WORKING PAPER

Effizienzmessverfahren –

Eine Einführung

von
Anne-Kathrin Last und Heike Wetzel

University of Lüneburg
Working Paper Series in Economics

No. 145

September 2009

www.leuphana.de/vwl/papers

ISSN 1860 - 5508

Effizienzmessverfahren – eine Einführung

Anne-Kathrin Last[*]*, Heike Wetzel*[†]

1 Einleitung

Sowohl aus betriebswirtschaftlicher als auch aus volkswirtschaftlicher Sicht ist es von zentraler Bedeutung, wie effizient während eines Produktionsprozesses Inputs in Outputs umgewandelt werden. Aus betriebswirtschaftlicher Sicht ist die Effizienzmessung besonders im Hinblick auf das Benchmarking zu Konkurrenten wichtig. Firmen können so ihren eigenen Produktionsprozess mit Best-Practice-Unternehmen in ihrer Branche vergleichen (vgl. Gladen 2005, S. 225), Verbesserungspotenziale erkennen und effizienzsteigernde Strategien entwickeln.

Volkswirtschaftliche Relevanz hat das Thema Effizienzmessung vor allem im Hinblick auf regulierte Märkte wie den Schienenverkehrs- oder den Strommarkt. Einerseits stellt sich die Frage, wie innerhalb von Regulierungsmaßnahmen die Anreize zu gestalten sind, damit die betroffenen Unternehmen möglichst kosteneffizient produzieren. Andererseits ist es von Interesse, wie hoch mögliche Effizienzgewinne sind, um im Rahmen der Regulierung festzulegen, wie diese zwischen Anbietern und Konsumenten aufgeteilt werden sollen. Weiterhin sind Effizienzvergleiche in Sektoren, in denen es ein hohes Aufkommen an Subventionen gibt, von Bedeutung. Hier ist von einer Informationsasymmetrie zwischen öffentlicher Hand und Anbietern hinsichtlich der für die Leistungserstellung notwendigen Kosten auszugehen. Anhand von Effizienzvergleichen kann überprüft werden, ob die geforderten Subventionen tatsächlich den minimal notwendigen Kosten entsprechen (vgl. zusammenfassend Coelli et al. 2003, S. 5 f.).

[*] Anne-Kathrin Last, Institut für Volkswirtschaftslehre, Leuphana Universität Lüneburg, Email: last@uni.leuphana.de.

[†] Heike Wetzel, Energiewirtschaftliches Institut an der Universität zu Köln, Email: heike.wetzel@uni-koeln.de.

Wie aus den Beispielen deutlich wird, ist das Anwendungsgebiet der Effizienzmessung sehr vielfältig. Je nach Fragestellung und verfügbarer Datenbasis können hierfür unterschiedliche Verfahren genutzt werden. Zu beachten ist, dass es sich unabhängig vom jeweiligen Verfahren immer um Vergleiche zwischen Beobachtungen handelt. Aussagen darüber, was absolut effizient ist, können nicht getroffen werden. Somit ist die Effizienzmessung ein relatives Konzept, bei dem die Best-Practice Beobachtungen als effizient definiert und alle Übrigen mit ihnen verglichen werden (vgl. Hammerschmidt 2006, S. 89).

Ziel dieses Aufsatzes ist es, in das Thema der Effizienzmessung einzuführen, einen Überblick über die gängigsten Verfahren zu geben und diese hinsichtlich ihrer Stärken und Schwächen miteinander zu vergleichen.[1] Dazu werden in Abschnitt 2 zunächst die Begriffe Effizienz und Produktivität erläutert und gegeneinander abgegrenzt. Anschließend werden in Abschnitt 3 verschiedene Verfahren zur Effizienzmessung vorgestellt, die dann im folgenden Abschnitt 4 miteinander verglichen werden. In Abschnitt 5 wird schließlich ein Ausblick auf weiterführende inhaltliche und methodische Aspekte der Effizienzmessung gegeben.

2 Effizienz und Produktivität

Im ökonomischen Sinne bezeichnet Produktivität das Verhältnis zwischen einer produzierten Menge an Gütern (Outputs) und der dafür benötigten Menge an Produktionsfaktoren (Inputs). Sie lässt sich im Fall der Produktion eines Outputs mit nur einem Input als Quotient der beiden Maßzahlen darstellen. Werden hingegen mehrere Inputs und/oder Outputs im Produktionsprozess berücksichtigt, müssen zunächst Indizes gebildet werden, die dann in die Produktivitätsberechnung eingehen. Um die Gesamtleistung einer Firma zu evaluieren, wird die totale Faktorproduktivität (TFP) betrachtet, die alle Inputs und Outputs berücksichtigt. Im Gegensatz dazu wird von partieller Faktorproduktivität gesprochen, wenn der Einfluss nur eines Faktors auf die Produktivität untersucht wird (vgl. zusammenfassend Fried et al. 2008, S. 7).

Der Zusammenhang zwischen Produktivität und Effizienz kann mithilfe von Produktionsfunktionen dargestellt werden. Diese geben für jede Menge an Input (x) die hiermit maximal zu produzierende Menge an Output (y) an. Der Verlauf einer Produktionsfunktion hängt dabei

[1] Für interessierte Leser, die sich tiefer gehend mit der Thematik auseinandersetzen wollen, sind insbesondere die Standardwerke von Coelli et al. (2005 und 2003), Fried et al. (2008 und 1993) sowie Kumbhakar und Lovell (2003) zu empfehlen. Darüber hinaus finden sich in der wissenschaftlichen Literatur zahlreiche Fachartikel, in denen die vorgestellten Methoden angewandt und weiterentwickelt werden.

vom vorherrschenden Stand der Technik ab (vgl. Coelli et al. 2005, S. 3). In Abbildung 1 ist eine Produktionsfunktion F(x) mit variablen Skalenerträgen dargestellt.[2]

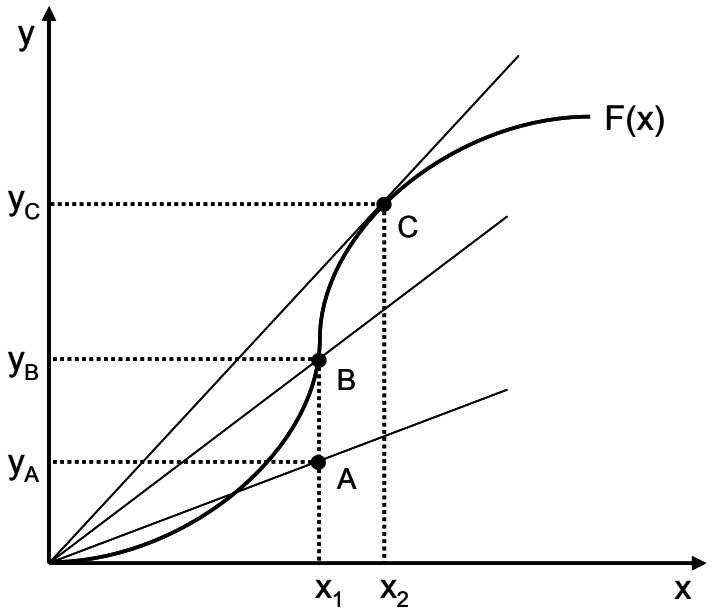

Abb. 1: Produktivität, technische Effizienz und Skaleneffizienz

Beobachtete Input-Output-Kombinationen oberhalb der Funktion sind bei gegebener Technologie nicht realisierbar, weswegen die Funktion auch als Randfunktion oder Produktionsgrenze bezeichnet wird. Alle Beobachtungspunkte[3] entlang der Funktion, beispielsweise B oder C, repräsentieren diejenigen Kombinationen, die technisch effizient sind: Bei gegebener Inputmenge wird die maximale Outputmenge erreicht, oder anders ausgedrückt, bei gegebener Outputmenge wird die minimal benötigte Inputmenge eingesetzt.[4] Alle Input-Output-Kombinationen unterhalb der Produktionsgrenze gelten als technisch ineffizient. Beispielsweise könnte ausgehend vom Punkt A der Produktionsprozess so geändert werden, dass die Outputmenge bei gleichbleibender Inputmenge x_1 von y_A auf y_B gesteigert wird. Dies würde sowohl die Effizienz als auch die Produktivität, das heißt den Quotienten aus y und x, erhöhen.

[2] Zur vereinfachten Darstellung beziehen sich die im Folgenden graphisch dargestellten Produktionsfunktionen immer nur auf einen Ein-Input/ein-Output-Fall.

[3] Da die in den Graphiken eingezeichneten Punkte die Beobachtung von Firmendaten darstellen, werden im Folgenden die Begriffe Punkt, Beobachtung und Firma synonym verwandt.

[4] Ersteres stellt eine outputorientierte Sichtweise der Effizienzmessung dar, während Letzteres einer inputorientierten Sichtweise folgt. Zur Vereinfachung der Darstellung beziehen sich die folgenden Erläuterungen ausschließlich auf eine outputorientierte Sichtweise der Effizienzmessung.

Um die durch B und C dargestellten Input-Output-Kombinationen hinsichtlich ihrer Produktivität miteinander zu vergleichen, wird durch beide Punkte jeweils ein Ursprungsstrahl gelegt. Die Steigung jeden Strahls gibt den Quotienten aus Output- und Inputmenge und somit die Produktivität an. Es wird deutlich, dass die Produktivität in C größer ist als die in B, obwohl beide Punkte einen technisch effizienten Produktionsprozess repräsentieren. Dieser Unterschied in der Produktivität hängt von der Skaleneffizienz ab, welche wiederum von der Firmengröße bestimmt wird. Die maximale Produktivität wird in Punkt C erreicht, bei dem der Strahl aus dem Ursprung eine Tangente zur gegebenen Produktionsfunktion ist. Da alle Punkte links von C steigende und alle Punkte rechts von C fallende Skalenerträge aufweisen, wird der Punkt C als skaleneffizient bezeichnet. Im Vergleich dazu ist B skalenineffizient. Im Zeitverlauf kann ein Unternehmen somit seine Produktivität sowohl durch eine Verbesserung der technischen Effizienz als auch der Skaleneffizienz erhöhen.

Eine dritte Größe, durch die die Produktivität eines Unternehmens über die Zeit gesteigert werden kann, ist der technische Fortschritt. In Abbildung 2 resultiert dieser in der höheren Produktionsfunktion $F^{t+1}(x)$, bei der für jede gegebene Inputmenge die Outputmenge höher ist als bei der Produktionsfunktion $F^{t}(x)$. Beispielsweise wird durch die verbesserte Technologie im skaleneffizienten Punkt C^{t+1} eine höhere Outputmenge bei niedrigerer Inputmenge im Vergleich zum Punkt C^{t} erreicht, was zu einer höheren Produktivität führt (vgl. zusammenfassend Cantner et al. 2007, S. 6-15). Somit hängt die Entwicklung der Produktivität einer Firma über die Zeit von der Veränderung der technischen Effizienz, der Veränderung der Skaleneffizienz sowie dem technischen Fortschritt ab.

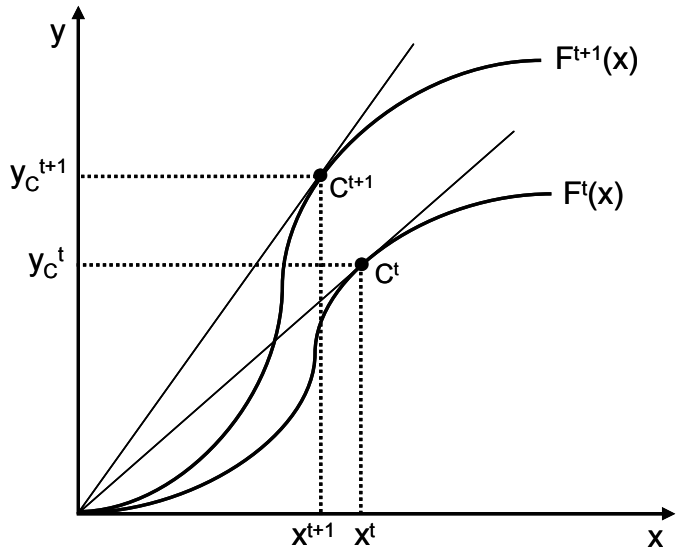

Abb. 2: Produktivität und technischer Fortschritt

Stehen zusätzlich zu physischen Input- und Outputdaten auch monetäre Daten in Form von Inputpreisen zur Verfügung, können neben der technischen Effizienz auch die allokative und die Kosteneffizienz berechnet werden. Allokative Effizienz hinsichtlich der Inputs liegt vor, wenn derjenige Inputmix gewählt wird, mit dem eine gegebene Outputmenge zu minimalen Kosten hergestellt werden kann. Sie stellt somit bei einer monetären Betrachtung der Effizienz ein weiteres Element der Produktivität beziehungsweise der Produktivitätsentwicklung über die Zeit dar. Die Kosteneffizienz ist das Produkt aus technischer und allokativer Effizienz; sie beschreibt generell die Produktion einer bestimmten Outputmenge zu minimalen Kosten unter Berücksichtigung eines effizienten Produktionsprozesses und eines effizienten Inputmixes. Allokative und Kosteneffizienz hängen beide vom gegebenen Faktorpreisverhältnis ab (vgl. Cantner et al. 2007, S. 10).

3 Verfahren der Effizienzmessung

Im Folgenden werden Methoden zur relativen Effizienz- beziehungsweise Produktivitätsmessung vorgestellt, die sich insbesondere hinsichtlich der Interpretation der Ergebnisse unterscheiden und je nach Art der zur Verfügung stehenden Daten angewandt werden können.[5] In Abschnitt 3.1 wird zunächst die Effizienzmessung anhand von einfachen Kennzahlen und anschließend von daraus weiterentwickelten komplexeren Indizes vorgestellt. In den Abschnitten 3.2 und 3.3 folgt dann eine Erläuterung der Verfahren, bei denen Produktionsfunktionen bestimmt werden, um einen Vergleich zwischen effizienten und relativ ineffizienten Beobachtungen ziehen zu können.

In Abschnitt 3.2 werden nicht parametrische Methoden vorgestellt, für die a priori keine funktionale Form für die Produktionsfunktion angenommen und der Funktionsverlauf anhand der gegebenen Beobachtungen berechnet wird. Hierzu gehören die Data Envelopment Analysis (DEA) und die Free Disposable Hull (FDH) Methode. In Abgrenzung dazu werden bei den parametrischen Ansätzen Produktionsfunktionen anhand ökonometrischer Verfahren geschätzt, wofür zunächst der funktionale Zusammenhang spezifiziert werden muss. Zu dieser Gruppe gehören die in Abschnitt 3.3 erläuterte Corrected Ordinary Least Squares (COLS) Methode und die Stochastic Frontier Analysis (SFA). Abbildung 3 stellt eine Übersicht der vorgestellten Verfahren dar.

[5] Die Darstellung der Verfahren erfolgt hier am Beispiel von Produktionsfunktionen zur Messung der technischen Effizienz. Ebenso wäre es möglich, Kostenfunktionen zum Vergleich von technischer Effizienz, allokativer Effizienz und Kosteneffizienz zu bestimmen, wenn monetäre Daten verfügbar sind.

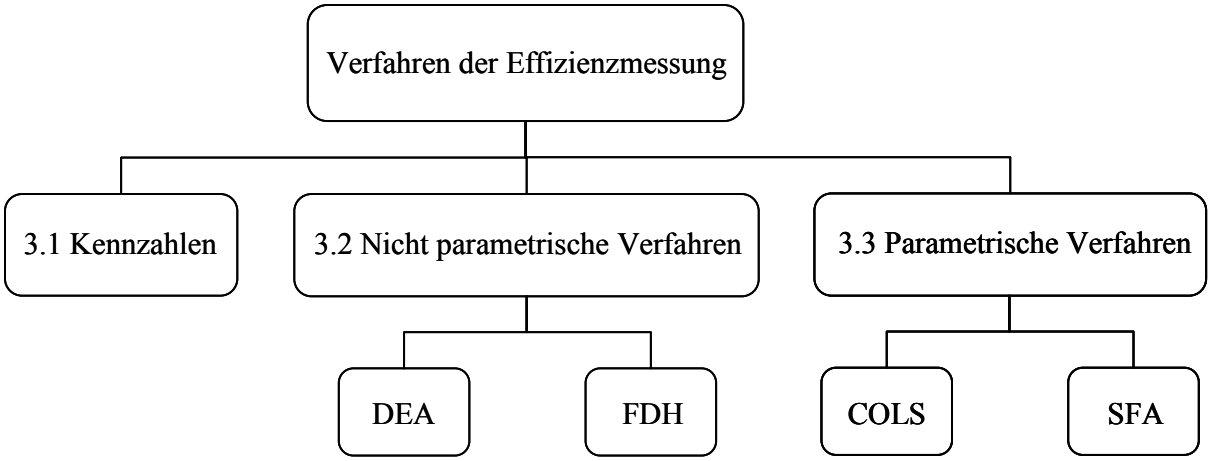

Abb. 3: Übersicht der vorgestellten Verfahren zur Effizienzmessung

3.1 Kennzahlen

Eine Methode, mit der die relative Effizienz beziehungsweise Produktivität von Firmen gemessen werden kann, ist der einfache Vergleich von betriebswirtschaftlichen Kennzahlen. Hierzu zählen zum Beispiel die Höhe der betrieblichen Personalaufwendungen, die produzierten Stückzahlen oder die Betriebskosten pro verkaufter Einheit. Diese Kennzahlen ermöglichen es, im Hinblick auf bestimmte Gesichtspunkte Rankings innerhalb des untersuchten Datensatzes zu erstellen. Hierbei können entweder nur Inputkennzahlen, nur Outputkennzahlen oder Verhältnisse von Input- und Outputkennzahlen berücksichtigt werden. Allerdings ist eine umfassende Effizienzanalyse nicht möglich, da sich je nach beobachtetem Kriterium die Rankings unterscheiden und zu inkonsistenten Ergebnissen hinsichtlich einer Gesamtbewertung führen können (vgl. zusammenfassend Hammerschmidt 2006, S. 105 f.). Werden auf Basis verschiedener Kennzahlen Rankings erstellt und anschließend miteinander verglichen, wird eine solche Untersuchung bei großen Datensätzen darüber hinaus schnell unübersichtlich (vgl. Nyhan/Martin 1999). Weiterhin ist zu beachten, dass bei der Analyse von Input-Output-Verhältnissen jeweils nur ein Input und ein Output betrachtet werden. Demzufolge können nur Aussagen hinsichtlich partieller Faktorproduktivitäten nicht aber der TFP bei Produktionsprozessen mit multiplen In- und/oder Outputs getroffen werden (vgl. Gladen 2005, S. 224).

Eine Weiterentwicklung der einfachen Kennzahlenvergleiche ist die Effizienzmessung mit preisbasierten Kennzahlen, mit der auch die TFP berechnet werden kann (z. B. Fisher- oder Törnqvist-Indizes). Bei diesen Verfahren werden die Inputs und Outputs in Marktpreisen er-

fasst, womit implizit eine Gewichtung vorgenommen wird, die den Einfluss der einzelnen Faktoren im Produktionsprozess widerspiegeln. Hierdurch ist es möglich, für die Inputs und Outputs jeweils Indizes zu bilden und anschließend die TFP zu berechnen. Neben der Effizienzmessung werden preisbasierte Kennzahlen auch genutzt, um Indizes für die Schätzung komplexerer Effizienzmessverfahren zu bilden (vgl. zusammenfassend Coelli et al. 2005, S. 85 f.).

Ein wesentlicher Nachteil der Effizienz- beziehungsweise Produktivitätsmessung anhand von preisbasierten Kennzahlen ist, dass die Veränderung der TFP nicht in einzelne Komponenten, wie zum Beispiel die technische Effizienz und den technischen Fortschritt, zerlegt werden kann (vgl. Coelli et al. 2003, S. 30). Stehen für eine Untersuchung Längsschnittdaten zur Verfügung, gehen bei diesen Verfahren daher wichtige Informationen verloren. Insbesondere aus diesem Grund wird in der Literatur zur Effizienz- und Produktivitätsmessung auf die im Folgenden dargestellten mathematisch komplexeren Verfahren verwiesen (vgl. u. a. Gladen 2005, S. 225 und Nyhan/Martin 1999).

3.2 Nicht parametrische Verfahren

Ziel der nicht parametrischen Verfahren ist es, eine Randfunktion beziehungsweise Produktionsgrenze zu bestimmen, auf der alle technisch effizienten Beobachtungen liegen. Für alle nicht auf der Funktion liegenden Beobachtungen wird anschließend der Abstand zur Funktion gemessen, der Auskunft über die relative Ineffizienz gibt. Bei diesen Verfahren handelt es sich um lineare Programmierungsmethoden, bei denen der Verlauf der Randfunktion anhand der Beobachtungen berechnet wird (vgl. Hammerschmidt 2006, S. 121 f.).

Um das passende nicht parametrische Verfahren auszuwählen, muss a priori überprüft werden, ob für die zugrundeliegende Produktionstechnologie Konvexität angenommen werden kann oder nicht. Während das Verfahren der FDH lediglich auf der Annahme der freien Verschwendbarkeit der In- und Outputs beruht, muss für die Anwendung der DEA zusätzlich die Konvexitätsannahme erfüllt sein.

Freie Verschwendbarkeit der In- und Outputs liegt vor, wenn die gleiche Outputmenge auch mit einer höheren Inputmenge als der minimal notwendigen Menge beziehungsweise wenn mit der gleichen Inputmenge auch eine geringere Outputmenge als die maximal mögliche Menge produziert werden kann. Die Konvexitätsannahme dagegen ist erfüllt, wenn jede beliebige, anteilig aus den realen Beobachtungen gebildete, Input-Output-Kombination realisierbar ist, das heißt, bei gegebener Technologie eine Produktionsmöglichkeit darstellt. Durch diese Annahme werden innerhalb der DEA neben effizienten realen Beobachtungen auch vir-

tuelle Referenzeinheiten, bestehend aus linearen Kombinationen effizienter realer Beobachtungen, als Vergleichsmaßstab zur Effizienzmessung zugelassen (vgl. zusammenfassend Hoffmann 2006, S. 26 f.).

Der Verlauf mithilfe der DEA bestimmten Randfunktion hängt davon ab, ob die Skalenerträge der Produktion als konstant oder als variabel angenommen werden können. Bei konstanten Skalenerträgen führt eine Erhöhung der Inputs um einen bestimmten Faktor zu einer Erhöhung der Outputs um den gleichen Faktor, das heißt, der Funktionsverlauf ist linear. Die Lage einer solchen Funktion mit konstanten Skalenerträgen (Constant Returns to Scale, CRS) F_{CRS} wird durch diejenige Beobachtung determiniert, deren zugehöriger Ursprungsstrahl die größte Steigung aufweist. In Abbildung 4 verläuft die Randfunktion F_{CRS} beispielsweise durch den Punkt B, für den sich unter den gegebenen Beobachtungen die höchste Produktivität ergibt. Im Fall variabler Skalenerträge (Variable Returns to Scale, VRS) hingegen führt eine Erhöhung der Inputs um einen bestimmten Faktor je nach Skalenniveau zu einer Erhöhung der Outputs um einen niedrigeren oder einen höheren Faktor. Dies ist durch die Funktion F_{VRS} dargestellt, die somit stückweise linear verläuft (s. Abbildung 4). Da die DEA ein deterministisches Verfahren ist, welches keine stochastischen Komponenten berücksichtigt, wird jede Abweichung einer Beobachtung zur berechneten Funktion vollständig als Ineffizienz interpretiert. Im Punkt C in Abbildung 4 wäre es beispielsweise möglich, bei gleicher eingesetzter Menge an Inputs das Outputniveau an dasjenige von Beobachtung D anzugleichen. Da diese auf der Randfunktion liegt, gilt sie als technisch effizient. Auch die Beobachtung E kann ihren Output bis zur Produktionsgrenze F_{VRS} steigern, allerdings gibt es keine reale Beobachtung, die denselben Inputeinsatz wie E aufweist. Als Vergleichsmaßstab dient nun ein virtueller Referenzpunkt, der auf der Strecke $\overline{DF}$ liegt.

Die Abweichung der Beobachtungen zur Randfunktion F_{VRS} gibt Aufschluss über die technische Effizienz, nicht jedoch über die Skaleneffizienz. Wenn eine Produktion mit nicht konstanten Skalenerträgen vorliegt, deren Menge an beobachteten Input-Output-Kombinationen durch die Randfunktion F_{VRS} begrenzt wird, kann die Skaleneffizienz mithilfe der Funktion F_{CRS} bestimmt werden. Für den Punkt C entspricht die technische Ineffizienz der Strecke $\overline{CD}$. Im Fall von konstanten Skalenerträgen könnte sogar eine Input-Output-Kombination entlang von FCRS realisiert werden. Der Abstand zwischen beiden Funktionen kann somit als Skalenineffizienz interpretiert werden (vgl. zusammenfassend Coelli et al. 2003, S. 16 f.).

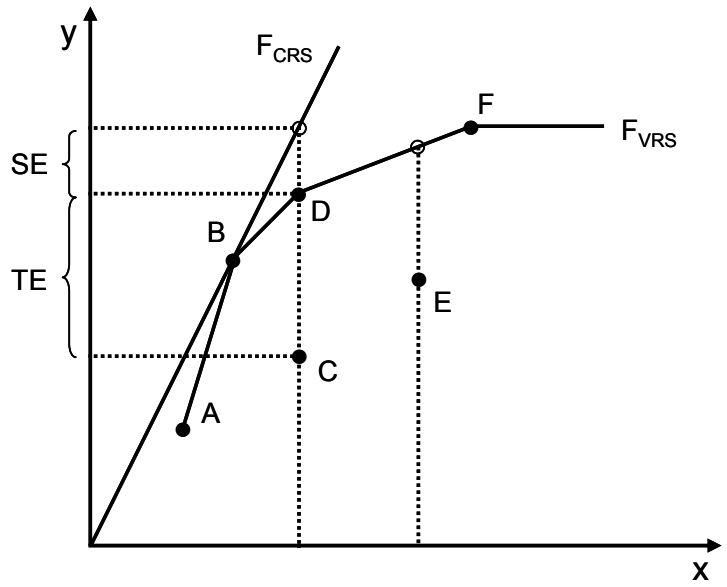

Abb. 4: DEA-Produktionsfunktionen mit VRS und CRS (Quelle: vgl. Coelli et al. 2003, S. 16).

Ein wesentlicher Nachteil der DEA ist die auf der neoklassischen Produktionstheorie beruhenden Konvexitätsannahme, welche sowohl die beliebige Teilbarkeit der In- und Outputs als auch eine bestimmte Ausprägung der Skalenerträge in Abhängigkeit der Firmengröße impliziert (vgl. Bogetoft et al. 2000 und Cantner 2007, S. 117). Dies hat zur Folge, dass die Modellierung einer Vielzahl theoretisch denkbarer Produktionstechnologien, zum Beispiel eine Technologie mit stetig steigenden Skalenerträgen, von vornherein ausgeschlossen ist. In diesem Fall kann zur Bestimmung der Effizienz die weniger restriktive FDH-Methode verwandt werden.

Bei diesem Verfahren sind als Referenzeinheiten auf der Randfunktion ausschließlich real beobachtete Input-Output-Kombinationen zulässig; es werden keine virtuellen Referenzeinheiten gebildet (vgl. DeBorger et al. 1994). Als Eckpunkte für die Berechnung der FDH-Funktion werden alle Beobachtungen berücksichtigt, die bei gegebenen Inputs den höchsten Output realisieren und gleichzeitig bei gegebenem Output am wenigsten Inputs einsetzen (vgl. Thanassoulis et al. 2008, S. 257). Daher ist, wie in Abbildung 5 dargestellt, der Verlauf einer FDH-Randfunktion stufenförmig. Im Vergleich zur DEA wird nun die Ineffizienz der Beobachtung E nicht mehr mithilfe einer virtuellen Referenzeinheit auf der Strecke $\overline{DF}$ bestimmt, sondern bei einer outputorientierten Sichtweise mithilfe der Beobachtung D. Bei gleicher eingesetzter Menge an Inputs könnte die Beobachtung E ihren Output auf das Niveau der Beobachtung D steigern. Die mögliche Outputsteigerung entspricht der Strecke $\overline{ED}'$. Hier wird ein erstes Problem der FDH-Methode deutlich: Obwohl der Punkt D' im Vergleich zum Punkt D mehr Inputs für die Produktion des gleichen Outputs benötigt, wird er bei einer out-

putorientierten Sichtweise als effizient angesehen und als Vergleichsmaßstab verwendet. Bei einer inputorientierten Sichtweise dagegen würde eine Firma, die in Punkt D' produziert, als ineffizient ausgewiesen werden. Im Gegensatz zur DEA erlaubt die FDH-Methode somit eine Verwendung von Einheiten als Vergleichsmaßstab, die selbst von anderen Einheiten dominiert werden (vgl. Hammerschmidt 2006, S. 132).

Ein weiterer Unterschied zur DEA ergibt sich in der Höhe der ausgewiesenen Ineffizienz- beziehungsweise Effizienzwerte. Hierbei gilt, dass für eine bestimmte Beobachtung der FDH-Effizienzwert immer gleich oder höher als der entsprechende DEA-Effizienzwert ist. Insbesondere bei kleinen Beobachtungsgruppen führt der Mangel an realen Referenzeinheiten dazu, dass eine Vielzahl an Beobachtungen als vollkommen effizient ausgewiesen wird. Ein aussagefähiger Vergleich der einzelnen Beobachtungen wird dadurch nahezu unmöglich.

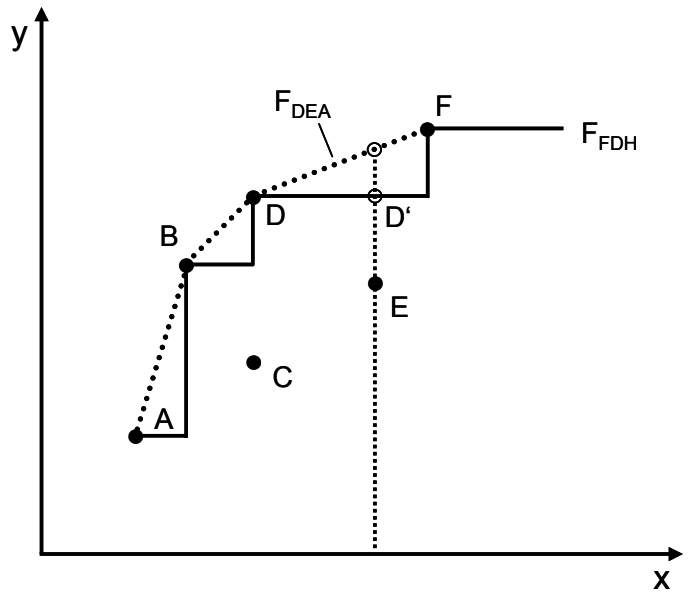

Abb. 5: FDH- und DEA-Produktionsfunktion mit VRS (Quelle: vgl. Tulkens 1993).

Gemeinsame Probleme beider Verfahren in ihrer klassischen Form liegen in der Nichtberücksichtigung möglicher Zufalls- und Umfeldeinflüsse, der Empfindlichkeit gegenüber extremen Beobachtungen sowie dem Fehlen von statistischen Schlussfolgerungsmöglichkeiten. Es existiert jedoch eine Vielzahl von Weiterentwicklungen beider Verfahren, die diese Mängel berücksichtigen. So können beispielsweise mithilfe von Bootstrapping-Verfahren, das heißt der wiederholten Zufallsziehung von Stichproben aus immer derselben Grundgesamtheit, statistischen Eigenschaften der Effizienzwerte ermittelt und somit Verzerrungen der Werte korrigiert, Konfidenzintervalle berechnet sowie Hypothesen getestet werden (vgl. Simar/Wilson 2000). Darüber hinaus stehen parametrische und semi-parametrische Methoden, wie die "or-

der-m frontier", die "order-α quantile frontier" oder die stochastische DEA und die stochastische FDH, zur Verfügung, die eine Berücksichtigung von Zufalls- und Umfeldeinflüssen sowie von extremen Beobachtungen bei der Effizienzmessung ermöglichen (vgl. u. a. Cazals et al. 2002; Aragon et al. 2005; Daouia/Simar 2007; Simar 2007 und Simar/Zelenyuk 2008).

3.3 Parametrische Verfahren

Im Gegensatz zu den nicht-parametrischen Verfahren werden bei den parametrischen Messmethoden die Produktionsfunktionen nicht anhand der Beobachtungen berechnet, sondern ökonometrisch geschätzt. Daher ist es notwendig, vorab eine funktionale Form für die Funktion zu spezifizieren, wodurch implizit Annahmen über die im Produktionsprozess eingesetzte Technologie getroffen werden (vgl. Jamasb/Pollitt 2003). Üblicherweise werden lineare Funktionen, Cobb-Douglas-, CES- oder Translog-Funktionen verwandt, um den funktionalen Zusammenhang zwischen Inputs und den daraus produzierten Outputs zu beschreiben (vgl. Hammerschmidt 2006, S. 110).

Eine weitverbreitete Methode, um Produktionsfunktionen zu schätzen, ist die Kleinste-Quadrate- oder OLS- (Ordinary Least Squares) Methode. Bei diesem Verfahren wird eine Produktionsfunktion geschätzt, indem die quadrierten Abweichungen der Beobachtungspunkte von der Funktion minimiert werden. Hierdurch ergibt sich eine für alle Beobachtungen durchschnittliche Produktionsfunktion, die Abweichungen sowohl nach oben als auch nach unten zulässt. In Abbildung 6 ist eine geschätzte Regressionsfunktion als F_{OLS} dargestellt. Im Hinblick auf die realisierten Input-Output-Kombinationen gelten alle Beobachtungen entlang oder oberhalb von F_{OLS} als effizient, für alle Punkte unterhalb der Funktion wird hingegen eine ineffiziente Produktion angenommen. Dies widerspricht jedoch der eigentlichen Interpretation der Abweichungen von der Durchschnittsfunktion (Residuen) als normalverteilte stochastische Schwankungen (vgl. Hammerschmidt 2006, S. 111). Somit ist es nicht möglich, anhand von OLS-Schätzern einerseits Best-Practice-Beobachtungen durchzuführen und andererseits systematische Ineffizienzen aufzudecken.

Eine Weiterentwicklung der OLS-Regression ist das COLS-Verfahren. Dieses lässt Abweichungen von der geschätzten Funktion nur nach unten zu und stellt somit in Abgrenzung zur durchschnittlichen Produktionsfunktion eine Randproduktionsfunktion oder Produktionsgrenze dar. Korrigiert wird dabei eine mithilfe des OLS-Verfahrens geschätzte Funktion, indem sie um den höchsten positiven Residuenwert nach oben verschoben wird (vgl. Jamasb/Pollitt 2003). Für den zu schätzenden Achsenabschnitt $\hat{\beta}_0^*$ gilt somit

$\hat{\beta}_0^* = \hat{\beta}_0 + \max\{\hat{u}_i\}$, wobei $\hat{u}_i$ die geschätzten OLS-Residuen sind (Kumbhakar/Lovell 2003, S. 70). In Abbildung 3 ist eine solche Funktion F_{COLS} dargestellt. Diese verläuft durch den Punkt A, der ausgehend von F_{OLS} die Beobachtung mit dem größten positiven Residuenwert ist und die Best-Practice-Referenz darstellt. Die Abstände der Beobachtungen zur Produktionsgrenze werden vollständig als Ineffizienzen interpretiert. Beispielsweise könnte ausgehend von Punkt B der Produktionsprozess so geändert werden, dass der Output von Beobachtung A erreicht wird. Die Strecke $\overline{AB}$ entspricht somit der Ineffizienz von B (u_b^{COLS}). Da keine stochastischen Einflüsse berücksichtigt werden, wird die Funktion als deterministisch bezeichnet (vgl. Hammerschmidt 2006, S. 114). Daraus folgt, dass bei der COLS-Methode die Ineffizienzen tendenziell überschätzt werden und sie empfindlich gegenüber Extremwerten ist (vgl. Aigner et al. 1977). Kumbhakar und Lovell (2003, vgl. S. 70 f.) kritisieren darüber hinaus, dass die geschätzte Produktionsgrenze immer eine Parallele der anhand der OLS Methode geschätzten Durchschnittsproduktionsfunktion ist, da diese nach oben verschoben wird. Dies impliziert jedoch, dass der Produktionsprozess von effizient produzierenden Firmen entlang der Produktionsgrenze der gleiche ist wie von allen ineffizient produzierenden Firmen unterhalb der Funktion.

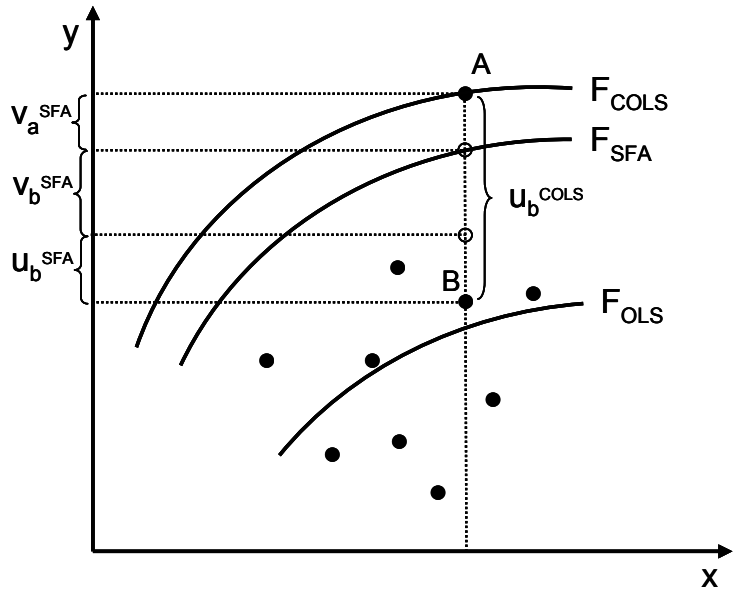

Abb. 6: Gegenüberstellung von OLS-, COLS- und SFA-Produktionsfunktionen (Quelle: i.A.a. Jamasb/Pollitt 2003).

Ein weiteres parametrisches Verfahren, das weniger sensitiv auf Extremwerte reagiert, ist die SFA. Auch dieses Verfahren schätzt eine Produktionsgrenze, die durch eine oder mehrere

Firmen, deren Input-Output-Kombination als effizient gelten, determiniert wird. Im Unterschied zur deterministischen COLS-Methode werden die Abweichungen der beobachteten Input-Output-Kombinationen zur Produktionsgrenze jedoch nicht unbedingt vollständig als Ineffizienz interpretiert, sondern berücksichtigen auch Zufallseinflüsse, weshalb die geschätzte Funktion als stochastisch bezeichnet wird. Dies können z. B. kurzfristige Preisschocks auf Rohstoffmärkten oder unvorhersehbare Wetterbedingungen sein, die sich auf das Outputniveau auswirken. Für den Störterm ε_i der Schätzgleichung $y_i = f(x_i, \beta) + \varepsilon_i$, mit $i = 1,...,n$ Beobachtungen, gilt daher $\varepsilon_i = v_i - u_i$, wobei v_i den stochastischen Einfluss und u_i die Ineffizienz widerspiegelt. Für die stochastische Abweichung wird angenommen, dass sie zweiseitig unbeschränkt und normalverteilt ist, das heißt v_i kann sowohl positive als auch negative Werte annehmen. In Abbildung 6 wird für die Beobachtung A ein positiver stochastischer Einfluss (v_a^{SFA}) geschätzt, der den für den angenommenen funktionalen Zusammenhang unerwartet hohen Output im Verhältnis zu den eingesetzten Inputs erklärt. Dieser zufällige Einfluss führt dazu, dass die geschätzte Produktionsgrenze F_{SFA} unterhalb von A liegt. Da sie dennoch unter allen Beobachtungen diejenige mit dem höchsten Outputniveau ist, wird sie als Best-Practice-Fall festgelegt und hat somit einen Ineffizienzwert u_a^{SFA} von 0. Es wird deutlich, dass der SFA-Schätzer weniger sensitiv gegenüber Extremwerten ist. Für die Beobachtung B wird ein negativer stochastischer Einfluss (v_b^{SFA}) geschätzt. Der Abstand zwischen der Beobachtung und der geschätzten Produktionsgrenze wird nun nicht mehr vollständig als Ineffizienz interpretiert, sondern berücksichtigt die Zufallsschwankung, sodass nur die Differenz u_b^{SFA} als Ineffizienz gewertet wird. Da für u_i nur negative Abweichungen von der Produktionsgrenze möglich sind, wird für diesen Parameter eine Halb-Normalverteilung angenommen (vgl. zusammenfassend Hammerschmidt 2006, S. 115-117). Wie auch bei der COLS-Methode können für die Schätzung der SFA-Produktionsgrenze verschiedene funktionale Zusammenhänge angenommen werden. Diese werden in der Regel mit der Maximum Likelihood-Methode geschätzt, bei der die Koeffizienten (β) der Schätzgleichung so bestimmt werden, dass die Wahrscheinlichkeit, die tatsächlich beobachteten Daten zu erhalten, maximiert wird (vgl. Kumbhakar/Lovell 2003, S. 102 und Backhaus et al. 2006, S. 436). Wie auch bei der COLS-Regression ermöglicht die SFA die Schätzung einer Produktionsgrenze, bei der mehrere Inputs und Outputs gleichzeitig berücksichtigt werden. Anstatt einer Produktionsfunktion wird in diesem Fall eine Distanzfunktion geschätzt (vgl. Coelli et al. 2003, S. 12).

4 Vergleich der Verfahren

Der in Abschnitt 3.1 beschriebene Ansatz zum Effizienzvergleich anhand von preisbasierten Kennzahlen hat gegenüber anderen Methoden den Vorteil, dass er relativ leicht zu berechnen ist und schon für zwei Beobachtungen Vergleiche durchgeführt werden können. Ein wesentlicher Nachteil ist jedoch, dass sowohl Preis- als auch Mengendaten für die eingesetzten Inputs und produzierten Outputs benötigt werden, um die Indizes zu berechnen (vgl. Coelli et al. 2005, S. 313).

Bei den Verfahren, bei denen zur Effizienzmessung eine Randfunktion beziehungsweise. Produktionsgrenze bestimmt wird, reicht es, Daten über die Mengen von Inputs und Outputs zur Verfügung zu haben. Innerhalb der Gruppe der nicht-parametrischen Verfahren werden im Gegensatz zur DEA bei der FDH-Methode aufgrund der Nichtkonvexität der Randfunktion nur beobachtete und keine virtuellen Punkte berücksichtigt. Hierdurch kann die sehr restriktive Annahme unendlicher Teilbarkeit von Inputs und Outputs, wie bei der DEA, fallen gelassen werden. Allerdings erlaubt diese Vorgehensweise auch die Verwendung von Einheiten als Vergleichsmaßstab, die selbst von anderen Einheiten dominiert werden (vgl. Hammerschmidt 2006, S. 132). Innerhalb der Gruppe der nicht parametrischen Verfahren weist die COLS gegenüber der SFA den Nachteil auf, dass sie deterministisch ist und somit keine stochastischen Schwankungen berücksichtigt (vgl. Coelli et al. 2003, S. 23).

Die am weitesten verbreiteten Methoden zur Effizienzmessung sind die DEA und die SFA (vgl. Hjalmarsson et al. 1996 und Coelli et al. 2003, S. 13). Daher werden die Vor- und Nachteile parametrischer und nicht parametrischer Verfahren im Folgenden anhand dieser beiden Methoden miteinander verglichen. Der große Vorteil der SFA gegenüber der DEA ist, dass sie stochastische Schwankungen berücksichtigt. Dies macht die Methode unempfindlicher gegenüber Extremwerten. Bei der DEA hingegen werden die Abstände zwischen der berechneten Randfunktion und den Beobachtungen vollständig als Ineffizienzen interpretiert, sodass diese tendenziell überschätzt werden. Somit stellt die SFA ein konservativeres Maß dar.

Ein wesentlicher Nachteil der SFA besteht jedoch in der Notwendigkeit, einen funktionalen Zusammenhang für die zu schätzende Produktionsfunktion spezifizieren zu müssen (vgl. Coelli 2005, S. 312). Diese Einschränkung kann allerdings dadurch abgemildert werden, dass ein möglichst flexibler Funktionstyp, z. B. eine Translog-Funktion, gewählt wird, um den Zusammenhang zwischen Inputs und Outputs zu beschreiben (vgl. Kriese, 2008). Darüber hinaus müssen bei der SFA Annahmen über die Verteilung der Komponenten des Fehlerterms

u_i und v_i getroffen werden, um die Funktion schätzen zu können, was die Flexibilität der Methode zusätzlich einschränkt. Gleichzeitig ermöglicht dies jedoch die formal statistische Überprüfung von Hypothesen und das Ausweisen von Konfidenzintervallen (vgl. Hjalmarsson et al. 1996). Bei der DEA hingegen, deren Randfunktion linear programmiert wird, muss kein Funktionsverlauf vorgegeben werden, sodass das Risiko eines falsch spezifizierten Modells reduziert wird.

Eine Weiterentwicklung beider Methoden, bei denen die Vorteile miteinander verbunden werden, sind die semi-parametrischen Methoden stochastische DEA beziehungsweise. stochastische FDH. Darüber hinaus gibt es parametrische Verfahren, bei denen die funktionalen Annahmen über die Komponenten des Fehlerterms u_i und v_i gelockert werden (vgl. Greene 2008, S. 136). Die Gemeinsamkeiten und wesentlichen Unterschiede beider Methoden sind in Tabelle 1 zusammengefasst dargestellt.

Aspekt	**DEA**	**SFA**
Anzahl Inputs/Outputs	Mehrere Inputs/Outputs	Mehrere Inputs/Outputs
Bestimmung der Funktion	Lineare Programmierung	Ökonometrische Schätzung
Berücksichtigung stochastischer Schwankungen	Nein (deterministisch)	Ja (stochastisch)
Funktionale Spezifizierung notwendig	Nein (nicht parametrisch)	Ja (parametrisch)
Zerlegung der Veränderung der TFP in einzelne Komponenten möglich	Ja	Ja
Benötigte Daten	Mengen der Inputs und Outputs[a]	Mengen der Inputs und Outputs[a]

[a] Zur Bestimmung von allokativer Effizienz und Kosteneffizienz werden zusätzlich Inputpreise benötigt.

Tab. 1: Vergleich der DEA mit der SFA

Insgesamt kann festgestellt werden, dass die Wahl zwischen DEA und SFA als adäquate Methode zur Effizienzmessung immer mit einem Tradeoff verbunden ist. Dabei hängt die Entscheidung unter anderem von der konkreten Fragestellung, den zur Verfügung stehenden Daten und dem gegebenen Produktionsprozess ab (vgl. Hjalmarsson et al. 1996).

5 Fazit und Ausblick

Im Rahmen dieses Aufsatzes wurde ein Überblick über die gängigsten Methoden der Effizienzmessung gegeben. Dabei wurden insbesondere die methodischen Vor- und Nachteile beleuchtet: Effizienzvergleiche anhand von Preisindizes sind relativ einfach durchzuführen, lassen jedoch keine genauere Analyse der einzelnen Produktivitätstreiber zu. Die nicht parametrischen Verfahren zeichnen sich durch ihre große Flexibilität aus, da kein funktionaler Zusammenhang für die Produktion angenommen werden muss. Allerdings erlauben diese Verfahren in ihrer klassischen Form keine statistischen Rückschlüssen und keine Berücksichtigung von Zufallseinflüssen. Im Gegensatz dazu bedarf es bei den parametrischen Verfahren a priori einer einschränkenden funktionalen Spezifizierung. Dies ermöglicht es, die Ergebnisse formal statistisch zu überprüfen und stochastische Einflüsse zu berücksichtigen.

Bei den vorgestellten Methoden wurden alle Abweichungen von der bestimmten Randfunktion einem ineffizienten Produktionsprozess und bei stochastischen Modellen teilweise Zufallseinflüssen zugeschrieben. Dies impliziert jedoch, dass alle für die Effizienzbestimmung relevanten Eigenschaften der Untersuchungseinheiten beobachtet und im Modell berücksichtigt werden können (vgl. Kriese 2008). In neueren Modellen, die für Paneldaten anwendbar sind, wird davon ausgegangen, dass Abweichungen zudem durch unbeobachtete Eigenschaften, so genannte unbeobachtete Heterogenität, der Untersuchungseinheiten zustande kommen können (vgl. Greene 2005a und 2005b). Hierbei besteht jedoch die Gefahr, dass eine über die Zeit konstant ineffiziente Produktion nicht mehr als solche erkannt wird. Die Ineffizienz dieser Modelle wird somit tendenziell unterschätzt. Im Gegensatz dazu überschätzen Modelle, die keine unbeobachtbare Heterogenität berücksichtigen, die Ineffizienz, weil hierdurch verursachte Abweichungen von der Randfunktion als Ineffizienz aufgefasst werden. Da beide Modelltypen Verzerrungen hinsichtlich der tatsächlichen Ineffizienz aufweisen, können die Ergebnisse als Unter- beziehungsweise Obergrenze genutzt werden, um ein Ineffizienzintervall zu bilden (vgl. Kriese, 2008). Solche Intervalle geben Aufschluss über das Potenzial von Unternehmen, die Effizienz im Produktionsprozess zu steigern, während der Einfluss von Messfehlern reduziert wird. Zusammenfassend kann fest gehalten werden, dass die Effizienzmessmethoden hinsichtlich der betriebswirtschaftlichen und volkswirtschaftlichen Fragestellungen valide Ergebnisse liefern können.

Literatur

Aigner, D./Lovell, C. A. K./Schmidt, P. (1977): Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models, in: Journal of Econometrics, Vol. 6, S. 21-37.

Aragon, Y./Daouia, A./Thomas-Agnan, C. (2005), Nonparametric frontier estimation: A conditional quantile-based approach, in: Econometric Theory, Vol. 21, S. 358-389.

Backhaus, K./Erichson, B./Plinke, W./Weiber, R. (2006): Multivariate Analyseverfahren, 11. Aufl., Berlin/Heidelberg.

Bogetoft, P./Tama, J. M./Tind, J. (2000): Convex Input and Output Projections of Nonconvex Production Possibility Sets, in: Management Science, Vol. 46 (6) (2000), S. 858-869.

Cantner, U./Krüger, J./Hanusch, H. (2007): Produktivitäts- und Effizienzanalyse, Berlin/Heidelberg.

Cazals, C./Florens, J.-P./Simar, L. (2002): Nonparametric frontier estimation: a robust approach, in: Journal of Econometrics, Vol. 106, S. 1-25.

Coelli, T. J./Estache, A./Perelman, S./Trujillo, L. (2003): A Primer on Efficiency Measurement for Utilities and Transport Regulators, Washington D. C.

Coelli, T. J./Prasada Rao, D. S./O'Donnell, C. J./Battese, G. E. (2005): An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis, 2. Aufl., New York.

Daouia, A./Simar, L. (2007): Nonparametric efficiency analysis: A multivariate conditional quantile approach, in: Journal of Econometrics, Vol. 140, S. 375-400.

DeBorger, B./Kerstens, K./Moesen, W./Vanneste, J. (1994): A non-parametric Free Disposal Hull (FDH) approach to technical efficiency: an illustration of radial and graph efficiency measures and some sensitivity results, in: Swiss Journal of Economics and Statistics, Vol. 130 (4), S. 647-667.

Fried, H. O./Lovell, C. A. K./Schmidt, S. S. (1993): The Measurement of Productive Efficiency, Techniques and Applications, New York.

Fried, H. O./Lovell, C. A. K./Schmidt, S. S. (2008): The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth, New York.

Fried, H. O./Lovell, C. A./Schmidt, S. S. (2008): Efficiency and Productivity, in: Fried, H. O./Lovell, C. A. K./Schmidt, S. S. (Hrsg.): The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth, New York, S. 251-420.

Gladen, W. (2005): Performance Measurement – Controlling mit Kennzahlen, 3. Aufl., Wiesbaden.

Greene, W. (2005a): Fixed and Random Effects in Stochastic Frontier Analysis, in: Journal of Productivity Analysis, Vol. 23, S. 7-32.

Greene, W. (2005b) Reconsidering Heterogeneity in Panel Data Estimators of the Stochastic Frontier Model, in: Journal of Econometrics, Vol. 126, S. 269-303.

Greene, W. (2008): The Econometric Approach to Efficiency Analysis, in: Fried, H. O./Lovell, C. A. K./Schmidt, S. S. (Hrsg.): The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth, New York, S. 92-250.

Hammerschmidt, M. (2006): Effizienzanalyse im Marketing, Wiesbaden.

Hjalmarsson, L./Kumbhakar, S. C./Heshmati, A. (1996): DEA, DFA and SFA: A Comparison, in: Journal of Productivity Analysis, Vol. 7, S. 303-327.

Hoffmann, C. (2006): Die Data Envelopment Analysis (DEA) und ihre Anwendungsmöglichkeiten zur vergleichenden Effizienzanalyse im Forstwesen. http://www.wiso.boku.ac.at/fileadmin/_/H73/H733/pub/DA_Diss/2006_Hoffmann.pdf.

Jamasb, T./Pollitt, M. (2003): International Benchmarking and Yardstick Regulation: An Application to European Electricity Utilities, in: Energy Policy, Vol. 31, S. 1609-1622.

Kriese, M. (2008): Effizienzanalyse der sächsischen Gemeinden, in: Ifo Dresden berichtet 5/2008, S. 3-12.

Kumbhakar, S. C./Lovell, C. A. K. (2003): Stochastic Frontier Analysis, Cambridge 2003.

Nyhan, R. C./Martin, L. L. (1999): Comparative Performance Measurement – A Primer on Date Envelopment Analysis, in: Public Productivity & Management Review, Vol. 22 (3), S. 348-364.

Simar, L. (2007): How to Improve the Performances of DEA/FDH Estimators in the Presence of Noise, in: Journal of Productivity Analysis, Vol. 28, S. 183-201.

Simar, L./Wilson, P. W. (2000): Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models: The State of the Art, in: Journal of Productivity Analysis, Vol. 13, S. 49-78.

Simar, L./Zelenyuk, V. (2008), Stochastic FDH/DEA estimators for Frontier Analysis, Discussion Paper 0820, Institut de Statistiqu, UCL, Louvain-la-Neuve, Belgium.

Thanassoulis, E./Portela, M. C. S./Despić (2008): Data Envelopment Analysis: The Mathematical Programming Approach to Efficiency Analysis, in: Fried, H. O./Lovell, C. A. K./Schmidt, S. S. (Hrsg.): The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth, New York, S. 251-420.

Tulkens, H. (1993): On FDH Efficiency Analysis: Some Methodological Issues and Applications to Retail Banking, Courts, and Urban Transit, in: Journal of Productivity Analysis, Vol. 4, S. 183-210.

Working Paper Series in Economics

(recent issues)

No.144: *Horst Raff and Joachim Wagner:* Intra-Industry Adjustment to Import Competition: Theory and Application to the German Clothing Industry, September 2009

No.143: *Nils Braakmann:* Are there social returns to both firm-level and regional human capital? – Evidence from German social security data. September 2009

No.142: *Nils Braakmann and Alexander Vogel:* How does economic integration influence employment and wages in border regions? The case of the EU-enlargement 2004 and Germany's eastern border, September 2009

No.141: *Stefanie Glotzbach and Stefan Baumgärtner:* The relationship between intra- and intergenerational ecological justice. Determinants of goal conflicts and synergies in sustainability policy. September 2009

No.140: *Alexander Vogel:* Exportprämien unternehmensnaher Dienstleister in Niedersachsen, September 2009

No.139: *Alexander Vogel:* Die Dynamik der Export- und Importbeteiligung niedersächsischer Industrieunternehmen im interregionalen Vergleich 2001-2006, September 2009

No.138: *Stefan Baumgärtner and Martin F. Quaas:* What is sustainability economics? September 2009

No.137: *Roland Olbrich, Martin F. Quaas and Stefan Baumgärtner:* Sustainable use of ecosystem services under multiple risks – a survey of commercial cattle farmers in semi-arid rangelands in Namibia, September 2009

No.136: *Joachim Wagner:* One-third codetermination at company supervisory boards and firm performance in German manufacturing industries: First direct evidence from a new type of enterprise data, August 2009

No.135: *Joachim Wagner:* The Reasearch Potential of New Types of Enterprise Data based on Surveys from Official Statistics in Germany, August 2009

No.134: *Anne-Kathrin Last and Heike Wetzel:* The Efficiency of German Public Theaters: A Stochastic Frontier Analysis Approach, July 2009

No.133: *Markus Groth:* Das Conservation Reserve Program: Erfahrungen und Perspektiven für die europäische Agrarumweltpolitik, Juli 2009

No.132: *Stefan Baumgärtner and Sebastian Strunz:* The economic insurance value of ecosystem resilience, July 2009

No.131: *Matthias Schröter, Oliver Jakoby, Roland Olbrich, Marcus Eichhorn and Stefan Baumgärtner:* Remote sensing of bush encroachment on commercial cattle farms in semi-arid rangelands in Namibia, July 2009

No.130: *Nils Braakmann:* Other-regarding preferences, spousal disability and happiness: Evidence for German Couples, May 2009

No.129: *Alexander Vogel and Joachim Wagner:* Exports and Profitability – First Evidence for German Services Enterprises, May 2009

No.128: *Sebastian Troch:* Drittelbeteiligung im Aufsichtsrat – Gesetzliche Regelung versus Unternehmenspraxis. Ausmaß und Bestimmungsgründe der Umgehung des Drittelbeteiligungsgesetzes in Industrieunternehmen, Mai 2009

No.127: *Alexander Vogel:* The German Business Services Statistics Panel 2003 to 2007, May 2009
[forthcoming in: Schmollers Jahrbuch 129 (2009)]

No.126: *Nils Braakmann:* The role of firm-level and regional human capital fort he social returns to education – Evidence from German social security data, April 2009

No.125: *Elke Bertke und Markus Groth:* Angebot und Nachfrage nach Umweltleistungen in einem marktanalogen Agrarumweltprogramm – Ergebnisse einer Pilotstudie, April 2009

No.124: *Nils Braakmann and Alexander Vogel:* The impact of the 2004 EU-enlargement on enterprise performance and exports of service enterprises in the German eastern border region, April 2009
[revised version forthcoming in: Review of World Economics]

No.123: *Alexander Eickelpasch and Alexander Vogel:* Determinants of Export Behaviour of German Business Services Companies, March 2009

No.122: *Maik Heinemann:* Stability under Learning of Equilibria in Financial Markets with Supply Information, March 2009

No.121: *Thomas Wein*: Auf der Speisekarte der DPAG: Rechtliche oder ökonomische Marktzutrittsschranken? März 2009

No.120: *Nils Braakmann und Joachim Wagner:* Product Diversification and Stability of Employment and Sales: First Evidence from German Manufacturing Firms, February 2009

No.119: *Markus Groth:* The transferability and performance of payment-by-results biodiversity conservation procurement auctions: empirical evidence from northernmost Germany, February 2009

No.118: *Anja Klaubert:* Being religious – A Question of Incentives? February 2009

No.117: *Sourafel Girma, Holger Görg and Joachim Wagner:* Subsidies and Exports in Germany. First Evidence from Enterprise Panel Data, January 2009

No.116: *Alexander Vogel und Joachim Wagner:* Import, Export und Produktivität in niedersächsischen Unternehmen des Verarbeitenden Gewerbes, Januar 2009

No.115: *Nils Braakmann and Joachim Wagner:* Product Differentiation and Profitability in German Manufacturing Firms, January 2009

No.114: *Franziska Boneberg:* Die Drittelmitbestimmungslücke im Dienstleistungssektor: Ausmaß und Bestimmungsgründe, Januar 2009

No.113: *Institut für Volkswirtschaftslehre:* Forschungsbericht 2008, Januar 2009

No.112: *Nils Braakmann:* The role of psychological traits and the gender gap in full-time employment and wages: Evidence from Germany. January 2009

No.111: *Alexander Vogel:* Exporter Performance in the German Business Services Sector: First Evidence from the Services Statistics Panel. January 2009
[revised version forthcoming in: The Service Industries Journal]

No.110: *Joachim Wagner:* Wer wird subventioniert? Subventionen in deutschen Industrieunternehmen 1999 – 2006. Januar 2009

No.109: *Martin F. Quaas, Stefan Baumgärtner, Sandra Derissen, and Sebastian Strunz:* Institutions and preferences determine resilience of ecological-economic systems. December 2008

No.108: *Maik Heinemann:* Messung und Darstellung von Ungleichheit. November 2008

No.107: *Claus Schnabel & Joachim Wagner:* Union Membership and Age: The inverted U-shape hypothesis under test. November 2008

No.106: *Alexander Vogel & Joachim Wagner:* Higher Productivity in Importing German Manufacturing Firms: Self-selection, Learning from Importing, or Both? November 2008 [revised version forthcoming in: Review of World Economics]

No.105: *Markus Groth:* Kosteneffizienter und effektiver Biodiversitätsschutz durch Ausschreibungen und eine ergebnisorientierte Honorierung: Das Modellprojekt „Blühendes Steinburg". November 2008

No.104: *Alexander Vogel & Joachim Wagner:* Export, Import und Produktivität wissensintensiver KMUs in Deutschland. Oktober 2008

No.103: *Christiane Clemens & Maik Heinemann:* On Entrepreneurial Risk – Taking and the Macroeconomic Effects Of Financial Constraints, October 2008

No.102: *Helmut Fryges & Joachim Wagner*: Exports and Profitability – First Evidence for German Manufacturing Firms. October 2008

No.101: *Heike Wetzel*: Productivity Growth in European Railways: Technological Progress, Efficiency Change and Scale Effects. October 2008

No.100: *Henry Sabrowsk*i: Inflation Expectation Formation of German Consumers: Rational or Adaptive? October 2008

No.99: *Joachim Wagner*: Produktdifferenzierung in deutschen Industrieunternehmen 1995 – 2004: Ausmaß und Bestimmungsgründe, Oktober 2008

No.98: *Jan Kranich:* Agglomeration, vertical specialization, and the strength of industrial linkages, September 2008

No.97: *Joachim Wagner:* Exports and firm characteristics - First evidence from Fractional Probit Panel Estimates, August 2008

No.96: *Nils Braakmann:* The smoking wage penalty in the United Kingdom: Regression and matching evidence from the British Household Panel Survey, August 2008

No.95: *Joachim Wagner:* Exportaktivitäten und Rendite in niedersächsischen Industrieunternehmen, August 2008
[publiziert in: Statistische Monatshefte Niedersachsen 62 (2008), 10,552-560]

No.94: *Joachim Wagner:* Wirken sich Exportaktivitäten positiv auf die Rendite von deutschen Industrieunternehmen aus?, August 2008
[publiziert in: Wirtschaftsdienst, 88 (2008) 10, 690-696]

No.93: *Claus Schnabel & Joachim Wagner:* The aging of the unions in West Germany, 1980-2006, August 2008
[forthcoming in: Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik]

No.92: *Alexander Vogel and Stefan Dittrich:* The German turnover tax statistics panels, August 2008
[published in: Schmollers Jahrbuch 128 (2008), 4, 661-670]

No.91: *Nils Braakmann:* Crime does pay (at least when it's violent!) – On the compensating wage differentials of high regional crime levels, July 2008
[revised version forthcoming in: Journal of Urban Economics]

No.90: *Nils Braakmann:* Fields of training, plant characteristics and the gender wage gap in entry wages among skilled workers – Evidence from German administrative data, July 2008

No.89: *Alexander Vogel:* Exports productivity in the German business services sector: First evidence from the Turnover Tax Statistics panel, July 2008

(see www.leuphana.de/vwl/papers for a complete list)

Leuphana Universität Lüneburg
Institut für Volkswirtschaftslehre
Postfach 2440
D-21314 Lüneburg
Tel.: ++49 4131 677 2321
email: brodt@leuphana.de
www.leuphana.de/vwl/papers