nichtberücksichtigung von Stochastik kritisiert wird (siehe Bogetoft und Otto 2011). Dies führt dazu, dass parametrische Weiterentwicklungen flexibler oder gar nicht-parametrisch werden, um keine Annahmen in Bezug auf die funktionale Form treffen zu müssen. Ein Beispiel für eine solche Entwicklung ist das von Kuosmanen und Kortelainen (2011) entwickelte Verfahren StoNED, welches prinzipiell nichts anderes macht, als die parametrische Schätzung der Produktionsfunktion bei einer SFA durch einen nicht-parametrischen Schätzer (ähnlich wie bei DEA) zu ersetzen. Auf Seiten der deterministischen Verfahren, die wie DEA meistens bereits nicht-parametrisch sind, wird dagegen versucht, Stochastik einzubauen. Neben den extrem datenaufwändigen und kaum angewandten Verfahren, die unter dem Namen "chance-constrained DEA" subsumiert werden (siehe Fried et al. 2008), gibt es mittlerweile auch eine Reihe zumeist mehrstufiger Verfahren, um stochastische Elemente in DEA zu integrieren. Dies sind jedoch meist einzelne Ansätze, die versuchen entweder a) sampling Fehler, b) Ausreißer oder c) statistisches Rauschen (Noise) zu berücksichtigen.

Während also die Entwicklungen auf diesem Gebiet sehr zahlreich sind und speziell darauf abzielen, nicht-parametrische stochastische Methoden zu entwickeln – entweder ausgehend von SFA oder alternativ von DEA – ist der Gebrauch dieser Ansätze in der angewandten Forschung bzw. in der Regulierungspraxis kaum zu beobachten. Die Gründe dafür liegen einerseits in der wesentlich höheren Komplexität der Ansätze und die folglich schwierigere Interpretation und Bewertung der Ergebnisse bzw. der nicht möglichen Auswertung mittels (Standard-)Software. Ebenfalls kritisch muss die schwierigere Nachvollziehbarkeit betrachtet werden, da typischerweise mehrere Prozeduren miteinander verkettet werden. Im spezifisch österreichischen Kontext kommt die Problematik der eher geringen Stichprobengrößen hinzu, welche eine Anwendung der weiterentwickelten aber komplexeren Methoden erschwert bis verunmöglicht. Wie der empirische Teil des Gutachtens zeigen wird, ist bereits eine Standardanwendung wie die SFA nicht in der Lage, sinnvolle Effizienzwerte für den österreichischen Benchmarkingfall zu schätzen. Darüber hinaus sind auch einige Nachteile damit verbunden, die Vorteile von stochastischen und nicht-parametrischen Ansätzen in einer Methode kombinieren zu wollen. Stochastische, nicht-parametrische Ansätze wie StoNED oder SDEA benötigen genau wie SFA Annahmen bezüglich des Daten-generierenden-Prozesses (DGP), also zB Verteilungsannahmen über die Störterme bzw. die Ineffizienz (siehe Kuosmanen und Kortelainen (2011)). Darüber hinaus sind nicht-parametrische Ansätze generell durch den sog. "curse of dimensionality"<sup>14</sup> gekennzeichnet, der in einem stochastischen Rahmen zu wesentlich ineffizienteren Schätzern im Vergleich zu parametrischen Ansätzen führt (siehe Simar und Wilson (2008)). Im Falle von StoNED beispielsweise, eine der wenigen im Regulierungsbereich angewandten „Weiterentwicklungen“, bedeutet dies unter anderem, dass zwar keine Annahmen über die funktionale Form mehr getroffen werden müssen, aber gleichzeitig das Problem der Alleinstellungsmerkmale eingeführt wird. Das heißt, Erweiterungen, um gewisse Limitationen zu überwinden, bedingen fast gesetzmäßig andere Nachteile oder sind nur über zusätzliche Annahmen möglich. Ohne Annahmen über statistische Zusammenhänge wie die Verteilung der Effizienzwerte ist es schlicht nicht möglich, stochastische Prozesse zu integrieren, unabhängig davon ob parametrisch oder nicht-parametrisch. In derselben Hinsicht ist es auch fraglich, ob nicht-parametrische Ansätze tatsächlich parametrischen Ansätzen gegenüber im Vorteil sind, wenn dadurch keine sinnvollen Aussagen mehr möglich sind (zB aufgrund von Alleinstellungsmerkmalen).

Zuletzt sollte noch darauf hingewiesen werden, dass eine komparative Performancemessung dieser neuartigen Effizienzmessungsmethoden an realen Datensätzen fast vollständig fehlt bzw. oft nur Vergleiche mit einfachen Ansätzen durchgeführt werden (siehe Baduenko et al. (2011)). Eine, wenn auch ohne Anspruch auf allgemeine Gültigkeit, Monte-Carlo Untersuchung von Krüger (2011) kommt zudem zu dem Ergebnis, dass bei Daten ohne größere Messfehler bzw. Ausreißer ursprüngli-

---

<sup>14</sup> "Curse of dimensionality" bezieht sich auf die Problematik, dass die Hinzunahme von Dimensionen die Diskriminierungskraft der nicht-parametrischen Verfahren unterläuft (für eine detailliertere Definition siehe Kapitel 2.5).

che Methoden wie SFA, MOLS oder DEA zu besseren Resultaten führen als modernere Hybrid-Methoden.

*Zusammenfassend lässt sich folgendes in Bezug auf Hybridmodelle und Weiterentwicklungen der Standardmodelle festhalten: In der Forschung der letzten Jahre lässt sich ein Trend zu nicht-parametrischen, stochastischen Modellen erkennen. Idealerweise sollte ein Modell folglich möglichst wenige Annahmen über die funktionale Form benötigen (der Nachteil parametrischer Ansätze) und gleichzeitig in der Lage sein, stochastisches Rauschen (Noise) zu berücksichtigen (der Nachteil deterministischer Ansätze). Obwohl diese Entwicklungen grundsätzlich sinnvoll und unterstützenswert sind, ist aus Sicht der Autoren die wissenschaftliche Forschung auf diesem Gebiet noch nicht weit genug gediehen, um eine attraktive Alternative zu den Standardmodellen in einem Benchmarkingkontext darzustellen.*

*Neben den bereits genannten Gründen der Praktikabilität, Transparenz und Nachvollziehbarkeit gibt es auch klare methodische Gründe, von einer Anwendung dieser Hybridmodelle vorerst Abstand zu nehmen. Erstens weil praktisch jede Weiterentwicklung neben Vorteilen fast zwangsläufig auch neue Annahmen/Nachteile mit sich bringt. Im Gegensatz zu den Standardmodellen, dessen Stärken und Schwächen hinlänglich bekannt sind, gestaltet sich dies bei vielen Weiterentwicklungen jedoch wesentlich diffuser. Zweitens, eine universelle Methodik, welche grundsätzlich besser performt als die Standardmodelle wie DEA oder MOLS, ist im Moment nicht in Sicht. Anstatt der Suche nach einer überlegenen Methode wäre es daher vermutlich zielführender, sich mit der Variabilität der Resultate unterschiedlicher bestehender Methoden auseinanderzusetzen.*

*Drittens sollte noch erwähnt werden, dass sich die Vielzahl an existierenden Hybridmodellen sehr unübersichtlich darstellt und die Auswahl einer dieser Methoden würde eine zusätzliche diskretionäre ad-hoc Komponente in ein systematisches Benchmarking induzieren. Beispielsweise gibt es beim Versuch der Berücksichtigung von Stochastik in DEA jeweils unterschiedliche Methoden/Modelle, um entweder*

- *stochastisches Rauschen/Noise (zB Banker und Natarajan 2008)*
- *Ausreißer (zB Seiford und Zhu 1999)*
- *Sampling Fehler (zB Simar und Wilson 2000)*

*zu berücksichtigen. Innerhalb der einzelnen Problembereiche gibt es nun aber wiederum eine ganze Reihe von Ansätzen und Schätzern, die weder in ihrer Konstruktion noch in ihren Ergebnissen homogen sind. Eine Konsolidierung dieser Unmenge an Ansätzen wäre klarerweise zu begrüßen und sollte vor einer Anwendung im Benchmarking abgewartet werden.*

## 2.5 Vor- und Nachteile der unterschiedlichen Methoden

In diesem Unterabschnitt sollen einige der wichtigsten Methoden der Effizienzmessung anhand ausgesuchter Kriterien miteinander verglichen werden. Die Auswahl dieser Kriterien erfolgt einerseits im Hinblick auf die bisherige Diskussion um parametrische vs nicht-parametrische und deterministische vs stochastische Ansätze, andererseits aber auch speziell mit Bedacht auf die zugrundeliegende Problem- und Datensituation der Regulierung von Strom- und Gasnetztarifen in Österreich. Im nachfolgenden Vergleich werden nur eher "ursprüngliche" Methoden (DEA, SFA, MOLS, COLS) behandelt, obwohl eine Vielzahl von Erweiterungen und Hybridmodellen prinzipiell verfügbar wären. Der Hauptgrund für diese Selektion liegt in der Tatsache, dass es nicht absehbar ist, dass sich ein „überlegenes“ Model herauskristallisiert. Der wissenschaftliche Diskurs kommt auch eher zum Ergebnis, dass die Auswahl der Methode sehr stark anwendungsspezifisch sein sollte (siehe Fried et al. 2008). D.h. die Auswahl sowie die Gewichtung der Methoden sollte mit Bedacht auf die Beobachtungsanzahl, die Qualität der Daten, die Homogenität bzw. Heterogenität der gebenchmarkten Unternehmen und anderer sektorspezifischer Charakteristika erfolgen. Die Vor- und Nachteile der unterschiedlichen Ansätze, welche im Folgenden nochmals vergleichend dargestellt werden, könnten dann situationsgerecht berücksichtigt werden. Sollten beispielsweise Zweifel im Hinblick auf die Datenqualität und Messfehler bestehen, sind Methoden mit stochastischen Komponenten grundsätzlich im Vorteil, während deterministische Ansätze kritisch zu sehen sind. Das Wissen um die fast spiegelbildlichen Vor- und Nachteile der Methoden ermöglicht damit eine zielgerichtete Anwendung. Wie im vorherigen Abschnitt bereits ausgeführt, ist dies bei den derzeit verfügbaren Hybridmodellen tendenziell nicht der Fall und es ist damit wesentlich schwieriger zu erkennen, wo potentielle Schwächen der Ansätze liegen. Es ist daher beim gegenwärtigen Stand der theoretischen wie empirischen Forschung zum Themenkomplex Effizienzmessung der E-Control davon abzuraten, die Weiterentwicklungen wie StoNED oder SDEA beim nächsten Benchmarking anzuwenden. Aus diesem Grund sollen hier nochmals die wesentlichen Eigenschaften der Standardmodelle dargelegt werden, um diese abschließend aus Sicht der österreichischen Regulierung beurteilen zu können:

### Kriterien:

#### 1. *Notwendige Annahmen (Annahmenintensität):*

Die Annahmenintensität ist typischerweise eines der wesentlichen Merkmale, anhand derer die unterschiedlichen Methoden der Effizienzmessung verglichen werden. Die beiden Dimensionen, die hier unterschieden werden können, sind einerseits Annahmen in Bezug auf die funktionale Form des Produktions- bzw. Kostenzusammenhangs, wie sie im Falle parametrischer Ansätze gemacht werden. Andererseits sind für stochastische Ansätze Annahmen in Bezug auf die Störterme, d.h. Ineffizienz und Noise notwendig. Am annahmenintensiven Ende des Spektrums sind folglich stochastisch parametrische Ver-



fahren wie SFA angesiedelt, während DEA gemeinhin als das am wenigsten annahmenintensive Verfahren gesehen wird.

Hierbei müssen aber folgende zwei Einschränkungen erwähnt werden: Zum einen sagt eine geringe Annahmenintensität an sich nichts darüber aus, ob eine gewählte Methode eher die „wahren“ Effizienzwerte liefern kann oder nicht. Während z.B. DEA keine Annahmen bezüglich des zugrundeliegenden Produktionsprozesses treffen muss, hat DEA auch keine theoretische Fundierung in der mikroökonomischen Produktionstheorie. Umgekehrt während SFA oder MOLS spezifische funktionale Formen der Kosten- oder Produktionsfunktion treffen müssen, so können diese (1) zum einen flexibel gestaltet werden (z.B. die Translog-Funktion ist eine höchst flexible funktionale Form), (2) auf ihre Richtigkeit/Plausibilität getestet werden und (3) basieren diese Methoden auf mikroökonomischer Fundierung.

Zum anderen bedeutet die Absenz expliziter Annahmen nicht, dass nicht implizite Annahmen getroffen werden, die im Extremfall sehr restriktiv sein können. Zum Beispiel trifft die DEA zwar keine expliziten Annahmen bezüglich des zugrundeliegenden Produktionsprozesses, sie nimmt aber implizit an, dass jene Firmen mit den höchsten Verhältniszahlen von Output zu Input als effizient angesehen werden. Diese Annahme kann aber im Rahmen der DEA Analyse nicht auf ihre Richtigkeit getestet werden.

## 2. *Berücksichtigung von Stochastik:*

Während stochastische Ansätze zunächst annahmenintensiver erscheinen als deterministische, haben sie dennoch den zentralen Vorteil flexibler in puncto Datenqualität zu sein. DEA ist beispielsweise sehr sensitiv in Bezug auf Ausreißer und Noise (siehe Kuosmanen und Johnson 2010), weil die Effizienzgrenze von ein paar einflussreichen Firmen aufgespannt wird. Zufällig auftretende Abweichungen oder aufgrund von (unbeobachteter) Heterogenität verursachte Ausreißer können bei Nichtberücksichtigung stark verzerrend auf die Effizienzergebnisse wirken. Zuletzt sei noch darauf hingewiesen, dass die DEA Effizienzgrenze durch den sog. "sampling Fehler" nach unten gebiased ist (zu hohe Effizienzwerte), da die Grenze selbst aufgrund der Ziehung eines Samples zustande gekommen ist.<sup>15</sup> Bei SFA wird das Problem von sampling Fehlern und Noise durch den stochastischen Fehlerterm direkt berücksichtigt und der Effekt von Ausreißern, welcher sich auf den Verlauf der Effizienzgrenze erstreckt, wird zudem bei parametrischen Verfahren (also auch MOLS und COLS) durch die Konstruktion der Frontier automatisch abgemildert (siehe Bogetoft und Otto 2011).

---

<sup>15</sup> Die tatsächliche Effizienzgrenze im Gegensatz zu jener, die durch die im Sample vorhandenen Unternehmen aufgespannt wird, liegt per Definition weiter außen. Durch das Ziehen zusätzlicher Stichproben würde sich die Effizienzgrenze bei DEA weiter nach außen verschieben und die Effizienzwerte würden sinken, da die geschätzte Effizienzgrenze nur auf Basis einer beschränkten Beobachtungszahl zustande gekommen ist. Stochastische Verfahren wie SFA und zT auch andere parametrische Verfahren wie MOLS sind davon weit weniger betroffen, da Inputs- und Outputs als Zufallsvariablen behandelt werden.

Es sollte nicht unerwähnt bleiben, dass es mittlerweile eine Reihe von Verfahren gibt, um auch in deterministischen Ansätzen für Ausreißer zu korrigieren bzw. sampling Fehler oder auch Noise zu berücksichtigen (siehe vorheriger Abschnitt und Simar und Wilson 2008 für eine Übersicht derartiger Ansätze). Dies impliziert aber oftmals das nachträgliche Hinzufügen von stochastischen Elementen – zB Bootstrapping von DEA Effizienzerggebnissen – und ist in den Grundmodellen nicht einfach möglich. Bei den meisten dieser Verfahren handelt es sich um mehrstufige Ansätze, bei denen die DEA Effizienzergbnisse im Rahmen eines iterativen Verfahrens angepasst oder korrigiert werden. Die überwiegenden Nachteile dieser Weiterentwicklungen wurden schon im vorherigen Abschnitt thematisiert.

### 3. *Berücksichtigung von Heterogenität:*

Der potenzielle Effekt von nicht-diskretionären Variablen auf die Firmenperformance, d.h. Faktoren, welche nicht im Einflussbereich der Firma bzw. des Managements stehen, kann grundsätzlich in allen untersuchten Effizienzmessungsmethoden in unterschiedlicher Form berücksichtigt werden. Es zeigt sich aber, dass die Implementierung wesentlich leichter in parametrischen Ansätzen möglich ist, da keine größeren Anpassungen der Standardmodelle notwendig sind (siehe Greene (2008) für die Implementierungsmöglichkeiten in parametrischen Ansätzen, insbesondere SFA und Coelli et al. (2005) sowie Simar und Wilson (2008) für nicht-parametrische Ansätze). Auch die Flexibilität parametrischer Ansätze, besonders SFA, ist hierbei groß, da exogene Einflüsse sowohl bei der Produktionsfunktion selbst, als auch bei Ineffizienz oder im Noise Term (zB als Heteroskedastizität) berücksichtigt werden können.<sup>16</sup>

Bei DEA kann Heterogenität einerseits direkt als weitere zusätzliche Nebenbedingung eingehen – dann werden entsprechende Inputs, Outputs, oder „Umwelteinflüsse“ als außerhalb der Kontrolle des Managements angesehen. Dies führt in der Regel dazu, dass jene Firmen, die in einem adversen Umfeld operieren müssen, automatisch als effizient angesehen werden oder aber dass sich deren Effizienzwert erhöht. Aufgrund des sog. Fluch der Dimensionalität bzw. der Problematik von Alleinstellungsmerkmalen verlieren nicht-parametrische Ansätze wie DEA ihre Diskriminierungskraft, wenn die Anzahl der Variablen (Inputs, Outputs oder Umwelteinflüsse) relativ zur Anzahl der Beobachtungen zunimmt (siehe Exkurs im nächsten Unterabschnitt). Alternativ dazu können bei DEA auch mehrstufige Verfahren zur Berücksichtigung von Heterogenität angewandt werden, diese bedürfen jedoch, wie bereits im

---

<sup>16</sup> Heteroskedastizität im Noise- oder Ineffizienzterm geht direkt über die Verteilungsannahmen ein. Anstatt der Annahme einer konstanten Varianz wird die Varianz in Abhängigkeit der Variable spezifiziert, welche für die unterschiedlichen Varianzen verantwortlich ist. Beispielsweise für den Fall, dass die Effizienzergbnisse bei kleinen Firmen stärker schwanken als bei großen Firmen, wäre es möglich die Verteilungsannahme für den Effizienzterm in Abhängigkeit der Firmengröße zu spezifizieren. Dieselbe Vorgangsweise kann gewählt werden, wenn Grund zu der Annahme besteht, dass die Varianz der Noise Komponente nicht konstant ist, sondern mit einer bestimmten Variable schwankt.

letzten Absatz erwähnt, zusätzlicher statistischer Annahmen. Ein überaus populärer Ansatz der letzten Jahre versucht dabei, zuerst Effizienzergebnisse mittels DEA zu ermitteln, bevor diese Ergebnisse in einem zweiten Schritt auf potentielle Umwelteinflüsse regressiert werden. Neben dem Umstand, dass die Effizienzergebnisse als abhängige Variable eine zwischen null und eins begrenzte Variable ist und folglich mittels einer sog. truncated regression erklärt werden sollte, ergeben sich auch Probleme für die Inferenz, da die Effizienzwerte sowohl seriell korreliert sind als auch aufgrund des sampling Fehlers (nach oben) gebiased sind. Für eine detailliertere Darstellung siehe Exkurs in Abschnitt 2.3 oder Simar und Wilson (2007).

Die Möglichkeit für unbeobachtete Heterogenität, zB nicht messbare oder beobachtbare Einflüsse wie standortspezifische Faktoren zu kontrollieren, hängt grundsätzlich von der Verfügbarkeit von Paneldaten ab. Auch hier ergeben sich tendenziell wieder etwaige Vorteile für parametrische Ansätze, da die Analyse von Paneldaten im parametrischen Kontext bereits sehr weit fortgeschritten ist.

#### 4. *Notwendiger Stichprobenumfang:*

Grundsätzlich gibt es eine Präferenz für nicht-parametrische, deterministische Ansätze wie DEA bei wenigen Beobachtungen, da die Konstruktion der Effizienzgrenze und die Ableitung von Effizienzwerten dabei immer möglich ist. Gleichzeitig wird die Datenerfordernis bei stochastischen Verfahren wie SFA aufgrund der stochastischen Natur als höher angesehen (siehe Estache et al 2006). Während zwar die reine Konstruktion einer Effizienzgrenze und das Ableiten von firmenspezifischen Effizienzwerten auch bei diesen Ansätzen technisch immer möglich ist, werfen statistische Tests oftmals Zweifel auf die Verlässlichkeit von Resultaten, die nur aufgrund einer sehr geringen Stichprobe zustande gekommen sind. Wenn beispielsweise keine der verwendeten Variablen zur Schätzung der Produktionsfunktion statistisch signifikant ist, bleiben erhebliche Zweifel, ob das Modell richtig spezifiziert ist. Und selbst bei einem richtig spezifizierten Modell, d.h. der funktionale Zusammenhang zwischen Inputs und Outputs ist einigermaßen gut abgebildet, kann die Präzision der Ergebnisse zu gering sein, um statistisch signifikant zu sein. Bei DEA stellt sich diese Frage nicht bzw. wird diese meist ignoriert, da Effizienzergebnisse nicht als Resultat des Zusammenspiels verschiedener Zufallsvariablen gesehen werden, sondern es sich per Definition um deterministische Ergebnisse handelt.

D.h. obwohl nicht-parametrische Ansätze wie DEA vermutlich weniger datenintensiv sind, sind einige Einschränkungen notwendig. Erstens, ein kleiner Stichprobenumfang ist sowohl für DEA als auch für SFA, ja für jede Benchmarking-Methode problematisch. Die Güte der Schätzer aber auch die Lage der "wahren" Effizienzgrenze wird verbessert durch eine größere Anzahl an (vergleichbaren) Beobachtungen. Bei DEA führt beispielsweise eine kleine

Stichprobe zu einer Unterschätzung der "wahren" Effizienzgrenze, was zu hohe Effizienzwerte für die Unternehmen hervorbringt. Auch tendieren bei Alleinstellungsmerkmalen bzw. vielen Outputs im Vergleich zu der Anzahl an Beobachtungen zu viele Firmen gegen einen Effizienzwert von 1. Dies unter anderem deshalb, weil die DEA nur eine selektive Anzahl von „Peers“ (jene Firmen mit vergleichbarem Outputmix) als Vergleichsfirmen heranzieht, um die Effizienzwerte zu bestimmen. Kleine Stichproben, viele Outputs und große Heterogenität der Stichprobe erhöhen daher die Wahrscheinlichkeit, dass es keine Peers gibt und dass daher automatisch vollständige Effizienz attestiert wird. Auch wenn DEA Ansätze somit grundsätzlich etwas weniger datenintensiv sind, ist das Verhalten der Effizienzmessungsmethoden in kleinen Stichproben dabei alles andere als unumstritten (siehe Bojanic et al 1998 oder Andor und Hesse 2011 für Ergebnisse aus Monte-Carlo Simulationen).

### **Exkurs: Alleinstellungsmerkmale und Slacks in DEA**

Wie bereits erwähnt, ist bei nicht-parametrischen Ansätzen wie DEA weniger die Anzahl der Beobachtungen an sich entscheidend, als vielmehr das Verhältnis zwischen Inputs, Outputs und exogenen Faktoren zur Beobachtungszahl. Der Grund für dieses Kriterium liegt im sog. Fluch der Dimensionalität, der die Aussagekraft von nicht-parametrischen Anwendungen bei Hinzufügen von zusätzlichen Dimensionen, zB ein weiterer Output, verringert. Dies zeigt sich insofern, als dass die Hinzunahme von Dimensionen die Diskriminierungskraft der Methodik unterläuft und die Effizienzwerte im Extremfall gegen eins konvergieren können. Je mehr Dimensionen eine DEA hat, umso größer ist die Gefahr, dass jede Firma in einer separaten Dimension agiert, in welcher es definitionsgemäß keine effizienteren Firmen geben kann.

Ein weiteres Problem, welches ebenfalls aufgrund von fehlenden Vergleichsunternehmen bestehen kann, sind sog. Slacks. Diese entstehen beispielsweise in radialen DEA Modellen als Randlösung.<sup>17</sup> Die in Abbildung 6 markierte Firma würde in radialen Modellen als effizient geführt werden, da sie auf der Effizienzgrenze liegt. Man könnte aber auch argumentieren, dass diese Firma zumindest teilweise ineffizient ist, da es auf der Effizienzgrenze eine Vergleichsfirma gibt, welche denselben Wert für Output1/Input besitzt, aber ein größeres Verhältnis von Output2/Input zustande bringt. In additiven Modellen wäre dieses Unternehmen nicht mehr länger effizient, sondern hätte einen um diesen Slack verringerten Effizienzwert.<sup>18</sup> Eine direkte Anwendung der additi-

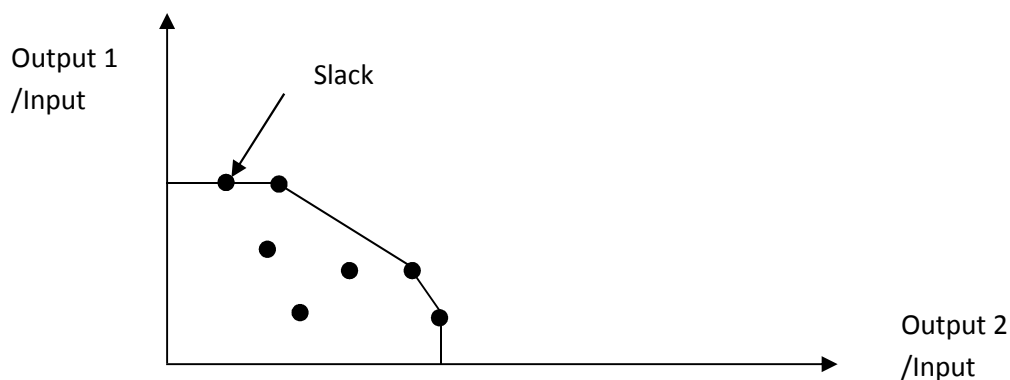
---

<sup>17</sup> Bei einem radialen DEA Modell wird angenommen, dass eine radiale Anpassung der Inputs bzw. Outputs eines Unternehmens zu Effizienz führt. Dies bedeutet, dass beispielsweise bei einer inputorientierten DEA Analyse die Inputs im gleichen Verhältnis gesenkt werden müssen, um auf die Effizienzgrenze zu gelangen. Das Verhältnis der eingesetzten Inputs bleibt damit unverändert.

<sup>18</sup> Während die klassischen radialen DEA Modelle entweder input- oder outputorientiert sind, verbinden additive DEA Modelle beide Orientierungen in einem einzigen Modell. Folglich steht nicht mehr die Frage im Mittelpunkt, ob derselbe Output mit einem geringeren Mitteleinsatz erreicht werden kann (Inputorientierung) oder ob mit demselben Mitteleinsatz ein höherer Output generiert werden kann

ven Modelle sind die sogenannten Slack Based Models (SBM). Vereinfachend dargestellt wird hier davon ausgegangen, dass die SBM Modelle bei der Bestimmung des Effizienzwertes zunächst in einem ersten Schritt die radialen Veränderungen der berücksichtigten Variablen erfassen, wie dies auch in den Standard DEA Modellen nach Charnes et al. (1978) oder Banker et al. (1984) der Fall ist. In einem zweiten direkt daran angeschlossenen Schritt, werden nun mögliche Slacks ebenfalls in den Effizienzwert hinein gerechnet. Mögliche „gemischte Ineffizienzen“<sup>19</sup> können somit berücksichtigt werden, was bei den Standard DEA Modellen nicht möglich ist. Dort besteht die Gefahr, dass durch Randlösungen hervorgerufene Slacks die Effizienzwerte nach oben verzerren.

**Abbildung 6: DEA Slack**



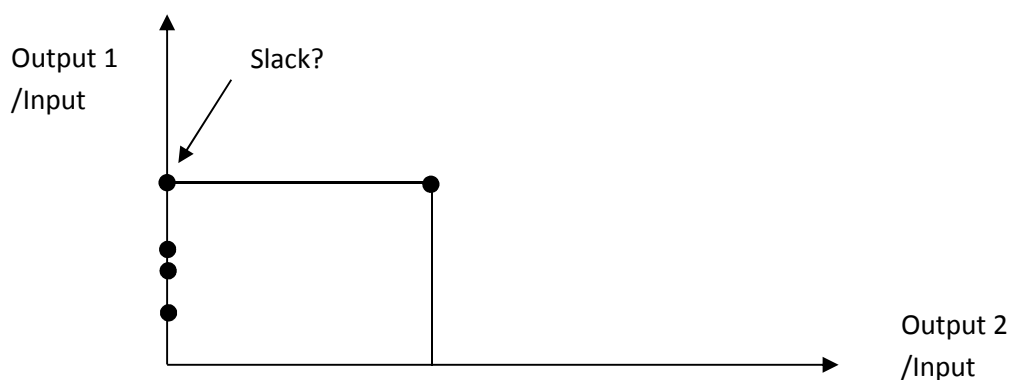
Im Falle von den vorhin erwähnten Alleinstellungsmerkmalen schaffen additive Modelle jedoch keine Abhilfe, sondern würden im Gegenteil den Effizienzabstand zwischen Unternehmen, welche aufgrund eines Alleinstellungsmerkmals effizient sind, und jenen, die kein Alleinstellungsmerkmal besitzen, weiter vergrößern. Dies liegt daran, dass ein Nullwert bei Firmen ohne Alleinstellungsmerkmal als Slack interpretiert werden würde. Wenn beispielsweise ein einziges Unternehmen einen bestimmten Output, Output2, produziert, könnte eine Situation analog zu Abbildung 7 entstehen. Die Firma mit dem Alleinstellungsmerkmal definiert die Effizienzgrenze und jene Firmen, die diesen Output nicht produzieren, finden sich als Randlösung auf der Ordinate. In einem additiven Modell würden diese Firmen mit einem Output 2 von Null Abschlüsse auf ihre Effizienz bekommen, da durch eine Bewegung auf der Kurve eine scheinbar bessere Position, nämlich mit einem positiven Wert von Output 2, erreicht

(Outputorientierung), sondern man geht vielmehr davon aus, dass sowohl Inputs als auch Outputs gleichzeitig veränderbar sind, um auf die Effizienzgrenze zu gelangen.

<sup>19</sup> „Gemischte Ineffizienz“ liegt dann vor, wenn eine radiale Verminderung der Inputs bzw. radiale Erhöhung der Outputs In- bzw. Outputslacks zurücklässt.

werden könnte.<sup>20</sup> Es mag zwar durchaus Situationen geben, in welchen Firmen auch in Bezug auf die Breite des Leistungsspektrum gebenchmarked werden, wie zB hinsichtlich gewisser Leistungen aufgrund einer Gemeinwohlverpflichtung (siehe zB Fried et al. 2008), aber nichtsdestotrotz bleibt das Problem der geringeren Aussagekraft als Resultat von Alleinstellungsmerkmalen bestehen und additive Modelle stellen somit keine Lösung für den Fluch der Dimensionalität dar.

**Abbildung 7: DEA Alleinstellungsmerkmal als Slack**



##### 5. Skalenerträge:

Theoretisch sind in den unterschiedlichen Methoden verschiedenste Formen von Skaleneffekten implementierbar. Während bei DEA tendenziell von einem beschränkten Modell mit konstanten Skalenerträgen ausgegangen wird (Charnes et al 1978), müssen flexiblere Skalenstrukturen mittels zusätzlicher Nebenbedingungen hinzumodelliert werden (zB variable Skalenerträge wie in Banker et al 1984). Im Gegensatz dazu sind Skalenertragsstrukturen sehr flexibel bei parametrischen Ansätzen wie MOLS oder SFA und prinzipiell nur durch die gewählte funktionale Form beschränkt. Zusätzlich ist es aber in diesen Modellen möglich, die Skalenerträge zu restringieren, indem den Parametern Beschränkungen auferlegt werden. So ist es dann auch möglich über statistische Tests herauszufinden, ob beispielsweise die Annahme konstanter Skalenerträge von den Daten bestätigt oder zugunsten flexiblerer Strukturen verworfen wird.<sup>21</sup>

Wie die Abbildung 8 offenbart, kann es oft einen bedeutenden Unterschied im Effizienzwert der Unternehmen machen, je nachdem von welchem Typ Skalenerträge ausgegangen wird. Während die Unternehmensgröße unter An-

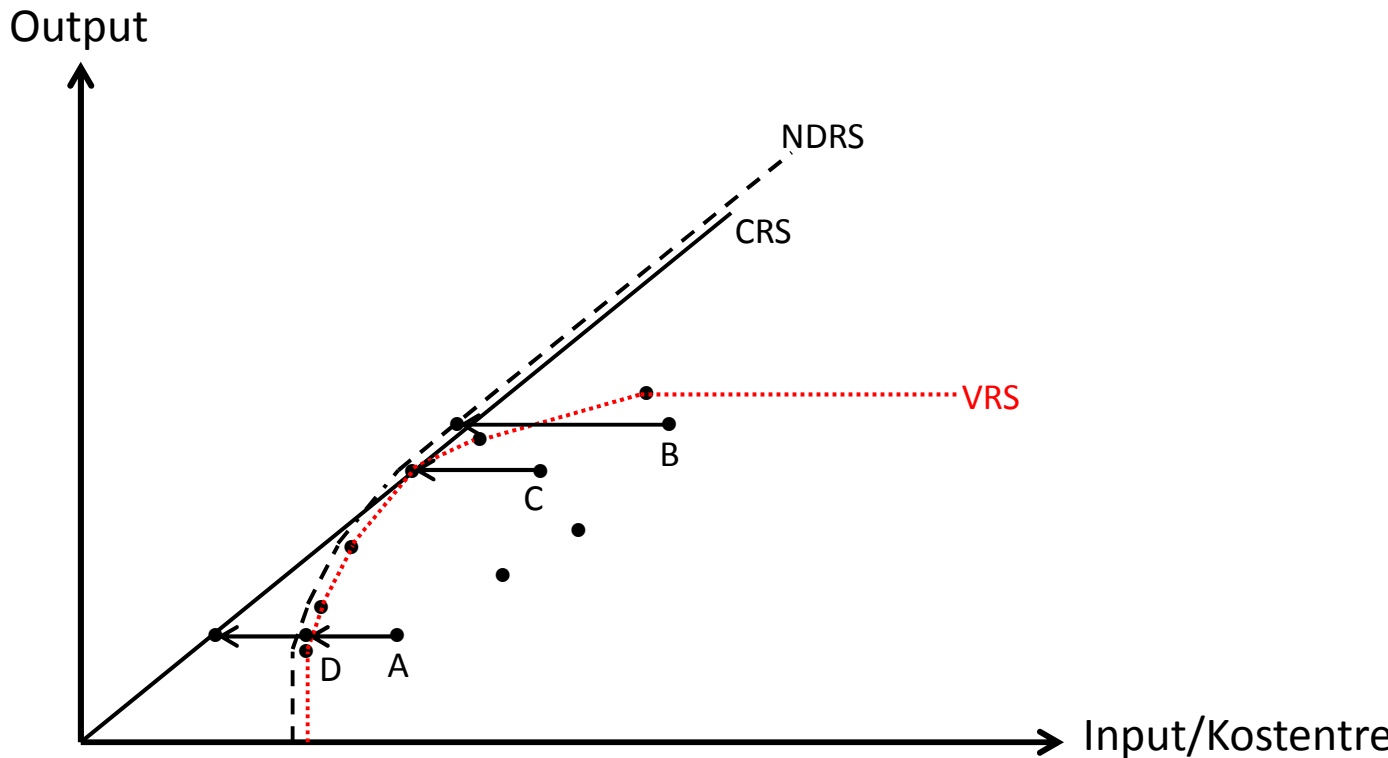
<sup>20</sup> Dieser Slack Effekt von Alleinstellungsmerkmalen ist nicht auf den in Abbildung 6 dargestellten Spezialfall beschränkt, sondern bleibt auch bestehen, wenn das Unternehmen mit dem Alleinstellungsmerkmal nicht effizient ist, zB in Bezug auf Output1/Input.

<sup>21</sup> Die Möglichkeit statistische Tests durchzuführen ist grundsätzlich ein Vorteil von parametrischen Ansätzen.

nahme konstanter Skalenerträge (CRS) keine Rolle bei der Bestimmung der technischen Effizienzwerte spielt und alle Unternehmen der Stichprobe miteinander verglichen werden, ist die Unternehmensgröße bei variablen Skalenerträgen (VRS) von entscheidender Bedeutung, da nur solche Unternehmen miteinander verglichen werden, welche ungefähr gleich groß sind. Somit ist die technische Effizienz eines Unternehmens unter VRS mindestens genauso groß oder aber größer als unter CRS. Ein Vergleich von Effizienzwerten eines Unternehmens unter CRS bzw. VRS ermöglicht darüber hinaus die Feststellung, ob Skaleneffizienz vorliegt. Stimmen beide Effizienzwerte überein, so spricht man von Skaleneffizienz; übersteigt allerdings die technische Effizienz unter VRS die technische Effizienz unter CRS, so liegt Skaleneffizienz vor; und zwar genau in der Höhe der Differenz der beiden Effizienzwerte (Coelli et al. 2005).

Eine interessante Variante der VRS gerade in Bezug auf Energienetze ist die Annahme nicht fallender Skalenerträge (NDRS). Hier wird davon ausgegangen, dass „kleine“ Unternehmen (kleiner als Punkt C in Abbildung 8) steigende Skalenerträge aufweisen, während sich „große“ Unternehmen (größer als Punkt C in Abbildung 8) konstanten Skalenerträgen gegenübersehen. In Bezug auf Abbildung 8 bedeutet dies, dass die Unternehmen A, B und C zwar alle nicht technisch effizient sind, aber nur das kleinste Unternehmen A ist darüber hinaus auch skaleneffizient. Nimmt man daher NDRS in der DEA an, bedeutet dies, dass „kleine“ Unternehmen nur mit ebenfalls in etwa gleich „kleinen“ Unternehmen verglichen werden (z.B. A mit D), „große“ Unternehmen jedoch mit allen „großen“ Firmen. Daher liegen die geschätzten Effizienzwerte bei VRS immer über jenen bei NDRS und diese über CRS:  $Eff_{VRS} \geq Eff_{NDRS} \geq Eff_{CRS}$ .

### **Abbildung 8: Skalenerträge**



6. *Multiple Inputs und Outputs:*

Aufgrund des methodischen Zugangs von DEA mittels mathematischer Programmierung ist die Berücksichtigung multipler Inputs und Outputs sehr einfach möglich bzw. benötigt dies keine Modifikation des Ursprungsmodells. Im Gegensatz dazu ist der Standardfall bei der Schätzung von Produktionsfunktionen bei SFA und anderen parametrischen Ansätzen das Vorliegen nur eines Outputs bei potentiell multiplen Inputs. Die häufigste Lösung des Problems ist der Übergang von Produktions- auf Kostenfunktionen, wo die jeweilige Kostenvariable als abhängige Variable gesehen wird (siehe Coelli et al. 2005).<sup>22</sup>

7. *Querschnitts- und Längsschnittdaten (cross-section und panel):*

Ursprünglich wurden sowohl DEA als auch die parametrischen Ansätze für Querschnittsdaten entwickelt, was auch heute noch die Mehrzahl der Anwendungen ausmacht. Das Vorliegen von Paneldaten ist besonders für SFA und die parametrischen Ansätze interessant, da dadurch mehrere Vorteile ausgeschöpft werden könnten (siehe Cornwell und Schmidt 2008):

- a. Lockerung von Unabhängigkeitsannahmen: Es ist nicht mehr notwendig anzunehmen, dass die Ineffizienz unabhängig von den Variablen der Produktions- bzw. Kostenfunktion ist. Dies ist eng verbunden mit der Möglichkeit für unbeobachtete Heterogenität zu kontrollieren, da beispielsweise Faktoren wie schwierige topographische Bedingung sowohl

<sup>22</sup> Ein in der Regulierung häufig analysierter Spezialfall ist die sog. input-requirement function (siehe zB Estache et al 2004 oder Bogetoft und Otto 2011). Hier wird für einen einzelnen Input meistens eine Kostenvariable herangezogen, die dann in Relation zu den wesentlichen Kostentreibern bzw. Outputs gesetzt wird.



den Produktionsprozess als auch die Effizienz gleichzeitig beeinflussen können. Mittels Paneldaten kann für derartige Faktoren, jedoch nur solche, welche sich über die Zeit nicht verändern, kontrolliert werden.

- b. Lockerung von Verteilungsannahmen: die im Querschnittsbereich notwendigen Verteilungsannahmen für Ineffizienz und Verteilung können vermieden werden, wenn die Ineffizienz stattdessen anhand des zeitinvarianten Effekts ermittelt wird.
- c. Konsistente und effizientere Schätzung der Firmenineffizienz: Erst Paneldaten ermöglichen die konsistente Schätzung von Firmeneffizienzen, die mit mehr Beobachtungen zum wahren Wert konvergieren.<sup>23</sup> Darüber hinaus erhöht sich mit dem Vorliegen von Paneldaten meist auch die verfügbare Beobachtungszahl, was zu präziseren Schätzergebnissen führt.

Grundsätzlich ist somit eine Analyse mittels Paneldaten aus mehrerlei Gründen vorteilhaft. Erstens, eine höhere Beobachtungszahl kommt allen den hier vorgestellten Methoden, auch DEA, zugute. Während in stochastischen Modellen dadurch vor allem die Präzision der Schätzer zunimmt, führt dies bei den nicht-parametrischen Modellen dazu, dass die berechnete Effizienzgrenze näher zur tatsächlichen Grenze wandert. Darüber hinaus sind Vorteile bei der Verringerung der Alleinstellungsproblematik und die Korrektur für Ausreißer denkbar. Zweitens, Paneldaten unterstützen besonders stochastische Verfahren, da weniger Verteilungs- und Unabhängigkeitsannahmen getroffen werden müssen. Drittens, und dies ist wieder unabhängig von der Effizienzmessungsmethode, ermöglichen Paneldaten eine ex-post Analyse des Produktivitätsfortschritts von Unternehmen. Es wäre also denkbar, den Effizienzpfad der vormals gebenchmarkten Unternehmen nachzuzeichnen und dadurch zusätzliche Einblicke in die Wirkung von Anreizregulierung zu erhalten.

### **Fazit Methoden**

*Anhand der bisherigen Ausführungen zu den hier verglichenen Benchmarking-Methoden gibt Tabelle 3 einen Überblick über die jeweiligen Vor- und Nachteile. Die ersten beiden Kriterien, die wohl in der existierenden Literatur am meisten beachtet werden, beziehen sich auf die **Annahmenintensität** bzw. **Flexibilität** einerseits und auf die **Berücksichtigung von Stochastik** andererseits. Während DEA speziell bei ersterem Vorteile gegenüber den parametrischen Verfahren aufweist, insbesondere gegenüber der annahmenintensiven SFA, ist der stochastische Gehalt klar geringer*

---

<sup>23</sup> Besonders das Fehlen eines konsistenten Schätzers für die technische Effizienz der Firmen bei Querschnittsdaten ist eine Schwäche von SFA, die nur mittels Paneldaten überwunden werden könnte. Ein konsistenter Schätzer würde heißen, dass durch Hinzufügen zusätzlicher Beobachtungen der Schätzer der Effizienzergebnisse zum wahren Wert konvergiert. Dies ist im Querschnitt nicht der Fall, da für jede zusätzliche Beobachtung auch wieder ein zusätzlicher Effizienzwert geschätzt werden muss.

und dadurch nachteilig gegenüber SFA, aber auch im Vergleich zu MOLS. Dies bedeutet, dass DEA deutlich anfälliger gegenüber Ausreißern ist als die parametrischen Ansätze. Die „polaren“ Modelle DEA und SFA können ihre Vorteile erst durch die Inkaufnahme ihrer jeweiligen Nachteile ausspielen. Die Flexibilität von DEA basiert auf ihrem deterministischen Zugang, genauso wie SFA ihren stochastischen Charakter der größeren Zahl an Annahmen schuldet. Da klarerweise beide Kriterien auch für den vorliegenden Fall relevant sind und wie in Abschnitt 2.4 dargelegt, noch keine sinnvolle methodische Alternative existiert, ist es wünschenswert, die endgültigen Effizienzwerte der Unternehmen weiterhin auf Basis mehrerer Benchmarkingmethoden zu ermitteln. Da COLS fast ausschließlich Nachteile und kaum Vorteile gegenüber DEA aufweist, wäre es ratsam von dieser Methode Abstand zu nehmen. Die Anwendung einer SFA oder die Weiterverwendung von MOLS ist somit zu unterstützen.

Im Hinblick auf die weiteren Kriterien sind eher weniger eindeutige Aussagen möglich, da sich zwar Tendenzen für oder gegen eine Methode ergeben, aber die Unterschiede wesentlich schwächer ausgeprägt sind. So ist beispielsweise die **Berücksichtigung von Heterogenität** (d.h. die Berücksichtigung von Faktoren/Variablen die nicht von der Firma selber beeinflusst werden können) zwar einfacher und flexibler möglich in parametrischen Verfahren – was für MOLS oder SFA sprechen würde – aber es existieren dafür auch im Rahmen von DEA bereits eine Reihe von Möglichkeiten, die z.T. bereits in die Standardsoftware eingegangen sind. Umgekehrt ist die **Berücksichtigung von multiplen Inputs und Outputs** leichter in DEA zu bewerkstelligen, was aber durch die Verwendung von Kosten- oder Input-Distance-Funktionen im Kontext der parametrischen Verfahren auch bewerkstelligt werden kann. Ebenso ergeben sich kleinere Vorteile für DEA bzw. ein Nachteil für SFA bei der **Analyse von Querschnittsdaten**. Aufgrund der einfacheren Implementierbarkeit ergeben sich bei SFA dagegen leichte Vorteile bei der Nutzung von **Längsschnittdaten**. Somit können die oben erwähnten Vorteile von Paneldaten, wie die höhere Beobachtungszahl, die Lockerung von Verteilungs- und Unabhängigkeitsannahmen bei stochastischen Verfahren sowie die Möglichkeit einer ex-post Analyse des Produktivitätsfortschrittes von Unternehmen ausgenutzt werden. Die Art der **Skalenerträge** kann relativ einfach in parametrischen Verfahren getestet werden, wohingegen bei nicht-parametrischen Verfahren der Fokus eher auf der Identifizierung lokaler Skalenerträge liegt.

Zuletzt soll hier noch auf eines der wesentlichen Kriterien für das gegenwärtige Benchmarking im österreichischen Strombereich, die **Größe des verfügbaren Samples**, eingegangen werden. Zum notwendigen Stichprobenumfang lässt sich zusammenfassend sagen, dass ein kleines Sample für jede der untersuchten Methoden problematisch ist. Bei DEA führt ein kleines Sample, besonders in Kombination mit einer relativ großen Zahl an Inputs und Outputs, zu einem Verlust der Aussagekraft und einer Tendenz der Effizienzwerte in Richtung eins. Während dieses Problem die parametrischen Ansätze weniger betrifft, ist eine geringe Stichprobe bei parametrischen Verfahren vor allem im Hinblick auf die stochastischen Eigenschaften

*als kritisch zu beurteilen – die Präzision der Schätzer und somit auch die erhaltenen Effizienzwerte können bei einem zu kleinen Sample zu ungenau sein, um sinnvolle Aussagen treffen zu können.*

**Tabelle 3: Übersicht der Hauptmethoden**

		<b>DEA</b>	<b>COLS</b>	<b>MOLS</b>	<b>SFA</b>
<b>Bezugsmodell</b>		Banker-Charnes-Cooper (1984)	Winsten (1957)	Richmond (1974)	Aigner, Lovell und Schmidt (1977)
<b>Notwendige explizite Annahmen</b>	<b>Funktionale Form</b>	Keine, aber implizite Annahmen	Produktions- bzw. Kostenfunktion	Produktions- bzw. Kostenfunktion	Produktions- bzw. Kostenfunktion
	<b>Störterme</b>	Keine, da keine Störterme	Keine	Verteilungsannahme über Ineffizienz	Verteilungs- und Unabhängigkeitsannahmen über Stochastik und Ineffizienz
<b>Berücksichtigung von Stochastik</b>	<b>Noise</b>	Nein	Nein	Indirekt über Verschiebung der Effizienzgrenze	Ja
	<b>Ausreißer</b>	Nein	Ja bei Form, Nein bei Lage der Effizienzgrenze	Indirekt über Verschiebung der Effizienzgrenze	Ja
	<b>Sampling Fehler</b>	Nein	Ja bei Form, Nein bei Lage der Effizienzgrenze	indirekt über Verschiebung der Effizienzgrenze	Ja
<b>Berücksichtigung von Heterogenität</b>	<b>Beobachtete</b>	Nein	In Produktionsfunktion	In Produktionsfunktion	In Produktionsfunktion und bei Störtermen
	<b>Unbeobachtete</b>	Nein	Nur bei Paneldaten	Nur bei Paneldaten	Nur bei Paneldaten
<b>Notwendiger Stichprobenumfang</b>		Gering, aber Alleinstellungsmerkmale	Ähnlich wie bei DEA	Höher aufgrund stochastischer Anforderungen	Am höchsten
<b>Skalenerträge</b>		Annahme	Testbare Annahme	Testbare Annahme	Testbare Annahme
<b>Multiple Inputs und Outputs</b>		problemlos	Problemlos bei Kostenfunktion	Problemlos bei Kostenfunktion	Problemlos bei Kostenfunktion
<b>Querschnitts- und Längsschnittdaten</b>		problemlos	Problemlos; kann Vorteile von Paneldaten realisieren	problemlos; kann Vorteile von Paneldaten realisieren	Kein konsistenter Schätzer für technische Effizienz bei Querschnittdaten; kann Vorteile von Paneldaten realisieren

## Literatur zu Kapitel 2

- Aigner, D.J., C.A.K Lovell and P. Schmidt, 1977, Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models, *Journal of Econometrics*, 6, 21-37.
- Andor M. und F. Hesse, 2011, A Monte Carlo Simulation comparing DEA, SFA and two simple approaches to combine efficiency estimates. CAWM Discussion Paper No. 51, University of Münster.
- Badunenko, O, Henderson, Daniel J., and Kumbhakar, Subal C. 2012, When, where and how to perform efficiency estimation, *Journal of the Royal Statistical Society: Series A*, DOI: 10.1111/j.1467-985X.2011.01023.x
- Banker, R.D., A. Charnes, and W.W. Cooper, 1984, Some models for estimating technical and scale inefficiency in data envelopment analysis. *Management Science*, 30, 1078-1092.
- Banker R.D. and R. Natarajan, 2008, Evaluating Contextual Variables Affecting Productivity Using Data Envelopment Analysis, *Operations Research*, 56:1, 48-58.
- Bogetoft, P., Otto, L. (2011). "Benchmarking with DEA, SFA, and R". *International series in operational research and management science*. Springer.
- Bojani, A.N., Steven B. Caudill, Jon M. Ford, Small-sample properties of ML, COLS, and DEA estimators of frontier models in the presence of heteroscedasticity, *European Journal of Operational Research*, 108/1, 140-148.
- Cooper, W. W., L. M. Seiford und K. Tone, 2007, *Data Envelopment Analysis, Second Edition*, Springer NY, USA.
- Charnes, A., Cooper, W.W., and Rhodes, E. (1978), Measuring efficiency of decision making units, *European Journal of Operational Research* 2, 429-444.
- Coelli, J. T., D.S. Prasada Rao, Ch. J. O'Donnell, and G. E. Battese, 2005, *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis, Second Edition*, Springer NY, USA.
- Cornwell, Ch. und P. Schmidt, 2008, *Stochastic Frontier Analysis and Efficiency Estimation*. In Mátyás, L. and P. Sevestre (eds.): *The Econometrics of Panel Data, Third Edition*, Springer Berlin.
- Dyson, R., R. Allen, A.S. Camanho, V.V. Podinovski, C.S. Sarrico und E.A. Shale, 2001, Pitfalls and protocols in DEA, *European Journal of Operational Research* 132/2, 245-259.
- Estache, A., S. Perelman, und L. Trujillo, 2006, Infrastructure Reform in Developing Economies: Evidence from a Survey of Economic Performance Measures. In Coelli, T. and D. Larence (eds.): *Performance Measurement and Regulation of Network Utilities*, Edward Elgar.
- Fried, H. O., C. A. Knox Lovell, and S. S. Schmidt (eds.), 2008, *The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth*, Oxford University Press.
- Greene, W., 2003, *Econometric Analysis, 5th edition*, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ.
- Greene, W., 2008, The Econometric Approach to Efficiency Analysis. In Fried, H. O., C. A. Knox Lovell, and S. S. Schmidt (eds.): *The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth*, Oxford University Press.
- Krüger, J.J, 2011, A Monte Carlo Study of Old and New Frontier Methods for Efficiency Measurement, *Arbeitspapiere der Volkswirtschaftlichen Fachgebiete der TU Darmstadt*, Nr. 200.

- Kuosmanen, T., and A. Johnson, 2010, Data envelopment analysis as nonparametric least squares regression, *Operations Research*, 58/1, 149-160.
- Kuosmanen, T. and Kortelainen, M., 2011, Stochastic non-smooth envelopment of data: semiparametric frontier estimation subject to shape constraints, *Journal of Productivity Analysis*, DOI: 10.1007/s11123-010-0201-3.
- Land, K.C., C.A.K. Lovell, and S. Thore, 1993, Chance-Constrained Data Envelopment Analysis, *Managerial and Decision Economics* 14:6, 541-554.
- Murillo-Zamorano, L. R., 2004 Economic Efficiency and Frontier, *Journal of Economic Surveys*, 18, 1, 33-77.
- Richmond, J., 1974, Estimating the Efficiency of Production, *International Economic Review*, 15, 515-521
- Seiford, L.M and J. Zhu, 1999. Profitability and Marketability of the Top 55 U.S. Commercial Banks," *Management Science*, 45:9, 1270-1288.
- Simar, L. and P.W. Wilson, 2000, Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models. The State of the Art, *Journal of Productivity Analysis* 13:1, 49:78.
- Simar, L. and P.W. Wilson 2007, Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of Econometrics*, 136:1, 31-64.
- Simar, L. and P.W. Wilson, 2008, Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models. In Fried, H. O., C. A. Knox Lovell, and S. S. Schmidt (eds.): *The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth*, Oxford University Press.
- Winsten, C., 1957, Discussion on Mr. Farrell's Paper, *Journal of the Royal Statistical Society, Series A, General*, 120, 282-284.

### 3. Funktionale Formen

Im Gegensatz zu den nicht-parametrischen Effizienzvergleichsmethoden (wie beispielsweise der DEA), bei denen keine spezifische funktionale Form angenommen werden muss, spielt die Wahl der funktionalen Form bei den parametrischen Methoden eine wichtige Rolle. Ausgangspunkt für die weiteren Überlegungen ist die Dualität zwischen der Produktions- und der Kostenfunktion (Murillo-Zamorano 2004). Dualität bedeutet, dass die Produktionsfunktion in die Kostenfunktion umgewandelt werden kann und umgekehrt,<sup>24</sup> was zur Folge hat, dass die Kostenfunktion im Wesentlichen dieselben Informationen enthält wie die Produktionsfunktion. Da für unsere Zwecke (des Effizienzvergleichs von österreichischen Strom- und Gasnetzbetreibern) die Kostenfunktion die relevantere der beiden Funktionen darstellt, wird im Folgenden der Fokus auch auf dem dualen Gegenpart der Produktionsfunktion liegen.

Unabhängig von den Eigenschaften der Produktionsfunktion, erfüllt die Kostenfunktion folgende Bedingungen (Coelli et al. 2005):

1. *Nicht negativ*: Kosten können niemals negative Werte annehmen;
2. *Nicht fallend in Inputpreisen*: Ein Anstieg der Inputpreise führt nicht zu niedrigeren Kosten;
3. *Nicht fallend in der Outputmenge*: Eine höhere Produktionsmenge kann nicht niedrigere Kosten implizieren;
4. *(Lineare) Homogenität*: Die Multiplikation der Inputpreise mit einem Faktor  $k > 0$  zieht einen  $k$ -fachen Anstieg in den Kosten nach sich (z.B. die Verdopplung aller Inputpreise führt zu einer Verdoppelung der Kosten);<sup>25</sup>
5. *Konkavität in den Inputpreisen*: Eine Folge davon ist, dass die Inputnachfragefunktion keine positive Steigung aufweisen kann.

Wie im Folgenden direkt anhand der spezifischen funktionalen Formen gezeigt wird, ist es möglich, sich gezielt dieser Eigenschaften zu bedienen bzw. Annahmen bezüglich der Parameter/Koeffizienten zu treffen, um abgeleitet aus der Theorie bessere ökonometrische Schätzergebnisse generieren zu können. Es ist zum Beispiel möglich, über den Grad der Homogenität Annahmen bezüglich des Verlaufes der Kosten-

---

<sup>24</sup> Bei komplexeren funktionalen Zusammenhängen ist die Berechnung des dualen Gegenparts mithilfe der Differenzialrechnung nicht immer möglich, so dass man sich gegebenenfalls höherer mathematischer Verfahren bedienen muss.

<sup>25</sup> Ganz allgemein bezeichnet man eine Funktion als homogen vom Grad  $n$ , wenn  $f(k\mathbf{x}) = k^n f(\mathbf{x})$  für alle  $n > 0$ . Entspricht der Grad der Homogenität 1, so nennt man die betreffende Funktion auch *linear homogen*. Für eine Produktionsfunktion bedeutet dies, dass fallende, konstante oder steigende Skalenerträge vorliegen, wenn der Grad der Homogenität kleiner als, gleich oder größer als 1 ist. Für fallende Skalenerträge steigen die Kosten überproportional mit dem Output, bei konstanten Skalenerträgen steigen die Kosten proportional (linear) und bei steigenden Skalenerträgen steigen sie unterproportional.

funktion zu treffen, womit letztendlich auch Annahmen über die Skalenerträge des dualen Gegenpartes der Produktionsfunktion getroffen werden können (Brown et al. 1979). Darüber hinaus deutet eine Verletzung dieser Eigenschaften darauf hin, dass ein Unternehmen nicht kostenminimierend agiert.

Von großer Bedeutung ist die Flexibilität der Modellspezifikation. Dabei richtet sich der Grad der Flexibilität nach Anzahl und Komplexität der Parameter, mit der eine beliebige Funktion approximiert wird. Generell gilt: je mehr Parameter desto flexibler, da weniger restriktive Annahmen bezüglich des Funktionsverlaufes getroffen werden müssen. Eine komplexere funktionale Form hilft, die eigentliche Funktion besser abzubilden, was in Bezug auf eine Kostenfunktion heißt, dass beispielsweise effektiver für Größenvorteile (economies of scale) oder Verbundvorteile (economies of scope) kontrolliert werden kann. Es lassen sich funktionale Formen der Flexibilität ersten Grades, bei der eine beliebige Funktion an einem bestimmten Punkt mit einer Differentialgleichung ersten Grades approximiert wird (Taylor Reihe ersten Grades), von funktionalen Formen der Flexibilität zweiten Grades unterscheiden, bei der eine beliebige Funktion an einem bestimmten Punkt mit einer Differentialgleichung zweiten Grades approximiert wird (Taylor Reihe zweiten Grades). Prinzipiell ist ein höheres Maß bzw. höherer Grad an Flexibilität positiv zu bewerten, allerdings kann höhere Flexibilität auch gewisse Schwierigkeiten nach sich ziehen, welche ökonomischer Natur sein können (z. B. Multikollinearität, die „Nullerproblematik“ bei logarithmierten Termen, gegebenenfalls die Verwendung nicht linearer Regressionsmodelle); oder aber die Datenverfügbarkeit lässt nur einen gewissen Grad an Flexibilität zu.

Die verschiedenen funktionalen Formen sind gemäß dem Grad der Flexibilität geordnet:

1. Zunächst erfolgt eine Auflistung von Funktionen mit der Flexibilität **ersten Grades**. Zuallererst zu nennen ist hierbei die **lineare Kostenfunktion**, bei der es einen einfachen linearen Zusammenhang zwischen Kosten und den verschiedenen Inputpreisen und Outputs gibt. Diese lineare Beziehung scheint für die **Cobb-Douglas** Kostenfunktion auf den ersten Blick nicht zu gelten, allerdings lässt sich diese relativ einfach in eine log-lineare Spezifikation umformen.<sup>26</sup> Die entsprechende Schätzgleichung sieht folgendermaßen aus (Schmidt und Lovell 1979):

$$\ln C = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i \ln q_i + \sum_{k=1}^n \beta_k \ln r_k,$$

wobei C die Kosten eines Unternehmens,  $q_i$  ( $i=1, \dots, m$ ) die Outputs und  $r_k$  ( $k=1, \dots, n$ ) die Inputpreise bezeichnen. Eine interessante Eigenschaft dieser Kostenfunktion besteht darin, dass sie dieselbe funktionale Form besitzt wie ihr dualer Gegenpart die

---

<sup>26</sup> Die entsprechende Cobb-Douglas Produktionsfunktion hat folgende Gestalt:  $Q = \beta_0 \prod_{n=1}^N x_n^{\beta_n}$ , wobei Q die Produktionsmenge und  $x_n$  die verschiedenen Inputs bezeichnen. Durch beidseitiges Logarithmieren kann man wiederum eine log-lineare Regressionsgleichung erhalten, die der Cobb-Douglas Kostenfunktion in ihrer Struktur gleicht.



Cobb-Douglas Produktionsfunktion, weshalb solche Funktionen auch als selbst dual (engl. self-dual) bezeichnet werden (Coelli et al. 2005). Lineare und log-lineare Funktionen lassen sich ohne größere Probleme mit den gängigen Regressionstechniken (OLS, ML) berechnen, wobei bei einer log-linearen Spezifikation das Problem auftreten kann, dass ein zu logarithmierender Term gleich 0 ist, wofür der Logarithmus nicht definiert ist. Auf diese Problematik und mögliche Lösungsvorschläge wird explizit in Kapitel 4 eingegangen.

Weiters ist es möglich, Restriktionen in die Schätzgleichung einzubauen. Wird beispielsweise angenommen, dass die  $\beta_k$  nicht negativ sind (d.h. die Kosten steigen mit den Inputpreisen) und dass außerdem die Bedingung gilt:  $\sum_{k=1}^n \beta_k = 1$  (lineare Homogenität), so ist die soeben dargestellte Cobb-Douglas Kostenfunktion nicht fallend, linear homogen und konkav in den Inputs. Setzt man diese Bedingung in die entsprechende Kostenfunktion ein, so erhält man eine homogenitäts beschränkte Cobb-Douglas Kostenfunktion ersten Grades (Coelli et al. 2005):

$$\ln \frac{C}{r_m} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{m-1} \alpha_i \ln q_i + \sum_{k=1}^n \beta_k \ln \frac{r_k}{r_m}.$$

Mit Umformungen dieser Art können auch Annahmen bezüglich des Verlaufes der Kostenfunktion getroffen werden, welche dann zu einer modifizierten Regressionsgleichung führen. Alternativ kann man auch die entsprechenden Parameterrestriktionen direkt in den Regressionen berücksichtigen, indem man eine beschränkte Regression (engl. constrained regression) mit den entsprechenden Parameterrestriktionen durchführt (hier z.B. mit  $\sum \beta_k = 1, \beta_k \geq 0$ ).<sup>27</sup>

2. Im Folgenden werden die wichtigsten funktionalen Formen der Flexibilität **zweiten Grades** aufgelistet. Die zunächst dargestellten Kostenfunktionen bedienen sich einer Box-Cox (1964) Transformation, auf die in Kapitel 4 noch explizit eingegangen wird.<sup>28</sup> Ein möglicher Ausgangspunkt für die flexibleren Kostenfunktionen ist die General Specification for the Indirect Cost Function of Multiproduct Firms (Pulley und Braunstein 1992):

---

<sup>27</sup> Prinzipiell ist die gerade beschriebene Vorgehensweise auch bei allen anderen funktionalen Formen durchführbar.

<sup>28</sup> Folgende Box-Cox Transformation kommt zur Anwendung:

$$y^{(\phi)} = \begin{cases} (y^\phi - 1) / \phi & \text{für } \phi \neq 0 \\ \ln y & \text{für } \phi = 0 \end{cases}.$$

$$C^{(\phi)} = \left\{ \exp \left[ \left( \alpha_0 + \sum \alpha_i q_i^{(\pi)} + \frac{1}{2} \sum \sum \alpha_{ij} q_i^{(\pi)} q_j^{(\pi)} + \sum \sum \delta_{ik} q_i^{(\pi)} \ln r_k \right)^{(\tau)} \right] \right. \\ \left. \exp \left[ \beta_0 + \sum \beta_k \ln r_k + \frac{1}{2} \sum \sum \beta_{kl} \ln r_k \ln r_l + \sum \sum \mu_{ik} q_i^{(\pi)} \ln r_k \right]^{(\phi)} \right\} \\ = f^\phi(\underline{q}, \ln \underline{r}).$$

Die Notation entspricht der oben erwähnten. Für verschiedene Restriktionen bezüglich der Transformationsparameter  $\Phi$ ,  $\pi$  und  $\tau$  ergeben sich nun die folgenden Kostenfunktionen:

Die Standard **Translog** Spezifikation, welche nach Coelli et al. (2003) die in der Literatur am häufigsten verwendete funktionale Form darstellt, ergibt sich für  $\Phi=0$ ,  $\pi=0$ ,  $\tau=1$ :

$$\ln C = \alpha'_0 + \sum \alpha_i \ln q_i + \frac{1}{2} \sum \sum \alpha_{ij} \ln q_i \ln q_j + \sum \sum \delta'_{ik} \ln q_i \ln r_k \\ + \sum \beta_k \ln r_k + \frac{1}{2} \sum \sum \beta_{kl} \ln r_k \ln r_l,$$

mit:  $\alpha'_0 = \alpha_0 + \beta_0 - 1$  und  $\delta'_{ik} = \delta_{ik} + \mu_{ik}$ .

Die entsprechende Inputanteilsgleichung (engl. input share equation) lautet folgendermaßen:<sup>29</sup>  $s_s = \sum \delta'_{is} \ln q_i + \beta_s + \sum \beta_{sl} \ln r_l$ . Mithilfe dieser Gleichung ist es möglich, den entsprechenden Kostenanteil eines Inputs zu bestimmen (Linz und Tsegai 2009). Häufig werden die Kostenfunktionen zusammen mit der Anteilsgleichung simultan geschätzt, z. B. mit der Seemingly Unrelated Regression (SUR) Methode. Lineare Homogenität in den Inputpreisen gilt für:  $\sum \beta_k = 1$  und  $\sum_l \beta_{kl} = 0$  für alle  $k$ , sowie für  $\sum_k \delta_{ik} = 0$  für alle  $i$ . Setzt man  $\alpha_{ij}$ ,  $\delta_{ik}$  und  $\beta_{kl}$  jeweils gleich 0, so wird deutlich, dass die Standard Translog Spezifikation eine Verallgemeinerung der Cobb-Douglas Kostenfunktion darstellt (Christensen und Caves 1980).

Die **Separable, Quadratic** Spezifikation baut auf folgenden Annahmen auf:  $\pi=1$ ,  $\tau=0$ ,  $\delta_{ik}, \mu_{ik} = 0$  für alle  $i, k$  und hat die Form:

$$C^{(\Phi)} = \left\{ \left[ \alpha_0 + \sum \alpha_i q_i + \frac{1}{2} \sum \sum \alpha_{ij} q_i q_j \right] \right. \\ \left. * \exp \left[ \beta_0 + \sum \beta_k \ln r_k + \frac{1}{2} \sum \sum \beta_{kl} \ln r_k \ln r_l \right] \right\}^{(\Phi)},$$

<sup>29</sup> Die Inputanteilsgleichung lässt sich mithilfe *Shephards Lemma* aus der Kostenfunktion ableiten (McFadden 1978, Shephard 1970):  $s_s(\underline{r}, \underline{q}) = \frac{\partial C(\underline{r}, \underline{q})}{\partial r_s} = \frac{r_s x_s}{C}$  ( $x_s$ : Inputmenge,  $C$ : Gesamtkosten). Weiters gilt:  $\sum_s s_s = 1$ .

mit  $q'_i = q_i - 1$  und der Anteilsgleichung  $s_s = \beta_s + \sum \beta_{sl} \ln r_l$ . Die Bedingungen für lineare Homogenität in Inputpreisen sind:  $\sum \beta_k = 1$  und  $\sum_l \beta_{kl} = 0$  für alle  $k$ , sowie  $\sum_k \delta_{ik} = 0$  und  $\sum \mu_{ik} = 0$  für alle  $i$ . Die strikte Trennung von Inputpreisen und Outputs lässt die Separable, Quadratic Kostenfunktion unflexibler erscheinen als die beiden Translog Spezifikationen, dafür stellt sich die „Nullerproblematik“ bei den Outputs erst gar nicht, da die Outputs nicht logarithmiert werden.

Die **Composite** Spezifikation verlangt  $\pi = 1$ ,  $\tau = 0$ :

$$C^{(\Phi)} = \left\{ \left[ \alpha_0 + \sum \alpha_i q'_i + \frac{1}{2} \sum \sum \alpha_{ij} q'_i q'_j + \sum \sum \delta_{ik} q'_i \ln r_k \right] \right. \\ \left. * \exp \left[ \beta_0 + \sum \beta_k \ln r_k + \frac{1}{2} \sum \sum \beta_{kl} \ln r_k \ln r_l + \sum \sum \mu_{ik} q'_i \ln r_k \right] \right\}^{(\Phi)}$$

mit  $q'_i = q_i - 1$  und der Anteilsgleichung:

$$s_s = \left[ \alpha_0 + \sum \alpha_i q'_i + \frac{1}{2} \sum \sum \alpha_{ij} q'_i q'_j + \sum \sum \delta_{ik} q'_i \ln r_k \right]^{-1} \\ * \left( \sum \delta_{is} q'_i \right) + \beta_s + \sum \beta_{sl} \ln r_l + \sum \mu_{is} q'_i$$

Diese Kostenfunktion verbindet also eine quadratische Struktur für Outputs mit einer log-quadratischen Struktur der Inputpreise. Die Bedingungen für lineare Homogenität in Inputpreisen sind genau dieselben wie bei der Separable, Quadratic Spezifikation. Darüber hinaus lässt die Composite Kostenfunktion Kreuzterme von Inputpreisen und Outputs zu, was die Flexibilität im Vergleich zu der Separable, Quadratic Spezifikation erhöht. Dies geschieht allerdings zu Lasten einer höheren Anzahl an zu schätzenden Parametern. Da die Outputwerte wiederum nicht in logarithmierter Form in die Gleichung eingehen, kann diese Kostenfunktion auch mit Nullern bei Outputs umgehen.

Neben den bisher aufgelisteten Kostenfunktionen, welche von der General Specification for the Indirect Cost Function of Multiproduct Firms abgeleitet werden können (Pulley und Braunstein 1992), gibt es noch weitere wichtige funktionale Formen, die über die Flexibilität zweiten Grades verfügen. Zu nennen ist zum einen die **Generalized Leontief** Kostenfunktion (Kumbhakar und Lovell 2000):

$$\ln C = q \sum_n \sum_k \beta_{nk} r_n^{1/2} r_k^{1/2},$$

wobei  $\beta_{nk} = \beta_{kn} \geq 0$  für alle  $n$  und  $k$ . Lineare Homogenität in den Inputpreisen ergibt sich, falls zumindest ein  $\beta_{nk} > 0$  und darüber hinaus ist diese Kostenfunktion von sich aus konkav in den Inputpreisen.

Darüber hinaus gibt es noch die **Constant Elasticity of Substitution (CES)** Kostenfunktion (Izadi et al. 2002):

$$\ln C = \alpha_0 + \left( \sum_i \alpha_i q_i^{\gamma_i} \right)^{\rho}.$$

Die Anzahl zu schätzender Parameter ist bei der CES Spezifikation vergleichsweise gering, dafür müssen Kostenfunktionen dieser Art typischerweise mit der Methode der nicht-linearen kleinsten Quadrate (NLLS) berechnet werden.

Vor dem Hintergrund der Zielsetzung dieser Arbeit kann zusammenfassend festgehalten werden, dass einige der bisher dargestellten Parameter in der Analyse der österreichischen Energienetze von sehr geringer Bedeutung sein werden. So sind oftmals Inputpreise nicht verfügbar, womit in den betreffenden Regressionen bedeutend weniger Parameter zu schätzen sind. Prinzipiell eignen sich neben der linearen Kostenfunktion, der Separable, Quadratic Spezifikation und der Composite Spezifikation, auch die Cobb-Douglas sowie Translog Kostenfunktion für die Analyse der österreichischen Energienetze, wobei die beiden letztgenannten Spezifikationen mit der „Nullerproblematik“ bei den zu logarithmierenden Outputvariablen umgehen müssen. Trotz dieses Nachteils haben die Cobb-Douglas und Translog Kostenfunktion gegenüber den anderen genannten Kostenfunktionen den entscheidenden Vorteil, dass sie in den parametrischen Benchmarkingverfahren einfach zu implementieren sind. So führt das Logarithmieren der Variablen dazu, dass prozentuale und damit relative Abweichungen einer Variablen betrachtet werden, was die Konzeption der Effizienzgerade deutlich vereinfacht. Bei linearen funktionalen Formen werden dagegen Absolutwerte betrachtet, was dazu führen kann, dass die Abweichung großer Unternehmen von der Effizienzgrenze viel größer ist als die von kleinen Unternehmen. Dies hat typischerweise heteroskedastische Störterme zur Folge, was Datentransformationen oder Ähnliches nötig machen würde. In Abschnitt 4.2 sowie im empirischen Teil dieses Gutachtens wird diese Problematik noch eingehender thematisiert. Auch bei quadratischen Kostenfunktionen werden keine relativen Abweichungen in den Variablen betrachtet, so dass das Problem von heteroskedastischen Störtermen auch bei quadratischen Kostenfunktionen präsent ist.

Die Generalized Leontief sowie die CES Kostenfunktionen sind dagegen für die Benchmarkinganalyse der österreichischen Energienetze weniger geeignet, da die erstgenannte Funktion zu restriktive Annahmen über den Produktionsprozess trifft (perfekte Komplemente) und bei der zweiten Funktion nicht lineare Regressionstechniken zur Anwendung kommen müssten, was die Effizienzanalyse zusätzlich verkomplizieren würde.

### **Fazit funktionale Formen**

*In diesem Abschnitt haben wir die wichtigsten funktionalen Formen vorgestellt, die bei parametrischen Benchmarkingverfahren wie der COLS, MOLS oder SFA zur Anwendung kommen können. Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass wir für die Analyse der österreichischen Energienetze neben der **Cobb-Douglas Kostenfunk-***

**tion die Translog Kostenfunktion** am geeignetsten halten. Der Hauptgrund hierfür liegt in der Tatsache, dass diese beiden funktionalen Formen relativ einfach zu implementieren sind (es sind beispielsweise keine zusätzlichen Datentransformationen o. ä. nötig um heteroskedastischen Störtermen entgegenzuwirken). Darüber hinaus bieten beide funktionale Formen hinreichend große Flexibilität, so dass eine gute Approximation der „wahren“ Kostenfunktion sichergestellt sein sollte. In der Benchmarkingpraxis sind diese beiden funktionalen Formen die mit am weitesten verbreiteten, insbesondere auch aus den gerade erwähnten Gründen.

Vor dem Hintergrund, dass flexiblere Kostenfunktionen die Realität besser abbilden, sind prinzipiell funktionale Formen der Flexibilität zweiten Grades funktionalen Formen der Flexibilität ersten Grades vorzuziehen. Umgemünzt auf unsere Situation würde dies demnach bedeuten, dass die Translog Kostenfunktion der Cobb-Douglas Kostenfunktion vorzuziehen ist. Dies kann statistisch getestet werden. Allerdings kann ein höheres Maß an Flexibilität auch gewisse Probleme und Schwierigkeiten nach sich ziehen, wie z.B. das höhere Risiko von Multikollinearität oder aber die Datenverfügbarkeit lässt nur einen gewissen Grad an Flexibilität zu.

### Literatur zu Kapitel 3

Box, George E. P., and David R. Cox, 1964, An Analysis of Transformations, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 26 (1964), 211-246.

Brown, R.S., D. W. Caves and L. R. Christensen, 1979, Modeling the Structure of Cost and Production for Multiproduct Firms, *Southern Economic Journal*, 46, 1, 256-273.

Christensen, L. R., and D.W. Caves, 1980, Global Properties of Flexible Functional Forms, *American Economic Review*, 70, 322-332.

Coelli, J. T., D.S. Prasada Rao, Ch. J. O'Donnell, and G. E. Battese, 2005, *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*, Second Edition, Springer NY, USA.

Coelli, T, A. Estache, S. Perelman and L. Trujillo, 2003, *A Primer on Efficiency Measurement for Utilities and Transport Regulators*, The World Bank, Washington, USA.

Izadi, H., Johnes, G., Oskrochi R., Crouchley, R., 2002, Stochastic frontier estimation of a CES cost function: the case of higher education in Britain, *Economics of Education Review*, 21, 63–71.

Kumbhakar, S.C. and Lovell, C.A.K, 2000, *Stochastic Frontier Analysis*. Cambridge University Press, Cambridge.

Linz, T. and D. W. Tsegai, 2009, Industrial Water Demand analysis in the Middle Olifants sub- basin of South Africa: The case of Mining, ZEF – Discussion Papers On Development Policy No. 130, Center for Development Research, Bonn, April 2009, pp.27.

McFadden, D., 1978, Duality of Production, Cost and Profit Functions, In *Contributions to Economic Analysis*, edited by J. Tinbergen, D. W. Jorgenson and J. Waelbroeck, North Holland Publishing Company.

Murillo-Zamorano, L. R., 2004, Economic Efficiency and Frontier, *Journal of Economic Surveys*, 18, 1, 33-77.

Pulley, Lawrence B. and Yale M. Braunstein, 1992, A Composite Cost Function for Multiproduct Firms With An Application to Economies of Scope in Banking, *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 74, No. 2 (May, 1992), 221-230.

Schmidt, P. and Lovell, C.A.K., 1979, Estimating Technical and Allocative Inefficiency Relative to Stochastic Production and Cost Frontiers. *Journal of Econometrics*, 9: 343-366.

Shephard, R.W., 1970, *Theory of Cost and Production Functions*. Princeton, Princeton University Press.

## 4. Datentransformationen

### 4.1 Die Null-Output-Problematik

In diesem Kapitel werden die Möglichkeiten von Datennormalisierungen und Datentransformationen dargestellt, um die Anwendbarkeit über die gesamte Grundgesamtheit von Verteilernetzbetreibern (entweder Strom- oder Gasverteilnetzbetreiber) auch in Hinblick auf den unterschiedlichen Grad der „Netzebenenbewirtschaftung“ gewährleisten zu können. Um globale Informationen über die Produktions- bzw. Kosteninformationen zu erhalten, ist es dabei notwendig, dass jene Firmen, die z. B. auf einigen Netzebenen nicht aktiv sind (d.h. Werte von „Null“ für einige Outputs haben), inkludiert werden können. Da für die am häufigsten verwendeten Cobb-Douglas und Translog Kostenfunktionen alle Outputs logarithmiert werden, haben diese keine endliche Repräsentation, wenn ein oder mehrere Outputs „null“ sind.

Die wichtigsten **Datentransformationen**, die sicherstellen, dass funktionale Formen mit der „Null-Outputproblematik“ umgehen können, sind:

#### 1. Fourier Transformation

Huang und Wang (2004), aufbauend auf Gallant (1981, 1982), schätzen die **Fourier Flexible Cost Function**, die im Wesentlichen aus einer Translog-Funktion und einer trigonometrischen Fourier Reihe besteht. Um sicherzustellen, dass auch „Null“-Outputwerte abgedeckt werden können, werden die  $N$  Faktorpreise und  $M$  Outputniveaus wie folgt reskaliert:

$$l_i = \ln r_i + \ln a_i > 0, \quad i = 1, \dots, N$$
$$k_j = \mu_j (\ln q_j + \ln a_j) > 0, \quad j = 1, \dots, M$$

wobei  $\mu_j$  der Skalierungsfaktor für Output  $j$  ist (siehe Gallant 1982) und

$$\ln a_i = -\min(\ln r_i) + 10^{-5}, \quad i = 1, \dots, N$$
$$\ln a_j = -\min(\ln q_j) + 10^{-5}, \quad j = 1, \dots, M$$

Die Vorteile dieser Methode sind:

1. Die Minimumwerte dieser skalierten Elemente sind „ein bisschen“ größer als Null und daher ist der Logarithmus definiert, so dass z.B. eine Translog Funktion geschätzt werden kann. Dies impliziert, dass die Funktion über die Gesamtheit der Netzbetreiber geschätzt werden könnte, wobei auch einzelne Outputniveaus Null sein könnten.
2. Es müssen keine zusätzlichen Parameter geschätzt werden.

Die Nachteile dieser Methode überwiegen aber diese Vorteile:

1. Ein Nachteil besteht darin, dass das Hinzuzählen einer „kleinen Zahl“ (im Beispielfall  $10^{-5}$ ) arbiträr ist und auf Akzeptanzprobleme bei den zu regulierenden Firmen

stoßen könnte. Dies umso mehr, wenn sich die Ineffizienzschätzungen sensitiv auf unterschiedliche Werte von „kleinen Zahlen“ zeigen sollten.

2. Die Methode liefert auch keine Anleitungen darüber, wie groß diese „kleine“ Zahl sein sollte. Dieses Problem wird zusätzlich dadurch erschwert, dass die Prozedur nicht unabhängig von den Maßeinheiten der Variablen ist, d.h. die Zahl würde unterschiedlich zu interpretieren sein, wenn beispielsweise MW oder MWh verwendet werden.

3. Zudem ergeben sich verzerrte Schätzer der Parameter der Kosten- oder Produktionsfunktion, wenn der Anteil der „Null-Beobachtungen“ groß ist.

4. Außerdem impliziert das Hinzuzählen einer „kleinen Zahl“ zu den Outputniveaus die Annahme, dass Firmen die Outputs von Null eben auf diese „kleine Zahl“ heben könnten. Dies impliziert wiederum die Annahmen, dass (1) der Output von der Firma prinzipiell produziert werden könnte und (2) dass kleine Outputniveausteigerungen möglich und/oder wirtschaftlich sinnvoll sind. Annahme (1) muss nicht immer erfüllt sein, z.B. könnte es regulatorische oder gesetzliche Eintrittsbarrieren geben. Annahme (2) muss nicht erfüllt sein, wenn das strukturelle Umfeld der Firma es unökonomisch macht, diesen Output in kleiner Menge zu produzieren (z.B. aufgrund von (Sprung-) Fixkosten).

## 2. Box-Cox (1964) Transformation

Eine andere Möglichkeit mit dem „Null“-Output Problem umzugehen, ist die Anwendung der Box-Cox (1964) Transformation. So schlagen z.B. Caves, Christensen und Trethaway (1980) die „Generalized Translog Multiproduct Cost Function“ vor, bei der die Homogenität vom Grad eins durch die Anwendung der Log-Metrik auf die Inputpreise und totalen Kosten sichergestellt wird, dies aber für die Outputs nicht nötig ist. Die Box-Cox (1964) Transformation für Outputs:

$$y^{(\phi)} = f(y) = (y^\phi - 1) / \phi \quad \text{für } \phi \neq 0 \\ = \ln y \quad \text{für } \phi = 0,$$

1. erlaubt „Null“ Werte für Outputs, wenn  $\phi$  strikt positiv ist, d.h.  $f(0) = -1/\phi$ ;

2. Beinhaltet den natürlichen Logarithmus als Grenzfall (d.h. die Translog-Spezifikation),  $\lim_{\phi \rightarrow 0} (y^\phi - 1) / \phi = \ln y$ .

Wenn wenige Outputniveaus null sind, ist zu erwarten, dass  $\phi$  nahe Null geschätzt wird und die resultierende Kostenfunktion eine nahe Approximation der Translog-Funktion ist, mit dem Problem, dass die Translog-Funktion die Kosten der spezialisierten Produktion empirisch nur schlecht wiederzugeben scheint (Pulley und Braunstein 1992). Wenn viele Outputniveaus null sind, ist zu erwarten, dass  $\phi$  weiter weg



von Null geschätzt wird, und sich die Beziehung von Kosten zu Outputniveaus sich im Vergleich zur Translog-Funktion eher ändert.

Die Vorteile der Box-Cox-Transformation sind:

1. Der Vorteil dieser Prozedur ist, dass  $\phi$  aus den Daten geschätzt wird, d.h. im Gegensatz zur ersten Methode muss keine arbiträre Zahl angenommen werden.
2. Wenn  $\phi$  strikt positiv ist, kann die Funktion über die Gesamtheit der Netzbetreiber geschätzt werden, wobei auch einzelne Outputniveaus Null sein könnten.

Die Nachteile der Box-Cox-Transformation sind:

1. Wenn  $\phi$  nicht strikt positiv ist, ist die Box-Cox-Transformation nicht wohl definiert für Null-Outputniveaus. Das heißt, dass die Box-Cox-Transformation keine allgemeine Lösung der Null-Outputproblematik ist.
2. Es muss ein zusätzlicher Parameter ( $\phi$ ) geschätzt werden.
3. Box und Cox (1964) argumentierten ursprünglich, dass deren Transformation die Residuen näher normalverteilt und weniger heteroskedastisch macht. Bei einem Benchmarking liegt der Fokus aber auf diesen Fehlertermen und nicht (so sehr) auf den geschätzten Parametern der Kosten- oder Produktionsfunktion. Es könnte daher durch die Box-Cox Transformation zu Veränderungen der geschätzten Ineffizienzwerte (d.h. der Fehlerterme) in intransparenter Weise kommen, was auch interpretative Probleme aufwerfen würde.
4. Das Imputieren der Box-Cox-Transformation für „Null“ Werte für Outputs (d.h. wenn  $\phi$  strikt positiv ist,  $f(0) = -1/\phi$ ) impliziert (so wie bei Methode 1) die Annahme, dass Firmen die Outputs von Null eben auf diese Zahl heben könnten. Dies impliziert wiederum die Annahmen, dass (1) der Output von der Firma prinzipiell produziert werden könnte und (2) dass kleine Outputniveausteigerungen möglich und/oder wirtschaftlich sinnvoll sind. Annahme (1) muss nicht immer erfüllt sein, z.B. könnte es regulatorische oder gesetzliche Eintrittsbarrieren geben. Annahme (2) muss nicht erfüllt sein, wenn das strukturelle Umfeld der Firma es unökonomisch macht, diesen Output in kleiner Menge zu produzieren (z.B. aufgrund von (Sprung-) Fixkosten).

### **3. Einführung von Dummyvariablen**

Eine dritte Möglichkeit zur Lösung der „Nullproblematik“ bei Outputs ist die Einführung von Dummyvariablen nach Battese (1987). Diese Methode wurde ursprünglich für die Cobb-Douglas Produktionsfunktion entwickelt, ist aber auch für Cobb-Douglas oder Translog Kostenfunktionen anwendbar. Die Grundintuition ist relativ einfach und sei beispielhaft für eine Kostenfunktion mit nur zwei Outputs beschrieben, wobei das Modell auch ohne weiteres auf mehrere Outputs erweitert werden kann. Angenommen wird, dass alle Unternehmen strikt positive Mengen des ersten Outputs produ-

zieren, während manche Unternehmen von dem zweiten Output nichts herstellen. Die mit einer Dummyvariablen modifizierte Regressionsgleichung ist die folgende:

$$\ln C_j = \delta_0 + \delta_1 D_{2j} + \alpha_1 \ln q_{1j} + \alpha_2 \ln q_{2j}^* + \varepsilon_j ,$$

wobei  $D_{2j}=1$  falls  $q_{2j}=0$  und  $D_{2j}=0$  falls  $q_{2j}>0$ , und  $q_{2j}^*=\text{Max}(q_{2j}, D_{2j})$ . Dabei bezeichnet  $C_j$  ( $j=1,2,\dots,n$ ) die Kosten von Unternehmen  $j$  und  $q_{1,2}$  entspricht den jeweiligen Outputmengen. Es wird also der Logarithmus für positive Outputmengen in  $q_{2j}^*$  gebildet und für Null-Outputmengen wird die „Null“ imputiert. Dummy  $D_{2j}$  nimmt dann die Werte „eins“ bei Nulloutputmengen an und „Null“ bei positiven Outputmengen.

Die Vorteile dieser Methode sind:

1. Mithilfe dieser Methode ist es möglich, bei einer OLS Regression für die komplette Stichprobe effiziente und unverzerrte Ergebnisse zu generieren, da die eingeführten Dummyvariablen effektiv für die Null-Output Beobachtungen kontrollieren.
2. Es müssen keine arbiträren Annahmen darüber getätigt werden, wieviel unterstellt wird, dass die Firma von dem „Null-Output“ produziert (wie bei Methode 1).
3. Die Methode ist immer für die gesamte Stichprobe anwendbar (im Gegensatz zu Methode 2).
4. Die jeweilige Dummyvariable kontrolliert für die durchschnittlichen Unterschiede in den Kosten (bei Schätzung einer Kostenfunktion) von Firmen, die „Null“ von diesem Output produzieren im Verhältnis zu Firmen, die diesen Output produzieren. Dies impliziert *nicht* die Annahmen, dass (1) der Output von der Firma prinzipiell produziert werden könnte oder (2) dass kleine Outputniveausteigerungen möglich und/oder wirtschaftlich sind. (Zudem kann ein t-Test  $H_0: \delta_1=0$  darüber Aufschluss geben, ob diese Kosten sich signifikant unterscheiden.)

Die Nachteile dieser Methode sind:

1. Es müssen so viele zusätzliche Parameter geschätzt werden wie Outputs mit Null-Output-Problematis vorkommen.

*Zwischenfazit: Wir haben drei mögliche Methoden vorgestellt, um die Null-Outputproblematik bei der Schätzung von Kosten- oder Produktionsfunktionen zu lösen. Eine Würdigung der Vor- und Nachteile der jeweiligen Methoden spricht eindeutig für die Methode der Dummyvariablen, da (1) effiziente und unverzerrte Schätzer generiert, (2) keine arbiträren Annahmen über die Kosten-Output-Relation bei Outputs nahe bei oder bei Null getätigt werden müssen, (3) die Methode immer und für die gesamte Stichprobe anwendbar ist.*

## 4.2. Datennormalisierungen

Datennormalisierungen werden aus va drei Gründen durchgeführt: zum einen wird die Vergleichbarkeit der Stichprobe durch Standardisierung erhöht, zum zweiten wird Heteroskedastizität in den Fehlertermen reduziert und zum dritten – speziell relevant für Kostenfunktionen – werden gewisse Homogenitätsannahmen (z.B. Homogenität vom Grad eins bei Kostenfunktionen) erreicht. Die gängigsten Transformationen sind:

### 1. Standardisierung

Durch Division aller Variablen mit dem jeweiligen Mittelwert aus der Gesamtstichprobe (siehe z.B. Caves, Christensen und Trethaway 1980, S. 479) oder mit dem geometrischen Mittelwert (siehe z.B. Estache, Rossi und Ruzzier 2004, S. 281) wird bei sehr heterogener Stichprobe eine bessere Vergleichbarkeit bzw. Interpretierbarkeit der Koeffizienten gewährleistet. Durch die Division aller Variablen mit dem jeweiligen Mittelwert wird eine Interpretation als Abweichung vom jeweiligem Mittelwert induziert. Dies reduziert die Varianz der Stichprobe und im Regelfall auch die Heteroskedastizität der Fehlerterme. Durch die Division aller Variablen mit jeweiligem geometrischen Mittelwert wird eine Interpretation der Koeffizienten als Elastizitäten erreicht.

### 2. Normalisierung

SUMICSID (2009, S. 42) schätzen eine lineare Kostenfunktion, wobei jede Variable durch einen Output normalisiert wird. SUMICSID (2009) rationalisieren ihre Vorgehensweise damit, dass andernfalls ein additiver Fehler- und Ineffizienzterm bei gegebener Varianz steigende Effizienzen implizieren würde.

Martinez-Burdia, Jara-Diaz und Ramos-Real (2003) schlagen die Normalized Quadratic Cost Function vor, wobei die Homogenität vom Grad eins durch eine Normalisierung der Gesamtkosten und aller Faktorpreise durch einen spezifischen Faktorpreis erreicht wird.

### 3. Kritik

Wie eingangs erwähnt, werden Datennormalisierungen durchgeführt, um entweder (1) bessere Schätzbarkeit und Interpretierbarkeit der Parameter bei heterogener Stichprobe zu gewährleisten, (2) Heteroskedastizität zu reduzieren oder (3) gewisse Homogenitätsannahmen sicherzustellen.

Ad (1): Im Zuge eines Benchmarkings liegt der Hauptfokus auf den geschätzten Ineffizienzwerten (d.h. den Fehlertermen). Die geschätzten Parameter sind insofern von Bedeutung, dass sie unverzerrt geschätzt werden sollen und die Kosten- oder Produktionsfunktion gewisse Regularitäts- und Homogenitätsbedingungen erfüllen sollen. Eine Empfehlung wäre daher, durch Wahl einer geeigneten funktionalen Form (z.B.: Translog) der Heterogenität in der Stichprobe Rechnung zu tragen und nicht durch Standardisierungen, die die Interpretation der Fehlerterme erschweren.

Ad (2): Heteroskedastizität impliziert nur ineffiziente, aber nicht verzerrte Schätzer. Eine Empfehlung wäre daher, durch Wahl einer geeigneten funktionalen Form (z.B.: Translog) die Heteroskedastizität zu reduzieren und nicht durch Normalisierungen, die die Fehlerterme verändern. Ein verbundenes Problem ist das interpretative Problem zunehmender Effizienzen bei linearen Kostenfunktionen ohne Normalisierung, wie bei SUMICSID (2009) angesprochen. Auch hier lautet die Empfehlung dahingehend, durch Wahl einer geeigneten funktionalen Form dieses Problem zu lösen und nicht durch ad hoc Normalisierungen. Eine Translog-Funktion würde z.B. das Problem zunehmender Effizienzen lösen.

Ad (3): Martinez-Burdia, Jara-Diaz und Ramos-Real (2003) erreichen Homogenität vom Grad eins durch eine Normalisierung der Gesamtkosten und aller Faktorpreise durch einen spezifischen Faktorpreis. Auch hier lautet die Empfehlung im Zuge eines Benchmarkings, Regularitäts- und Homogenitätsbedingungen durch Wahl geeigneter funktionaler Formen bzw. Parameterrestriktionen zu erfüllen. Außerdem sei hierbei darauf hingewiesen, dass im österreichischen Benchmarking bisher von der Verwendung von Faktorpreisen Abstand genommen wurde.

*Zwischenfazit: Datennormalisierungen werden durchgeführt, um entweder (1) bessere Schätzbarkeit und Interpretierbarkeit der Parameter bei heterogener Stichprobe zu gewährleisten, (2) Heteroskedastizität zu reduzieren oder (3) gewisse Homogenitätsannahmen sicherzustellen. Durch Wahl geeigneter funktionaler Formen (z.B. Translog) bzw. Parameterrestriktionen können diese wünschenswerten Charakteristika aber auch erreicht werden. Gerade im Zuge eines Benchmarkings, bei dem der Fokus auf den Fehlertermen und nicht auf den geschätzten Parametern der Kosten- oder Produktionsfunktion liegt, lautet die Empfehlung, von Datenstandardisierungen und Datennormalisierungen Abstand zu nehmen, da es zu Veränderungen der geschätzten Fehlertermen und damit der Ineffizienzwerte in womöglich intransparenter Weise kommen kann.*

### **4.3 Gesamtheit aller Netzbetreiber**

In diesem Unterabschnitt soll der Frage nachgegangen werden, ob es generell sinnvoll ist, eine Schätzung über die Gesamtheit aller Netzbetreiber im jeweiligen Sektor trotz Unterschieden in der Netzebenenbewirtschaftung durchzuführen, oder ob die Betrachtung von Teilmengen (nur Netzbetreiber mit dem gleichen Grad der Netzebenenbewirtschaftung) eher sachgerecht wäre. Die Analyse erfolgt wiederum sowohl theoretisch (Vor- und Nachteile) als auch mit den von der E-Control zur Verfügung gestellten Daten.

Mögliche **Vorteile** einer Schätzung über die Gesamtheit aller Netzbetreiber im jeweiligen Sektor:

1. Eine größere Stichprobe erlaubt eine bessere Identifizierung der Parameter, robustere Ergebnisse und die Vermeidung der Problematik, dass „zu viele“ Firmen effizient sind (va bei den nicht-parametrischen Methoden).
2. Eine größere Stichprobe erweitert auch das Spektrum an möglichen Methoden bzw. funktionalen Formen.
3. Alle Firmen im Sektor könnten mit einer homogenen Methode verglichen werden.

Mögliche **Nachteile** einer Schätzung über die Gesamtheit aller Netzbetreiber im jeweiligen Sektor:

1. Die Vergleichbarkeit der Firmen für die Gesamtheit könnte geringer sein als für Teilmengen, d.h. es könnten ökonomische Argumente gegen eine Extrapolierung über das gesamte Sample sprechen.
2. Die gewählte funktionale Form könnte nur in Teilmengen zutreffen (z. B. lokale Skalenerträge), nicht aber für die Gesamtheit. Dies könnte jedoch mithilfe von t-Tests bzw. dem Chow-Test getestet werden. t-Tests würden eine Aussage darüber erlauben, ob bestimmte Koeffizienten gleich sind oder nicht. Der Chow-Test, ein F-Test, testet, ob ein Strukturbruch zwischen den Teilmengen vorliegt, d.h. ob die Gesamtheit der Koeffizienten voneinander unterschiedlich sind.
3. Die Problematik der Nullwerte von Outputs: Zum einen könnten Sprungstellen vorhanden sein, zum anderen gibt es die Problematik der „nicht-kontrollierbaren“ Outputs, d.h. die Frage, ist das Outputniveau null, weil es das Management so entschieden hat oder weil es eben „nicht-kontrollierbar“ ist?

Generell gibt es zwei Möglichkeiten, um Vergleiche zwischen „ähnlichen“ Firmen anzustellen. Erstens kann die Auswahl der Firmen ex ante so erfolgen, dass die Firmen in gewissen Strukturmerkmalen „ähnlich“ bzw. „vergleichbar“ sind (wie Grad der Netzebenenbewirtschaftung, flächengewichtete Netzanschlussdichte, Netzlänge, Umsatz/Kunde etc.). Dies kann aufgrund statistischer und/oder ökonomischer Kriterien erfolgen, z.B. Vergleichsfirmen weisen eine ähnliche Firmengröße auf (z.B. „größte Firma ist maximal doppelt so groß wie kleinste Firma“ etc.) oder „Vergleichsfirmen sind in der jeweiligen Netzebenenbewirtschaftung aktiv/nicht aktiv“. Diese Möglichkeit hat zwei Nachteile. Zum einen sind die Auswahlkriterien ad hoc und arbiträr. Zum anderen würde gerade in Österreich eine zusätzliche Reduzierung des Stichprobenumfangs die Auswahl der Methoden erheblich restringieren.

Zweitens kann in den Schätzgleichungen für Strukturunterschiede kontrolliert werden, um die Firmen „vergleichbar“ zu machen (siehe z.B. Wang und Schmitt 2002). Zusätzlich können extreme Ausreißer in einer vorgeschalteten Prozedur durch Anwendung statistischer Kriterien eliminiert werden (siehe empirischer Teil in Abschnitt 5). Die Problematik besteht in der Festlegung, ob es sich bei der Heterogenität über die Firmen um Technologie-Heterogenität handelt oder ob die Heterogenität durch

unterschiedliche Ineffizienzen über die Firmen hervorgerufen wird. Beobachtbare Technologie-Heterogenität kann entweder durch direkte Inklusion in die Kostenfunktion als Wahl einer geeigneten funktionalen Form („shifting the cost function“) oder durch Berücksichtigung in der Parametervariation (z.B. gleiche Parameter für Unterstichproben von Firmen, aber unterschiedliche Parameter zwischen diesen Unterstichproben) Rechnung getragen werden (siehe Fried, Lovell und Schmidt 2008). Als Kriterien, ob eine Variable in z.B. die Kostenfunktion zu inkludieren ist oder nicht, könnten zum einen ex ante Ingenieursstudien über die wichtigsten Kostentreiber und zum anderen (ex post sozusagen) die statistische Signifikanz der Variablen dienen.

*Zwischenfazit: Gegeben die ohnehin schon niedrige Zahl an Beobachtungen im österreichischen Benchmarking sollte für die Heterogenität in der Stichprobe in den Schätzgleichungen – womöglich nach einem statistischen Ausreißerverfahren zur Eliminierung von extremen Beobachtungen – durch geeignete Wahl der funktionalen Form und unter Berücksichtigung der Parametervariation kontrolliert werden. Ausnahmen könnten in Fällen bestehen, wo ex ante determiniert werden kann, dass eine Firma sicher nicht in einer gemeinsamen Netzebene aktiv werden kann (z.B. aufgrund regulatorischer oder gesetzlicher Vorgaben).*

### **Fazit Datentransformationen**

*Folgende Punkte zum Abschnitt Datentransformationen sind festzuhalten: Erstens, ist die von uns bevorzugte Lösung der **Null-Output-Problematik** bei den parametrischen Verfahren zum Benchmarking der österreichischen Energienetze die **Methode der Dummyvariablen**. Zweitens, wird empfohlen von **Datenstandardisierungen** und **Datennormalisierungen** Abstand zu nehmen, da es zu Veränderungen der geschätzten Fehlertermen und damit der Ineffizienzwerte in womöglich intransparenter Weise kommen kann. Drittens sollte für die **Heterogenität** in der Stichprobe in den Schätzgleichungen – womöglich nach einem statistischen Ausreißerverfahren zur Eliminierung von extremen Beobachtungen – durch geeignete Wahl der funktionalen Form und unter Berücksichtigung der Parametervariation kontrolliert werden. Ausnahmen könnten in Fällen bestehen, wo ex ante determiniert werden kann, dass eine Firma sicher nicht in einer gemeinsamen Netzebene aktiv werden kann (z.B. aufgrund regulatorischer oder gesetzlicher Vorgaben).*

## Literatur zu Kapitel 4

Agrell, P. and P. Bogetoft, 2009, International Benchmarking of Electricity Transmission System Operators, e<sup>3</sup>GRID PROJECT – FINAL REPORT (SUMICSID).

Aigner, D.J., C.A.K Lovell and P. Schmidt, 1977, Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models, *Journal of Econometrics*, 6, 21-37.

Box, George E. P., and David R. Cox, 1964, An Analysis of Transformations, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 26 (1964), 211-246.

Banker, R.D., A. Charnes, and W.W. Cooper, 1984, Some models for estimating technical and scale inefficiency in data envelopment analysis. *Management Science*, 30, 1078-1092.

Caves, Douglas, Laurits R. Christensen, and Michael W. Tretheway, 1980, Flexible Cost Functions for Multiproduct Firms, *Review of Economics and Statistics* 62 (Aug. 1980), 477-481.

Coelli, J. T., D.S. Prasada Rao, Ch. J. O'Donnell, and G. E. Battese, 2005, *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*, Second Edition, Springer NY, USA.

Coelli, T, A. Estache, S. Perelman and L. Trujillo, 2003, *A Primer on Efficiency Measurement for Utilities and Transport Regulators*, The World Bank, Washington, USA.

Cornwell, Ch. And P. Schmidt, 2008, Stochastic Frontier Analysis and Efficiency Estimation. In Mátyás, L. and P. Sevestre (eds.): *The Econometrics of Panel Data*, Third Edition, Springer Berlin.

Dyson, R., R. Allen, A.S. Camanho, V.V. Podinovski, C.S. Sarrico und E.A. Shale, 2001, Pitfalls and protocols in DEA, *European Journal of Operational Research* 132/2, 245-259.

Estache, A., S. Perelman, and L. Trujillo, 2006, Infrastructure Reform in Developing Economies: Evidence from a Survey of Economic Performance Measures. In Coelli, T. and D. Larence (eds.): *Performance Measurement and Regulation of Network Utilities*, Edward Elgar.

Fried, H. O., C. A. Knox Lovell, and S. S. Schmidt (eds.), 2008, *The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth*, Oxford University Press.

Gallant, A. R., 1981, On the Bias in Flexible Functional Forms and an Essentially Unbiased Form: The Fourier Flexible Form, *Journal of Econometrics* 15, 211–245.

Gallant, A. R., 1982, 'Unbiased Determination of Production Technologies,' *Journal of Econometrics* 20, 285–323.

Huang, T and M. Wang, 2004, Comparisons of Economic Inefficiency Between Output and Input Measures of Technical Inefficiency Using the Fourier Flexible Cost Function, *Journal of Productivity Analysis*, 22, 123–142, 2004.

Kuosmanen, T., and A. Johnson, 2010, Data envelopment analysis as nonparametric least squares regression, *Operations Research*, 58/1, 149-160.

Martinez-Budraia, E., S. Jara-Diaz and F. J. Ramos-Real, 2003, Adapting Productivity Theory to the Quadratic Cost Function. An Application to the Spanish Electric Sector, *Journal of Productivity Analysis*, 20, 213–229, 2003.

Pulley, Lawrence B. and Yale M. Braunstein, 1992, A Composite Cost Function for Multiproduct Firms With An Application to Economies of Scope in Banking, *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 74, No. 2 (May, 1992), pp. 221-230.

Wang, H., and P. Schmidt, 2002, “One Step and Two Step Estimation of the Effects of Exogenous Variables on Technical Efficiency Levels,” *Journal of Productivity Analysis*, 18, pp. 129–144.



## 5. Anwendung auf Österreich

In diesem Kapitel werden exemplarisch Modellspezifikationen mit einem von der E-Control zur Verfügung gestellten Datensatz gerechnet, um so darzulegen, welche Schätzmethoden/funktionalen Formen/Transformationen für Österreich am geeignetsten erscheinen.

### 5.1 Vorgangsweise

Die hier verwendete Ausgangsspezifikation mit drei Outputs und einem Input, welche sich nach jener im ursprünglichen Benchmarking von 2006 richtet, wird im Folgenden anhand der beiden damals verwendeten Methoden – DEA und MOLS – und später auch hinsichtlich einer Reihe von alternativen Annahmen und Szenarien analysiert.<sup>30</sup> In einem ersten Schritt wird zuerst das volle Sample von 50 Beobachtungen untersucht. Wie die ersten Ergebnisse zeigen werden, ist ein Unternehmen im vollen Sample als Ausreißer zu klassifizieren, was durch statistische Tests im Rahmen der parametrischen Ansätze untermauert wird. Das um den Ausreißer verringerte Sample wird im Folgenden als **Baseline Sample** bezeichnet und bildet zusammen mit den drei Outputs und einem Input die zentrale Ausgangs- und Referenzspezifikation, mit welcher die im weiteren Verlauf folgenden Alternativmodelle verglichen werden:

- **Sample und Ausreißer:** Hier wird das vollständige Sample anhand der Ursprungsspezifikation mit einem Input und drei Outputs mittels DEA und MOLS analysiert. DEA wird mit konstanten Skalenerträgen, folglich DEACrs, und MOLS unter der Annahme einer Exponentialverteilung, folglich MOLSexp, analysiert. In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse des vollen Samples mit einem um Ausreißer korrigierten Sample verglichen. Die Identifikation der Ausreißer erfolgt dabei auf Basis von Tests auf Abweichungen in den Residuen einer OLS Schätzung der Kostenfunktion.
- **Funktionale Formen:** Um den Einfluss der gewählten Annahmen bezüglich funktionaler Formen und Skaleneffekte auf die Effizienzergebnisse zu messen, werden alternative Modelle zur Anwendung gebracht. Auf Seiten von DEA bedeutet dies variable anstatt konstanter Skalenerträge. Bei den parametrischen Ansätzen wird dagegen die funktionale Form in Richtung einer Translog Kostenfunktion geändert, was ebenfalls zusätzliche Flexibilität ermöglicht. Dies führt zu folgenden zusätzlichen Spezifikationen: DEAvrs, sowie MOLSexp mit einer Translog Funktion.

---

<sup>30</sup> Obwohl idealerweise als vollständig stochastische Methode SFA verwendet werden sollte, haben die empirischen Auswertungen gezeigt, dass dies im gegenwärtigen Sample nicht möglich ist. Wie bereits im theoretischen Teil hingewiesen, ist es teilweise nicht möglich sinnvolle Effizienzwerte mittels SFA zu berechnen, wenn die Fehlerterme nicht in Ineffizienz und Noise getrennt werden können. Im gegenwärtigen Fall stellt sich dieses Problem (selbst bei Verwendung verschiedenster Verteilungsannahmen) und das Model ist nicht in der Lage, aus der scheinbar symmetrischen Verteilung der Residuen signifikante Ineffizienzen herauszulösen.

- **Nullerproblematik:** Ein spezielles Problem der Ursprungsspezifikation stellt Output 3 dar, welcher durch eine gewichtete Addition der Systemlängen berechnet wird. Um eine arbiträre Gewichtung zu vermeiden, gehen die Systemlängen als einzelne Outputs ins Modell ein. D.h. anstatt einem aggregierten Output 3, werden (ein neuer) Output 3\*, Output 4 und Output 5 separat verwendet, welche jeweils den Systemlängen unterschiedlicher Spannungsebenen (Hoch-, Mittel- und Niederspannung) entsprechen. Während diese Vorgangsweise bei DEA zum Problem der Alleinstellungsmerkmale führt, ergibt sich bei den parametrischen Methoden das Problem, dass der Logarithmus von 0, welcher durch die Cobb-Douglas oder Translog Spezifikation bedingt ist, nicht definiert ist. Unternehmen mit einem Output von 0 auf einer der Spannungsebenen (beispielsweise der Hochspannung) würden somit aus dem Sample fallen.

Um dennoch alle Beobachtungen zu berücksichtigen, werden im Folgenden zwei Lösungen für das Problem auf parametrischer Seite vorgeschlagen:<sup>31</sup>

1. **Ersetzen durch eine kleine Zahl:** Eine häufig verwendete, wenngleich diskretionäre Lösung des Problems stellt das Ersetzen der Nullwerte durch eine (kleine) positive Zahl dar. Problematisch ist diese Lösung dann zu sehen, wenn die gewählte kleine Zahl einen Einfluß auf das Effizienzergbnis hat.
  2. **Dummy Approach:** Im Sinne der Vorgangsweise von Battese 1997 wird der Logarithmus für positive Outputmengen gebildet und für Null-Outputmengen wird die „Null“ imputiert. Ein Dummy nimmt dann die Werte „eins“ bei Nulloutputmengen an und „Null“ bei positiven Outputmengen. Das Wesentliche an dieser Lösung ist, dass die zugrundeliegende OLS Schätzung der Produktions- bzw. Kostenfunktion eine Dummy-Variable enthält, welche jene Unternehmen identifiziert, die einen Nulloutput beim jeweiligen Output aufweisen. Dadurch kann berücksichtigt werden, dass jene Unternehmen mit zB keinem Output in der Systemlänge der 110kV Leitungen grundsätzlich anders sind als jene, die dort einen positiven Output aufweisen.
- **Heterogenität:** Hierbei sollen externe Einflüsse, welche sich außerhalb der Entscheidungsgewalt des Unternehmens befinden, berücksichtigt und weitestgehend neutralisiert werden, damit ein unverzerrter Effizienzvergleich entsteht. Die in diesem Abschnitt berücksichtigten Einflüsse sind

---

<sup>31</sup> Aufgrund der in Kapitel 4.2 hingewiesenen Probleme wird die Box Cox Transformation hier nicht weiter betrachtet.

1. Einspeiser Total in MW
2. Einspeiser Wind in MW
3. Einspeiser Photovoltaik in MW

Im Rahmen der DEA werden diese Faktoren als non-controllable Variables berücksichtigt, wogegen sie bei parametrischen Ansätzen als zusätzliche Variablen in die Produktionsfunktion eingehen. Dies ergibt folgende Modellspezifikationen: DEAcrs und MOLSexp mit jeweils einzelnen Korrekturen für die obigen drei Ausprägungen von Heterogenität.

## 5.2 Ergebnisse

### 5.2.1 Sample und Ausreißer

Bei dieser Spezifikation wird zunächst das vollständige Sample (=Sample 1), d.h. alle 50 verfügbaren Unternehmen, verwendet. Als Input werden die Gesamtkosten (in 1000 €) herangezogen. Die drei Outputs setzen sich zusammen aus: der Netzhöchstlast (in MW) im Mittel- und Niederspannungsbereich (=Output 1), der Netzhöchstlast (in MW) im Niederspannungsbereich (=Output 2) sowie einem Indikator für die Systemlänge (=Output 3). Die spezifische Bestimmung der Netzhöchstlasten auf den unterschiedlichen Netzebenen folgt dabei der Vorgangsweise von Energie-Control (2010). Der Systemlängeindikator setzt sich aus der Netzlänge der Leitungen  $\leq 1\text{kV}$ , der Netzlänge der Leitungen  $> 1\text{kV}$  und  $< 110\text{kV}$ , welche mit einem Faktor von 1,66 multipliziert wird, und der Netzlänge der Leitungen mit  $110\text{kV}$ , welche mit einem Faktor von 5,83 multipliziert wird, zusammen. Diese drei gewichteten Leitungslängen (jeweils in km) werden folglich zu Output 3 aufaddiert. In der Spezifikation zur Nullerproblematik (siehe Abschnitt 5.2.3) werden anstatt des aggregierten Outputs 3 die individuellen Systemlängen getrennt voneinander berücksichtigt. Somit werden anstatt drei Outputs fünf Outputs betrachtet, wobei die Netzlängen der Leitungen  $\leq 1\text{kV}$  als Output 3\*, die Netzlängen der Leitungen  $> 1\text{kV}$  und  $< 110\text{kV}$  als Output 4 und die Netzlängen der Leitungen mit  $110\text{kV}$  als Output 5 bezeichnet werden.

Tabelle 4 gibt eine Übersicht über die verwendeten Daten im Hinblick auf Definition, sowie Lage- und Streuungsmaße. Die deskriptiven Statistiken zeigen, dass die Heterogenität des Samples im Hinblick auf die Größe einen wichtigen Punkt für die nachfolgende Analyse darstellt. Die Streuung der Variablen ist durchwegs größer als der Mittelwert. Besonders die Wahl einer funktionalen Form im Rahmen parametrischer Ansätze muss folglich flexibel genug sein, um Unternehmen von sehr unterschiedlicher Größe akkommodieren zu können.

**Tabelle 4: Deskriptive Statistiken der verwendeten Variablen**

Variable	Definition	Mittelwert	Std.-Abw.
Input	Gesamtkosten in 1000 €	28418	58125
Output 1	Netzhöchstlast im Mittel- und Niederspannungsbereich (=Netzebene 4 bis 7) in MW	189	383
Output 2	Netzhöchstlast im Niederspannungsbereich (=Netzebene 6 bis 7) in MW	133	274
Output 3	Systemlängeindikator (= Netzlänge der Leitungen $\leq 1\text{kV}$ in km + $1,66 \cdot$ Netzlänge der Leitungen $> 1\text{kV}$ und $< 110\text{kV}$ in km + $5,83 \cdot$ Netzlänge der Leitungen mit $110\text{kV}$ in km)	5727	11103
Output 3*	Netzlänge der Leitungen $\leq 1\text{kV}$ in km	2986	5998
Output 4	Netzlänge der Leitungen $> 1\text{kV}$ und $< 110\text{kV}$ in km	1140	2163
Output 5	Netzlänge der Leitungen mit $110\text{kV}$ in km	146	368

Im Anschluss wird ein um Ausreißer korrigiertes Sample (=Sample 2 bzw. Baseline Sample) definiert: Die Identifikation der Ausreißer erfolgt hier auf Basis der Residuen einer OLS Schätzung der Kostenfunktion. Dabei werden die Maßzahlen Cook's Distance und standardisierte Residuen verwendet. Mehrere Kriterien – Cook's Distance  $> 4/n$  als auch standardisierte Residuen  $> 3$  – deuten darauf hin, dass ein Unternehmen aus dem Sample eliminiert werden sollte, was sich auch mit den Ergebnissen einiger Sensitivitätstests auf DEA-Basis deckt.

### DEA

Wie in Abschnitt 2 bereits ausführlich dargestellt, erfolgt die Berechnung der Effizienzwerte in DEA mittels linearer Programmierung. Im konkreten Fall ergibt dies folgendes Optimierungsproblem:

$$\begin{aligned}
& \min_{\theta, \lambda} \theta, \\
& \text{st} \quad -q_i + Q\lambda \geq 0, \quad i = 1 \dots N \\
& \quad \theta x_i - X\lambda \geq 0, \\
& \quad \lambda \geq 0
\end{aligned}$$

wobei  $q_i$  und  $x_i$  den 3 Outputs und den Gesamtkosten (TOTEX) entsprechen.  $\theta$  bezeichnet den individuellen Effizienzwert eines Unternehmens. Für beide Samples (mit und ohne Ausreißer) werden Effizienzergebnisse für die  $N=50$  bzw.  $N=49$  Unternehmen berechnet. Die nachfolgende Korrelationsmatrix 5a (paarweise Korrelationen) zeigen die Korrelationen der Effizienzwerte zwischen den unterschiedlichen Samples.

**Tabelle 5a: Korrelationsmatrix für die DEA Ergebnisse mit und ohne Ausreißer**

	DEAcrs mit Ausreißer	DEAcrs ohne Ausreißer
DEAcrs mit Ausreißer	1	
DEAcrs ohne Ausreißer	0,87	1

Da es sich eindeutig (im statistischen Sinn) um einen Ausreißer handelt, wird die Effizienzgrenze in Sample 1 verzerrt geschätzt und zu weit nach außen verschoben, was die Effizienzwerte für die Firmen nach unten verzerrt. Folglich ergeben sich allein aufgrund des Weglassens eines Unternehmens signifikante Änderungen in den Effizienzwerten bei der DEA Schätzung, was die Bedeutung der Ausreißerkontrolle bei DEA unterstreicht.

### MOLS

Die Berechnung der Effizienzwerte bei MOLS erfolgt über die Residuen einer OLS Schätzung. Im vorliegenden Fall wird daher zunächst folgendes Model geschätzt:

$$\ln(\text{TOTEX})_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(\text{Output1}) + \beta_2 \ln(\text{Output2}) + \beta_3 \ln(\text{Output3}) + u_i$$

Die Fehlerterme ( $u_i$ ) werden dabei zweifach verwendet. Erstens dienen sie als Basis zur Ermittlung des durchschnittlichen Schätzfehlers der Regression (root-mean-square-error), welcher im Falle einer angenommenen Exponentialverteilung der Ineffizienzen für die Verschiebung zur MOLS Effizienzgrenze herangezogen wird.<sup>32</sup> Zweitens werden sie – nach Verschiebung der Effizienzgrenze – dazu verwendet, firmenspezifische Effizienzwerte zu berechnen.

---

<sup>32</sup> Prinzipiell basiert jede Verschiebung bei MOLS, also auch unter anderen Verteilungsannahmen oder bei COLS als Extremfall, auf dem zweiten Moment der Residuen.

**Tabelle 5b: Korrelationsmatrix für die MOLS Ergebnisse mit und ohne Ausreißer**

	MOLS mit Ausreißer	MOLS ohne Ausreißer
MOLS mit Ausreißer	1	
MOLS ohne Ausreißer	0,95	1

Wie erwartet reagieren die Effizienzwerte bei MOLS weniger stark auf die Ausreißerkorrektur als bei DEA (siehe Tabelle 5b). Dieser Unterschied beruht im Wesentlichen auf dem stochastischen bzw. deterministischen Charakter der Verfahren. Die einhüllende Konstruktion der Effizienzgrenze bei DEA zeigt sich demnach auch im gegenwärtigen Fall als sensibler auf Ausreißer als stochastische Verfahren. Auch wenn hier auf eine Darstellung verzichtet wird, so trifft diese Ausreißeranfälligkeit auch auf andere deterministische Verfahren wie COLS zu, bei welcher die Ausreißerkorrektur ebenfalls für sehr große Veränderungen in den Effizienzwerten sorgt.

*Zwischenfazit: In einem ersten Schritt sollten statistische Methoden angewandt werden, um eindeutige Ausreißer zu identifizieren und zu eliminieren. Besonders die DEA (aber auch die COLS) würde andernfalls signifikant verzerrte Ergebnisse liefern.*

### 5.2.2 Funktionale Formen

#### DEA

Wie in Abschnitt 2.5 erwähnt, führt die Annahme variabler Skalenerträge für die Unternehmen in keinem Fall zu einer Verschlechterung der Effizienzwerte. Der Grund dafür liegt in der Tatsache, dass bei Annahme variabler Skalenerträge ausschließlich ähnlich große Unternehmen miteinander verglichen werden, während bei Annahme konstanter Skalenerträge immer alle Unternehmen eines Samples zum Vergleich herangezogen werden. Vor dem Hintergrund, dass die österreichischen Verteilnetzbetreiber in ihrer individuellen Unternehmensgröße sehr stark differieren, ist es nicht verwunderlich, dass sich diese Unterschiede auch in einer eher niedrigen Korrelation der DEA Effizienzwerte mit konstanten und variablen Skalenerträgen widerspiegelt (siehe Tabelle 6a).

**Tabelle 6a: Korrelationsmatrix für die DEA Ergebnisse mit CRS und VRS**

	DEAcrs	DEAvrs
DEAcrs	1	
DEAvrs	0,70	1

## MOLS

Die Flexibilisierung der bisher verwendeten Cobb Douglas Kostenfunktion führt zu folgender zu schätzender Translog Kostenfunktion:

$$\ln(TOTEX)_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(Output1) + \beta_2 \ln(Output2) + \beta_3 \ln(Output3) + \beta_4 \ln(Output1 * Output2) + \beta_5 \ln(Output1 * Output3) + \beta_6 \ln(Output2 * Output3) + \frac{1}{2} \beta_7 \ln(Output1 * Output1) + \frac{1}{2} \beta_8 \ln(Output2 * Output2) + \frac{1}{2} \beta_9 \ln(Output3 * Output3) + u_i$$

Es lässt sich festhalten, dass die zusätzliche Flexibilität durch die Translog bei MOLS zu weniger Veränderungen als durch die Annahme variabler Skalenerträge bei der DEA führt (siehe Korrelationsmatrix in Tabelle 6b). Ein Hypothesentest (Wald Test), dass die Zusatzterme der Translog Kostenfunktion im Vergleich zur Cobb Douglas Kostenfunktion insignifikant sind, wird verworfen, d.h. die „unflexiblere“ Cobb Douglas Kostenfunktion bildet die „wahre“ Kostenfunktion zwar schlechter ab als die Translogkostenfunktion, dies führt im Durchschnitt aber nicht zu deutlich differierenden Effizienzergebnissen. In Bezug auf die Eliminierung insignifikanter Terme einer zu schätzenden Kostenfunktion lässt sich festhalten, dass davon eher Abstand genommen werden sollte, da (1) der Fokus bei einer Benchmarkinganalyse auf den Residuen liegt und nicht unbedingt auf den zu schätzenden Koeffizienten, (2) man möglichst unverzerrte Schätzer generieren will (Vermeidung des „omitted variable bias“ Problems) und (3) stark korrelierte Regressoren die t-Tests verzerren und damit die Signifikanzniveaus der Koeffizienten nicht korrekt widerspiegeln (Multikollinearität).

Weiters kann die Hypothese konstanter Skalenerträge bei beiden Kostenfunktionen nicht verworfen werden. Falls aber beispielsweise spezifische theoretische Argumente für das Vorliegen von CRS sprechen, kann man bei parametrischen Ansätzen wie MOLS eine beschränkte Regression (engl. constrained regression) schätzen, wobei z.B. bei der Cobb-Douglas Kostenfunktion angenommen wird, dass  $\sum_{i=1}^3 \beta_i = 1$ .

**Tabelle 6b: Korrelationsmatrix für die MOLS Ergebnisse mit Cobb Douglas und Translog Kostenfunktion**

	MOLS Cobb Douglas	MOLS Translog
MOLS Cobb Douglas	1	
MOLS Translog	0,88	1

*Zwischenfazit: Statistische Tests zeigen, dass die Translog Kostenfunktion nicht verworfen werden kann. Trotzdem führt die Cobb Douglas Kostenfunktion nicht zu deut-*

lich differierenden Effizienzerggebnissen und kann bei geringer Stichprobenanzahl angewendet werden.

### 5.2.3 Nullerproblematik

Das Problem von Nullwerten in Outputs beeinflusst sowohl parametrische als auch nicht-parametrische Verfahren, aber in unterschiedlicher Weise.

#### DEA

Im Falle von DEA sind Nullwerte vor allem in Bezug auf die Dimensionalität problematisch, da eine größere Anzahl an Variablen zur Problematik der Alleinstellungsmerkmale führt. Um die damit assoziierten Probleme zu vermeiden, wurde in der Vergangenheit eine Aggregation der netzlängenbezogenen Variablen vorgenommen. Ein Vergleich der DEA Ergebnisse anhand der folgenden Korrelationsmatrix in Tabelle 7a zeigt, dass die Erweiterung von 3 auf 5 Outputs tatsächlich spürbare Auswirkungen auf die Effizienzergbnisse hat.

**Tabelle 7a: Korrelationsmatrix für die DEA Ergebnisse mit 3 und 5 Outputs**

	DEAcrs 3 Outputs	DEAcrs 5 Outputs
DEAcrs 3 Outputs	1	
DEAcrs 5 Outputs	0,83	1

#### MOLS

Bei den parametrischen Ansätzen kommt die Problematik von Nullwerten über die funktionale Form, welche die Outputs meist in logarithmierter Form aufnimmt, zum Tragen. Die beiden eingangs dargelegten Lösungen für dieses Problem, Ersetzen der Nullwerte durch eine kleine Zahl sowie der Dummy Approach, ergeben die folgenden Schätzgleichungen:

$$\ln(TOTEX)_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(Output1) + \beta_2 \ln(Output2) + \beta_3 \ln(Output3^*) + \beta_4 \ln(Output4) + \beta_5 \ln(Output5) + u_{ii}$$

mit  $Output4 = \max(Output4, 1)$

$Output5 = \max(Output5, 1)$

wobei alle Nulloutputs, welche sich ausschließlich in Outputs 4 und 5 finden, durch eine kleine Zahl (in diesem Fall und arbiträrerweise die Zahl 1) ersetzt werden. Im Falle der Dummy Lösung kommen zusätzliche Dummy Variablen für alle Outputs mit Nullwerten hinzu:



$$\ln(TOTEX)_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(Output1) + \beta_2 \ln(Output2) + \beta_3 \ln(Output3^*) + \beta_4 \ln(Output4) + \beta_5 \ln(Output5) + DummyO4 + DummyO5 + u_{ij}$$

mit Output4 = max(Output4,1)

Output5 = max(Output5,1)

DummyO4=1 if Output4=0, DummyO4=0 if Output4>0

DummyO5=1 if Output5=0, DummyO5=0 if Output5>0

Hier werden wieder Nulloutputs durch die Zahl 1 ersetzt, aber zusätzlich Indikatorvariablen hinzugefügt, um jene Unternehmen, welche gewisse Outputs nicht anbieten, zu identifizieren. Die Korrelationsmatrix in Tabelle 7b zeigt, dass zwar sowohl der Übergang von 3 auf 5 Outputs als auch die Art der Lösung der Nullerproblematik die Effizienzergebnisse beeinflusst, aber in einem eher geringen Ausmaß.

**Tabelle 7b: Korrelationsmatrix für die MOLS Ergebnisse für die Nullerproblematik**

	MOLS 3 Outputs	MOLS 5 Outputs + kleine Zahl	MOLS 5 Outputs + Dummy Ap- proach
MOLS 3 Outputs	1		
MOLS 5 Outputs + kleine Zahl	0,97	1	
MOLS 5 Outputs + Dummy Approach	0,94	0,98	1

*Zwischenfazit: Während ein Übergang von 3 auf 5 Outputs spürbare Auswirkungen auf die Effizienzergebnisse bei der DEA hat, halten sich die Veränderungen bei der MOLS in Grenzen. Der Dummy Approach ist der präferierte Ansatz zur Lösung der „Nullerproblematik“.*

## 5.2.4 Heterogenität

### DEA

Grundsätzlich führt die Berücksichtigung von Faktoren, die außerhalb der Kontrolle des Managements liegen, dazu, dass die „wahren“ Effizienzwerte besser abgebildet werden. Andererseits beschränkt die Samplegröße bis zu einem gewissen Grad die Anzahl der möglichen zusätzlichen Variablen. So können bei der DEA wiederum Alleinstellungsmerkmale eine Rolle spielen, wenn Heterogenität durch zusätzliche non-controllable Variables berücksichtigt wird. Dies gilt insbesondere dann, wenn die Samplegröße eher klein und das Sample eher heterogen ist. Wie Tabelle 8a zu ent-

nehmen ist, reagieren die Ergebnisse sensitiv auf die Berücksichtigung von Heterogenität, in unserem Fall gemessen durch Einspeiser Allgemein, Wind bzw. Photovoltaik in MW. Es gilt daher bei der DEA abzuwägen, ob die positiven Effekte der Bereinigung der Effizienzwerte die durch Alleinstellungsmerkmale hervorgerufenen Verzerrungen in den Effizienzwerten überwiegen.

**Tabelle 8a: Korrelationsmatrix für die DEA Ergebnisse mit Heterogenität**

	DEAcrs	DEAcrs Einspeiser Allg.	DEAcrs Einspeiser Wind	DEAcrs Einspeiser PV
DEAcrs	1			
DEAcrs Einspeiser Allg.	0,82	1		
DEAcrs Einspeiser Wind	0,93	0,76	1	
DEAcrs Einspeiser PV	0,83	0,73	0,75	1

### MOLS

Die Berücksichtigung von Heterogenität durch zusätzliche Variablen bei der MOLS führt nur zu leicht veränderten Ergebnissen. So sind die Korrelationen der Effizienzwerte im Vergleich zur MOLS ohne zusätzliche Variablen für alle drei hier aufgeführten Spezifikationen (Einspeiser Allg., Wind, Photovoltaik) mit 0,94, 0,97 und 0,95 sehr hoch. Zusätzlich ist es erwähnenswert, dass ausschließlich die Einspeiser Allg. als statistisch signifikant ( $p$ -Wert<5%) ins Modell eingehen.

**Tabelle 8b: Korrelationsmatrix für die MOLS Ergebnisse mit Heterogenität**

	MOLS	MOLS Ein- speiser Allg.	MOLS Ein- speiser Wind	MOLS Ein- speiser PV
MOLS	1			
MOLS Einspeiser Allg.	0,94	1		
MOLS Einspeiser Wind	0,97	0,93	1	
MOLS Einspeiser PV	0,95	0,91	0,97	1

*Zwischenfazit: Die Berücksichtigung von Heterogenität (in unserem Fall Einspeiser Allgemein, Wind bzw. Photovoltaik) führt bei der DEA zu signifikant geänderten Effizienzwerten. Dies liegt im gegenwärtigen Fall mit großer Wahrscheinlichkeit an der geringen Samplegröße. Es gilt daher bei der DEA abzuwägen, ob die positiven Effekte der Bereinigung der Effizienzwerte die durch Alleinstellungsmerkmale hervorgerufenen Verzerrungen in den Effizienzwerten überwiegen. Die Berücksichtigung von Heterogenität führt bei der MOLS dagegen nur zu leicht veränderten Ergebnissen.*

### **Fazit der Anwendung auf Österreich**

*Der Beginn der Benchmarkinganalyse für die österreichischen Energienetze sollte durch eine **Ausreißeranalyse** gekennzeichnet sein, da ansonsten mit signifikant nach unten verzerrten Effizienzwerten zu rechnen ist. Aufgrund des deterministischen Charakters der nicht-parametrischen DEA ist diese Methode der Effizienzmessung besonders anfällig gegenüber Ausreißern, was sich auch in unseren Berechnungen zeigt. In Bezug auf die Wahl der funktionalen Form bei MOLS kann festgehalten werden, dass die **Translog Kostenfunktion** nicht verworfen werden kann. Diese verfügt über ein höheres Maß an Flexibilität als die **Cobb Douglas Kostenfunktion** und bildet somit die eigentliche Kostenfunktion besser ab, allerdings differieren die individuellen Effizienzergebnisse für beide Kostenfunktionen nur in geringem Maße. Wie aufgrund der Ausführungen in Kapitel 2 nicht anders zu erwarten war, führt die **Annahme variabler Skalenerträge** bei DEA zu höheren individuellen Effizienzwerten als die Annahme konstanter Skalenerträge, wobei gleichzeitig auch die Anzahl der effizienten Firmen ansteigt. Werden bei der DEA fünf anstatt drei Outputs mit in die Analyse aufgenommen, so hat dies auch spürbare Konsequenzen für die Effizienzen der gebenchmarkten Unternehmen. Bei der MOLS dagegen haben die beiden zusätzlich berücksichtigten Outputs einen minimalen Einfluss auf die Effizienzwerte. Die **Berücksichtigung von Heterogenität** (in unserem Fall Einspeiser Allgemein, Wind bzw. Photovoltaik) führt bei der DEA zu signifikant geänderten Effizienzwerten. Dies liegt im gegenwärtigen Fall mit großer Wahrscheinlichkeit an der geringen Samplegröße. Es gilt daher bei der DEA abzuwägen, ob die positiven Effekte der Bereinigung der Effizienzwerte die durch Alleinstellungsmerkmale hervorgerufenen Verzerrungen in den Effizienzwerten überwiegen. Die Berücksichtigung von Heterogenität führt bei der MOLS dagegen nur zu leicht veränderten Ergebnissen.*

## 6. Schlussfolgerungen

Wir wurden von der E-Control beauftragt, ein wirtschaftswissenschaftliches Gutachten zum Themenkomplex „Benchmarkingmethoden“ für die österreichischen Energienetze zu verfassen.

Die wissenschaftliche Forschung behandelt aber auch zahlreiche Alternativen zu den von der E-Control verwendeten Verfahren. Eine Evaluierung der zur Verfügung stehenden Methoden zur Effizienzermittlung erschien hinsichtlich der geänderten rechtlichen Rahmenbedingungen und der Entwicklungen im Bereich der wissenschaftlichen Forschung daher notwendig. Dieses Gutachten bietet eine solche Evaluierung mit besonderem Fokus auf die spezifisch österreichische Problematik.

**Kapitel 2** behandelte in einem **Methodenüberblick** die wichtigsten Methoden DEA, COLS, MOLS und SFA und diskutierte die Vor- und Nachteile dieser Methoden. Die in der Literatur am meisten beachteten Kriterien beziehen sich auf die *Annahmenintensität* bzw. *Flexibilität* einerseits und auf die Berücksichtigung von *Stochastik* andererseits. Während DEA speziell bei ersterer Vorteile gegenüber den parametrischen Verfahren aufweist, insbesondere gegenüber der annahmenintensiven SFA, ist der stochastische Gehalt klar geringer und dadurch nachteilig gegenüber SFA, aber auch im Vergleich zu MOLS oder COLS. Die „polaren“ Modelle DEA und SFA können ihre Vorteile erst durch die Inkaufnahme ihrer jeweiligen Nachteile ausspielen. Die Flexibilität von DEA basiert auf ihrem deterministischen Zugang, genauso wie SFA ihren stochastischen Charakter der größeren Zahl an Annahmen schuldet. Da klarerweise beide Kriterien relevant sind und noch keine sinnvolle methodische Alternative existiert, ist es wünschenswert, die endgültigen Effizienzwerte der Unternehmen weiterhin auf Basis mehrerer Benchmarkingmethoden zu ermitteln. Da COLS fast ausschließlich Nachteile und kaum Vorteile gegenüber **DEA** aufweist, wäre es ratsam von dieser Methode Abstand zu nehmen. Die Anwendung einer SFA (wenn möglich) oder die **Weiterverwendung von MOLS** ist somit zu unterstützen.

Im Hinblick auf die weiteren Kriterien sind eher weniger eindeutige Aussagen möglich, da sich zwar Tendenzen für oder gegen eine Methode ergeben, aber die Unterschiede wesentlich schwächer ausgeprägt sind. So ist beispielsweise die Berücksichtigung von *Heterogenität* zwar einfacher und flexibler möglich in parametrischen Verfahren – was für MOLS oder SFA sprechen würde – aber es existieren auch im Rahmen von DEA bereits eine Reihe von Möglichkeiten, die z.T. bereits in die Standardsoftware eingegangen sind. Umgekehrt ist die Berücksichtigung von *multiplen Inputs und Outputs* leichter in DEA zu bewerkstelligen, was aber durch die Verwendung von Kosten- oder Input-Distance-Funktionen im Kontext der parametrischen Verfahren auch bewerkstelligt werden kann. Ebenso ergeben sich kleinere Vorteile für DEA bei der Analyse von *Querschnittsdaten*. Umgekehrt hat DEA den Nachteil, dass die angewendete Annahme bezüglich *Skalenerträge* nicht statistisch auf ihre Gültigkeit getestet werden kann.

Zum notwendigen *Stichprobenumfang* lässt sich zusammenfassend sagen, dass ein kleines und/oder heterogenes Sample für jede der untersuchten Methoden problematisch ist. Bei DEA führt ein kleines Sample, besonders in Kombination mit einer relativ großen Zahl an Inputs und Outputs bzw. auch bei Berücksichtigung von zusätzlicher Heterogenität, zu einem Verlust der Aussagekraft und einer Tendenz der Effizienzwerte in Richtung eins zu gehen. Dies wird auch die Problematik der *Alleinstellungsmerkmale* genannt. Während dieses Problem die parametrischen Ansätze weniger betrifft, ist eine geringe Stichprobe bei parametrischen Verfahren vor allem im Hinblick auf die stochastischen Eigenschaften als kritisch zu beurteilen – die Präzision der Schätzer und somit auch die erhaltenen Effizienzwerte können bei einem zu kleinen Sample zu ungenau sein, um sinnvolle Aussagen treffen zu können.

Ein möglicher Lösungsansatz der Alleinstellungsproblematik bei Berücksichtigung von Heterogenität sind **mehrstufige DEA Modelle**, aber eine korrekte statistische Implementierung lässt das Problem doch sehr komplex werden. Im Hinblick auf die Transparenz ist dies sicher als Nachteil, zB auch gegenüber einstufigen Korrekturen, anzusehen. Einfachere Ansätze, wie eine OLS Regression der Effizienzergebnisse auf die externen Faktoren, könnten aber zur reinen Korrektur der Effizienzergebnisse verwendet werden.

In Bezug auf **Hybridmodelle und Weiterentwicklungen** der Standardmodelle lässt sich folgendes festhalten: In der Forschung der letzten Jahre lässt sich ein Trend zu nicht-parametrischen, stochastischen Modellen erkennen. Idealerweise sollte ein Modell folglich möglichst wenige Annahmen über die funktionale Form benötigen (der Nachteil parametrischer Ansätze) und gleichzeitig in der Lage sein, stochastisches Rauschen (Noise) zu berücksichtigen (der Nachteil deterministischer Ansätze). Obwohl diese Entwicklungen grundsätzlich sinnvoll und unterstützenswert sind, ist aus Sicht der Autoren die wissenschaftliche Forschung auf diesem Gebiet noch nicht weit genug gediehen, um eine attraktive Alternative zu den Standardmodellen in einem Benchmarkingkontext darzustellen. Neben den Gründen der *Praktikabilität, Transparenz und Nachvollziehbarkeit* gibt es auch klare methodische Gründe, von einer Anwendung dieser Hybridmodelle vorerst Abstand zu nehmen. Erstens bringt praktisch jede Weiterentwicklung neben Vorteilen fast zwangsläufig auch neue Annahmen/Nachteile mit sich. Im Gegensatz zu den Standardmodellen, dessen Stärken und Schwächen hinlänglich bekannt sind, gestaltet sich dies bei vielen Weiterentwicklungen jedoch wesentlich diffuser. Zweitens ist eine universelle Methodik, welche grundsätzlich besser performt als die Standardmodelle wie DEA oder MOLS, im Moment nicht in Sicht. Anstatt der Suche nach einer überlegenen Methode wäre es daher zielführender, sich mit der Variabilität der Resultate unterschiedlicher bestehender Methoden auseinanderzusetzen.

**Kapitel 3** behandelte die wichtigsten **funktionalen Formen**, die bei parametrischen Benchmarkingverfahren wie der COLS, MOLS oder SFA zur Anwendung kommen können. Prinzipiell eignen sich neben der *linearen Kostenfunktion, der Separable, Quadratic Spezifikation und der Composite Spezifikation*, auch die *Cobb-Douglas*

sowie *Translog Kostenfunktion* für die Analyse der österreichischen Energienetze, wobei die beiden letztgenannten Spezifikationen mit der „Nullproblematik“ bei den zu logarithmierenden Outputvariablen umgehen müssen. Trotz dieses Nachteils haben die Cobb-Douglas und Translog Kostenfunktion gegenüber den anderen genannten Kostenfunktionen den entscheidenden Vorteil, dass sie in den parametrischen Benchmarkingverfahren einfach zu implementieren und interpretieren sind. So führt das Logarithmieren der Variablen dazu, dass prozentuale und damit relative Abweichungen einer Variablen betrachtet werden, was die Konzeption der Effizienzgerade deutlich vereinfacht. Bei linearen funktionalen Formen werden dagegen Absolutwerte betrachtet, was dazu führen kann, dass die Abweichung großer Unternehmen von der Effizienzgrenze viel größer ist als die von kleinen Unternehmen. Auch bei quadratischen Kostenfunktionen werden keine relativen Abweichungen in den Variablen betrachtet, so dass das Problem von heteroskedastischen Störtermen auch bei quadratischen Kostenfunktionen präsent ist. Die *Generalized Leontief* sowie die *CES Kostenfunktionen* sind dagegen für die Benchmarkinganalyse der österreichischen Energienetze weniger geeignet, da die erstgenannte Funktion zu restriktive Annahmen über den Produktionsprozess trifft (perfekte Komplemente) und bei der zweiten Funktion nicht lineare Regressionstechniken zur Anwendung kommen müssten, was die Effizienzanalyse zusätzlich verkomplizieren würde.

Vor dem Hintergrund, dass flexiblere Kostenfunktionen die Realität besser abbilden, sind prinzipiell funktionale Formen der Flexibilität zweiten Grades funktionalen Formen der Flexibilität ersten Grades vorzuziehen. Umgemünzt auf unsere Situation würde dies demnach bedeuten, dass die **Translog Kostenfunktion** der Cobb-Douglas Kostenfunktion vorzuziehen ist. Allerdings kann ein höheres Maß an Flexibilität auch gewisse Probleme und Schwierigkeiten nach sich ziehen, wie z.B. das höhere Risiko von Multikollinearität oder aber die Datenverfügbarkeit lässt nur einen gewissen Grad an Flexibilität zu, was die **Cobb-Douglas Kostenfunktion** als Alternative erscheinen lässt.

Zusammenfassend lässt sich demnach festhalten, dass wir für die Analyse der österreichischen Energienetze neben der Cobb-Douglas Kostenfunktion die Translog Kostenfunktion am geeignetsten halten. Der Hauptgrund hierfür liegt in der Tatsache, dass diese beiden funktionalen Formen relativ *einfach* zu implementieren sind und dennoch beide funktionale Formen hinreichend große *Flexibilität* bieten, so dass eine gute Approximation der „wahren“ Kostenfunktion sichergestellt sein sollte. In der Benchmarkingpraxis sind diese beiden funktionalen Formen die am weitesten verbreiteten.

**Kapitel 4** behandelte die wichtigsten **Datentransformationen**, um mit der „Nullproblematik“ bei zu logarithmierenden Outputvariablen umgehen zu können, bzw. besprach **Datennormalisierungen** und Möglichkeiten, **Heterogenität** zu berücksichtigen. Wir haben drei mögliche Methoden vorgestellt, um die Null-Outputproblematik bei der Schätzung von Kosten- oder Produktionsfunktionen zu lösen. Eine Würdigung der Vor- und Nachteile der jeweiligen Methoden spricht eindeutig für die Me-

*thode der Dummyvariablen*, da (1) effiziente und unverzerrte Schätzer generiert, (2) keine arbiträren Annahmen über die Kosten-Output-Relation bei Outputs nahe bei oder bei Null getätigt werden müssen, (3) die Methode immer und für die gesamte Stichprobe anwendbar ist.

Datennormalisierungen werden durchgeführt, um entweder (1) bessere Schätzbarkeit und Interpretierbarkeit der Parameter bei heterogener Stichprobe zu gewährleisten, (2) Heteroskedastizität zu reduzieren oder (3) gewisse Homogenitätsannahmen sicherzustellen. Durch Wahl geeigneter funktionaler Formen (z.B. Translog) bzw. Parameterrestriktionen können diese wünschenswerte Charakteristika aber auch erreicht werden. Gerade im Zuge eines Benchmarkings, bei dem der Fokus auf den Fehlertermen und nicht auf den geschätzten Parametern der Kosten- oder Produktionsfunktion liegt, lautet die Empfehlung, von Datenstandardisierungen und Datennormalisierungen *Abstand* zu nehmen, da es zu Veränderungen der geschätzten Fehlertermen und damit der Ineffizienzwerte in womöglich intransparenter Weise kommen kann.

Gegeben die ohnehin schon niedrige Zahl an Beobachtungen im österreichischen Benchmarking sollte für die Heterogenität in der Stichprobe in den Schätzgleichungen – womöglich nach einem statistischen Ausreißerverfahren zur Eliminierung von extremen Beobachtungen – durch geeignete Wahl der *funktionalen Form* und unter Berücksichtigung der *Parametervariation* kontrolliert werden. Ausnahmen könnten in Fällen bestehen, wo ex ante determiniert werden kann, dass eine Firma sicher nicht in einer gemeinsamen Netzebene aktiv werden kann (z.B. aufgrund regulatorischer oder gesetzlicher Vorgaben).

**Kapitel 5** rechnet exemplarisch Modellspezifikationen mit einem von der E-Control zur Verfügung gestellten Datensatz über österreichische Verteilnetzbetreiber, um darzulegen, welche Schätzmethoden/funktionale Formen/Transformationen für Österreich am geeignetsten erscheinen. In einem ersten Schritt sollten statistische Methoden angewandt werden, um eindeutige **Ausreißer** zu identifizieren und zu eliminieren. Besonders die DEA (aber auch die COLS) liefert andernfalls signifikant verzerrte Ergebnisse. Zudem zeigten statistische Tests, dass die **Translog Kostenfunktion** nicht verworfen werden kann, wobei aber auch die Cobb Douglas Kostenfunktion nicht zu deutlich differierenden Effizienzergebnissen führte und bei geringer Stichprobenanzahl sachgerecht angewendet werden kann. Eine Erhöhung der Anzahl der Outputs (z.B. von 3 auf 5 Outputs) bewirkte spürbare Auswirkungen auf die Effizienzergebnisse bei der DEA, wohingegen sich die Veränderungen bei der MOLS in Grenzen hielten. Der Dummy Approach ist der präferierte Ansatz zur Lösung der „Nullproblematik“, was auch in der empirischen Applikation für Österreich bestätigt wurde. Die Berücksichtigung von Heterogenität (in unserem Fall Einspeiser Allgemein, Wind bzw. Photovoltaik) führte bei der DEA zu signifikant geänderten Effizienzwerten. Dies liegt im gegenwärtigen Fall mit großer Wahrscheinlichkeit an der geringen Samplegröße. Es gilt daher bei der DEA abzuwägen, ob die positiven Effekte der Bereinigung der Effizienzwerte die durch Alleinstellungsmerkmale hervorgeru-

fenen Verzerrungen in den Effizienzwerten überwiegen. Eine Alternative wäre die Berücksichtigung von Heterogenität mithilfe mehrstufiger Modelle. Die Berücksichtigung von Heterogenität führt bei der MOLS dagegen nur zu leicht veränderten Ergebnissen.

Jede der erwähnten Methoden hat Vor- aber auch Nachteile. Im Sinne eines Ausgleichs der für und wider der einzelnen Methoden und zur Vermeidung extremer Ergebnisse erscheint es daher sinnvoll, die endgültigen Effizienzwerte der Unternehmen weiterhin auf Basis mehrerer Benchmarkingmethoden zu ermitteln. Abschließend sei daher noch auf eine mögliche **Gewichtung** der nicht-parametrischen Verfahren im Vergleich zu den parametrischen Verfahren eingegangen. Generell gilt, dass eine Methode umso mehr gewichtet sein sollte, desto größer die Vorteile im Vergleich zu den Nachteilen im spezifischen österreichischen Kontext sind. In diesem Sinne liegen die Hauptvorteile des nicht-parametrischen Verfahrens DEA in der (beinahe) universellen Anwendbarkeit und Akzeptanz als etabliertes Verfahren, die Hauptnachteile in der Ausreißer-Anfälligkeit und der Alleinstellungsproblematik. Die Hauptvorteile des parametrischen Verfahrens MOLS im österreichischen Kontext liegen in der Berücksichtigung von Stochastik, der Ausreißer-Robustheit und der problemlosen Berücksichtigung von Heterogenität, der Hauptnachteil in der Annahmenintensität. Eine Würdigung dieser jeweiligen Vor- und Nachteile im österreichischen Kontext spricht für ein ausgewogenes Verhältnis von parametrischen und nicht-parametrischen Verfahren im Benchmarking.



## 7. Literatur

Agrell, P. and P. Bogetoft, 2009, International Benchmarking of Electricity Transmission System Operators, e<sup>3</sup>GRID PROJECT – FINAL REPORT (SUMICSID).

Aigner, D.J., C.A.K Lovell and P. Schmidt, 1977, Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models, *Journal of Econometrics*, 6, 21-37.

Andor M. und F. Hesse, 2011, A Monte Carlo Simulation comparing DEA, SFA and two simple approaches to combine efficiency estimates. CAWM Discussion Paper No. 51, University of Münster.

Badunenko, O, Henderson, Daniel J., and Kumbhakar, Subal C. 2012, When, where and how to perform efficiency estimation, *Journal of the Royal Statistical Society: Series A*, DOI: 10.1111/j.1467-985X.2011.01023.x

Box, George E. P., and David R. Cox, 1964, An Analysis of Transformations, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 26 (1964), 211-246.

Banker, R.D., A. Charnes, and W.W. Cooper, 1984, Some models for estimating technical and scale inefficiency in data envelopment analysis. *Management Science*, 30, 1078-1092.

Banker R.D. and R. Natarajan, 2008, Evaluating Contextual Variables Affecting Productivity Using Data Envelopment Analysis, *Operations Research*, 56:1, 48-58.

Bogetoft, P., Otto, L. (2011). "Benchmarking with DEA, SFA, and R". *International series in operational research and management science*. Springer.

Bojani, A.N., Steven B. Caudill, Jon M. Ford, Small-sample properties of ML, COLS, and DEA estimators of frontier models in the presence of heteroscedasticity, *European Journal of Operational Research*, 108/1, 140-148.

Brown, R.S., D. W. Caves and L. R. Christensen, 1979, Modeling the Structure of Cost and Production for Multiproduct Firms, *Southern Economic Journal*, 46, 1, 256-273.

Caves, Douglas, Laurits R. Christensen, and Michael W. Tretheway, 1980, Flexible Cost Functions for Multiproduct Firms, *Review of Economics and Statistics* 62 (Aug. 1980), 477-481.

Charnes, A., Cooper, W.W., and Rhodes, E. (1978), Measuring efficiency of decision making units, *European Journal of Operational Research* 2, 429-444.

Christensen, L. R., and D.W. Caves, 1980, Global Properties of Flexible Functional Forms, *American Economic Review*, 70, 322-332.

Coelli, J. T., D.S. Prasada Rao, Ch. J. O'Donnell, and G. E. Battese, 2005, *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*, Second Edition, Springer NY, USA.

- Coelli, T, A. Estache, S. Perelman and L. Trujillo, 2003, A Primer on Efficiency Measurement for Utilities and Transport Regulators, The World Bank, Washington, USA.
- Cooper, W. W., L. M. Seiford und K. Tone, 2007, Data Envelopment Analysis, Second Edition, Springer NY, USA.
- Cornwell, Ch. And P. Schmidt, 2008, Stochastic Frontier Analysis and Efficiency Estimation. In Mátyás, L. and P. Sevestre (eds.): The Econometrics of Panel Data, Third Edition, Springer Berlin.
- Dyson, R., R. Allen, A.S. Camanho, V.V. Podinovski, C.S. Sarrico und E.A. Shale, 2001, Pitfalls and protocols in DEA, European Journal of Operational Research 132/2, 245-259.
- Energie-Control, 2010, Erhebungsbogen Stromnetzbetreiber – Teil Energiewirtschaft. Ausfüllhinweise, Wien.
- Estache, A., S. Perelman, and L. Trujillo, 2006, Infrastructure Reform in Developing Economies: Evidence from a Survey of Economic Performance Measures. In Coelli, T. and D. Larence (eds.): Performance Measurement and Regulation of Network Utilities, Edward Elgar.
- Fried, H. O., C. A. Knox Lovell, and S. S. Schmidt (eds.), 2008, The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth, Oxford University Press.
- Gallant, A. R., 1981, On the Bias in Flexible Functional Forms and an Essentially Unbiased Form: The Fourier Flexible Form, Journal of Econometrics 15, 211–245.
- Gallant, A. R., 1982, 'Unbiased Determination of Production Technologies,' Journal of Econometrics 20, 285–323.
- Greene, W., 2003, Econometric Analysis, 5th edition, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ.
- Greene, W., 2008, The Econometric Approach to Efficiency Analysis. In Fried, H. O., C. A. Knox Lovell, and S. S. Schmidt (eds.): The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth, Oxford University Press.
- Huang, T and M. Wang, 2004, Comparisons of Economic Inefficiency Between Output and Input Measures of Technical Inefficiency Using the Fourier Flexible Cost Function, Journal of Productivity Analysis, 22, 123–142, 2004.
- Izadi, H., Johnes, G., Oskrochi R., Crouchley, R., 2002, 'Stochastic frontier estimation of a CES cost function: the case of higher education in Britain, Economics of Education Review, 21, 63–71.
- Krüger, J.J, 2011, A Monte Carlo Study of Old and New Frontier Methods for Efficiency Measurement, Arbeitspapiere der Volkswirtschaftlichen Fachgebiete der TU Darmstadt, Nr. 200.

Kumbhakar, S.C. and Lovell, C.A.K, 2000, Stochastic Frontier Analysis. Cambridge University Press, Cambridge.

Kuosmanen, T., and A. Johnson, 2010, Data envelopment analysis as nonparametric least squares regression, *Operations Research*, 58/1, 149-160.

Kuosmanen, T. and Kortelainen, M., 2011, Stochastic non-smooth envelopment of data: semiparametric frontier estimation subject to shape constraints, *Journal of Productivity Analysis*, DOI: 10.1007/s11123-010-0201-3.

Land, K.C., C.A.K. Lovell, and S. Thore, 1993, Chance-Constrained Data Envelopment Analysis, *Managerial and Decision Economics* 14:6, 541-554.

Linz, T. and D. W. Tsegai, 2009, Industrial Water Demand analysis in the Middle Olifants sub-basin of South Africa: The case of Mining, ZEF – Discussion Papers On Development Policy No. 130, Center for Development Research, Bonn, April 2009, pp.27.

Martinez-Budraia, E., S. Jara-Diaz and F. J. Ramos-Real, 2003, Adapting Productivity Theory to the Quadratic Cost Function. An Application to the Spanish Electric Sector, *Journal of Productivity Analysis*, 20, 213–229, 2003.

McFadden, D., 1978, Duality of Production, Cost and Profit Functions, In *Contributions to Economic Analysis*, edited by J. Tinbergen, D. W. Jorgenson and J. Waelbroeck, North Holland Publishing Company.

Murillo-Zamorano, L. R., 2004, Economic Efficiency and Frontier, *Journal of Economic Surveys*, 18, 1, 33-77.

Pulley, Lawrence B. and Yale M. Braunstein, 1992, A Composite Cost Function for Multiproduct Firms With An Application to Economies of Scope in Banking, *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 74, No. 2 (May, 1992), pp. 221-230.

Richmond, J., 1974, Estimating the Efficiency of Production, *International Economic Review*, 15, 515-521

Schmidt, P. and Lovell, C.A.K., 1979, Estimating Technical and Allocative Inefficiency Relative to Stochastic Production and Cost Frontiers. *Journal of Econometrics*, 9: 343-366.

Seiford, L.M and J. Zhu, 1999. Profitability and Marketability of the Top 55 U.S. Commercial Banks," *Management Science*, 45:9, 1270-1288.

Shephard, R.W., 1970, *Theory of Cost and Production Functions*. Princeton, Princeton University Press.

Simar, L. and P.W. Wilson, 2000, Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models. The State of the Art, *Journal of Productivity Analysis* 13:1, 49:78.

Simar, L. and P.W. Wilson 2007, Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of Econometrics*, 136:1, 31-64.

Simar, L. and P.W. Wilson, 2008, Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models. In Fried, H. O., C. A. Knox Lovell, and S. S. Schmidt (eds.): The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth, Oxford University Press.

Wang, H., and P. Schmidt, 2002, "One Step and Two Step Estimation of the Effects of Exogenous Variables on Technical Efficiency Levels," *Journal of Productivity Analysis*, 18, pp. 129–144.

Winsten, C., 1957, Discussion on Mr. Farrell's Paper, *Journal of the Royal Statistical Society, Series A, General*, 120, 282-284.