
**Das Konzept von Lernkurven im
Energiesektor
— Beschreibung, Modellierung und
Aggregation**

Diplomarbeit

vorgelegt von
Fabian Pieper
Matrikelnummer: 179718

Technische Universität Berlin
Fakultät III Prozesswissenschaften
Institut für Energietechnik
Prof. Dr.-Ing. George Tsatsaronis
Betreuer: Dr.-Ing. Thomas Bruckner

Potsdam Institut für Klimafolgenforschung
Dr. Ottmar Edenhofer

Berlin, im Mai 2003

Die selbständige und eigenhändige Anfertigung versichere ich an Eides Statt.

Berlin, den 2003

Fabian Pieper

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Stand der Forschung zu Lernkurven im Energiesektor	2
2.1	Technologisches Lernen	2
2.1.1	Formulierung des Lernkurvenkonzeptes	2
2.1.2	Empirische Untermauerung des Lernkurvenkonzeptes	5
2.1.3	Lernkurven als Hilfsmittel zur Abschätzung zukünftiger Entwicklungen	6
2.2	Betrachtungen des Lernsystems	10
2.2.1	Das Input-Output-Modell	10
2.2.2	Bereiche des Lernens und deren Implikationen für Lernkurven	11
2.2.3	Strukturelle technologische Veränderungen	13
2.2.4	Strukturelle Marktveränderungen	14
2.3	Staatliche Forschung & Entwicklung und Markteinführungsprogramme	15
2.3.1	Staatliche F&E und Markteinführungsprogramme beeinflussen das Lernsystem	16
2.3.2	Bewertung von Strategien zur Innovationsförderung	17
2.3.3	Die 2-Faktor-Lernkurve	19
2.4	Dynamik des Lernens	20
3	Lernkurven in der ökonomischen Modellierung mit Energiesystemmodellen	22
3.1	Energiesystemanalyse	23
3.1.1	Bottom-up-Analyse	23
3.1.2	Top-down-Analyse	26

3.2	Beschreibung des verwendeten Energiesystemmodells	27
3.3	Parameter- und Solverwahl	31
3.4	Ergebnisse der Modellierung	32
3.4.1	Rolle der einzelnen Technologien	34
3.4.2	Betrachtung der Kosten	40
3.4.3	Sensitivitätsanalysen	43
4	Aggregation von Lernkurven	53
4.1	Bildung einer aggregierten Lernkurve	54
4.2	Regression der Lernkurven	57
4.3	Validierung der Methode	58
4.3.1	Rolle der einzelnen Technologien	59
4.3.2	Betrachtung der Kosten	63
4.3.3	Sensitivitätsanalysen	65
4.4	Ergebnis	70
5	Fazit	75

Kapitel 1

Einleitung

Kapitel 2

Stand der Forschung zu Lernkurven im Energiesektor

Lernkurven haben in den letzten 10 Jahren ein wachsendes Interesse in Studien zur zukünftigen Entwicklung unseres Energiesystems mit dem Ziel einer Emissionsreduktion gefunden. In einigen neueren Modellen zur Energiesystemanalyse wird technologischer Fortschritt nicht mehr exogen, d. h. von außen vorgegeben, sondern in Form von Lernkurven in das Modell eingeführt und damit endogenisiert. In diesem Abschnitt wird das Konzept der Lernkurven vorgestellt und im Hinblick auf seine Annahmen und Folgen diskutiert.

2.1 Technologisches Lernen

Technologisches Lernen ist ein wichtiger Aspekt in der dynamischen Umwelt- und Klimamodellierung. Die Hoffnung auf einen erfolgreichen Umbau unseres Energiesystems hin zu intensiver Nutzung regenerativer Energien stützt sich auf die Annahme, dass die Technologien zur Nutzung der erneuerbaren Energien in der Zukunft Kostensenkungen erfahren werden, die schließlich zur Konkurrenzfähigkeit mit der fossilen Alternative führen. In diesem Abschnitt wird dargestellt, wie solche Kostensenkungen aus vergangenen Entwicklungen abgeschätzt werden können.

2.1.1 Formulierung des Lernkurvenkonzeptes

Das Konzept der Lernkurven beschreibt die empirische Feststellung, dass die Kosten eines industriell gefertigten Gutes bei jeder kumulierten Verdoppelung seines produzierten Volumens um einen mehr oder weniger konstanten Prozentsatz sinken. Dieser Prozentsatz wird im Allgemeinen als *Lernrate* (*LRN*) bezeichnet und liegt je nach Produkt oder Technologie im Bereich von 5 bis 20 %. Lernkurven stellen

2.1. TECHNOLOGISCHES LERNEN

also eine Relation zwischen zwei Größen her: den Kosten eines Produktes und der Erfahrung, ausgedrückt in kumulierter Herstellung dieses Produktes.

Mathematisch lassen sich die Produktkosten somit folgendermaßen als Funktion von kumulierter Produktion darstellen:

$$C = C_0 \cdot ACC^{-E}. \quad (2.1)$$

Hierbei sind C die Kosten zu einem bestimmten Zeitpunkt, ACC die kumulierte Produktion zu diesem Zeitpunkt, C_0 die Kosten bei einer Einheit kumulierter Produktion und E der (positive) Lernparameter. Bei einer doppeltlogarithmischen Auftragung der Kosten über der kumulierten Produktion ergibt sich eine Gerade mit der Steigung $-E$. Bei einer Verdoppelung der kumulierten Produktion sinken die Kosten auf 2^{-E} der ursprünglichen Kosten. Diese Zahl, die sogenannte *Fortschrittsrate* (*Progress Ratio - PR*), wird oft bei dem Vergleich verschiedener Lernkurven herangezogen. Sie berechnet sich gemäß

$$PR = 2^{-E}. \quad (2.2)$$

Noch häufiger als die Fortschrittsrate wird die oben erwähnte Lernrate verwendet, die die Kostenreduktion bei einer Verdoppelung der kumulierten Produktion oder Kapazität beschreibt:

$$LR = 1 - PR = 1 - 2^{-E}. \quad (2.3)$$

Bereits 1925 gab es erste Beobachtungen in der Patterson Airforce Base (USA) der Abnahme der Montagezeit von Flugzeugen bei der Wiederholung von Produktionsvorgängen. 1936 wurde das Modell von Wright formuliert [Wright, 1936], dessen Hauptaussage die prozentual konstante Abnahme der benötigten Flugzeugproduktionsstunden bei Verdoppelung der kumulierten Produktionsmenge war. Dies bildete bereits die Grundlage für das spätere Lernkurvenkonzept. Dieses bezeichnete einen Zusammenhang zwischen den Kosten einzelner Input-Faktoren eines Industrieprozesses (z.B. Anzahl der Arbeitsstunden, Materialkosten) und der kumulativen Gesamtmenge des produzierten Gutes.

In den 60er Jahren wurde das Phänomen der Lernkurven von der Boston Consulting Group (BCG) [Boston Consulting Group Inc., 1968] erstmals wissenschaftlich beleuchtet und die Bezeichnung *Erfahrungskurve* (*Experience curve*) geprägt. Im Gegensatz zur Lernkurve sollte sich die Erfahrungskurve nicht auf einzelne Input-Kosten wie z.B. Arbeitskosten, sondern auf Gesamtkosten eines Produktionsprozesses beziehen und damit

„alle Kostenelemente miteinbeziehen, die eine Wirkung aufeinander haben könnten“ [Boston Consulting Group Inc., 1968].

2.1. TECHNOLOGISCHES LERNEN

Das bedeutet, dass alle auftretenden Kosten bis zum Endverbraucher miteinbezogen sind. Ohne Frage gehören auch Forschung und Entwicklung, Vertriebskosten, Marketing und allgemeine Unkosten dazu. Gleichzeitig wurden auch mögliche Einflussfaktoren des Kostenrückganges benannt. Hierzu gehören

- Skaleneffekte,
- Technischer Fortschritt,
- Lernkurveneffekte im engeren Sinn (Lernen von ausführenden und leitenden Stellen in betrieblichen Funktionsbereichen),
- Rationalisierung (sparsamere Verwendung von Produktionsfaktoren, z.B. Senkung des Rohstoffverbrauchs).

Die Begriffe Lernkurve und Erfahrungskurve werden heute, im deutschen Sprachgebrauch noch mehr als im englischen, meist synonym gebraucht und bezeichnen fast ausschließlich die Abhängigkeit der Gesamtkosten von der kumulierten Produktion oder kumulierten installierten Kapazität. In Anlehnung an Spence [Spence,] wird auch in der vorliegenden Arbeit der Begriff Lernkurve verwendet und bezieht sich dabei auf Gesamtkosten.

Bei der Anwendung des Lernkurvenkonzeptes auf den Energiesektor werden zwei unterschiedliche Ansätze verwendet. Zum einen wird als Einflußvariable die kumulierte Elektrizitätsproduktion durch die betrachtete Technologie als Einflußvariable auf die Kosten betrachtet. Dies entspricht dem ursprünglichen Konzept, in dem kumulierte Güterproduktion verwendet wurde. Die spezifischen Kosten werden somit als Kosten pro erzeugte Kilowattstunde elektrischer Strom angegeben, also zum Beispiel $\$/kWh$. Weitaus verbreiteter ist aber tatsächlich die Verwendung der kumulierten installierten Kapazität als Einflußvariable auf die Kosten. Damit beziehen sich die Kosten auf die reinen Herstellungskosten der Energiewandlungsanlage und werden beispielsweise bei einer Windkraftanlage in Euro pro installierte Leistung oder bei Fotovoltaikmodulen in Euro pro m^2 angegeben.

Hinter dem Phänomen der Lernkurven stehen eine Reihe von Ursachen, die in ihrer Wirkung bis heute noch nicht vollständig erforscht sind. Wesentliches Merkmal ist jedoch die Erlangung von Erfahrung im gesamten Herstellungsprozess: Je größer diese Erfahrung, also je größer die kumulierte Produktion eines Gutes, desto geringer sind die Produktkosten, weil der Herstellungsprozess optimiert, Ressourcen eingespart, Skaleneffekte genutzt werden können, usw. Als Kernaussage der Lernkurven lässt sich Folgendes formulieren: Das Operieren im Wettbewerb lässt Einzelpersonen, Unternehmen und Industrien besser werden. Hierin wird ein wesentlicher Aspekt von Lernkurven deutlich. Die Kostensenkung steht in engem Zusammenhang mit der Aktivität am Markt, d.h. der tatsächlichen Produktion des Gutes, im Gegensatz zur reinen Forschung und Entwicklung.

2.1. TECHNOLOGISCHES LERNEN

In der einfachen Form der Lernkurve bleiben die Fortschrittsrate bzw. Lernrate konstant über die gesamte Lernkurve. Das bedeutet, dass junge Technologien schneller von Markterfahrung lernen können als alte Technologien mit derselben Lernrate, denn dieselbe absolute Zunahme an kumulierter Produktion hat einen wesentlich ausgeprägteren Effekt am Beginn des Lebenszyklus eines Produktes als zu einem späteren Zeitpunkt. Bewirkt eine Marktexpansion von 1 auf 2 MW kumulierte installierte Kapazität von Fotovoltaikmodulen beispielsweise eine Kostenreduktion um 18%, so ist bei einer installierten Kapazität von 100 MW die Installation weiterer 100 MW erforderlich, um eine erneute Kostenreduktion um 18% zu erreichen.

Entscheidendes Merkmal von Lernkurven ist, dass sie alle Effekte umfassen, die zu einer Kostenreduktion führen. Hierzu gehören neben dem technologischen Lernen im engeren Sinn (Verbesserungen der Technologie) auch das Lernen der Mitarbeiter (schnellere Ausführung wiederkehrender, aber auch nicht wiederkehrender Arbeiten), Skaleneffekte und andere Effekte (LIT Artikel Wiwidoc!!). Zur Abgrenzung reiner Skaleneffekte von Lernkurveneffekten ist es wichtig, sich die unterschiedlichen Erklärungsvariablen klarzumachen. Skaleneffekte sind Kostenreduktionen pro Input bei einer Erhöhung des Outputs. Das heißt, die Kosten sind eine Funktion des produzierten Outputs zu einem bestimmten Zeitpunkt. Gründe für das Vorhandensein von Skaleneffekten können ein großer Fixkostenanteil sein, der benötigt wird, um die Produktion erst zu ermöglichen [Berndt, 1996]. Andere Quellen von Skaleneffekten sind technische Restriktionen und Naturgesetze. Beispielsweise bewirkt der Zusammenhang zwischen Oberfläche und Volumen eines Behälters, dass die Kosten (proportional zur Oberfläche) im Allgemeinen nur unterproportional zum Volumen steigen. Bei der grafischen Darstellung werden im Allgemeinen Produktkosten über Output dargestellt. Im Gegensatz hierzu erfolgt die Erklärung von Lernkurveneffekten über kumulativen Output. Lernkurveneffekte können somit auch ohne die Erhöhung der Produktionskapazität auftreten.

2.1.2 Empirische Untermauerung des Lernkurvenkonzeptes

Zahlreiche Studien auf den unterschiedlichsten technologischen Gebieten untermauern das Konzept der Lernkurven. Eine Analyse der gefundenen Lernraten von 108 Produkten aus Herstellungsprozessen in Industrien wie Elektronik, Maschinenbau, Datenverarbeitung, Papierherstellung, Fahrzeugbau u.a. zeigte eine Verteilung der Lernraten zwischen -7 und +45 % [Wene, 2000]. Die Extrempunkte betrafen Fälle, in denen eine Kostensteigerung von 7 % bzw. extreme Kostensenkungen von 45 % bei jeder Verdoppelung des produzierten Volumens beobachtet wurden. Sowohl der Mittelwert der Lernraten als auch die wahrscheinlichste Lernrate betragen 18 %. Dies ist auch die Lernrate, die für die Photovoltaikindustrie im Zeitraum von 1976 bis 1992 bestimmt wurde. Ein Beispiel für eine Lernkurve der Photovoltaikmodule für den Zeitraum von 1968 bis 1998 ist in Abbildung 2.1 dargestellt. Derzeitige Lernraten scheinen jedoch nur noch im Bereich von 10 % zu liegen [Schaeffer, 2003], wobei die-

2.1. TECHNOLOGISCHES LERNEN

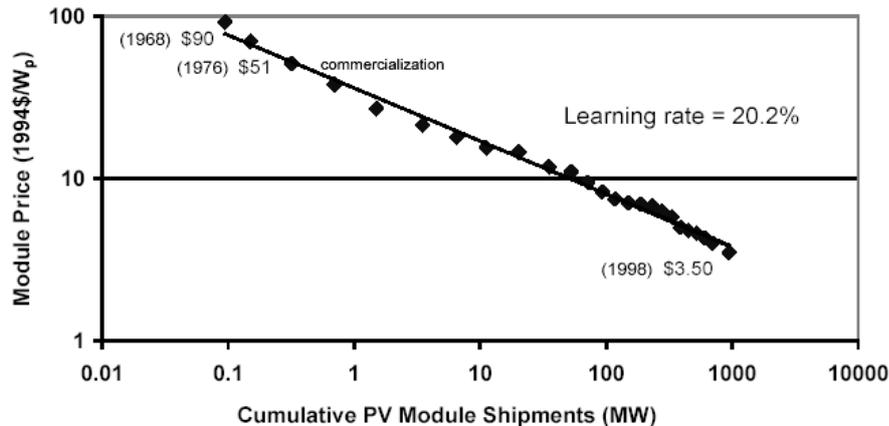


Abbildung 2.1: Lernkurve für Photovoltaikmodule (aus [Harmon, 2000]).

se Angaben auf preisbasierten Lernkurven beruhen. Für Windturbinen wurden von EXTOOL zahlreiche Lernkurven für verschiedene Länder entwickelt. Für Deutschland wurde beispielsweise eine Lernrate von 94 %, für Dänemark von 92 % ermittelt [Neij et al., 2003]. Für Solarthermie, sicherlich einer der größten Favoriten für die Konkurrenzfähigkeit mit fossilen Energieträgern, konnte bisher aufgrund der wenigen installierten Anlagen noch keine aussagekräftige Lernkurve entwickelt werden. Die Auswertung der 9 kommerziell arbeitenden solarthermischen Kraftwerke zeigte eine mit dem Lernkonzept inkonsistente Entwicklung der Kosten (siehe Abbildung 2.2). Insgesamt lässt sich feststellen, dass es Technologien gibt, die besonders hohe Lernraten aufweisen (sogenannte *fast-learner*, und Technologien, die ein deutlich geringeres Lernpotenzial haben (*slow-learner*). Zu den schnell lernenden Technologien gehören zum Beispiel die Halbleiterindustrie und die Photovoltaik, zu den langsamer lernenden Technologien die Windenergie.

2.1.3 Lernkurven als Hilfsmittel zur Abschätzung zukünftiger Entwicklungen

Existierende Daten zeigen, dass Lernkurven eine rationale und systematische Methodologie zur Beschreibung der vergangenen Entwicklung von Technologien darstellen. Sie werden daher auch zur Abschätzung der zukünftigen Entwicklung und Bedeutung von neuen, noch nicht konkurrenzfähigen Technologien, wie z. B. Windenergie oder Fotovoltaik, verwendet. Damit eine neue Technologie mit der fossilen Alternative konkurrieren kann, müssen ihre Kosten auf dessen Niveau gesenkt werden.

Durch Extrapolation der aus der vergangenen Erfahrung gewonnenen Lernkurven in die Zukunft kann der Punkt der Kostengleichheit, der sogenannte Break Even

2.1. TECHNOLOGISCHES LERNEN

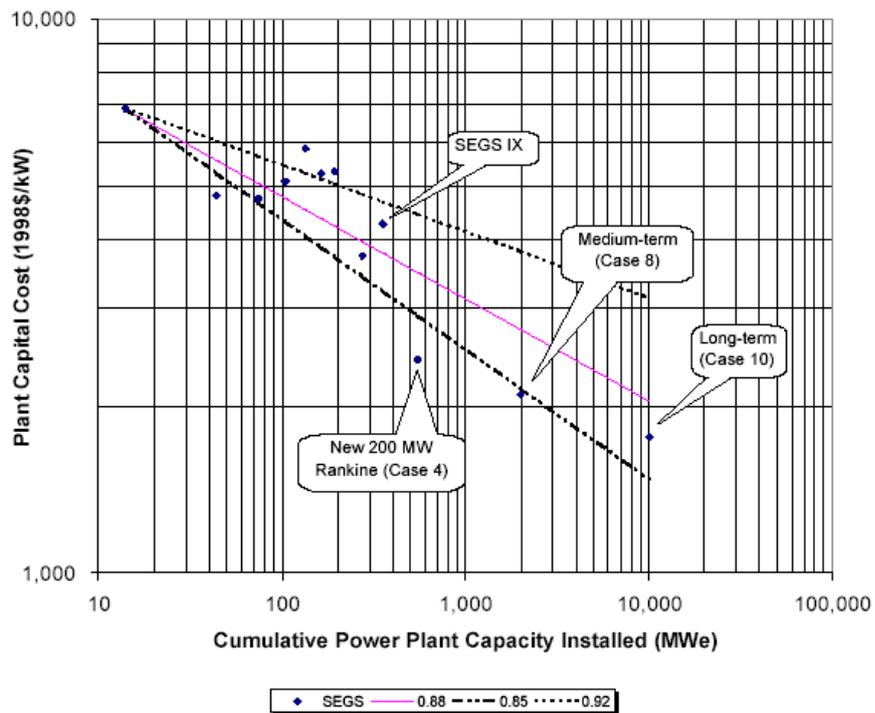


Abbildung 2.2: Kostenentwicklung für solarthermische Stromerzeugung und Prognosen für zukünftige solarthermische Kraftwerke (aus [Enermodal Engineering Limited et. al., 1999]).

2.1. TECHNOLOGISCHES LERNEN

Point, bestimmt werden. Die Fläche zwischen der fossilen Alternative und der neuen Technologie stellt dabei die Kosten dar, die zusätzlich aufgebracht werden müssen im Vergleich zu den Kosten, die entstehen würden, wenn der gleiche Service durch aktuell als kosteneffizient angesehene Technologien erbracht würde. Diese zusätzlichen Kosten werden als Lernkosten oder Lerninvestitionen bezeichnet. Unter der Annahme, dass die Lernkurven über den Break Even Point hinaus extrapoliert werden können, sind ab diesem Zeitpunkt die Energiekosten der erneuerbaren Energien geringer als die fossile Alternative. Aufgebrachte Lerninvestitionen können dann in der Zukunft durch geringere Energiekosten zumindest teilweise kompensiert werden. Eine solche, sehr weit in die Zukunft reichende sture Extrapolation der Lernkurven ist jedoch gefährlich. Vielmehr müssen das tatsächliches Entwicklungspotential jeder einzelnen Technologie berücksichtigt und Prognosen gegebenenfalls angepasst werden. Auch ist bei einer sehr weit in die Zukunft reichenden Extrapolation die Kostenentwicklung der fossilen Energiewandlung gegebenenfalls zu berücksichtigen.

Je nach Steigung der Lernkurve rückt der Break Even Point hin zu geringerer oder größerer kumulierter Produktion und verändert damit in möglicherweise beträchtlichem Umfang die Lernkosten [Schaeffer, 2003].

Aus dieser Betrachtung folgt, dass es optimal sein kann, in der nahen Zukunft in eine noch nicht konkurrenzfähige Technologie mit einem vielversprechenden Lernpotenzial (hohe Lernrate) zu investieren, um später die Früchte dieser Investitionen in Form von niedrigeren Energiepreisen zu ernten. Das Problem bei der Wahl einer solchen Strategie ist, dass ohne korrigierendes Eingreifen möglicherweise diejenigen, die heute investieren, nicht diejenigen sind, die in der Zukunft profitieren werden. An dieser Stelle ist die Politik gefragt, dieses Ungleichgewicht zu beheben, beispielsweise durch Subventionen [Schrattenholzer, 2003].

Der Lerneffekt bewirkt eine unwiderruffliche Verbindung zukünftiger Möglichkeiten mit heutigem Handeln. Damit eine Technologie zu einem bestimmten Zeitpunkt marktreif ist, müssen Jahre bis Jahrzehnte vorher Lerninvestitionen getätigt werden, um auf der Lernkurve herunterzulaufen. Dabei wird durch eine erfolgreiche Markteinführung ein Kosten-Wachstumskreislauf in Gang gesetzt: Durch einen wachsenden Markt kann das Produkt die Lernkurve herunterlaufen, Kosten sinken und machen das Produkt attraktiver (Parallelität von Kosten und Preisen vorausgesetzt), was wiederum zu Marktwachstum führt, etc. Umgekehrt wird eine Technologie, dessen Markteinführung nicht gelingt, weil sie zu teuer ist, auch keine Lerneffekte haben und daher vom Markt auch in Zukunft ausgeschlossen bleiben. Es ist daher von entscheidender Bedeutung, neuen Technologien die Chance zu geben, am Lernprozess teilzunehmen und die Lernkurve herunterzulaufen. Besonders in der frühen Phase der Entwicklung einer Technologie spielen dabei staatliche Anreize und Förderungen eine entscheidende Rolle.

Neben staatlicher Förderung spielt auch die Entwicklung von Nischemärkten eine entscheidende Rolle bei der Entwicklung noch nicht konkurrenzfähiger Technologien.

2.1. TECHNOLOGISCHES LERNEN

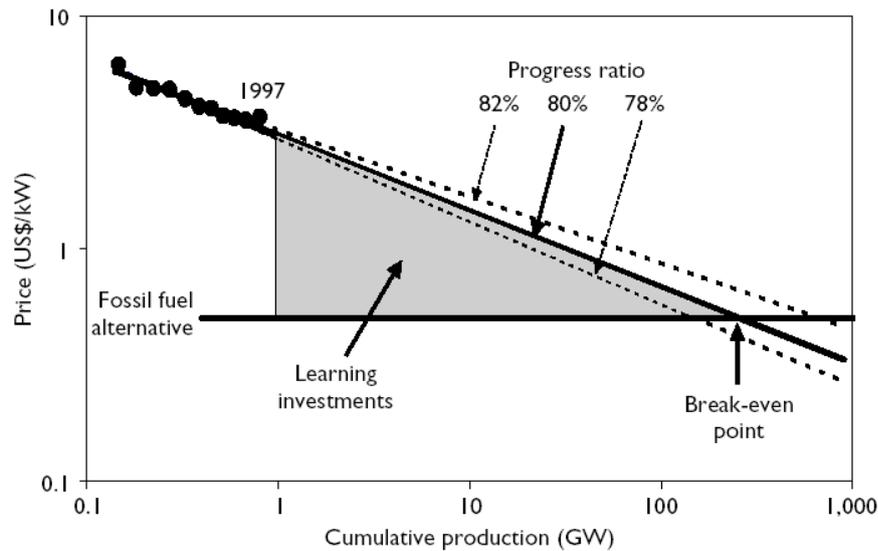


Abbildung 2.3: Lerninvestitionen und *Break-even point* für Photovoltaikmodule mit einer Lernrate von 20 %. Außerdem ist der *Break-even point* für Lernraten von 18 und 22 % dargestellt (aus [Wene, 2000])

In Nischemärkten werden höhere Preise bezahlt. So gelten in Nischemärkten bereits 3US\$/Wp für Fotovoltaikanlagen als konkurrenzfähig [Wene, 2000]. Aber erst bei einem Systempreis von ca. 1,1 US\$/Wp beginnen Photovoltaikanlagen mit fossilen Technologien zu konkurrieren. Nischemärkte können somit als Trittleiter wirken und einer Technologie ein berechtigtes Dasein bei Kosten über dem allgemeinen Niveau gewähren. Dies bedeutet auch, dass die Konsumenten in Nischemärkten durch ihre Bereitschaft, höhere Preise zu bezahlen, einen Teil der - oder sogar die gesamten - Lernkosten übernehmen und somit den staatlichen Anteil an den Lernkosten reduzieren [Schrattenholzer, 2003].

Eine entscheidende Frage bei der Voraussage der Kosten erneuerbarer Energien bis weit in die Zukunft ist die nach der Möglichkeit der langfristigen Extrapolation der Lernkurven. Die Betrachtung der fossilen Technologien macht deutlich, dass auch bei Annahme eines Lerneffektes aufgrund der enormen bereits installierten Kapazität bzw. Produktion nur noch geringe Kostensenkungen auftreten. Dies läßt den Schluss zu, dass die Lernrate über den gesamten Lebenszyklus eines Produktes (oder einer Technologie) konstant sein könnte. Die Voraussage der Kosten erneuerbarer Energien auf der Basis von Lernkurven kann aber unter der Annahme sehr schneller Wachstumsraten zu Kosten führen, die weit unterhalb derer fossiler Energiewandlungsanlagen liegen. Geht man davon aus, dass dies nicht der Realität entspricht, so bedeutet dies (vorausgesetzt, die zugrundeliegenden Lernkurven der Vergangenheit sind korrekt), dass sich die Lernrate mit der Zeit ändert. Grundsätzlich ist eine sol-

2.2. BETRACHTUNGEN DES LERNSYSTEMS

che Änderung der Lernrate natürlich nicht ausgeschlossen, wie beispielsweise neuere Untersuchungen zur Photovoltaik zeigen (siehe [Schaeffer, 2003]). So wird auch die Meinung vertreten, dass Lernkurven kein geeignetes Mittel zur Abschätzung sehr langfristiger Kostenentwicklungen darstellen.

Bei der Modellierung der Kostenentwicklung erneuerbarer Energien werden daher häufig sogenannte *floorcosts* definiert, die eine untere Kostengrenze darstellen, die auch in Zukunft nicht unterschritten werden kann. Zu diesen staatlichen Kosten addieren sich die sogenannten Lernkosten, die mit dem Ansatz der Lernkurven beschrieben werden. Diese Änderung des klassischen Lernkurvenansatzes führt zu einer stetig abnehmenden Lernrate, die sich in der grafischen Darstellung der Lernkurve in einer nicht mehr linearen, sondern gekrümmten Lernkurve zeigt. Leider fehlen bisher noch empirische Untersuchungen zu der langfristigen Kostenentwicklung über den gesamten Lebenszyklus einer Technologie.

2.2 Betrachtungen des Lernsystems

In den vergangenen Jahren zielte das Interesse für Lernkurven für Energietechnologien auf die Entwicklung eines einfachen Modells zur Abwägung zwischen öffentlichen F&E-Programmen und staatlichen Markteinführungsprogrammen für noch nicht vollständig konkurrenzfähige Energietechnologien. Um den Lernprozess und damit Lernkurven genauer verstehen zu können, benötigen wir ein Modell des Phänomens Lernen. Lernkurven stellen einen Zusammenhang zwischen dem Input und Output eines lernenden Systems her. In den folgenden Abschnitten werden Betrachtungen des Lernsystems vorgestellt.

2.2.1 Das Input-Output-Modell

Wene stellt ein einfaches Modell der kybernetischen Theorie zu einem lernenden System vor, das in Abb. X dargestellt ist [Ashby, 1964] [Wene, 2000]. Das lernende System könnte ein Unternehmen zur Herstellung von PV-Modulen oder Windturbinen sein. In einem konkurrierenden Markt bewertet das Lernsystem die Auswirkungen des Outputs auf seine Umgebung und passt seinen inneren Prozessablauf in der Weise an, dass die Performance verbessert wird. Diese internen Verbesserungen basieren auf vergangener Erfahrung des Umwandeln von Input in Output. Die Lernkurve bezeichnet nun die Performance als Verhältnis von Output zu Input, das mit der Zeit (genauer gesagt mit zunehmendem Output) verbessert wird. Input wird normalerweise in monetären Einheiten gemessen (Kosten bestehend aus Material-, Personal-, Vertriebs-, Marketing- und Allgemeinkosten), Output meist in physikalischen Einheiten (z.B. installierte Leistung in kW oder produzierte Elektrizität in kWh). Damit ergeben sich als Qualitätsmaß Kosten pro physikalische Einheit, also z.B. $US\$/kW$,

2.2. BETRACHTUNGEN DES LERNSYSTEMS

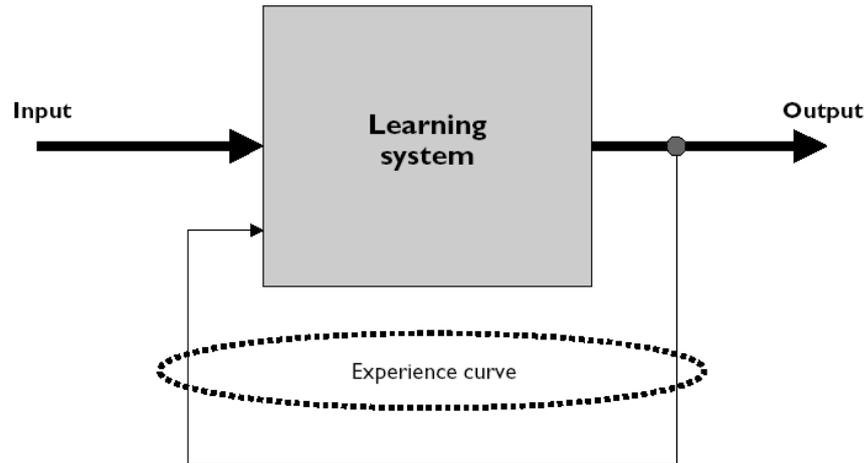


Abbildung 2.4: Input-Output-Modell (aus [Wene, 2000])

$Euro/kWh$ oder Yen/m^2 . Das Modell macht deutlich, dass Lernen das Ergebnis von Aktivitäten ist, die ein Output produzieren, das von Marktteilnehmern bewertet wird. Das bedeutet, dass Technologien, die nicht am Markt teilnehmen, nicht die Lerneffekte erfahren werden, die zum Herunterlaufen der Lernkurve führen. Durch Forschung und Entwicklung allein können neue Technologien nicht wettbewerbsfähig werden [Wene, 2000]. Das heißt aber nicht, dass die Bedeutung von Forschung und Entwicklung vernachlässigt werden sollte, im Gegenteil: Forschung und Entwicklung hat eine entscheidende Bedeutung, wenn es darum geht, eine Technologie so weit zu bringen, dass sie überhaupt genutzt werden kann. Auch danach spielt sie als ergänzende Maßnahme zur Entfaltung der Technologie am Markt eine entscheidende Rolle. Das hier vorgestellte kybernetik-orientierte Input-Output Modell gibt jedoch keinen Aufschluß über die Vorgänge innerhalb des Lernsystems.

„In der Tat betrachtet es dieses System als blackbox“ [Wene, 2000].

2.2.2 Bereiche des Lernens und deren Implikationen für Lernkurven

Um ein noch tieferes Verständnis zu industriellem Lernen zu erwerben, sind einige Auseinandersetzungen mit theoretischen Betrachtungen zu *Technologie* und *Wissen* und ihren Ableitungen *Innovation* (Änderung der Technologie) und *Lernen* (Änderung des Wissens) erforderlich. Wenn wir von technologischem Lernen sprechen und damit von dem, was Lernkurven beschreiben, meinen wir sowohl Änderungen der

2.2. BETRACHTUNGEN DES LERNSYSTEMS

Technologie als auch des Wissens. Wie ist nun also der Zusammenhang zwischen Technologie und Wissen?

Der Term Technologie hat seinen Ursprung im Griechischen (*tekhné*: Kunstgriff und *logos*: Wort, Sinn) und bezeichnet die Aktivität der Umwandlung von Rohstoffen in Produkte. Im weiteren Sinne beinhaltet Technologie sowohl Wissen, Techniken, Organisation als auch Objekte (Hilfsmittel, Produkte). Im engeren Sinne kann man dem Begriff Technologie zwei Komponenten zuordnen: Artefakte (Objekte) und Wissen [Dannemand Andersen, 2003a].

Je nach Sichtweise ist bei der Analyse von Technologie nun das Augenmerk vermehrt auf den einen oder anderen Aspekt gerichtet worden. Da die ursprüngliche Bedeutung von Technologie dem Teil Wissen näher kommt, sind Einteilungen der Technologie meist als Einteilungen des in der Technologie enthaltenen Wissens vorgenommen worden [Dannemand Andersen, 2003a] [Rosenberg, 1982]. In der vorliegenden Arbeit wird diese Ansicht übernommen.

Wenn wir nun Technologie mit Hilfe von Wissen beschreiben wollen, so lässt sich dieses Wissen in drei grundsätzliche Bereiche unterteilen: *Konzeptwissen*, *Prozesswissen* und *Gebrauchswissen* [Dannemand Andersen, 2003a] [Rosenberg, 1982]. Dabei beschreibt Konzeptwissen das Wissen darüber, wie ein Produkt designed und gefertigt wird (Pläne) und Prozesswissen das Wissen, wie ein Produkt produziert wird (Umsetzung der Pläne). Gebrauchswissen schließlich beinhaltet Wissen, das beim Gebrauch eines Produktes bzw. beim Betrieb einer Anlage erworben wird bzw. dieses betrifft.

Wie weit muss man nun bei der Bewertung von Wissen in der Produktionskette zurückgehen? In der heutigen Wirtschaft bedienen sich Unternehmen häufig Wissens, das sie selbst gar nicht besitzen, indem sie Produkte kaufen, in denen eine Menge Know-How enthalten ist. Um dieses Problem zu behandeln, hat Rosenberg (1982) die Begriffe *eingebettetes* und *nichteingebettetes Wissen* geprägt. Eingebettetes Wissen bezieht sich dabei auf in frühen Phasen der Innovation erlangtes Wissen, das im Produkt selbst enthalten ist. Nicht eingebettetes Wissen bezieht sich auf die Art und Weise, wie ein Produkt gefertigt oder benutzt bzw. betrieben wird. Letztendlich ist in dieser Einteilung wieder der Aspekt der Artefakte (Objekte) von Technologie aufgegriffen worden.

Welche Konsequenzen ergeben sich nun aus diesen theoretischen Betrachtungen für das Lernsystem und Lernkurven? Auf der Basis der drei beschriebenen Arten von Wissen kann ein Modell zur Beschreibung der Quellen des Lernens bzw. der Erfahrung (Erlangung von Wissen) abgeleitet werden.

Erstens kann Wissen während des Entwicklungs- und Designprozesses eines Produktes erworben werden, wenn bereits vorhandenes Wissen nicht ausreichend ist. Dies könnte beispielsweise die Verbesserung der Nutzung von Informationstechnologie oder auch gezielte F&E in Bezug auf die Entwicklung des

2.2. BETRACHTUNGEN DES LERNSYSTEMS

Produktes sein.

Zweitens kann Wissen im Prozess der Produktion erworben werden (der Teil des Lernens, der von Wright [Wright, 1936] beschrieben wurde), beispielsweise durch Verbesserungen in Logistik, Vertrieb, „Outsourcing“ oder Erhöhung der Produktionsgeschwindigkeit. Wird hierbei das Produkt nicht verändert, so handelt es sich um nicht eingebettetes Wissen. Erfahrungen in der Produktion können aber auch zu Vorschlägen zu Veränderungen im Design des Produktes führen und damit zu Veränderungen des Konzeptwissens. Es handelt sich dann um (in das Produkt) eingebettetes Wissen.

Drittens kann Lernen im Bereich des Gebrauchs bzw. Betriebs einer Anlage stattfinden, das beispielsweise zu effizienterer Nutzung der Anlage führt. Es handelt sich dann um nicht eingebettetes Wissen. Im Falle einer Rückkoppelung zum Entwicklungsbereich kann das Wissen aber auch das Design der Anlage verändern und damit als eingebettetes Wissen das Konzeptwissen vergrößern.

Für das Konzept der Lernkurven ergeben sich nun folgende Konsequenzen:

- Im Gegensatz zum ursprünglichen Modell, das nur Lernen im Bereich der Produktion eines sich nicht verändernden Gutes betrachtete, beschreibt das heutige Konzept der Lernkurven technologisches Lernen auf einem höheren systematischen Level, wie z. B. der gesamten Wind- oder Fotovoltaikindustrie. Lernen bedeutet Vermehrung von Wissen in den drei oben beschriebenen Bereichen, die alle in die Beschreibung der Lernkurven Eingang finden sollten. Das Lernsystem ist also wesentlich komplexer.
- Wenn Lernkurven alle drei Bereiche des Wissens (Konzept-, Produktions- und Gebrauchswissen) miteinschließen sollen, so ist bei der Wahl der Darstellung der Kosten dieses zu beachten. Werden Kosten als Kosten pro installierte Leistung angegeben, so werden Lerneffekte im Bereich des Betriebes der Anlage nicht berücksichtigt. Neben Einsparungen bei Wartung und Instandhaltung gehören hierzu z. B. auch die Erhöhung der Effizienz einer Energiewandlungsanlage, die aus der gleichen installierten Leistung mehr Elektrizität erzeugen kann. Folglich wird vorgeschlagen, dass die beste Darstellung der Lernkurven als Kosten mittlere Stromgestehungskosten verwendet [Dannemand Andersen, 2003a]. Der Autor ist sich jedoch durchaus bewusst, dass die Berechnung von Stromgestehungskosten wesentlich komplizierter und von mehr Parametern abhängig ist als die Berechnung von Produktionskosten. Untersuchungen haben aber gezeigt, dass sich große Unterschiede in der Fortschrittsrate je nach Berechnung der Kosten ergeben. Daher ist dieser Aspekt nicht zu vernachlässigen, wenn auf der Basis von Lernkurven politische Beratung gemacht werden soll [Dannemand Andersen, 2003a], siehe hierzu auch Abschnitt 2.5.

2.2. BETRACHTUNGEN DES LERNSYSTEMS

2.2.3 Strukturelle technologische Veränderungen

Eine wichtige Frage ist, wie sich ein Forschungsdurchbruch oder strukturelle technologische Veränderungen in Produktionsprozessen auf Lernkurven auswirken. Ein Beispiel hierfür könnte die Entwicklung neuer, hohtemperaturrestenter Materialien für Gasturbinen sein. Wichtig ist, dass es sich hierbei um eine radikale Veränderung der Technologie handelt, im Gegensatz zu gleitenden Veränderungen. Nach Wene [Wene, 2000] zeigen sich strukturelle Veränderungen als Diskontinuität in der Lernkurve in der Form eines doppelten Knies, wie in Abb. X gezeigt. Durch die radikale Veränderung ist eine Änderung des Eingangspunktes der Lernkurve und möglicherweise auch der Lernrate möglich. Es wird angenommen, dass die beiden Varianten A und B (siehe Abb.) ähnlich sind und damit Variante B von der in Variante A erlangten Erfahrung profitieren kann.

Die vorherrschende Betrachtung eines gesamten Industriezweiges statt einzelner Unternehmen oder gar einzelner Produkte hat zur Folge, dass viele kleinere technologische Durchbrüche in der gesamten Lernkurve in genau der oben beschriebenen Art enthalten sind, ohne dass dies dem Betrachter auf den ersten Blick auffallen würde. Hierzu wurden interessante Erkenntnisse zu Innovationen bei Windenergie am Riso National Laboratory gewonnen. Es zeigte sich, dass Innovation stufenweise beim Übergang von einer Plattform auf eine nächste stattfindet [Dannemand Andersen, 2003b]. Die Lernrate ist wesentlich geringer innerhalb der Produktion auf einer Plattform als in der Gesamtentwicklung über mehrere Generationen von Plattformen hinweg (Abb. X). Dabei konnte offensichtlich jeweils die nächste Plattform von der Erfahrung der vorhergehenden profitieren.

2.2.4 Strukturelle Marktveränderungen

Häufig sind detaillierte Daten über Kosten nicht verfügbar und der Analyst muss sich mit Preisdaten begnügen. Die Beziehung zwischen kostenbasierten und preisbasierten Lernkurven wurde von der Boston Consulting Group [Boston Consulting Group Inc., 1968] analysiert. In Abb. X ist ein kompletter Preis-Kosten-Zyklus der Markteinführung eines neuen Produktes dargestellt. Er besteht aus vier Phasen. In der Entwicklungsphase bietet der Erstanbieter sein Produkt unterhalb seiner Kosten an, um das Produkt an den Markt zu bringen. Als Erstanbieter hat er normalerweise eine gewisse Marktmacht, wenn seine Kosten unter die Preise fallen. Er hat dann die Möglichkeit, die Preise weiterhin stabil zu halten, da zusätzlich in den Markt tretende Mitanbieter im Allgemeinen zunächst höhere Kosten haben. In dieser Zeit können die in der Entwicklungsphase gemachten Verluste kompensiert werden. Nach und nach lernen auch die Mitanbieter und reduzieren ihre Kosten. Dies führt zu einer instabilen Situation, in der die Differenz zwischen Preisen und Kosten zunimmt. Es beginnt eine Phase, in der nun die Preise schneller fallen als die Kosten. Nach Boston Consulting Group liegen die Fortschrittsraten in diesem Bereich bei ca. 60

2.3. STAATLICHE FORSCHUNG & ENTWICKLUNG UND MARKEINFÜHRUNGSPROGRAMME

%, wobei mit großen Schwankungen um diesen Wert zu rechnen ist. In der letzten Phase des Preis-Kosten-Zyklus stabilisiert sich die Situation und die Preise etablieren sich um ein festes Preis/Kosten-Verhältnis.

Damit ist in einem stabilen Markt die Lernrate der preisbasierten Lernkurve identisch mit der Lernrate einer kostenbasierten Lernkurve. Es ist aber wichtig, die beiden Phänomene technologischer Wandel, der mit der Kostenlernkurve erkannt werden kann, und strukturelle Marktveränderungen, die sich in der Preislernkurve niederschlagen, zu trennen. Letzteres bezieht sich dabei auf Phänomene, die außerhalb des Lernsystems liegen. Selbstverständlich können auch beide Phänomene gleichzeitig auftreten, was die Analyse weiter erschwert. Die Schwierigkeit, Kosten zu bestimmen, mag den Analyst dazu verführen, die Preislernkurve als Hinweis für technologischen Wandel zu verwenden. Dies sollte jedoch in jedem Fall vermieden werden, da aufgrund der Knicke der Preislernkurve keine Schlussfolgerungen auf die Kostenlernkurve gezogen werden können.

2.3 Staatliche Forschung & Entwicklung und Markteinführungsprogramme

Bei der Innovationsförderung von neuen Technologien wird der Rolle des Staates eine große Bedeutung zugewiesen. Staatliche Intervention ist möglicherweise kostspielig, daher stellen sich folgende Fragen im Hinblick auf staatliches Eingreifen in den Markt:

- Was rechtfertigt die Intervention des Staates bei der Innovation von Technologien?
- Werden heutige Kosten durch zukünftigen Nutzen kompensiert?
- Mit welchen Maßnahmen sollte die Intervention geschehen - öffentliche Forschung & Entwicklung oder Markteinführungsprogramme (Subventionen)?
- Welche Technologien sollten gefördert werden und in welchem Zeithorizont und in welcher Höhe?

Die Möglichkeiten und Grenzen von Lernkurven bei der Beantwortung dieser Fragen sollen im Folgenden diskutiert werden.

Zunächst ist die Frage zu beantworten, wie staatliche Forschung und Entwicklung sowie Subventionen zur Markteinführung bei der Berechnung der Kosten (Ordinate der Lernkurve) behandelt werden müssen. Im ursprünglich von der Boston Consulting Group (BCG) für die private Wirtschaft etablierten Konzept der Lernkurven [Boston Consulting Group Inc., 1968] wurde die Input Seite des Lernsys-

2.3. STAATLICHE FORSCHUNG & ENTWICKLUNG UND MARKEINFÜHRUNGSPROGRAMME

tems so aufgeweitet, dass Gesamtkosten betrachtet werden und sich damit als Bewertungsmaß Gesamtkosten pro Outputseinheit ergeben. Das Problem öffentlicher Gelder stellte sich in diesem Zusammenhang nicht. Konsequenterweise müssen auch öffentliche Subventionen bei der Kostenberechnung miteinbezogen und damit weiterhin tatsächliche Gesamtkosten betrachtet werden. Nur so bleibt auch gewährleistet, dass die letztendlich von der Gesellschaft zu tragenden Lernkosten richtig dargestellt werden können.

Die Intervention des Staates lässt sich mit übergeordneten Interessen der Gesellschaft rechtfertigen. Private Marktteilnehmer sind nur bereit, ein begrenztes Risiko in Kauf zu nehmen. Die Investition in eine Technologie, dessen Kommerzialisierung erstens ungewiss und zweitens in weiter Ferne liegt, ist für einen privaten Marktteilnehmer zu risikoreich und wird daher abgelehnt. Aus den vorhergehenden Betrachtungen wissen wir aber, dass eine solche Nichtinvestition zu einem kompletten Ausschluss der Technologie führen kann. Wenn die Gesellschaft jedoch aus übergeordneten Motiven (Umweltschutz, Verbesserung der Lebensqualität, Sicherung der Energieversorgung) die Entwicklung diese Ziele möglicherweise erreichender Technologien befürwortet, so muss der Staat in der mit hohem Risiko verbundenen ersten Entwicklungsphase fördernd eingreifen. Erst wenn die Entwicklung weiter vorangeschritten ist, können die noch verbleibenden Lerninvestitionen von den Marktteilnehmern übernommen werden.

2.3.1 Staatliche F&E und Markteinführungsprogramme beeinflussen das Lernsystem

Um die Wirkung der staatlichen Intervention in Form von F&E sowie Markteinführungsprogrammen zu verstehen, ist es notwendig, die Blackbox des Input-Output-Modells (siehe Abschnitt 2.2.1) zu öffnen. Watanabe hat hierzu das Modell erweitert und ein Modell entwickelt, in dem die Wechselwirkungen zwischen öffentlicher F&E, industrieller F&E, Produktion und durch F&E erworbenem technologischen Know-How deutlich werden [Watanabe, 1999]. Dieses Modell ist grafisch in Abb. X dargestellt (aus Wene, 2000, S. 29). Die Abbildung gründet sich auf eine quantitative Analyse Watanabes der Faktoren, die zu Kostenreduktionen in der Produktion von Solarzellen in Japan zwischen 1976 und 1990 geführt haben. Der Fokus liegt dabei in der Frage, wie staatliche F&E und Markteinführungsprogramme den Lerneffekt stimulieren.

Grundlage der Abbildung ist das einfache Lernmodell (Input-Output-Modell). Eine Vergrößerung des Outputs führt zur Erhöhung der Produktion, was die industrielle F&E stimuliert (Begründung?). Dadurch steigt der technologische Wissensstand, dies treibt die Produktion weiter an und reduziert Kosten. Der Kreislauf verstärkt sich selber; er wird als „*virtuous cycle*“ bezeichnet [Wene, 2000]. Die wichtige Erkenntnis ist, dass es eine doppelte Ankurbelung der Produktion gibt, die

2.3. STAATLICHE FORSCHUNG & ENTWICKLUNG UND MARKEINFÜHRUNGSPROGRAMME

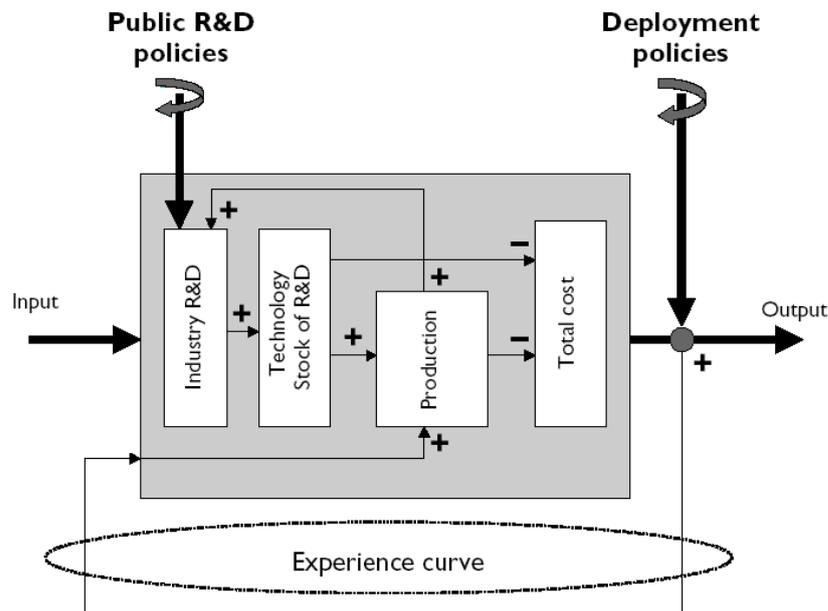


Abbildung 2.5: Einflußfaktoren staatlicher Politikmaßnahmen auf das Lernsystem (aus [Wene, 2000])

einerseits von der Vergrößerung des Outputs und andererseits von Verbesserungen des technologischen Wissensstandes durch F&E kommt. Dies unterstützt die These der großen Bedeutung der staatlichen F&E zur Stimulierung privater F&E und der Markteinführungsprogramme für den Lernprozess einer neuen Technologie.

Es wird deutlich, dass öffentliche F&E den Lernprozess innerhalb der Industrie initiieren kann, nicht aber direkten Einfluss auf Gesamtkosten nehmen kann. Damit es tatsächlich zu Kostenreduktionen kommen kann, muss die öffentliche F&E Eingang in den internen (privaten) F&E-Prozess erhalten. Das Besondere dieses Kreislaufes ist, dass es ohne die Marktkomponente (Produktion von Output) keine Selbstverstärkung des Lernprozesses gibt. Wiederum wird die herausragende Bedeutung der Marktteilnahme deutlich.

Die Analyse Watanabes schlägt daher eine zweistufige Technologiepolitik vor. Zunächst ist öffentliche F&E erforderlich, um die Erforschung ungewisser technologischer Optionen zu initiieren, die ein hohes Investitionsrisiko bedeuten, gefolgt von F&E, die die industrielle F&E in Gang setzen soll. In einer zweiten Phase sind Markteinführungshilfen erforderlich, die die Markteinführung von noch nicht vollständig konkurrenzfähigen Technologien sichern.

2.3. STAATLICHE FORSCHUNG & ENTWICKLUNG UND MARKEINFÜHRUNGSPROGRAMME

2.3.2 Bewertung von Strategien zur Innovationsförderung

Die von Watanabe vorgeschlagene zweistufige Technologiepolitik gibt lediglich eine grobe Richtung vor. Es stellt sich die Frage, ob mit Hilfe von Lernkurven genauere Hinweise auf geeignete politische Mittel zur Innovationsförderung erlangt werden können.

Für die Kommerzialisierung solarer Schwimmbadsysteme in Deutschland konnte eine ex-post Analyse zeigen, wie Lernkurven zur Bewertung öffentlicher Förderungen genutzt werden können [Wene, 2000]. Solare Schwimmbadbeheizung wurde durch ein öffentlich finanziertes Forschungs-, Entwicklungs- und Demonstrationsprogramm zwischen 1975 und 1987 gefördert. Politische Entscheidungsträger müssen eine Bewertungsmethode haben, um sich für die Fortführung eines solchen Programmes oder aber dessen Abbruch - sei es aufgrund stockender Entwicklung der Technologie oder genügender Marktreife - zu entscheiden. Auf der Basis der beobachteten Lernkurve können dabei die noch ausstehenden Lerninvestitionen abgeschätzt werden und damit Hinweise auf die Sinn- oder Unsinnigkeit der Fortführung eines Programms geben. Die Fallstudie hat aber auch gezeigt, wie vorsichtig bei der Interpretation der gewonnenen Daten vorgegangen werden muss. Beim Übergang von der Kollektor- zur Absorbertechnologie zwischen 1982 und ca. 1985 - 1987 ist die in Abschnitt 2.2.3 beschriebene Knieform der Lernkurve zu beobachten. Bei der Extrapolation einer auf allen Daten basierenden Lernkurve im Jahr 1983 hätten die prognostizierten noch nötigen Lerninvestitionen in einer Größenordnung gelegen, die möglicherweise zum Abbruch des Programms geführt hätten. Wenn der Analyst jedoch realisiert, dass man am Punkt eines strukturellen Technologiewandels steht, so kann er dies bei der Extrapolation berücksichtigen und für die Fortführung des Programms plädieren. Die Beendigung des Förderprogramms hängt schließlich von der Bewertung des Willens der Marktteilnehmer, die restlichen Lerninvestitionen zu tätigen, ab. In dieser Phase kann der Staat gegebenenfalls durch günstige Rahmenbedingungen, beispielsweise durch Endogenisierung von Umweltkosten, unterstützend wirken. Seit 1990 ist solare Schwimmbadbeheizung voll kommerziell und heute kostengünstiger als fossile Alternativen. Gezahlte Lerninvestitionen können so wieder zurückgewonnen werden.

Dies zeigt, dass Lernkurven eine systematische Methode darstellen, um Daten zu bewerten und Argumente für oder wider die Fortführung eines öffentlichen Förderprogrammes abzuwägen. Wie alle Methoden muss auch diese mit Sorgfalt angewendet und mit anderen Informationen abgeglichen werden. Lernkurven ersetzen nicht das gesunde Urteilsvermögen, helfen aber dem Entscheidungsträger, seinen Blick zu erweitern und zu schärfen [Wene, 2000].

Das von der Europäischen Kommission finanzierte Programm EXTOOL hat sich u.a. der Beantwortung der Frage gewidmet, wie unterschiedliche politische Förderprogramme mit Hilfe von Lernkurven bewertet werden können. Hierzu wurden Windenergieprogramme in Dänemark, Deutschland, Spanien und Schweden ana-

2.3. STAATLICHE FORSCHUNG & ENTWICKLUNG UND MARKEINFÜHRUNGSPROGRAMME

lysiert und miteinander verglichen. Die Kombination der Maßnahmen war in allen Ländern gleich, nämlich F&E kombiniert mit Investitions- und Produktionssubventionen. Jedoch waren Zeithorizont und Umfang der Maßnahmen unterschiedlich [Neij et al., 2003]. Das Ergebnis der Untersuchung zeigt, dass die Beurteilung der Auswirkungen einzelner Maßnahmen, wie beispielsweise F&E alleine, mit Lernkurven nicht möglich ist und sich kein unterschiedlicher Trend in der Kostenreduktion aufgrund der verschiedenen Maßnahmen zeigt. Vielmehr beschreiben Lernkurven die gesamten Kostenreduktionen, die sich aufgrund der Kombination der Maßnahmen ergeben. Lernkurven können jedoch erfolgreich zur Beurteilung des Erfolges oder Versagens des gesamten Förderungsprogrammes herangezogen werden. Kriterien hierfür sind die Geschwindigkeit des Anstieges der installierten Leistung bzw. produzierten Elektrizität und die hiermit verbundene Kostenreduktion (Lernrate).

Die Untersuchungen zeigen weiterhin, dass mit sehr unterschiedlichen Größenordnungen an staatlichen Subventionen ähnliche Resultate in installierter Kapazität und Kostenreduktion erzielt werden können, so dass man zu dem Schluss kommen könnte, dass in einigen Ländern die staatliche Förderung höher als nötig war. Hier zeigen sich jedoch die Limitierungen der Lernkurven als Bewertungskriterium einzelner Förderungsmaßnahmen. Zu diesem Zweck müssen zusätzliche Methoden in Ergänzung zur Lernkurve entwickelt werden [Neij et al., 2003].

Lernkurven können grundsätzlich neben der Beurteilung des Gesamterfolges politischer Maßnahmen auch zur Beurteilung der Kosteneffizienz dieser Maßnahmen genutzt werden. Hierzu werden die gesamten Lerninvestitionen, die zur Erzielung der Kostenreduktionen nötig sind, mit der Höhe der staatlichen Förderung verglichen. Dabei erweist sich ein systemweiter Ansatz, der Lernkurven auf der Basis von gesamter produzierter Elektrizität mit Windenergie und gesamte staatliche Subventionen zugrunde legt, als geeignet. Die Untersuchungen von EXTOOL zeigen jedoch, dass trotz großer vorhandener Datenmengen die Entwicklung von Lernkurven auf der Basis gesamter produzierter Elektrizität mit Windenergie nicht möglich war [Neij et al., 2003]. Vielmehr sind alle bisher entwickelten Lernkurven für Windenergie auf der Basis von installierter Leistung dargestellt. Somit erscheinen Lernkurven zumindest für den Windenergiebereich nicht geeignet zur Beurteilung der Kosteneffizienz politischer Förderungsprogramme.

2.3.3 Die 2-Faktor-Lernkurve

Ein anderer Weg zur Bewertung der Rolle von Forschung und Entwicklung im Vergleich zur Marktteilnahme wurde durch die Entwicklung einer sogenannten *2-Faktor-Lernkurve* beschritten. Die Kostenreduktion, die durch Lernkurven beschrieben wird, hat eine Vielzahl von Ursachen, die im Detail nur schwer oder gar nicht voneinander zu trennen sind. Dennoch kann man eine grobe Einteilung in sogenanntes *Learning by doing*, also Lernen durch Aktivität am Markt, und *Learning by re-*

2.4. DYNAMIK DES LERNENS

searching, also Lernen durch Forschung und Entwicklung (F&E), vornehmen. Diese Unterteilung bildet die Grundlage für die Entwicklung einer erweiterten Lernkurve, die als Erklärungsvariable für die Kostenreduktion neben kumulierter Erfahrung (dargestellt in kumuliertem Output) eine zweite Variable, nämlich kumuliertes Wissen, einführt [Kouvaritakis et al., 2000]. Dieses sogenannte *2-Faktor-Lernkurvenmodell* ist eine direkte Erweiterung des 1-Faktor-Lernkurvenmodells, in dem kumulierte Erfahrung den einzigen Erklärungsfaktor für die Kostenreduktion darstellt. Kumuliertes Wissen wird in der 2-Faktor-Lernkurve in kumulierten Ausgaben in Forschung und Entwicklung - eventuell mit einem Abwertungsfaktor abdiskontiert [Miketa and Schrattenholzer, 2002] - dargestellt. Diese kumulierten Ausgaben beinhalten dabei sowohl private als auch öffentliche F&E, woraus sich das Problem ergibt, dass die Parameter der einfachen Lernkurve nicht mit denen des Faktors „kumulierter Output“ der 2-Faktor-Lernkurve übereinstimmen, da im einfachen Lernkurvenmodell Forschung und Entwicklung bereits enthalten sind. Empirische Untersuchungen und die Bestimmung der relevanten Parameter haben zwar die generelle Durchführbarkeit dieses Konzeptes bewiesen [Miketa and Schrattenholzer, 2002], aber gleichzeitig auch gezeigt, dass dadurch die Genauigkeit der Darstellung der Kostenreduktionen nicht verbessert wird. Ziel der 2-Faktor Lernkurve ist die bessere Bewertung von F&E im Lernprozess. Hierzu ist aber noch weitere Forschung und möglicherweise die Entwicklung anderer Methoden neben der Lernkurve notwendig.

2.4 Dynamik des Lernens

Im Lernkurvenkonzept spielt die Zeit als relevante Größe keine Rolle. Das hat seine Ursache darin, dass die Grundlage technologischen Lernens nicht das Vorschreiten von Zeit, sondern die Produktion eines Outputs ist. In der Bewertung der Chancen einer Technologie und auch der zu erwartenden Gesamtkosten einer Energiewende mit dem Ziel der Reduktion der CO₂-Emissionen ist jedoch der zeitliche Rahmen von großer Bedeutung. Wie ist nun abzuschätzen, wie schnell die Expansion einer Technologie vonstatten gehen wird und damit, wie schnell die Kostensenkungen realisiert werden können? Diese Frage ist nur sehr schwer zu beantworten. Die zeitliche Entwicklung CO₂-freier oder -armer Technologien hängt dabei entscheidend von politischen Maßnahmen (CO₂-Steuern, Umfang von staatlicher F&E sowie Markteinführungsprogrammen) und wirtschaftlichen Faktoren (z.B. Wirtschaftswachstum) ab. Desweiteren spielt die Markteinschätzung der Marktteilnehmer eine große Rolle bei der Entscheidung, in neue Technologien zu investieren oder nicht.

Eine andere Frage als die der Prognose ist die Frage nach einer optimalen zeitlichen Entwicklung der erneuerbaren Energien. Wene mahnt an, dass die Entwicklung eine gute Balance zwischen zu langsamer Expansion (Break-Even-Point rückt weit in die Zukunft) und zu schneller Expansion (die Expansion geht schneller als dass die

2.4. DYNAMIK DES LERNENS

Technologie lernen kann, wodurch Lerninvestitionen vergeudet werden) gefunden werden muss. Hier muss die Politik durch geeignete Maßnahmen, wie zum Beispiel degressive Einspeisevergütungen, wie es sie in Deutschland gibt, versuchen diese Balance zu finden. Für einen effektiven Lernprozess ist es dabei wichtig, dass das Lernen auf globaler Ebene stattfindet, das heißt die Erfahrungen in einem Land auch in anderen Ländern zur Verfügung stehen. Dies wurde für Windturbinen in Europa bereits festgestellt [Neij et al., 2003]. Dagegen muss die Markteinführung der Technologien auf regionaler Ebene stattfinden [Wene, 2000].

Um einen gesamtwirtschaftlich optimalen Entwicklungspfad der Technologien und die damit verbundenen Kosten zu bestimmen, sind eine Anzahl von Energiesystemmodellen mit unterschiedlichen Ansätzen entwickelt worden. Einige Modellansätze und die Bedeutung, die Lernkurven dabei haben, werden im folgenden Abschnitt näher betrachtet.

Kapitel 3

Lernkurven in der ökonomischen Modellierung mit Energiesystemmodellen

Es ist weitgehend unbestritten, dass sich durch eine Fortführung der heutigen Treibhausgasemissionen die CO₂-Konzentration in der Atmosphäre bis zum Jahr 2100 gegenüber dem vorindustriellen Niveau mehr als verdoppeln wird. Damit ist mit einem globalen Temperaturanstieg von 1,4 - 5,8 °C zu rechnen [Edenhofer, 2001]. Eine Klimaveränderung dieses Ausmaßes innerhalb so kurzer Zeit wäre in der Kulturgeschichte der Menschheit einmalig und wird voraussichtlich zu schwerwiegenden ökologischen Katastrophen führen.

An der Reduktion der Treibhausgasemissionen führt also kaum ein Weg vorbei. Bei der Suche nach dem *richtigen* Weg halten einige Ökonomen jedoch ein Dilemma bereit: Durch heutige Anstrengungen würden knappe Mittel verschwendet, da durch den technischen Fortschritt künftige Generationen CO₂-Emissionen wesentlich günstiger reduzieren können. Sie plädieren daher für eine Reduktion der Treibhausgase erst in weiter Zukunft und eine Anpassung an die neuen Klimabedingungen. Dies sei insgesamt wesentlich günstiger als heutige Treibhausgasreduktionen [Nordhaus and Boyer, 2000]. Grund für diese Ergebnisse aus Modellrechnungen, die eine Reduktion vor dem Jahr 2040 für ökonomisch „unvernünftig“ halten, ist die Annahme eines technischen Fortschritts, bei dem man nur warten müsse, bis er auf die Menschheit „herabregne“. Diese Sichtweise widerspricht jedoch diametral den Forschungsergebnissen zu technologischem Lernen, in denen technischer Fortschritt als Ergebnis größter Anstrengungen aller Beteiligten gesehen wird. Technischer Fortschritt wird also nur erreicht durch vorausgegangene Forschung, Entwicklung und Marktteilnahme, mit der bereits heute begonnen werden muss, wie Modellrechnungen, die Lernkurven berücksichtigen, zeigen. Technischer Fortschritt wird nicht plötzlich im Jahr 2040 verfügbar sein.

3.1. ENERGIESYSTEMANALYSE

Wann ist nun also der richtige Zeitraum für Emissionsminderungen? Welcher Weg kann dabei als ökonomisch vernünftig gelten? Mit einer sogenannten *Energiesystemanalyse* können diese Fragen beantwortet und ein günstiger Zeitpfad für die Emissionsminderung ermittelt werden.

3.1 Energiesystemanalyse

Eine Strategie zum Erreichen höherer Energieeffizienzen und niedrigerer Emissionen ist die Investition in entsprechende Technologien. Der Erfolg dieser Strategie hängt ab von der Substitutionsbeziehung zwischen Kapital und Energie. Zwei Verfahren bieten sich an, um diese Beziehung zu ergründen – die *Bottom-up*-Analyse, das heißt die Betrachtung der Substitutionsspielräume auf der Basis einzelner Technologien, sowie die *Top-down*-Analyse, das traditionelle volkswirtschaftliche Vorgehen auf der Basis makroökonomischer Produktionsfunktionen.

3.1.1 Bottom-up-Analyse

Die *Bottom-up*-Analyse ist ein Verfahren der intertemporalen ökonomischen Umwelt- bzw. Klimamodellierung auf der Basis einzelner Energieumwandlungstechnologien. Ziel der Modellierung ist die intertemporale Optimierung der Energieversorgung in einem definierten Zeitintervall unter bestimmten Randbedingungen. Zu diesen Randbedingungen können beispielsweise die Deckung eines vorgegebenen Energiebedarfs und klimapolitische Restriktionen, zum Beispiel Emissions- oder Klimaschranken, gehören. Die Optimierungsvariable sind die kumulierten Gesamtkosten der Energiewandlung (Energiesystemkosten) im betrachteten Zeitraum. Das Ergebnis der Energiesystemanalyse ist ein optimaler Technologiepfad, das heißt ein Zeitpfad der einzelnen betrachteten Technologien zur Energiewandlung. Dieser ist mit minimalen kumulierten Gesamtkosten unter Einhaltung der gesetzten Restriktionen verbunden.

Grundlage der Betrachtungen ist ein System, das aus einer gegebenen Menge von Inputfaktoren einen oder mehrere Outputs erzeugt. Je nach Betrachtungsebene kann das System eine spezielle Technologie zur Energiewandlung oder die Gesamtheit der Energiedienstleistungen darstellen. Im ersteren Fall sind die Inputfaktoren die eingesetzte Primärenergie, Output ist die erzeugte Nutzenergie, zum Beispiel elektrische Energie. Dies ist die Betrachtung hauptsächlich auf der Ingenieursseite. Im zweiten Fall werden als Inputfaktoren nicht mehr die Primärenergie, sondern direkt einzelne Technologien zur Energiewandlung betrachtet, das Output ist wiederum die Energiedienstleistung (Nutzenergie). Diese Modellgruppe kann dabei wiederum unterschiedliche Ebenen betrachten: globale oder regionale Betrachtung, Betrachtung verschiedener Energiedienstleistungen wie zum Beispiel Wärme, Elektrizität, Energie im Verkehrssektor oder Gesamtenergie. In diesem Fall liegen also die inge-

3.1. ENERGIESYSTEMANALYSE

nieurstechnischen Variablen, die für die Prozesse der Energiewandlung selbst entscheidend sind (Wirkungsgrad, Erntefaktor,...) bereits in hochaggregierter Form vor.

Grundlage der Betrachtungen in dieser Arbeit ist diese aggregierte Sichtweise mit einzelnen Technologien als Inputgrößen des Systems. Die Kosten der Energiewandlung in einer Zeitperiode berechnen sich damit im einfachen Fall konstanter Faktorpreise (Kosten der Energiewandlung mit Technologie j) gemäß

$$C = \sum_j C_j \cdot X_j. \quad (3.1)$$

mit: C – Gesamtkosten der Energiewandlung in einer Zeitperiode,

C_j – Kosten der Energiewandlung mit Technologie j ,

X_j – gewandelte Energie mit Technologie j .

Unter Hinzuhiehung eines Festkostenanteils F bedeutet dies für den statischen Fall

$$C = \sum_j C_j \cdot X_j + F \quad (3.2)$$

mit: F – Fixkosten.

In Bottom-up-Modellen wird das Minimum der kumulierten Gesamtkosten für die Energiewandlung im gesamten betrachteten Zeitraum bei vorgegebenen Faktorpreisen C_j und gegebenem Output $Y = f(X_j)$ (gewandelte Energie) gesucht:

$$\min. \quad C = \sum_t \sum_j C_j \cdot X_{j,t}. \quad (3.3)$$

Der Zusammenhang zwischen minimalen Kosten und gegebenen Faktorpreisen C_j und Output Y wird als Kostenfunktion bezeichnet. Sie ordnet einem gegebenen Output Y und gegebenen Faktorpreisen C_j (Preise der Inputfaktoren des Systems) eindeutig minimale Kosten zu und liefert damit diejenige Faktormengenkombination (Mengen an Inputfaktoren), mit denen der gegebene Output bei gegebenen Faktorpreisen zu minimalen Kosten erzeugt werden kann. Die Kostenfunktion ist also durch folgenden funktionalen Zusammenhang gegeben:

$$C_{\min} = f(C_j, Y). \quad (3.4)$$

Zu jeder Kostenfunktion gehört eine eindeutige Produktionsfunktion (Dualität zwischen Produktions- und Kostenfunktion). Analog der Produktionsfunktion einer Unternehmung, die unter Einsatz verschiedener Faktoren ein oder mehrere Produkte herstellt, liegt auch Energiesystemmodellen eine Produktionsfunktion zugrunde. Allgemein beschreibt eine *Produktionsfunktion* den funktionalen Zusammenhang zwischen dem *maximal* erreichbaren Output Y eines Systems (einer Unternehmung,

3.1. ENERGIESYSTEMANALYSE

einer Technologie, eines Energiesystems) und den Mengen der eingesetzten Produktionsfaktoren (Inputs) X_j bei Annahme eines bestehenden, unveränderlichen Produktionsapparates:

$$Y = f(X_j). \tag{3.5}$$

Die Produktionsfunktion beschreibt damit die Güter- oder auch Energiewandlung auf der technischen Ebene und die Möglichkeit der Substitution zwischen den Inputfaktoren. Sie ordnet nicht-negativen Faktoreinsätzen ($X_j > 0$) eindeutig eine nicht-negative maximale Produktionsmenge Y zu. Sie impliziert in dieser einfachen Form damit zum einen einen gegebenen, innerhalb der betrachteten Periode unveränderlichen Stand des technischen Wissens, zum anderen technische Effizienz in dem Sinne, dass die mit der gegebenen Technik vorhandene Produktionsmöglichkeit bestmöglich ausgenutzt wird.

Die Dualität zwischen Kosten- und Produktionsfunktion stellt letztlich die Verbindung zwischen der Ökonomie und den Ingenieurwissenschaften dar. Um die Plausibilität der Lösung der Kostenfunktion zu überprüfen, kann die zugehörige Produktionsfunktion aus ingenieurtechnischer Sicht analysiert werden. Hierzu gehört zum Beispiel die Analyse der technischen Möglichkeiten der Substitution von Technologien. Kommt die Auswertung der Kostenfunktion beispielsweise zu dem Ergebnis, dass eine vollständige Substitution von fossilen durch erneuerbare Energien die optimale Lösung darstellt, so ist dieses Ergebnis auf der Basis der Produktionsfunktion zu analysieren. Um eine noch tiefere inhärente Kohärenz von Ökonomie und Ingenieurwissenschaft zu erreichen, müsste das Modell weiter aufgebrochen werden, bis letztendlich die Prozesse innerhalb einer Technologie betrachtet werden.

Wie bereits angedeutet, muß in einer über einen längeren Zeitraum betrachteten Optimierung auch die Änderung des technischen Wissensstandes berücksichtigt werden. Diese führt dazu, dass die Faktorpreise C_j (also die Kosten der Energiewandlung unter Verwendung der Technologie j) nicht mehr konstant sind. In Modellen, in denen der Stand des technischen Wissens exogen als Zeitpfad vorgegeben wird, hängen die Faktorpreise $C_{j,t}$ entsprechend von der Zeit ab. Dieser Betrachtung liegt die Vorstellung zugrunde, dass die Menschheit in einem unbeeinflussbaren Maß technischen Fortschritt erfährt, und zwar auf allen relevanten Gebieten, das heißt bei allen Technologien. Dies führt zu dem oben beschriebenen Phänomen, dass die CO₂-Reduktion in der Zukunft günstiger ist als heute und insbesondere, dass heute keine Vorbereitungen für die künftige Reduktion getroffen werden müssen. Dass technischer Fortschritt aber nicht von selbst, sondern nur durch aktives Handeln erreicht wird, wird dabei weitgehend vernachlässigt.

In neueren Energiesystemmodellen wird daher endogener technischer Fortschritt angenommen, der auf *learning by doing*, d.h. tatsächlicher Verwendung der Technologie beruht [Castelnuovo and Galeotti, 2002]. Der Stand des technischen Wissens hängt damit von der kumulierten Verwendung der Technologie ab. Beispiele

3.1. ENERGIESYSTEMANALYSE

für Energiesystemmodelle mit endogenem technischen Fortschritt sind MESSAGE [Messner, 1995] [Messner, 1997] und MARKAL [Barreto and Kypreos, 1999]. Diese Modelle optimieren die Energieumwandlung, indem sie zwischen verschiedenen Technologien wählen, für die der technische Fortschritt durch Lernkurven als Funktion von kumulierter Produktion (Lernkurven für die Angebotsseite) und teilweise auch als Funktion von kumuliertem Gebrauch (Lernkurven für die Verbraucherseite) dargestellt wird.

Im Allgemeinen führt die Einführung von endogenem technischen Fortschritt zu einer früheren Investition in neue Energietechnologien, einem anderen Technologiemix und geringeren gesamtwirtschaftlichen Kosten im Vergleich zu exogenem technischen Fortschritt [Castelnuovo and Galeotti, 2002].

3.1.2 Top-down-Analyse

Aus gesamtwirtschaftlicher Sicht wird gegenüber den mikroökonomischen *Bottom-up*-Berechnungen der Einwand erhoben, dass es im Grunde nicht auf die isolierte Energieeffizienz bzw. Emissionshöhe einzelner Technologien ankomme, sondern auf den gesamtwirtschaftlich effizienten Einsatz von Energie sowie andere Faktoren. Die im vorhergehenden Abschnitt dargestellte Betrachtung enthält bereits ein großes Aggregationsmaß in dem Sinne, dass einzelne Abläufe innerhalb der Energiewandlungstechnologien nicht betrachtet werden. Dennoch reicht diese Aggregationsebene für eine konsistente makroökonomische Modellierung nicht aus. So hängen die Emissionen nicht nur von der Wahl der Technologien, sondern auch vom gesamten Energiekonsum, von der Produktivitäts- und allgemeinen wirtschaftlichen Entwicklung, von der Bevölkerungsentwicklung und anderen Faktoren ab. Eine Emissionsreduzierung kann zum Beispiel auch durch geringeren Energieverbrauch erreicht werden, der in Bottom-up-Modellen aber exogen vorgegeben ist. Offensichtlich läßt sich also der gesamtwirtschaftliche Energieeinsatz nicht optimieren, wenn sich die Betrachtungen auf die einzelnen Technologien beschränken. Daher betrachten *Top-Down*-Modelle (Makromodelle, Wachstumsmodelle) eine makroökonomische Produktionsfunktion (Wohlfahrtsfunktion) mit makroökonomischen Produktionsfaktoren wie Arbeit, Kapital, Energie und Technischem Wissen. *Top-down*-Modelle sind technologisch wenig aufgelöst, d.h. sie enthalten nur eine geringe Anzahl miteinander konkurrierender Technologien. Dafür enthalten sie aber gesamtwirtschaftliche Rückkoppelungseffekte, wie beispielsweise Rückkoppelungen von Energiepreisen auf Wirtschaftswachstum und Energieverbrauch.

Das am *Potsdam Institut für Klimafolgenforschung (PIK)* entwickelte Wachstumsmodell MIND (**M**odel of **I**nvestment and **T**echnological **D**evelopment) ist ein innovatives Makromodell (*Top-down*-Modell), in dem zentrale Variablen wie Wirtschaftswachstum, Energiebedarf sowie Effizienz- und Produktivitätssteigerungen endogen, d.h. innerhalb des Modellrahmens, bestimmt werden [WBGU, 2003]. MIND

3.2. BESCHREIBUNG DES VERWENDETEN ENERGIESYSTEMMODELLS

liefert keine regionale und auch keine technikspezifische Auflösung, dafür aber entscheidende makroökonomisch Rückkoppelungseffekte. Es ermöglicht insbesondere eine kritische Überprüfung der Hypothese, die Kosten eines Umbaus des Energiesystems seien viel zu hoch und stünden in keinem Verhältnis zum Nutzen. Im wesentlichen werden dem Modell nur Bevölkerungsentwicklung, Lernkurven für Technologien und Verfügbarkeit fossiler Energieträger vorgegeben. Zunkünftige Entwicklungen der Nachfrage nach fossilen und erneuerbaren Energien sowie der Konsum werden vom Modell endogen berechnet. Wie in der intertemporalen Optimierung üblich, wird ein Investor angenommen, der versucht, den Pro-Kopf-Konsum von Produkten und Dienstleistungen über die Zeit hinweg zu maximieren [Ramsey, 1928].

Sowohl für die Energiesystemanalyse mit *Bottom-up*- als auch mit *Top-down*-Modellen gilt es als entscheidendes Merkmal festzuhalten, dass es sich nicht um Prognosen für die Zukunft handelt. Prognosen enthalten Wahrscheinlichkeiten für das Eintreten bestimmter Zustände oder Entwicklungen. Die mit der Energiesystemanalyse erhaltenen Szenarien stellen hingegen das Ergebnis einer Optimierungsrechnung, sei es in Bezug auf Kostenminimierung oder Konsummaximierung, dar. Die Szenarien stellen die optimale Entwicklung unter der Annahme der zugrunde liegenden Parameter dar und sind damit als normative Vorgabe an Entscheidungsträger der Gesellschaft zu verstehen, zu versuchen, diesen Weg mit geeigneten Mitteln zu fördern. Die Modelle geben hingegen kaum Hinweise darauf, welche Mittel tatsächlich geeignet sind, die Entwicklung in diese Richtung zu lenken. Einzig der hinter den Lernkurven stehende Mechanismus der Kostenreduktion gibt Hilfestellungen für die Auswahl der Maßnahmen zur Innovationsförderung.

3.2 Beschreibung des verwendeten Energiesystemmodells

Das verwendete Energiesystemmodell ist ein Bottom-up-Modell für die Deckung des Weltelektrizitätsbedarfs in den nächsten 100 Jahren durch 3 verschiedene Technologien [Manne and Barreto, 2001]. Der Weltelektrizitätsbedarf wird dabei exogen vorgegeben und entspricht dem „Bezugsfall“ des Klimamodells MERGE [Manne and Richels, 1992, Castelnovo and Galeotti, 2002]. Die 1. Technologie, „Fossil“ genannt, umfasst den heutigen, hauptsächlich fossilen Energiemix, zu dem aber auch Wasserkraft und Nuklearenergie gehören. Es wird angenommen, dass diese Technologie voll entwickelt ist und keine weiteren Kostensenkungen zu erwarten sind; es gibt also keine Lerneffekte. Die beiden weiteren Technologien beschreiben Technologien zur Umwandlung erneuerbarer Energien und werden mit „Neu 1“ und „Neu 2“ bezeichnet. Man kann sich hierunter beispielsweise Windenergie und Photovoltaik oder aber mittelfristige erneuerbare Energieträger und langfristige innovative Technologien wie beispielsweise Kernfusion vorstellen. Diese Technologien haben jeweils festgelegte Kosten

3.2. BESCHREIBUNG DES VERWENDETEN ENERGIESYSTEMMODELLS

und kumulierte Elektrizitätsproduktionen im Ausgangsjahr 2000 sowie vorgegebene Lernraten.

Ziel der Modellierung ist die Minimierung der kumulierten Energiesystemkosten (kumulierte Kosten der Elektrizitätserzeugung) im Intervall vom Jahr 2000 bis zum Jahr 2100 unter der Nebenbedingung, dass die Produktionsfunktion für Elektrizität für den vorgegebenen Weltenergiebedarf erfüllt ist. Damit entspricht die Zielfunktion formal Gleichung ???. Im Gegensatz hierzu werden die jährlichen gesamten Kosten der Elektrizitätserzeugung aber nicht in variable und fixe Kosten unterteilt, sondern berechnen sich mit mittleren Stromgestehungskosten. Um eine untere, realistischerweise nicht unterschreitbare Kostengrenze zu setzen, werden diese mittleren Stromgestehungskosten in statische, das heißt mit der Zeit unveränderliche, und dynamische, das heißt Lerneffekten ausgesetzte Kosten (Lernkosten), unterteilt, vergleiche Abschnitt 2.1.3. Die Berechnung der jährlichen Gesamtkosten der Stromerzeugung erfolgt also gemäß

$$C = \sum_j SC_j \cdot X_j + LC_j \cdot X_j \quad (3.6)$$

mit: SC_j – statische Kosten der Technologie j ,

LC_j – Lernkosten der Technologie j ,

X_j – jährliche Elektrizitätsproduktion mit der Technologie j .

Die Unterteilung der Stromgestehungskosten in statische Kosten und Lernkosten stellt eine leichte, aber entscheidende Veränderung gegenüber dem klassischen Lernkurvenkonzept dar. Wie bereits in Abschnitt 2.1.3 thematisiert, kann technologisches Lernen unter der Annahme einer konstanten Lernrate zu unrealistisch geringen Kosten in der Zukunft führen. Insbesondere ist dies dann der Fall, wenn sehr geringe kumulierte Produktionen angenommen und sehr lange Zeiträume betrachtet werden. An dieser Stelle ist selbstverständlich die Frage zulässig, ob ein solches Ergebnis nicht bedeutet, dass Annahmen über heutige Kosten und kumulierte Produktion fehlerhaft sind. In jedem Fall sollte ein solches Ergebnis den Analysten über diese Frage nachdenken lassen. Dennoch können Extrapolationen der Lernkurven sehr junger Technologien, wie zum Beispiel der Photovoltaik, tatsächlich bei Annahme einer sehr großen Verbreitung zu unrealistisch niedrigen Kosten in der Zukunft führen. Es ist aber darauf hinzuweisen, dass diese Art der Repräsentation von Lernkurven bisher ein Hilfsmittel darstellt, um die Prognose unrealistisch geringe Kosten der erneuerbaren Energien in der Zukunft zu verhindern. Letztendlich beruht dieses Problem auf einer immernoch unzureichenden Kenntnis langfristiger Kostenentwicklungen.

Die Aufgabe der Kostenminimierung unterliegt nun folgenden Beschränkungen beziehungsweise Randbedingungen:

1. Um die Bedingung auszudrücken, dass die Nachfrage nach Elektrizität durch

3.2. BESCHREIBUNG DES VERWENDETEN ENERGIESYSTEMMODELLS

die Kombination der 3 Technologien befriedigt werden muss, wird das *Angebot-Nachfrage Gleichgewicht* formuliert:

$$X_{1,t} + X_{2,t} + X_{3,t} \geq ELECDDEM_t \quad (\text{für alle } t). \quad (3.7)$$

2. Desweiteren gibt es die Beschränkung, dass eine Technologie nicht zu schnell expandieren kann. Dazu wird angenommen, dass eine Technologie nicht mehr als 1 % des Marktes in der ersten Dekade erreichen kann und nicht schneller als mit einem Faktor von 4 in folgenden Dekaden expandieren kann. Die *Markteintrittsbeschränkungen* lauten somit

$$X_{j,t+1} \leq 0,01 \cdot ELECDDEM_t + 4 \cdot X_{j,t} . \quad (3.8)$$

3. Entsprechend werden *Marktaustrittsbeschränkungen* vorgegeben, nach der Technologien mit einer maximalen Austrittsrate von 3 % pro Jahr aus dem Markt austreten können:

$$X_{j,t+1} \geq \left(\frac{1}{1,03} \right)^{10} \cdot X_{j,t} \quad (\text{für alle } j,t). \quad (3.9)$$

4. Um das Ziel der Emissionsbeschränkungen zu erreichen, wird eine Variable *CARB* definiert, die die kumulierten Kohlenstoffemissionen beschreibt. Diese berechnen sich gemäß

$$CARB_{t+1} = CARB_t + 5 \cdot cec \cdot (X_{1,t} + X_{1,t+1}) \leq 400 \quad (3.10)$$

mit: *cec* – mittlerer Kohlenstoffemissionskoeffizient im Jahr 2000.

Bei einem „business-as-usual“ Szenario würden gesamten Emissionen im 21. Jahrhundert rund 700 Milliarden Tonnen betragen [Manne and Barreto, 2001]. Die Emissionsgrenze wird bei den Modellierungen standardmäßig zunächst auf 400 Milliarden Tonnen gesetzt:

$$CARB_{2100} \leq 400. \quad (3.11)$$

Für die Berechnung der Lernkosten ist die kumulierte Elektrizitätsproduktion der Technologien ACC_j , durch die die kumulierte Erfahrung repräsentiert wird, erforderlich. Diese berechnet sich gemäß

$$ACC_{j,t+1} = ACC_{j,t} + 5 \cdot (X_{j,t} + X_{j,t+1}) \quad (\text{für alle } j,t). \quad (3.12)$$

Um die Gesamtkosten der Elektrizitätserzeugung im betrachteten Zeitraum zu minimieren, werden alle Kosten mit einem Diskontsatz i von standardmäßig 5 % auf das

3.2. BESCHREIBUNG DES VERWENDETEN ENERGIESYSTEMMODELLS

Jahr 2000 abdiskontiert und diese Kosten (*present value of costs – PVC*) minimiert. Die Optimierungsaufgabe lautet somit

$$\min. \quad PVC = \sum_t PV_t \left[\sum_j SC_j \cdot X_{j,t} + \sum_j \underbrace{INLC_j \left(\frac{ACC_{j,t}}{ACC_{j,2000}} \right)^{LRN_j}}_{LC} \cdot X_{j,t} \right] \quad (3.13)$$

unter Beachtung der Restriktionen der Gleichungen (3.7) bis (3.11).

PV_t ist der Faktor zur Abdiskontierung (engl. *present value factor* und berechnet sich gemäß

$$PV_t = \left(\frac{1}{i} \right)^{t-t_0} \quad (3.14)$$

mit: t_0 – Jahr 2000.

Dabei rechnet das Modell in Intervallen von 10 Jahren vom Ausgangsjahr 2000 bis zum Jahr 2100. Das Modell ist ein sehr vereinfachtes Abbild der Realität. Folgende Annahmen, die explizit oder implizit in dem Modell enthalten sind, sind dabei von Bedeutung:

1. Die Kosten der Elektrizitätserzeugung werden nur über mittlere Stromgestehungskosten der einzelnen Technologien berechnet. In diese Kosten sind Betriebs-, Wartungs-, und Investitionskosten zwar enthalten, sie werden aber nicht separat betrachtet. Die Anlagen werden damit in der Modellierung quasi nur „gemietet“. Damit ist ohne zusätzliche Kosten ein Wechsel von einer Technologie zu einer anderen möglich. Ein „bang-bang-Effekt“, d.h. ein plötzlicher Wechsel von einer Technologie zu einer anderen wird aber durch die Marktbegrenzungen verhindert, siehe Gleichungen (3.8) und (3.9).
2. Da nur die Kosten der Elektrizitätserzeugung, nicht aber des nachgelagerten Verbrauchs betrachtet werden, berücksichtigt das Modell nur Lerneffekte auf der Produktions-, nicht aber auf der Verbraucherseite. Effizienzsteigerungen bei elektrischen Verbrauchern, die auch als verbraucherseitige Lerneffekte betrachtet werden können, können durch die exogene Vorgabe der Weltelektrizitätsnachfrage berücksichtigt werden.
3. Die Globale Energienachfrage ist exogen vorgegeben. Damit wird die Energie, die zur Herstellung der Energiewandlungsanlage benötigt wird, nicht betrachtet.
4. Rückkoppelungen sich verändernder Energiepreise auf den Energiekonsum werden nicht betrachtet.

3.3. PARAMETER- UND SOLVERWAHL

5. Die Berechnung der Kosten geschieht zwar mittels einer Unterscheidung zwischen statischen und dynamischen Kosten, es wird aber keine Unterscheidung zwischen einem fixen (von der Produktionshöhe unabhängigen) und einem variabelm (von der Produktionshöhe abhängigen) Kostenanteil getroffen. Hiermit in Zusammenhang steht die Annahme konstanter Skalenerträge in dem Sinne, dass die Faktorpreise (Kostenkoeffizienten?) (Stromgestehungskosten der einzelnen Technologien) unabhängig von der Höhe des Outputs (Menge an erzeugtem Strom) sind. Ob die Energiewandlung damit mit vielen kleinen oder wenigen großen Kraftwerken geschieht, hat keine Auswirkungen auf die Kosten; vielmehr sind mittlere Kosten angenommen. Damit wird implizit vorausgesetzt, dass sich die Größe der bestehenden (fossilen) Energiewandlungsanlagen nicht ändert. Zu erwartende Skalenerträge bei den noch lernenden Technologien sind dagegen in dem Lernkurvenansatz enthalten.
6. Es wird angenommen, dass die Technologien beliebig substituierbar sind. Technische oder durch Naturgesetze vorgegebene Restriktionen (Bereitstellung von Spitzenlast und Grundlast, Notwendigkeit eines fossilen Backups, unstetige Verfügbarkeit von Sonnen- und Windenergie) sind außer Acht gelassen. Desweiteren ist die Möglichkeit und gesellschaftliche Akzeptanz einer sehr großflächigen Solar- und Windnutzung (großer Landverbrauch) vorausgesetzt.
7. Schließlich handelt es sich um ein globales Modell. Damit sind regionale Unterschiede in Energieverbrauch, Preisen, Verfügbarkeit erneuerbarer Energiequellen, technischem Know-How etc. nicht betrachtet. Auch Aspekte dezentraler oder zentraler Energieerzeugung und Kosten sowie Energiedissipation in Verbindung mit dem Transport von Energie bleiben unberücksichtigt.

Anhand dieser Ausführungen wird das Maß an Komplexität deutlich, das zur tatsächlich realistischen Abbildung der Realität notwendig wäre. Bei einem solch komplexen Modell geht jedoch möglicherweise der Blick für wesentliche Einflussfaktoren verloren. Ist auch für die letztliche Berechnung einer optimalen Lösung ein höchstmöglich realistisches Modell anzustreben, so sollte für die Analyse eines konkreten Aspektes der Modellierung ein weniger komplexes Modell verwendet werden, um Reaktionen des Modells auf bestimmte Eingangsparameter nachvollziehbar zu halten.

3.3 Parameter- und Solverwahl

Die zu lösende Optimierungsaufgabe, Gleichung (3.13) mit den genannten Randbedingungen, ist ein typisches Problem nichtlinearer Programmierung [Chiang, 1984]. Zur Modellierung wurde die Programmiersprache GAMS (**G**eneral **A**lgebraic **M**odel

3.3. PARAMETER- UND SOLVERWAHL

System), ein führendes Tool zur Entwicklung, Lösung und Handhabung großer Optimierungsprobleme, verwendet. Zur Lösung der Optimierungsaufgabe sind zusätzlich mathematische Gleichungslöser (Solver) erforderlich, von denen in dieser Arbeit die beiden Solver CONOPT2 und BARON zur Verfügung standen und verwendet wurden.

In einem ersten Schritt wurde der Solver CONOPT2 verwendet. Dies ist ein Standardsolver für nichtlineare Optimierung. In einer zweiten Testreihe kam der Solver BARON (**B**ranch-**A**nd-**R**educe **O**ptimization **N**avigator) zur Anwendung. BARON ist ein mathematischer Gleichungslöser für nichtkonvexe, nichtlineare Optimierungsprobleme, der im Gegensatz zu CONOPT2 auch bei Vorhandensein multipler Optima das Auffinden des globalen Optimums garantiert. Da *Learning-by-Doing*-Modelle (LbD-Modelle) im Allgemeinen multiple Optima produzieren, ist BARON (bisher zumindest für kleine Modelle) ein sinnvoller Gleichungslöser.

Bei der Verwendung des Solvers BARON sind allerdings einige kleine Ergänzungen an dem Modell notwendig. BARON erfordert für jede der in dem Modell verwendeten Variablen, inklusive der Zielvariable des Problems (hier: *PVC*), das Festsetzen oberer und unterer Grenzen, sogenannter *bounds*. Geschieht dies nicht, so kann das Auffinden des globalen Optimums nicht garantiert werden [Tawarmalani and Sahinidis, 2002].

Für die Lösung des Modells wurde viele verschiedene Parameterkonstellationen gewählt. Zum einen wurden Parameterkonstellationen gesucht, für die in der Lösung ohne weitere Beschränkungen beide erneuerbaren Energien einen Beitrag an der Elektrizitätserzeugung haben. Desweiteren wurden die von Manne und Barreto [Manne and Barreto, 2001] vorgegebenen Parametern verwendet. Schließlich wurde das Modell auf der Basis realistischer Annahmen für die beiden Technologien „Wind“ und „Photovoltaik“ gelöst. Einige Daten, die für die Lernkurven dieser beiden Technologien benötigt werden, sind in Tabelle 3.1 zusammengestellt.

In jeder dieser 3 Gruppen wurden einzelne Parameter variiert und die Reaktionen des Modells analysiert. Folgende Parameter wurde dabei betrachtet:

- die Lernparameter der Technologien „Neu1“ und „Neu2“ (E_j),
- die kumulierte Elektrizitätsproduktion mit den erneuerbaren Energien im Jahr 2000 ($ACC_{0,j}$),
- die Lernkosten der erneuerbaren Energien im Jahr 2000 ($INLC_j$),
- die statischen Kosten aller Technologien (SC_j),
- die Emissionsgrenze für die kumulierten Emissionen im Jahr 2100 ($EMLIMIT$),
- der Diskontsatz für die Diskontierung der Kosten (i),
- der Technologiemix im Jahr 2000 ($X_j(2000)$).

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

Tabelle 3.1: Einige Daten, die für die Lernkurven in dem Energiesystemmodell benötigt werden (Quellen: Bundesverband Windenergie e.V., [International Energy Agency, 2002], [Willeke, 2001], eigene Schätzungen).

Techn.	Kosten	min. Kosten	installierte Leistung (Welt)	produzierte Elektrizität	kumulierte produzierte Elektrizität
Wind	7 c/kWh	3 c/kWh	16 GW (2000) 30 GW (2002)	42 TWh/a	200 TWh
PV	40 c/kWh	3 c/kWh	0,4 GW (2000) 0,3 GW (2002)	0,1 TWh/a	0,5 TWh
Fossil	4 c/kWh	4 c/kWh			

3.4 Ergebnisse der Modellierung

Die durch Lösung des Energiesystemmodells produzierten Szenarien hängen in sehr großem Maße von dem verwendeten Solver sowie den vorgegebenen Parametern (Kosten und Kostenentwicklung der Technologien, Anfangswerte für das Jahr 2000, Diskontsatz, Emissionsschranke, u.a.) ab. In diesem Abschnitt werden einige ausgewählte Szenarien in Bezug auf die Rolle der einzelnen Technologien im 21. Jahrhundert sowie ihre Kostenentwicklung dargestellt und analysiert. Einige Szenarien, von denen hier eines dargestellt ist, wurden dabei mit dem Solver CONOPT2 und einige andere mit dem Solver BARON erhalten. Weiterhin werden Reaktionen des Modells auf Änderungen einzelner Parameter diskutiert.

Neben anderen Parametern sind insbesondere die Parameter von entscheidender Bedeutung für die Lösung, die die Kostenentwicklung der nichtfossilen Energien beschreiben (also die Lernkurven für die erneuerbaren Energien), denn hiervon hängt ab, ob ein Umbau des Energiesystems ohne untragbare zusätzliche Kosten gelingen kann. Da der Fokus in dieser Arbeit auf den Lernkurven liegt, werden im Folgenden hauptsächlich Szenarien betrachtet, in denen beide nichtfossile Technologien „Neu1“ und „Neu2“ einen Anteil an der Stromerzeugung im Zeitintervall 2000-2100 haben¹. In der von Manne und Barreto vorgestellten Modellierung wird dies dadurch erreicht, dass eine der beiden lernenden Technologien erst ab einem bestimmten Zeitpunkt (dem Jahr 2040) zugelassen wird. Aber auch bestimmte Konstellationen der Ausgangsparameter erzeugen ohne diese Restriktion Szenarien, in denen neben der fossilen Technologie auch beide lernenden Technologien eine Rolle spielen.

Die Lösung des Energiesystemmodells liefert Szenarien, die Informationen über den Verlauf der Rolle der einzelnen Technologien im betrachteten Zeitraum, dar-

¹Dies ist natürlich nicht die Vorgehensweise bei der auf realen Daten aufbauenden Energiesystemanalyse. An dieser Stelle geht es aber um eine systematische Herangehensweise und nicht um das tatsächliche Auffinden einer optimalen Lösung im realistischen Fall.

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

aus resultierende spezifische Kosten der Technologien und jährliche sowie gesamte kumulierte Energiesystemkosten beinhalten. Diese werden im Folgenden erläutert und diskutiert.

3.4.1 Rolle der einzelnen Technologien

Durch Variation der Solver und Parameter entstehen unterschiedliche technologische Pfade, die die geforderten Bedingungen des Energiesystems (Deckung der globalen Elektrizitätsnachfrage, Einhaltung der Emissionsschranke) einhalten. Im Folgenden werden ein Szenario, das mit dem Solver CONOPT2 und 2 Szenarien, die mit dem Solver BARON berechnet wurden, exemplarisch dargestellt und erläutert.

Lösungen mit dem Solver CONOPT2

In der Auswertung der Ergebnisse, die mit dem Solver CONOPT2 erzielt wurden, zeigte sich, dass es eine große Anzahl lokaler Optima (Minima) gibt. Anders als von Barreto [Barreto Gómez, 2001] prognostiziert, ist die Anzahl der Optima jedoch größer als 2^n mit $n = \text{Anzahl der Technologien}$. Es liegt die Vermutung nahe, dass die Begründung hierfür in den Marktbeschränkungen zu suchen ist, die zusätzliche Optima am Lösungsrand generieren. Es konnte weiterhin gezeigt werden, dass mit dem Solver CONOPT2 das globale Optimum nicht auf Anhieb gefunden werden kann. Vielmehr sind durch Variation der Startwerte für die numerische Lösung (nicht zu verwechseln mit den Rand- und Anfangsbedingungen des Problems!) die möglichen suboptimalen Lösungen zu erzeugen und aus diesen das globale Optimum zu ermitteln. Beispielhaft ist der berechnete Technologiepfad das die in Tabelle 3.2 dargestellte Szenario S-10 in Abbildung 3.1 abgebildet. Dabei handelt es sich um ein lokales Optimum, das heißt die Lösung ist in einem bestimmten Bereich des Lösungsraumes optimal (die Kosten sind minimal), es gibt aber möglicherweise ein noch „besseres“ Optimum.

Es ist zu erkennen, dass die Energiewandlung mit der fossilen Technologie („Fossil“) bis zum Jahr 2040 ansteigt, dort ein Maximum erreicht und schließlich abnimmt. „Neu 1“ kann aufgrund ihrer relativ geringen Lernkosten ab dem Jahr 2040 einen bedeutenden Anteil an der Stromerzeugung gewinnen, nimmt aber gegen Ende des Jahrhunderts zugunsten von „Neu 2“ wieder ab. „Neu 2“ hat aufgrund ihrer großen Lernrate schließlich die geringsten Kosten erreicht und wird damit die dominierende Technologie.

Um weitere lokale Optima zu finden, bietet es sich an, verschiedene nichtlineare Gleichungslöser zu verwenden und jeweils eine Reihe unterschiedlicher Startwerte für die Lösung vorzugeben. Aus den so gefundenen Lösungen kann man dann das (zumindest aus dieser Lösungsmenge) globale Optimum finden. Durch Variation der Startwerte für die Elektrizitätsproduktion X_j der drei Technologien wurden mit

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

Tabelle 3.2: Parameter des Szenarios, das mit dem Solver CONOPT2 berechnet wurde.

		Szenario	
		S-10	S-11
SC	Fossil	40	45
	Neu 1	30	30
	Neu 2	30	25
INLC	Fossil	0	0
	Neu 1	20	20
	Neu 2	220	38
ACC0	Fossil	1	1
	Neu 1	0,2	0,2
	Neu 2	0,007	0,32
E	Fossil	0	0
	Neu 1	-0,09	-0,15
	Neu 2	-0,3	-0,2
X2000	Fossil	99,8%	100%
	Neu 1	0,1%	-
	Neu 2	0,1%	-
i		5%	5%
EMLIMIT		450	500
SOLVER		CONOPT2	CONOPT2

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

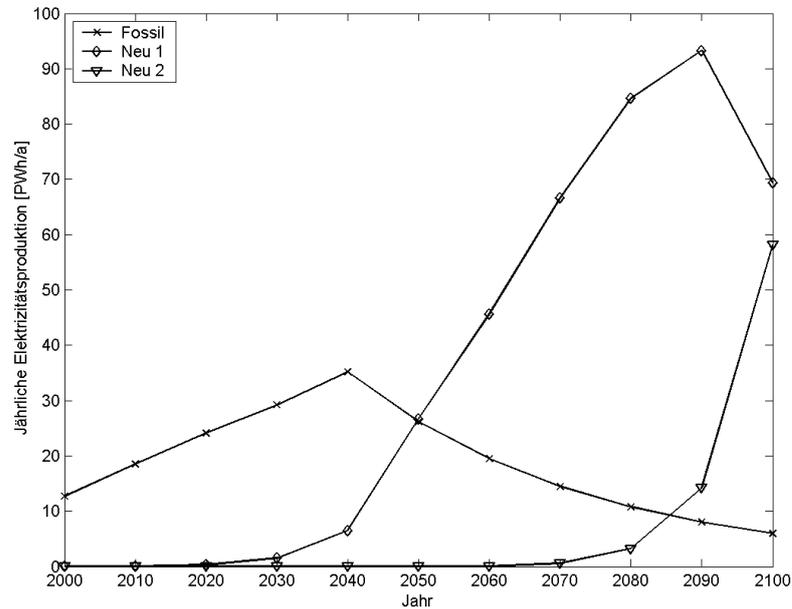


Abbildung 3.1: Technologiepfad des exemplarischen Szenarios S-10.

dem Solver CONOPT2 10 verschiedene Lösungen gefunden. Die Analyse zeigt, dass sich die abdiskontierten Gesamtkosten der unterschiedlichen Optima nur wenig voneinander unterscheiden. Die Zeitpfade der Technologien variieren jedoch zum Teil deutlich. Dieses Ergebnis hat eine sehr große Bedeutung für die Interpretation in Bezug auf die normative Vorgabe, die diese Modellrechnungen darstellen sollen: Wenn die lokalen Kostenminima nahe beieinander liegen, aber die Wege, die zu diesen führen, sich deutlich voneinander unterscheiden, so bedeutet dies, dass bestimmte Ergebnisse der Modellierung nicht als *ultima ratio* gelten müssen und dürfen. Selbst wenn das globale Minimum der Kosten gefunden wird, so ist möglicherweise unter Inkaufnahme geringfügig höherer Kosten ein anderer Weg gangbar, der trotzdem als ökonomisch vernünftig gelten kann. Damit entsteht für Entscheidungsträger ein Entscheidungsspielraum, der im Hinblick auf regionale, politische oder andere Randbedingungen genutzt werden kann.

Lösungen mit dem Solver BARON

Es wurde in einem zweiten Schritt die Lösung mit dem (bisher noch nicht kommerziell verfügbaren) Solver BARON herbeigeführt. Die Lösung des Modells mit dem Solver BARON liefert schließlich die global optimale Lösung der Kostenfunktion, d.h. das globale Minimum der kumulierten diskontierten Energiesystemkosten.

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

Tabelle 3.3: Parameter der Szenarien, die mit dem Solver BARON berechnet wurden.

		Szenario				
		S-01	S-02	S-03	S-07	S-08
SC	Fossil	40	40	40	40	40
	Neu 1	30	30	30	0	0
	Neu 2	30	30	30	30	0
INLC	Fossil	0	0	0	0	0
	Neu 1	15	50	50	60	60
	Neu 2	130	10	10	370	400
ACC0	Fossil	1	1	0,1	1	1
	Neu 1	0,2	1	0,1	100	100
	Neu 2	0,01	1	0,1	0,3	0,3
E	Fossil	0	0	0	0	0
	Neu 1	-0,1	-0,2	-0,2	0,15	0,15
	Neu 2	-0,3	-0,2	-0,2	-0,3	-0,3
X2000	Fossil	100%	100%	100%	99,9%	99,9%
	Neu 1	-	-	-	-	-
	Neu 2	-	-	-	-	-
i		5%	5%	5%	3%	3%
EMLIMIT		400	400	400	400	400

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

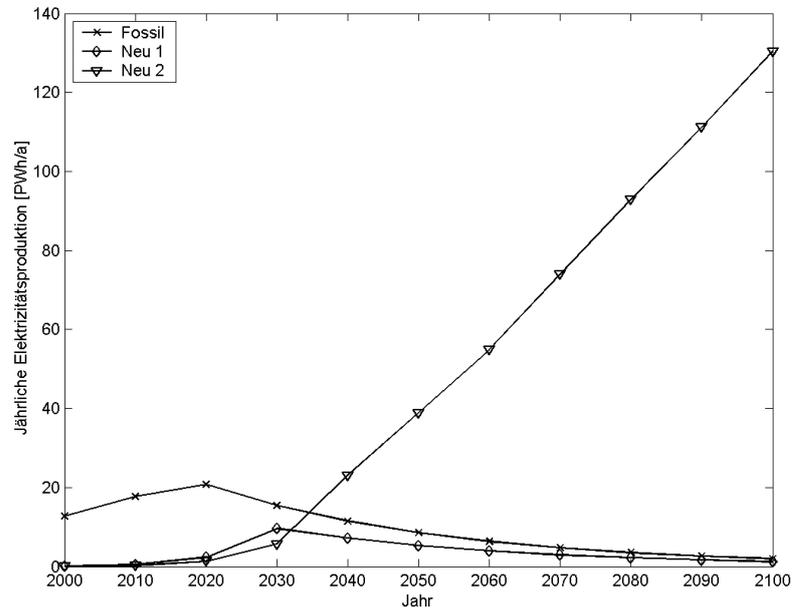


Abbildung 3.2: Technologiepfad des exemplarischen Szenarios S-01.

Werden die gleichen Parameter vorgegeben wie bei den Versionen, die mit CONOPT2 gelöst wurden, so liefert BARON immer eine andere Lösung als CONOPT2. In den durchgeführten Tests enthielt diese zudem immer nur eine lernende Technologie im optimalen Zeitpfad statt der 2 lernenden Technologien bei der Lösung mit CONOPT2. Um auch hier den Fokus auf die erneuerbaren Energien zu richten, wurden durch gezieltes Ausprobieren Parameterkonstellationen gesucht, in denen 2 lernende Technologien in der optimalen Lösung enthalten sind. Abbildung 3.2 zeigt beispielhaft eine Lösung für den Zeitverlauf der 3 betrachteten Technologien (Szenario S-01).

Es ist zu erkennen, dass bis zum Jahr 2020 der Anteil der Technologien zur Umwandlung regenerativer Energien noch vergleichsweise gering ist. Danach aber nimmt ihr Anteil rapide zu und die Elektrizitätserzeugung mit fossilen Energien nimmt bereits ab. Bereits ab Mitte des Jahrhunderts beträgt der Anteil der nicht fossilen Energien 83,8 % der gesamten Elektrizitätserzeugung. Die dieser Simulation zugrunde liegenden Parameter stellen damit aus heutiger Sicht sicherlich eine sehr optimistische Einschätzung dar.

Abbildung 3.3 zeigt den Technologiepfad, der in dem Szenario S-07 erhalten wurde. Für dieses wurde für die Technologie „Neu 1“ realistische Werte für Windenergie und für die Technologie „Neu 2“ entsprechende Werte für Photovoltaik angenommen. Es ist zu erkennen, dass die Windenergie den vollen Beitrag zur

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

Emissionsminderung liefert, während Photovoltaik keine technologische Entwicklung erfährt. In Szenario S-08 wurden für die Photovoltaik keine statischen Kosten (*Floorcosts*) angenommen, wodurch eine drastische Senkung der Kosten bis auf 22 c/kWh möglich wird. Es ist daher in diesem Szenario der Einsatz von Photovoltaik, der zu den geringsten kumulierten Energiesystemkosten führt. In Abbildung 3.4 ist der Technologiepfad für das Szenario S-08 dargestellt. Hier ist es kostengünstiger, die Windenergie gar nicht weiterzuentwickeln und stattdessen auf die langfristige technologische Entwicklung der Photovoltaik zu setzen.

3.4.2 Betrachtung der Kosten

Für die Bewertung der berechneten Szenarien sind die damit verbundenen Kosten von entscheidender Bedeutung. Es werden daher die spezifischen mit jeder Technologie verbundenen Stromgestehungskosten (aufgeteilt in statische Kosten und Lernkosten), die jährlichen gesamten Energiesystemkosten sowie die kumulierten Energiesystemkosten im Jahr 2100 für die betrachteten Szenarien dargestellt. Die Energiesystemkosten sind als Summe der Investitionskosten, Betriebs- und Wartungskosten definiert.

Lösungen mit dem Solver CONOPT2

In Abbildung 3.5 sind die dem Szenario S-10 zugehörigen Lernkurven der beiden lernenden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“ dargestellt. Die dargestellten Lernkurven betreffen nur die Lernkosten, also ohne statische Kosten. „Neu 1“ beginnt bei einer geringeren kumulierten Produktion als „Neu 2“, dafür aber deutlich höheren anfänglichen Kosten im Jahr 2000 (ACC_0). Weiterhin sind die unterschiedliche Lernraten (LR) zu erkennen. Aufgrund der größeren Steigung (höhere Lernrate) sind die Kosten von „Neu 2“ schließlich am Ende des Jahrhunderts geringer als die von „Neu 1“. Dennoch erreicht „Neu 1“ auch am Ende des Jahrhunderts nicht die kumulierte Elektrizitätsproduktion von „Neu 2“.

In Abbildung 3.6 sind die jährlichen gesamten (nicht diskontierten) Kosten der Stromerzeugung in $10^9 US\$(2000)$ über den betrachteten Zeitraum dargestellt. Die kumulierten auf das Jahr 2000 diskontierten Energiesystemkosten (Diskontsatz: 5%) betragen 2465 Mrd. US \$.

Lösungen mit dem Solver BARON

Die zu dem in Abbildung 3.2 dargestellten Technologiepfad gehörenden Kosten sind in den Abbildungen 3.7 bis 3.10 dargestellt (Szenario S-01). In den Abbildungen 3.7 und 3.8 sind die Lernkurven für die Lernkosten und die jährlichen gesamten Energiesystemkosten (nichtdiskontiert) dargestellt. Die kumulierten diskontierten (5 %)

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

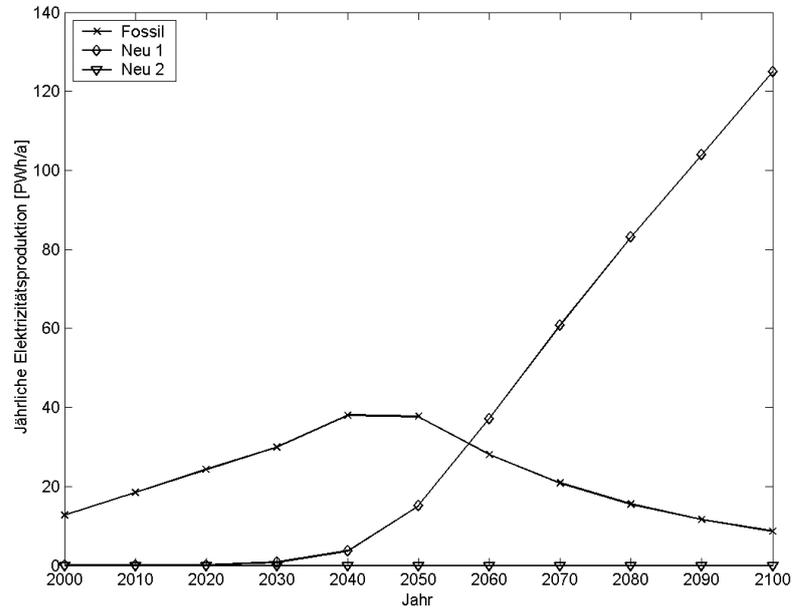


Abbildung 3.3: Technologiepfad des exemplarischen Szenarios S-07.

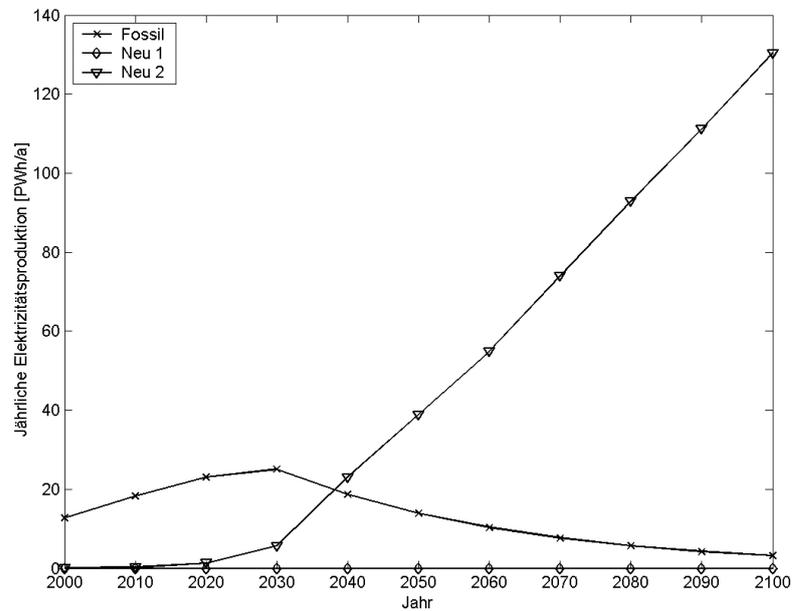


Abbildung 3.4: Technologiepfad des exemplarischen Szenarios S-08.

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

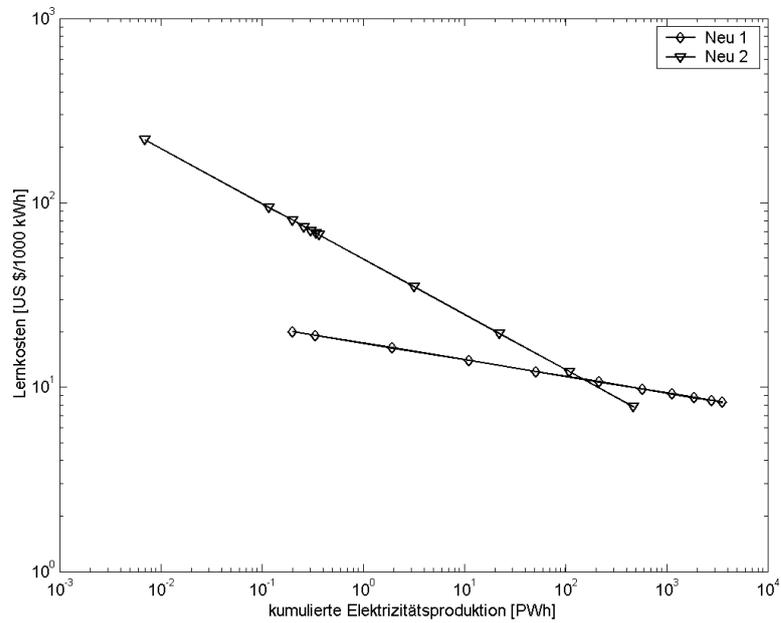


Abbildung 3.5: Lernkurven für die spezifischen Lernkosten im Szenario S-10 (nicht-diskontiert).

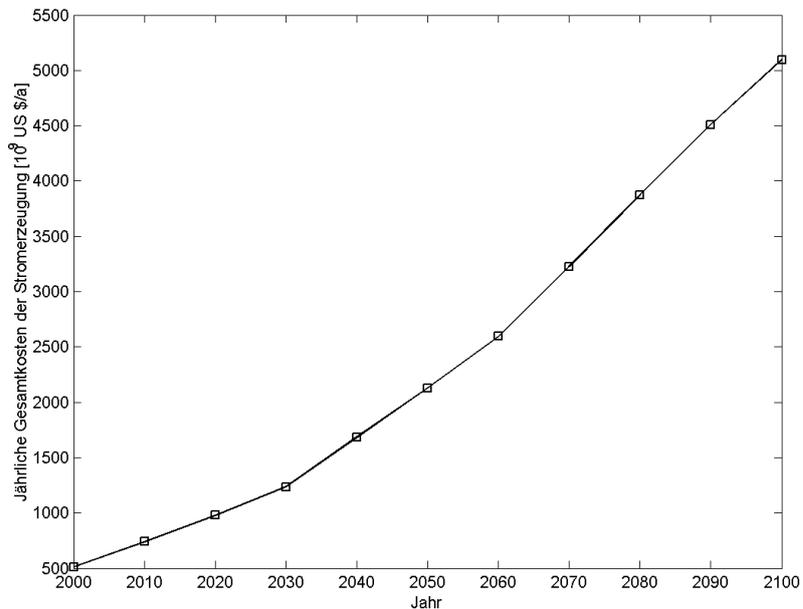


Abbildung 3.6: Jährliche gesamte Energiesystemkosten im Szenario S-10 (nichtdiskontiert).

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

Energiesystemkosten im Jahr 2100 betragen in diesem Szenario 2378 Mrd. US \$. Wie bereits erläutert (Abschnitt 3.2), wurde für die spezifischen Stromgestehungskosten der Technologien zur Umwandlung regenerativer Energien ein vom strengen Konzept der Lernkurven abweichender Ansatz verwendet. Dieser setzt eine untere Grenze für die Stromgestehungskosten, sogenannte statische Kosten (*floorcosts*). Zu diesen Kosten addieren sich die Lernkosten, die mit dem Lernkurvenansatz und konstanten Lernraten beschrieben werden. Hieraus folgt, dass die spezifischen Gesamtkosten der regenerativen Energien nicht mehr eine konstante Lernrate besitzen und damit kein linearer Zusammenhang mehr in der lernkurventypischen Darstellung der Kosten über der kumulierten Produktion in logarithmischer Skalierung vorliegt. In Abbildung 3.9 sind die Lernkurven für die Gesamtkosten der beiden regenerativen Energien dargestellt, in denen die Abnahme der Lernrate deutlich zu erkennen ist. Abbildung 3.10 zeigt den zugehörigen zeitlichen Verlauf der spezifischen Gesamtkosten der drei Technologien.

Die Lernkurven für die spezifischen nichtdiskontierten Gesamtkosten in den Szenarien S-07 und S-08, in denen die Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“ Windenergie und Photovoltaik repräsentieren, sind in den Abbildungen 3.11 und 3.13 dargestellt. Der zugehörige Zeitverlauf der Kosten ist in den Abbildungen 3.12 und 3.14 abgebildet. Als Konsequenz der alleinigen Verwendung einer erneuerbaren Energie gibt es jeweils nur eine Lernkurve. Es ist in beiden Szenarien deutlich zu erkennen, wie spät eine Kostengleichheit mit der fossilen Technologie erst möglich ist. Im Fall der Windenergie liegt dies an der bereits enormen kumulierten Produktion im Jahr 2000 von 100 TWh, bei der Photovoltaik an den sehr hohen Stromgestehungskosten im Jahr 2000 von 40 c/kWh.

3.4.3 Sensitivitätsanalysen

In diesem Abschnitt werden Sensitivitätsanalysen bezüglich ausgewählter Parameter des Modells dargestellt. Alle Lösungen wurden mit dem Solver BARON herbeigeführt. Ziel dieser Analysen ist ein besseres Verständnis der Lösungen des Modells und eine Sensibilisierung für die Bedeutung ausgewählter Parameter.

Sensitivitätsanalyse bezüglich des Emissionsgrenzwertes

Das Modell wurde standardmäßig für einen kumulierten Emissionsgrenzwert von 400 Milliarden Tonnen Kohlenstoff im Jahr 2100 gelöst. Die Reaktion der Lösung auf eine Änderung dieses Wertes nach oben oder unten hängt von der Struktur der Lösung ab: Ist die Lösung durch den Grenzwert beschränkt, das heißt, ist das Emissionslimit voll ausgeschöpft, so bewirkt eine Änderung desselben im Allgemeinen eine Veränderung in der Lösung. Wie bereits dargestellt, gibt es aber auch Lösungen, die bedingt durch die Kostenvorgaben der Technologien den Emissionsgrenzwert gar nicht voll

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

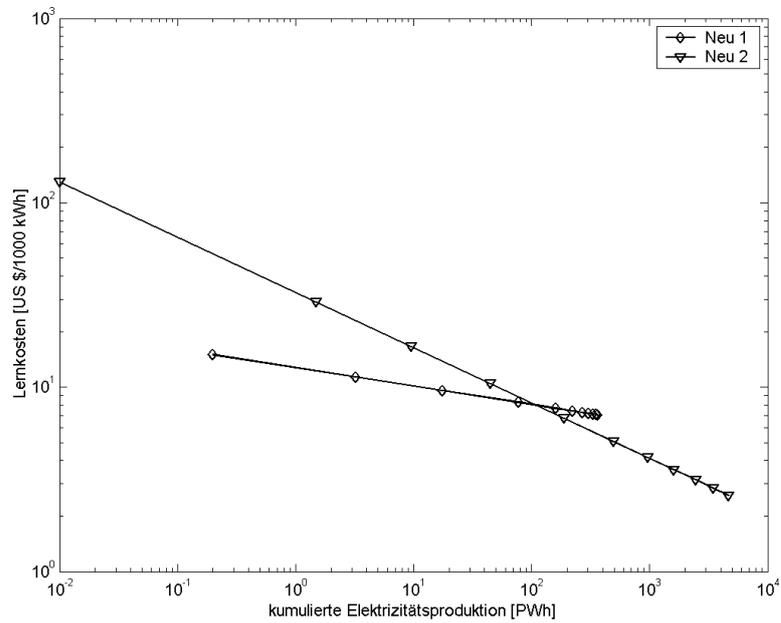


Abbildung 3.7: Lernkurven für die spezifischen Lernkosten im Szenario S-01 (nicht-diskontiert).

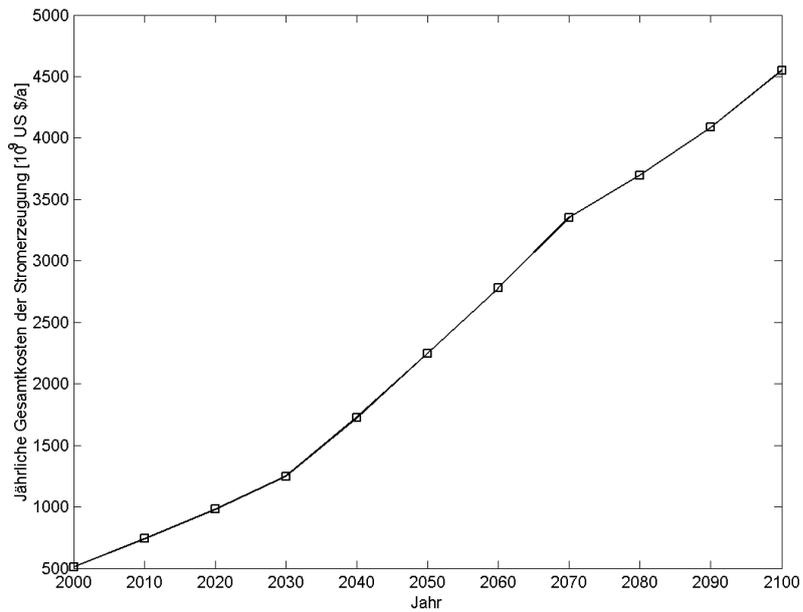


Abbildung 3.8: Jährliche gesamte Energiesystemkosten im Szenario S-01(nichtdiskontiert).

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

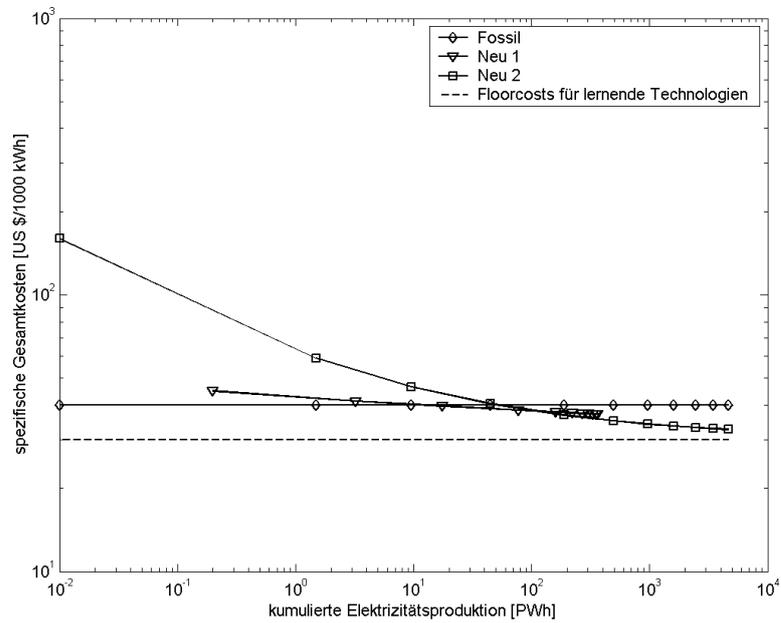


Abbildung 3.9: Lernkurven für die spezifischen Gesamtkosten im Szenario S-01 (nichtdiskontiert).

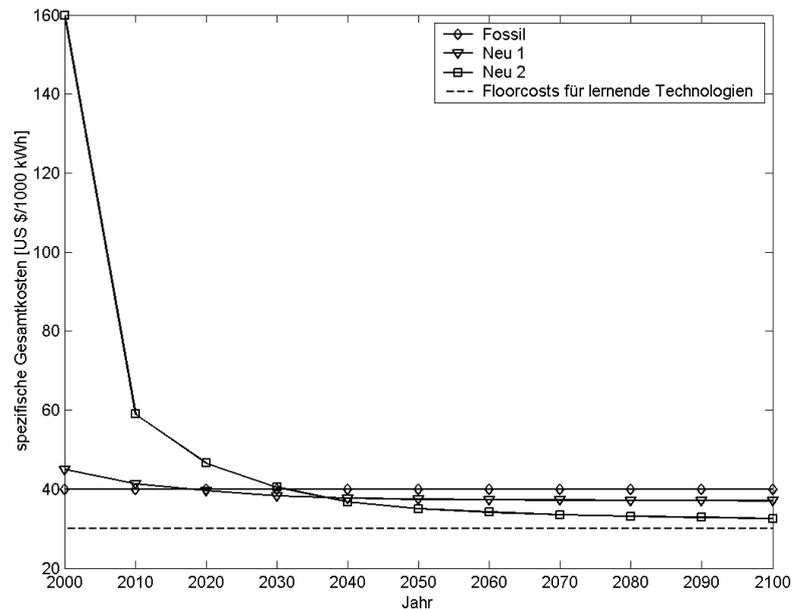


Abbildung 3.10: Zeitverlauf der (nichtdiskontierten) spezifischen Gesamtkosten (Stromgestehungskosten) der Technologien „Fossil“, „Neu 1“ und „Neu 2“ im Szenario S-01.

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

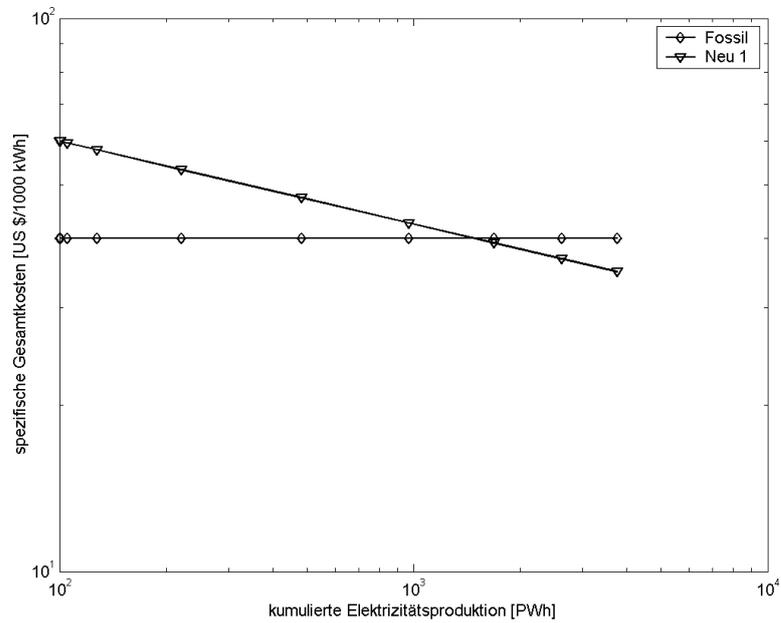


Abbildung 3.11: Lernkurven für die spezifischen Gesamtkosten im Szenario S-07 (nichtdiskontiert).

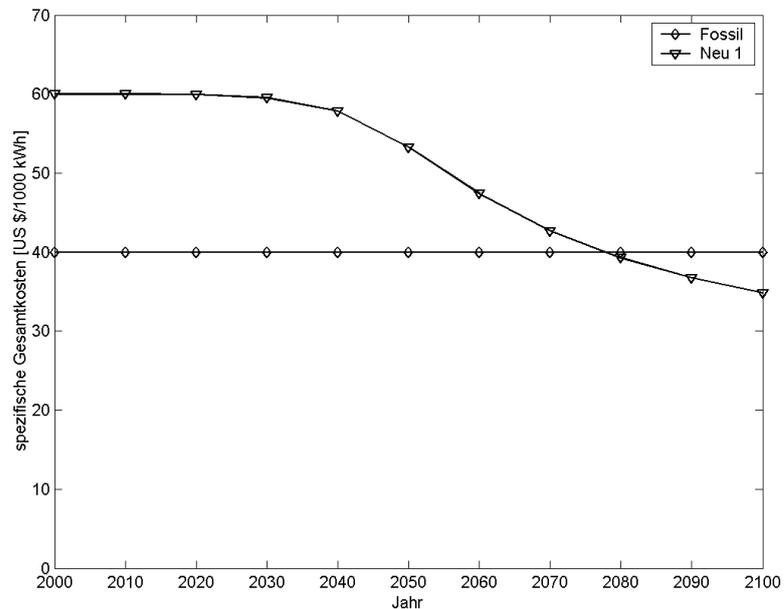


Abbildung 3.12: Zeitverlauf der (nichtdiskontierten) spezifischen Gesamtkosten (Stromgestehungskosten) der Technologien „Fossil“ und „Neu 1“ im Szenario S-07.

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

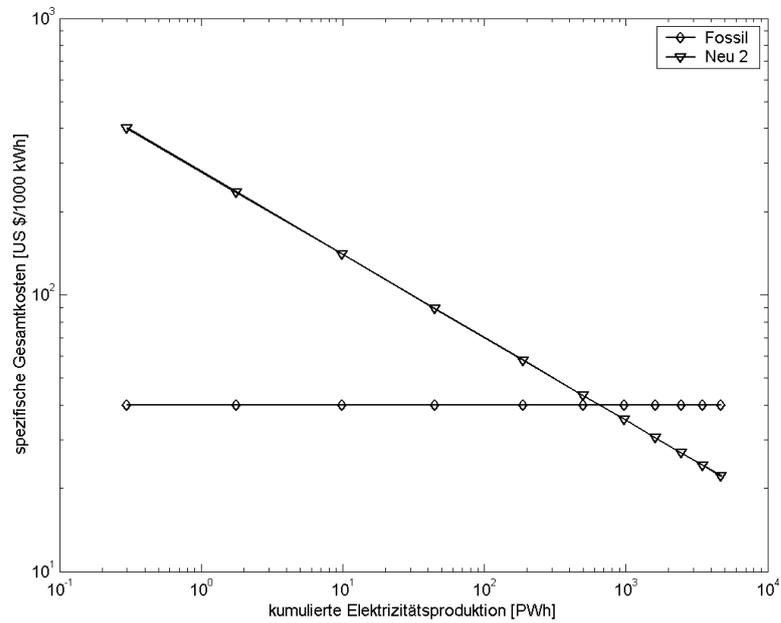


Abbildung 3.13: Lernkurven für die spezifischen Gesamtkosten im Szenario S-08 (nichtdiskontiert).

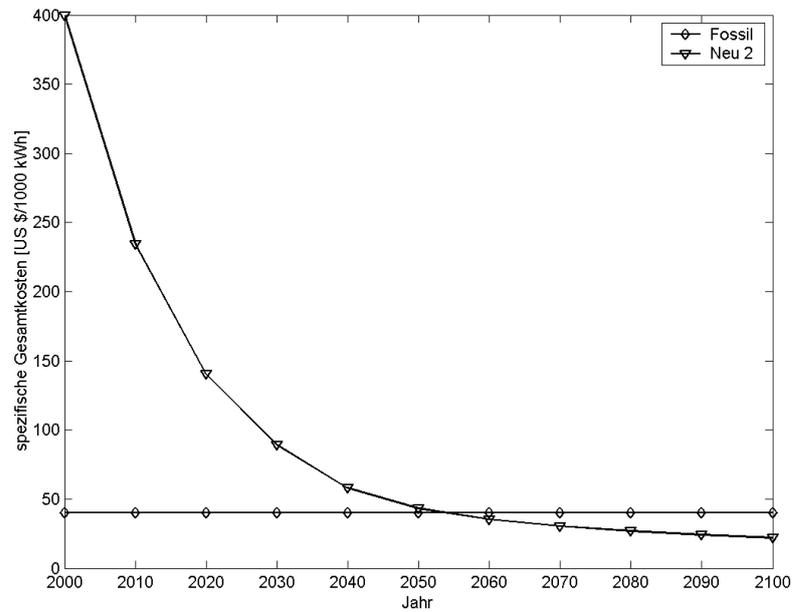


Abbildung 3.14: Zeitverlauf der (nichtdiskontierten) spezifischen Gesamtkosten (Stromgestehungskosten) der Technologien „Fossil“ und „Neu 2“ im Szenario S-08.

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

ausschöpfen. Ab einer bestimmten kumulierten Menge erreichen die erneuerbaren Energien Kostenvorteile gegenüber der fossilen Alternative, die dazu führen, dass diese über das geforderte Emissionslimit hinaus verwendet werden. Dies ist der Fall im betrachteten Szenario S-01. In diesem Fall führt eine Anhebung (Lockerung) des Emissionsgrenzwertes nicht direkt zu einem geringeren Beitrag der erneuerbaren Technologien. Erst wenn der Grenzwert eine bestimmte Höhe überschritten hat, ist es möglich, dass aufgrund der fehlenden Notwendigkeit, überhaupt in relevantem Umfang in erneuerbare Energien zu investieren, die Lösung zu einer größeren Bedeutung der fossilen Technologie springt. Eine Absenkung (Verschärfung) des Emissionsgrenzwertes führt entsprechend erst ab einer Unterschreitung der bereits im Modell realisierten Emissionen zu Veränderungen in der Lösung.

Abbildung 3.15 zeigt, wie die Energiesystemkosten im Szenario S-02 (entspricht den in [Manne and Barreto, 2001] vorgegebenen Parametern) vom Emissionsgrenzwert für die kumulierten Emissionen im Jahr 2100 abhängen. Es ist deutlich die tendenzielle Steigerung der Kosten mit abnehmendem Emissionsgrenzwert zu erkennen. Ab 700 Milliarden Tonnen Kohlenstoff bleiben die kumulierten Energiesystemkosten jedoch konstant. Die Szenarien ändern sich nicht mehr und enthalten auch bei höherem erlaubtem Emissionsgrenzwert die Technologie „Neu 2“, die höhere Emissionen verhindert. Das heißt, auch ohne Vorgabe eines Emissionsgrenzwertes enthält bei dieser Parameterkonstellation die kostenminimale Lösung eine erneuerbare Energie.

Grundsätzlich gibt es zwei Erklärungen für die gleichbleibenden kumulierten Energiesystemkosten bei Variation des Emissionsgrenzwertes:

- Zu einer kohlenstoffintensiven Lösung gibt es eine kostenäquivalente kohlenstoffärmere Lösung. Dies entspricht der Erkenntnis, dass es mehrere lokale Optima mit sehr ähnlichen Gesamtkosten gibt.
- Die erneuerbaren Energien haben aufgrund der Lernkurveneffekte insgesamt über den gesamten Zeitraum betrachtet Kostenvorteile gegenüber der fossilen Alternative.

Die Auswertung der Abhängigkeit der Energiesystemkosten vom Emissionsgrenzwert ermöglicht die Festlegung eines aus wirtschaftlicher Sicht akzeptablen Emissionsgrenzwertes. Dieser ist jedoch sehr sensitiv gegenüber weiteren Parametern, wie zum Beispiel der Diskontrate oder aber auch der vorgegebenen Lernkurven der Technologien. Ein Grenzwert von 400 Milliarden Tonnen Kohlenstoff liegt dort in einer ökonomisch vertretbaren Größenordnung (+ 1,8 % bei den kumulierten Energiesystemkosten gegenüber der rein fossilen Alternative).

In Abbildung 3.16 ist die Abhängigkeit der kumulierten Energiesystemkosten vom Emissionsgrenzwert für das Szenario S-07 dargestellt. Die alleinige Verwendung der fossilen Technologie ergibt kumulierte Emissionen von etwas über 1000 Gt C. Dieser Weg stellt in betrachteten Szenario die günstigste Alternative dar. Durch

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

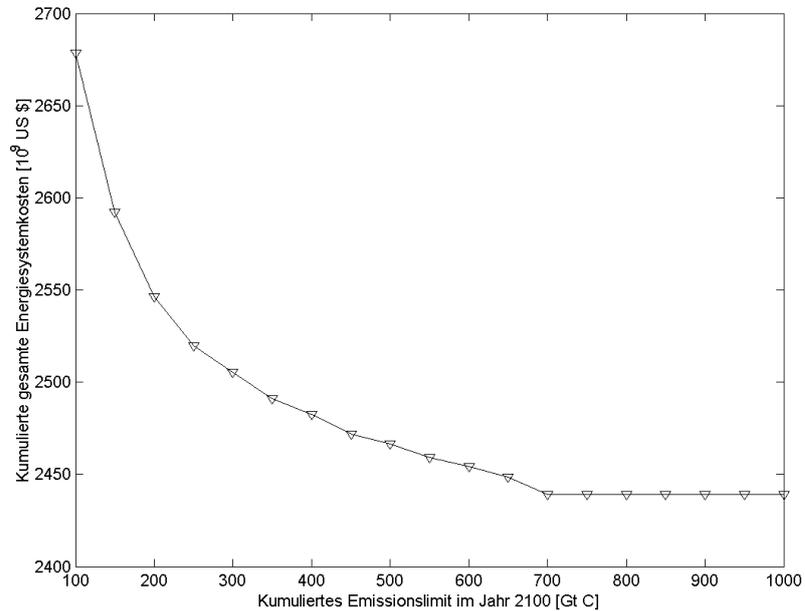


Abbildung 3.15: Abhängigkeit der kumulierten (diskontierten) Energiesystemkosten vom Emissionsgrenzwert für die kumulierten Kohlenstoffemissionen im Jahr 2100 (alle anderen Parameter entsprechen Szenario S-02).

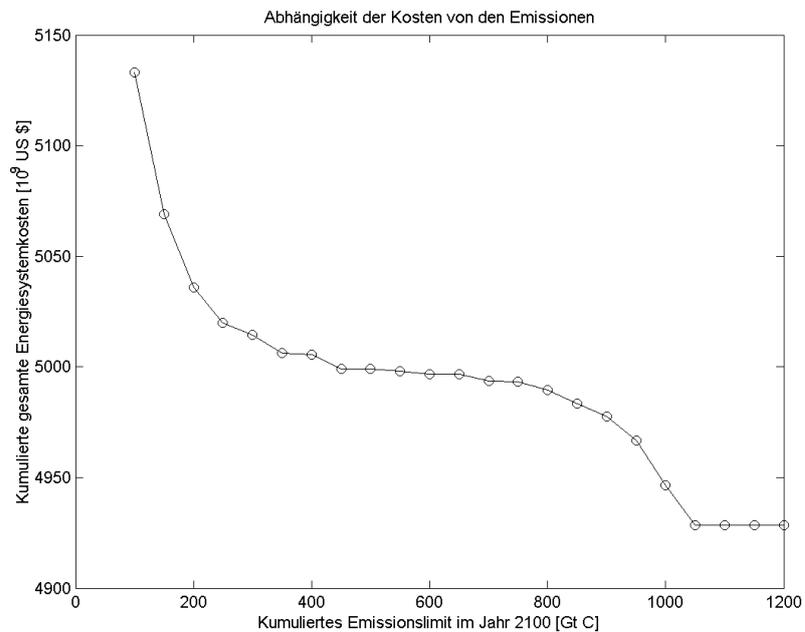


Abbildung 3.16: Abhängigkeit der kumulierten (diskontierten) Energiesystemkosten vom Emissionsgrenzwert für die kumulierten Kohlenstoffemissionen im Jahr 2100 (alle anderen Parameter entsprechen Szenario S-07).

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

mit-ohne Emissionslimit ESM07.png

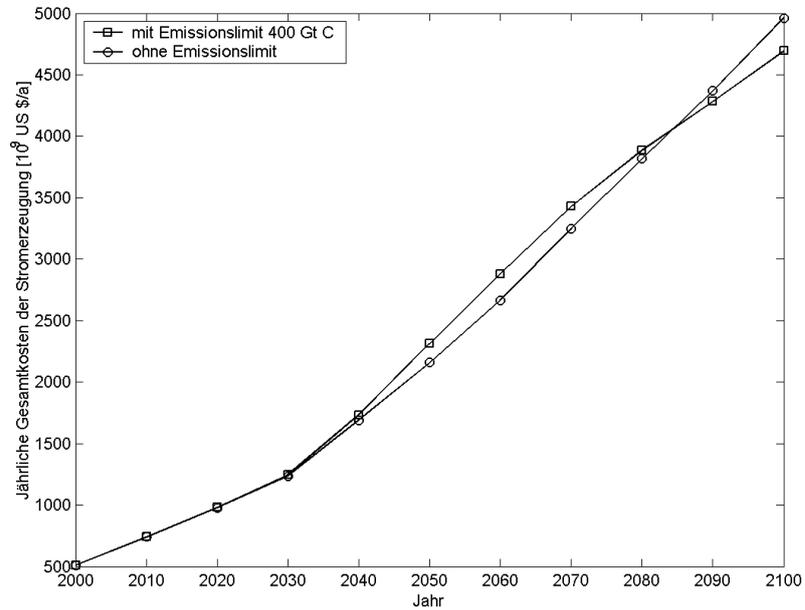


Abbildung 3.17: Jährliche Energiesystemkosten für das Szenario S-07 und die rein fossile Alternative (nichtdiskontiert). Man erkennt deutlich, dass die fossile Alternative zunächst billiger ist, dann schließlich aber vom Szenario S-07 untertroffen wird.

Absenkung des Emissionsgrenzwertes steigen die kumulierten Energiesystemkosten – +1,6 % bei einem Grenzwert von 400 Gt C, +4,1 % bei einem Grenzwert von 100 Gt C. Entscheidend ist aber neben den kumulierten Energiesystemkosten auch der zeitliche Verlauf der Kosten. Die Investition in erneuerbare Energien bedeutet im Allgemeinen eine Verteuerung der Energiewandlung auf kurze Sicht (Substitution von Energie durch Kapital), um langfristig von niedrigeren Kosten zu profitieren. Dies ist deutlich in Abbildung 3.17 zu erkennen. Für den Fall „kein Emissionslimit“ stellt die alleinige Verwendung der fossilen Technologie die kostengünstigste Alternative dar. Bei einem Emissionslimit von 400 Gt C kommt unter den gegebenen Bedingungen die Windenergie zum Einsatz. Bis zum Jahr 2030 sind die Energiesystemkosten bedingt durch den relativ geringen Anteil der Windenergie noch gleich für beide Fälle. Bis Etwa zum Jahr 2085 sind dann die jährlichen Energiesystemkosten für die rein fossile Alternative günstiger, bis ab diesem Zeitpunkt die Investition in Windenergie sich in Form von niedrigeren Energiesystemkosten auszahlt.

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

Sensitivitätsanalyse bezüglich der Diskontrate

Von großer Bedeutung für die Ergebnisse der Modellierung ist weiterhin die Wahl des Diskontsatzes zur Diskontierung zukünftiger Kosten. In Abbildung 3.18 ist neben der Abhängigkeit der kumulierten Energiesystemkosten vom Emissionsgrenzwert auch die Abhängigkeit vom Diskontsatz dargestellt. Mit höherer Diskontrate werden dabei die Gesamtkosten geringer, da zukünftige Kosten niedriger bewertet werden. Die Anwendung einer Diskontrate von 5 % bewertet bei einem Zeithorizont von 100 Jahren Kosten von 1 \$ am Ende der Zeitperiode mit 0,0076 \$ heute. Bei einer Diskontrate von 1 % werden diese Kosten mit 0,37 \$ bewertet.

Bei der Analyse der hinter diesen Kosten stehenden Technologiepfade ist folgende Abhängigkeit festzustellen: Je geringer die Diskontrate, desto höher ist der Anteil der erneuerbaren Energien am Technologiemix. Dies liegt daran, dass die Kosten der erneuerbaren Energien mit steigender kumulierter Produktion, und damit mit der Zeit, geringer werden. Diese Kostensenkung erhält mit fallender Diskontrate eine höhere Bewertung, so dass es sich mehr „lohnt“, in erneuerbare Energien zu investieren. Dies ist eine allgemeingültige Aussage für Modelle mit endogenem technischen Fortschritt. Die Investition in erneuerbare Energien, also die Substitution von Energie durch Kapital, führt erst in Zukunft zu Kapitalrückflüssen in Form niedrigerer Energiekosten. Niedrige Diskontraten messen dieser Tatsache eine größere Bedeutung bei. Die Debatte über Diskontraten ist nicht neu. Wie in [IPCC – Intergovernmental Panel on Climate Change, 2001] dargestellt, gibt es zwei grundsätzliche Ansätze für die Diskontierung: einen ethischen, verordnenden Ansatz, basierend darauf, welche Diskontraten angewendet werden sollten und einen beschreibenden Ansatz, basierend auf Diskontraten, die von Sparern sowie Investoren in ihren täglichen Entscheidungen angewendet werden. Ersterer führt dabei im Allgemeinen zu relativ niedrigen (2 - 3 %), letzterer zu relativ höheren Diskontraten (mindestens 6 %, in einigen Fällen wesentlich mehr).

Unter Ökonomen herrscht die Meinung vor, dass bei der Betrachtung von Langzeitproblemen, wie sie hier vorliegen, relativ geringere Diskontraten angemessen sind. Die Diskontrate sollte dabei von der kurzfristigen (bis 5 Jahre) bis zur sehr weit entfernten Zukunft (über 300 Jahre) von 4 % bis auf 0 % fallen [IPCC – Intergovernmental Panel on Climate Change, 2001]. Weitzman [Weitzman, 1998] schlägt vor, dass die Diskontraten bei langlebigen Projekten unter 2 % betragen. Die von Manne und Barreto [Manne and Barreto, 2001] vorgeschlagene Diskontrate von 5 % bei der Vorstellung dieses Modells ist damit als relativ hoch zu bewerten.

Sensitivitätsanalyse bezüglich der anfänglichen kumulierten Elektrizitätsproduktion (ACC_0)

Die kumulierte Elektrizitätsproduktion durch erneuerbare Energien im Ausgangsjahr der Betrachtungen (hier: 2000) ist neben den anfänglichen Kosten und der Lernra-

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

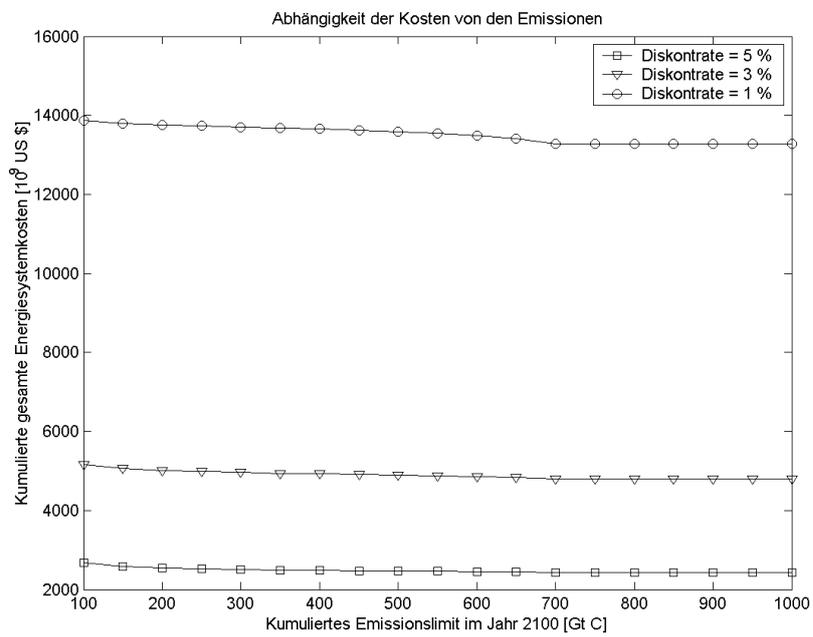


Abbildung 3.18: Abhängigkeit der kumulierten (diskontierten) Energiesystemkosten vom kumulierten Emissionslimit im Jahr 2100 und der verwendeten Diskontrate bei der Modellierung (alle anderen Parameter entsprechen Szenario S-02).

3.4. ERGEBNISSE DER MODELLIERUNG

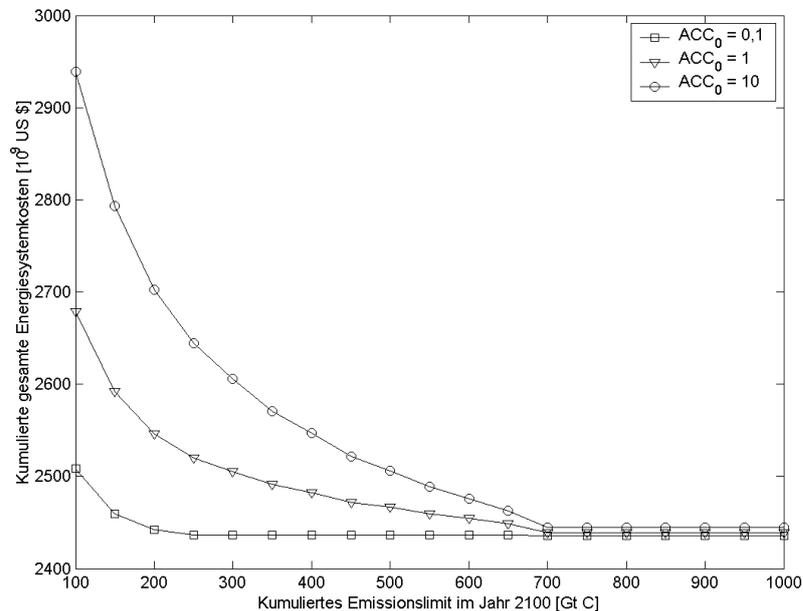


Abbildung 3.19: Abhängigkeit der kumulierten (diskontierten) Energiesystemkosten vom kumulierten Emissionslimit im Jahr 2100 und der angänglichen kumulierten Produktion der Technologien „Neu1“ und „Neu 2“ bei der Modellierung (alle anderen Parameter entsprechen Szenario S-02).

te die dritte, vielleicht sogar wichtigste Größe der Lernkurven. Sie ist gleichzeitig die Größe, die am schwierigsten zu bestimmen ist. Bei der Darstellung der Kosten als Kosten pro installierte Leistung sind häufig noch Angaben über die kumulierte installierte Leistung zu finden. Die Verwendung von Lernkurven, die auf der Basis von kumulierter Elektrizitätsproduktion gebildet sind, stellt den Analysten jedoch häufig vor die Aufgabe, diese Daten grob abzuschätzen. Da diese die Modellierung jedoch entscheidend mitbeeinflussen, ist aus Sicht der Analysten weitere Forschung zu Lernkurven auf der Basis kumulierter Produktion und eine Verbesserung der Datenlage erforderlich. In Abbildung 3.19 wurden die kumulierten Elektrizitätsproduktionen durch die beiden regenerativen Energien gleichzeitig verändert. Wie zu sehen ist, nehmen die kumulierten Energiesystemkosten mit steigender kumulierter Produktion zu, da die Kostendegressionen der Technologien langsamer stattfinden. Damit verändert sich natürlich auch der Technologiepfad.

Kapitel 4

Aggregation von Lernkurven

In der ökonomischen Energie- und Klimamodellierung gibt es eine langjährige Unterscheidung zwischen *Bottom-up*-Modellen, die in Abschnitt 3.1.1, und *Top-down*-Modellen (Makromodelle, Wachstumsmodelle), die in Abschnitt 3.1.2 beschrieben wurden.

Beide Modellansätze haben ihre Berechtigung, bilden aber immer nur einen Teil der tatsächlichen Realität ab. Im Sinne einer verbesserten Modellbildung ist es daher wünschenswert, die technologieaufgelösten *Bottom-up*-Modelle mit den makroökonomischen *Top-down*-Modellen zu verbinden. Ein vereinfachtes Schema der Koppelung dieser beiden Modellansätze ist in Abb. X gezeigt. Mit einem Energiesystemmodell werden die minimalen Kosten der Energiewandlung unter der Vorgabe einer exogen gegebenen Energienachfrage berechnet und als Input-Variable an ein Wachstumsmodell übergeben. Dieses berechnet damit das Maximum einer Wohlfahrtsfunktion und den zeitlichen Verlauf des Energieverbrauchs. Dieser wird nun wieder als Variable an das Energiesystemmodell gegeben, welches erneut die Kostenfunktion berechnet. Es ist also ein iterativer Vorgang erforderlich.

Auch das Wachstumsmodell sollte technischen Wandel berücksichtigen, aber auf einer höheren systematischen Ebene. Es ist nicht der spezifische technische Wandel einzelner Technologien entscheidend, sondern technischer Wandel einer Gruppe von Technologien, wie zum Beispiel der Gesamtheit der erneuerbaren Energien. In bisherigen Modellen wird für diese z.B. eine pauschale Lernrate von 18 % angenommen, die allgemein als Referenzwert für neue Technologien gilt. Hierbei sind jedoch die Entwicklungspotenziale einzelner Technologien, die beispielsweise in Energiesystemmodellen genau simuliert werden, nicht berücksichtigt.

Es ist daher erforderlich, aus dem technologien Lernen konkreter Technologien ein Phänomen „Technologisches Lernen im Bereich der erneuerbaren Energien“ herauszuarbeiten, um eine Koppelung der beiden Modellansätze zu realisieren. Dies ist Gegenstand der folgenden Ausführungen.

4.1 Bildung einer aggregierten Lernkurve

Durch die Lösung der Kostenfunktion $C_{min} = f(C_i, Y)$, die bei gegebenen Kosten der einzelnen Technologien und gegebenem Output Y (Strommenge) die minimalen Gesamtkosten beschreibt, erhält man als Ergebnis neben den Gesamtkosten auch die Mengen der eingesetzten Technologien X_i (Elektrizitätsproduktion mit der Technologie i). Bei der Annahme von Skalenerträgen sind die Kosten C_i Funktionen des Outputs Y . Das Besondere an der Einführung von Lernkurven ist, dass die Kosten der einzelnen Technologien C_i nun Funktionen des kumulierten Outputs ACC_i sind. Dieses berechnet sich aus den Vektoren der anfänglichen kumulierten Elektrizitätsproduktion der Technologien $ACC_{0,i}$ und der jährlichen Elektrizitätsproduktion X_i . Damit gibt es zu jedem berechneten Zeitpunkt im Intervall [2000, 2100] einen Vektor ACC_i , von dem die Kosten der einzelnen Technologien gemäß Gleichung 2.1 abhängen.

Zur Bildung einer zusammengefaßten („aggregierten“) Lernkurve aller lernenden Technologien werden mittlere Kosten der Elektrizitätsproduktion durch alle lernenden Technologien betrachtet. Diese berechnen sich zu jedem Zeitpunkt gemäß

$$C = \frac{\sum_i C_i \cdot X_i}{\sum_i X_i} \quad (4.1)$$

und haben die Einheit $\left[\frac{\text{mittlere Stromgestehungskosten lernender Technologien}}{\text{produzierte Elektrizität mit lernenden Technologien}} \right]$. Diese Kosten hängen von der Lösung der Kostenfunktion und damit von dem optimalen Zeitpfad der Technologien ab. Stellt man diese mittleren Kosten über der Summe der kumulierten Produktion der lernenden Technologien dar, so erhält man eine aggregierte Lernkurve. Anhand von durchgeführten Aggregationen mit unterschiedlichen Parametern des Modells konnten folgende Eigenschaften der aggregierten Lernkurven gefunden werden:

1. Die Aggregation mehrerer Lernkurven ist nur unter gleichzeitiger Angabe der tatsächlichen Elektrizitätsproduktion jeder einzelnen Technologie möglich. Da letztendlich nur eine optimale oder suboptimale Lösung von Interesse ist, ist die Voraussetzung einer Aggregation die vorherige Lösung des Energiesystemmodells.
2. Im Gegensatz zu den einfachen Lernkurven einer bestimmten Technologie stellen sich die aggregierten Lernkurven nicht als linearer Zusammenhang in einer log-log-Darstellung der Kosten über der kumulierten Produktion dar. Sie gehorchen damit nicht der empirischen Gleichung für Lernkurven $C = f(ACC^{-E})$.
3. Die Analyse der durchgeführten Aggregationen zeigt, dass es keine typische Form der aggregierten Lernkurven gibt. In den untersuchten Fällen nimmt die

4.1. BILDUNG EINER AGGREGIERTEN LERNKURVE

Lernkurve ESM04.png

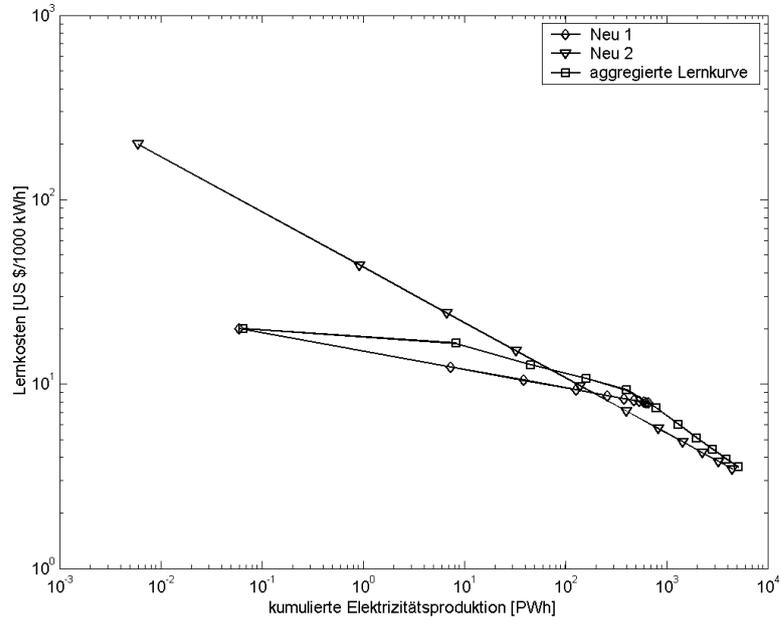


Abbildung 4.1: Aggregierte Lernkurve des Szenarios S-04.

Lernkurve ESM06.png

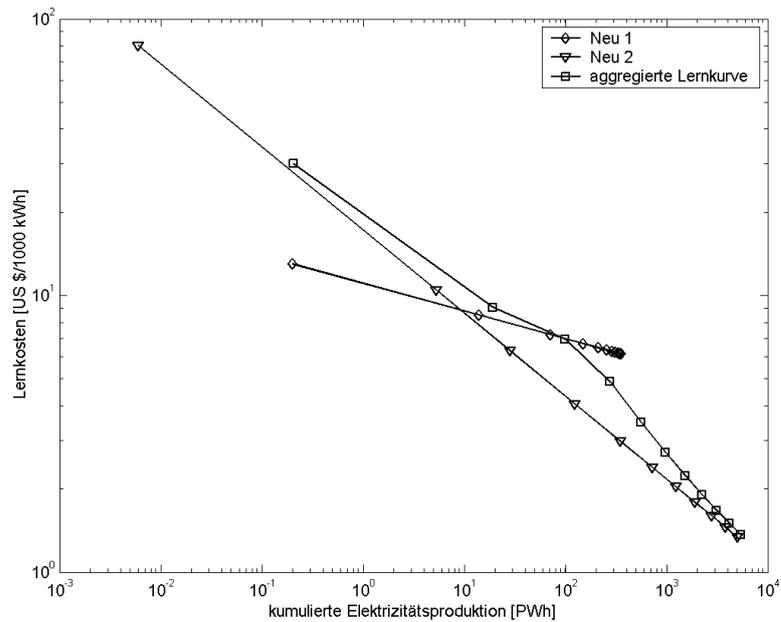


Abbildung 4.2: Aggregierte Lernkurve des Szenarios S-06.

4.1. BILDUNG EINER AGGREGIERTEN LERNKURVE

Lernkurve ESM10.png

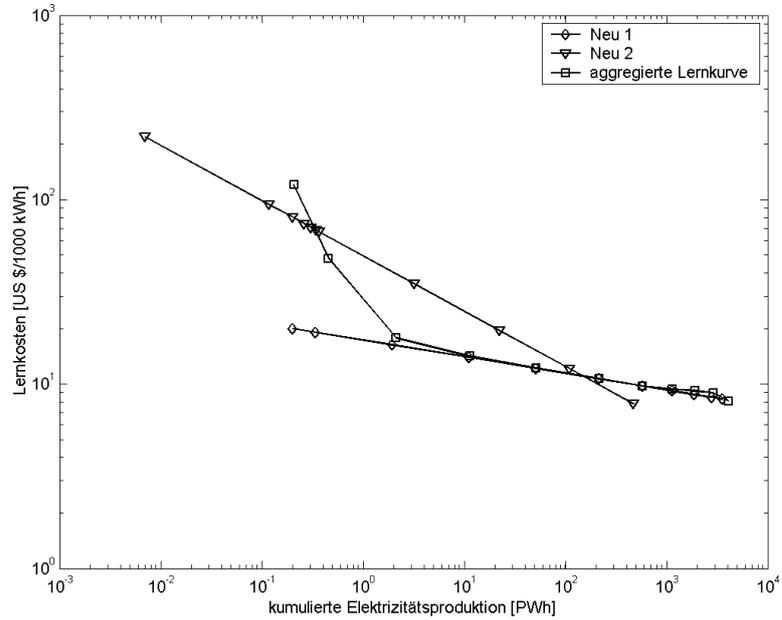


Abbildung 4.3: Aggregierte Lernkurve des Szenarios S-10.

Lernkurve ESM11.png

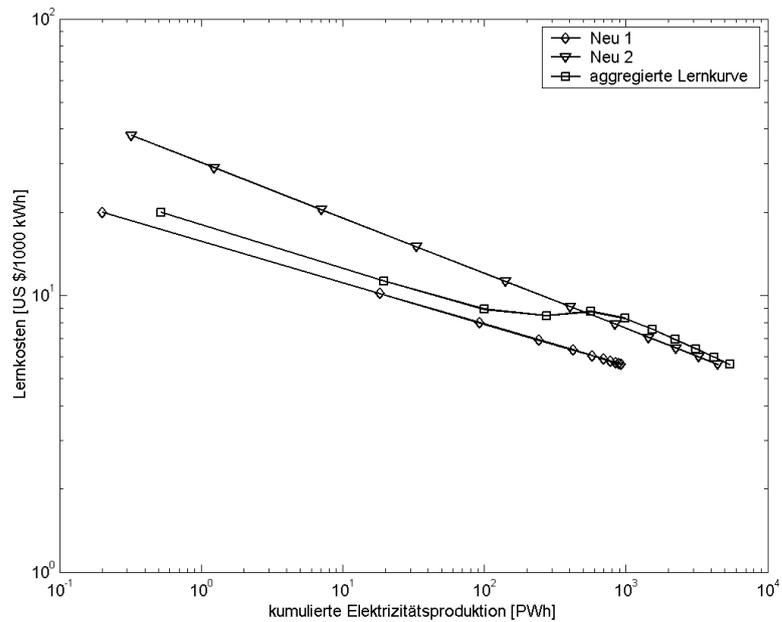


Abbildung 4.4: Aggregierte Lernkurve des Szenarios S-11.

4.2. REGRESSION DER LERNKURVEN

Steigung der aggregierten Lernkurve meist mit höherer kumulierter Produktion zu, weil ein Wechsel von der zunächst billigeren, aber langsamer lernenden Technologie zur anfänglich teureren, dafür aber schneller lernenden Technologie stattfindet. Dieses Phänomen ist aber bei anderen Ausgangsparametern, zum Beispiel gleichen Lernraten der Technologien, nicht vorhanden. Eine eindeutige Parametrisierung der aggregierten Kurven scheint damit schwierig.

4. Die Lernkurven sind nicht immer monoton fallend. Die Erklärung dieses zunächst widersprüchlichen Phänomens liegt in der Aufteilung der Gesamtkosten in statische Kosten und Lernkosten. Die Lernkurven betrachten in diesem Fall nur die Lernkosten. Haben die miteinander konkurrierenden Technologien unterschiedliche statische Kosten, so ist es möglich, dass ein Wechsel zu einer Technologie mit höheren Lernkosten, aber geringeren statischen Kosten stattfindet, wodurch die 1. Ableitung der aggregierten Lernkurve positiv werden kann. In den Abbildungen 4.1 bis 4.4 sind verschiedene aggregierte Lernkurven dargestellt.

4.2 Regression der Lernkurven

Die bisher berechneten Lernkurven setzen sich aus Einzelpunkten zusammen. Um sie in Modellen verwenden zu können, ist ein funktionaler Zusammenhang erforderlich, d.h. es muß eine Regression der aggregierten Lernkurven durchgeführt werden. Dabei kommen grundsätzliche folgende Funktionstypen in Frage:

- potenzielle Regression,
- exponentielle Regression,
- polynomische Regression,
- logarithmische Regression.

An dieser Stelle ist noch einmal auf den Charakter der aggregierten Lernkurve einzugehen. Die aggregierte Lernkurve stellt das zusammengefaßte Lernen der betrachteten Technologien für den Fall minimaler Gesamtkosten **im betrachteten Zeitraum** dar. Diese Einschränkung ist von Bedeutung, da die Optimierung nur für diesen Zeitraum durchgeführt wird. Aussagen über die Extrapolation der Lernkurven sind daher nicht möglich.

Je nach Form der aggregierten Lernkurve scheint eine andere Regression passend. Bei relativ linearem Verlauf der Lernkurve in der typischen log-log-Darstellung ist eine potenzielle Regression sinnvoll, bei einer größer werdenden Steigung der

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

Lernkurve könnte möglicherweise eine exponentielle oder logarithmische Regression eine bessere Approximation darstellen. Die Auswertung hat folgende Ergebnisse geliefert:

Polynomische Regression liefert in allen getesteten Fällen eine sehr schlechte Approximation. Bei Polynomen höheren Grades (es wurden Polynome bis sechsten Grades getestet) treten mehrere Extrem- und Wendepunkte auf, die in der tatsächlichen Lernkurve keine Entsprechung haben. Zudem tauchen häufig Nullstellen und negative Lernkosten auf, die erstens in log-log-Darstellungen der Lernkurven nicht darstellbar sind und zweitens keine sinnvolle ökonomische Interpretation zulassen. Negative Lernkosten bedeutet ein Unterschreiten der statischen Kosten. Diese wurden aber gerade deshalb definiert, um eine untere Kostengrenze auch durch große Lerneffekte nicht unterschreiten zu können.

Exponentielle oder logarithmische Regression liefert in einigen Fällen eine auf den ersten Blick relativ gute Approximation der aggregierten Lernkurven. Beide Ansätze liefern aber eine zu geringe Steigung bei kleinen kumulierten Produktionen und eine zu große in späteren Stadien der Verwendung der Technologie. Eine Extrapolation der in dieser Weise parametrisierten Lernkurven führt daher bei hohen kumulierten Produktionen zu einem unverhältnismäßig starken Abfall der Lernkosten.

Potenzielle Regression, also die Rückkehr zur ursprünglichen Darstellung der Lernkurven, führt in den meisten Fällen zu der größtmöglichen Signifikanz der Regression (größtes R^2). Zudem bleibt das ursprüngliche Konzept der Lernkurven damit auch für die aggregierte Lernkurve erhalten und es bleibt gesichert, dass auch bei hohen kumulierten Produktionen keine unrealistisch hohen Kostendegressionen stattfinden können.

Es wird daher bei der Regression der aggregierten Lernkurven auf die potenzielle Regression zurückgegriffen. Damit hat die aggregierte Lernkurve die gleichen grundsätzlichen Eigenschaften wie die technologiespezifischen Lernkurven. Zudem wird diese Form der Lernkurve durch empirische Erkenntnisse untermauert.

4.3 Validierung der Methode

Zur Validierung der aggregierten Lernkurven wird das Energiesystemmodell so geändert, dass nur noch zwei Technologien miteinander konkurrieren, nämlich „Fossil“ und „Neu aggregiert“. Dabei stellt „Neu aggregiert“ die Summe aller erneuerbaren Energien dar. Die Stromgestehungskosten dieses Technologie-Clusters werden wie folgt berechnet:

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

- Die statischen Kosten berechnen sich aus dem Mittelwert der statischen Kosten der einzelnen Technologien.
- Für die Lernkosten wird eine parametrisierte aggregierte Lernkurve eingeführt, die sich aus der potenziellen Regression der aggregierten Lernkurve des zugrundeliegenden technologieaufgelösten Modells ergibt. Die Regression liefert eine Gleichung der Form

$$C = C_0 \cdot ACC^{-E}. \quad (4.2)$$

Zur Berechnung der Kosten in Form der Gleichung

$$C = INLC \cdot \left(\frac{ACC}{ACC_0} \right)^{-E}, \quad (4.3)$$

wie sie in dem Modell benötigt wird, berechnen sich die relevanten Parameter damit entsprechend

$$ACC_0 = \sum_j ACC_j \quad i = 1 \dots n, \quad (4.4)$$

$$INLC = C_0 \cdot ACC_0^{-E}. \quad (4.5)$$

Mit diesen Werten wird die Simulation durchgeführt. Zur Beurteilung der Güte der parametrisierten Lernkurve werden die Ergebnisse der beiden Simulationen – mit einzelnen Technologien und mit der aggregierten neuen Technologie – verglichen. Dabei werden die folgenden Kriterien zur Bewertung herangezogen:

1. Übereinstimmung der erzeugten Strommenge mit der fossilen Technologie über den betrachteten Zeitraum ($X_{\text{FOSSIL}}(t)$),
2. Übereinstimmung der kumulierten Energiesystemkosten im Jahr 2100 (PVC),
3. Übereinstimmung des Zeitverlaufes der jährlichen Stromgestehungskosten im Zeitraum 2000 bis 2100 ($VC(t)$).

4.3.1 Rolle der einzelnen Technologien

Zunächst werden die Technologiepfade der Lösung des disaggregierten und des aggregierten Modells miteinander verglichen. Bei einer erfolgreichen Aggregation sollte der Technologiepfad der fossilen Technologie in beiden Fällen identisch sein und die Summe der einzelnen erneuerbaren Energien der aggregierten erneuerbaren Energie entsprechen.

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

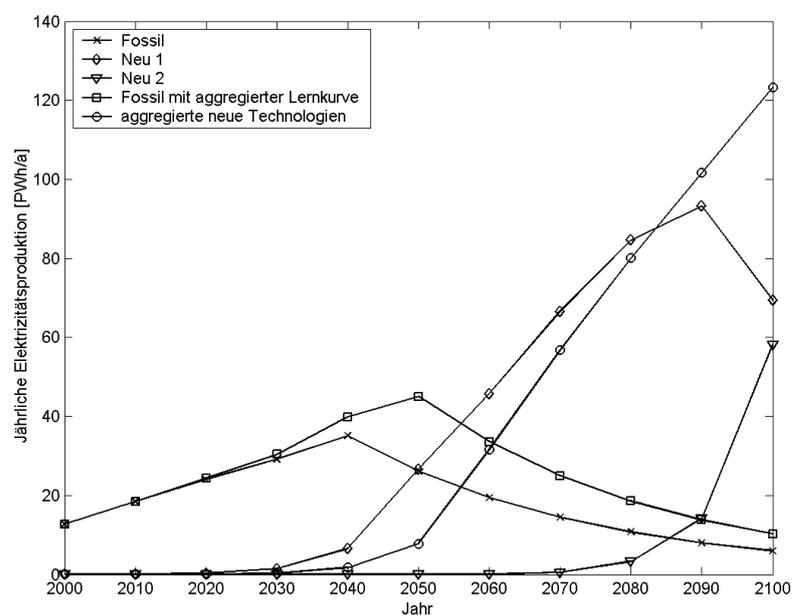


Abbildung 4.5: Technologiepfad des exemplarischen Szenarios S-10: Es ist sowohl der Technologiepfad, der mit der technologieaufgelösten Variante als auch der mit der aggregierten Technologie dargestellt.

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

Ergebnisse mit dem Solver CONOPT2

Mit dem Solver CONOPT2, der nicht das Auffinden des globalen Optimums garantiert, wurden bereits sehr gute Übereinstimmungen zwischen der Lösung des Modells mit der aggregierten lernenden Technologie und der technologieaufgelösten Lösung gefunden. Dennoch stimmt in einigen wenigen Fällen der Technologiepfad, der mit der aggregierten erneuerbaren Energie berechnet wird, nicht mit dem ursprünglichen überein. Ein Beispiel hierfür ist in Abbildung 4.5 dargestellt, das sich auf die Aggregation in Szenario S-10 bezieht.

Es ist keineswegs trivial, selbst bei einer exakten Parametrisierung der aggregierten Lernkurve, eine exakte Übereinstimmung der beiden Modelle – technologieaufgelöst und aggregiert – zu postulieren. Nehmen wir aber für einen Augenblick an, dies wäre so, dann kommen für die teilweise auftretenden Differenzen zwischen den Lösungen folgende Gründe in Betracht:

1. Durch die Fehler, die bei der Parametrisierung der aggregierten Lernkurve begangen werden, ergibt sich ein anderes Kostenminimum für die Kostenfunktion, was möglicherweise andere Größen für die Elektrizitätserzeugung durch die einzelnen Technologien zur Folge hat. Folglich ist es denkbar, dass durch eine andere (genauere) Parametrisierung das Ergebnis verbessert werden kann. Trotz der erkannten Einwände gegen die anderen Regressionsansätze wurden diese durchgeführt und die Simulation durchgeführt. Erwartungsgemäß liefern die Ergebnisse kaum eine Übereinstimmung und die neuen Technologien werden aufgrund der drastischen Kostensenkungen bei hohen kumulierten Kapazitäten wesentlich schneller eingeführt als in der technologieaufgelösten Version. Es bleibt daher dabei, dass die potenzielle Regression die einzige praktikable Methode darstellt.
2. Da der Solver CONOPT2 nicht das Auffinden des globalen Minimums der Kosten garantiert, ist es möglich, dass in der Lösung der beiden Modelle – technologieaufgelöst und aggregiert – zwei unterschiedliche lokale Minima gefunden werden. Durch Startwertvorgaben, beispielsweise für X_{FOSSIL} , könnte theoretisch möglicherweise das Auffinden des gleichen Minimums wie im technologieaufgelösten Modell erreicht werden. In der Praxis führte diese Methode jedoch nicht zu befriedigenden Ergebnissen. Daher wurde an dieser Stelle zur Verwendung des Solvers BARON übergegangen.

Ergebnisse mit dem Solver BARON

Bei der Aggregation der Lernkurven in Verbindung mit einer Lösung der Modelle mit dem Solver BARON wurde in allen durchgeführten Simulationen eine exakte Übereinstimmung des Verlaufs der produzierten Elektrizitätsmenge mit der fossilen

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

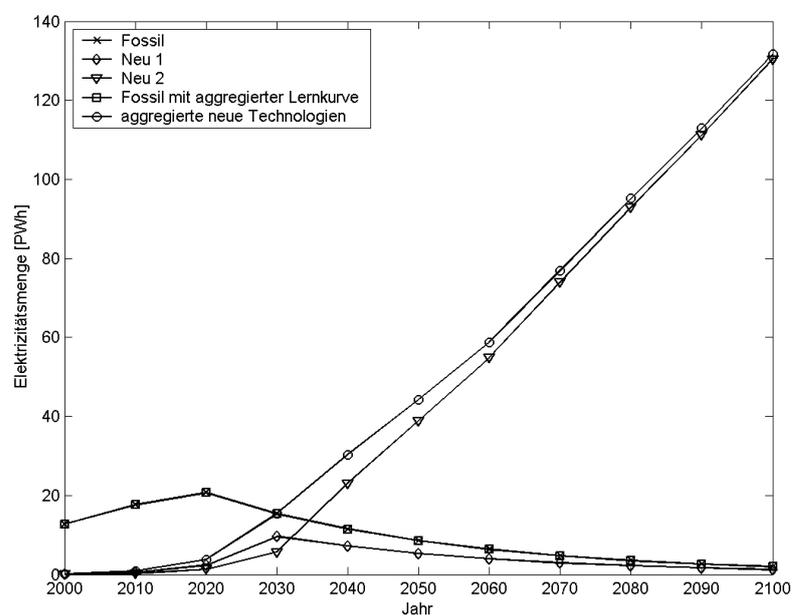


Abbildung 4.6: Technologiepfad des exemplarischen Szenarios S-01: Es ist sowohl der Technologiepfad, der mit der technologieaufgelösten Variante als auch der mit der aggregierten Technologie dargestellt.

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

Technologie in den beiden Varianten des Modells beobachtet. Ein Beispiel ist für das Szenario S-01 in Abbildung 4.6 dargestellt. Da die gesamte produzierte Elektrizitätsmenge der Elektrizitätsnachfrage genau entspricht, stimmt auch die Summe der Elektrizitätserzeugung durch die erneuerbaren Energietechnologien mit der Elektrizitätserzeugung durch die aggregierte Technologie überein. Damit liefert die Aggregation bei der Lösung mit BARON eine bessere Genauigkeit als bei der Lösung mit CONOPT2.

Es ist zu vermuten, dass die Begründung hierfür am sicheren Auffinden des globalen Optimums durch den Solver liegt. Somit kann die Lösung nicht zu einem lokalen Optimum, das möglicherweise in der Umgebung des globalen Optimums liegt, springen. Vielmehr ist die Lösung offensichtlich so robust, dass auch durch die Aggregation das gleiche Optimum in Bezug auf den Technologiepfad gefunden wird.

Einen Anteil an der Robustheit hat mit Sicherheit die Einführung der Marktein- und -austrittsbeschränkungen. Es konnte gezeigt werden, dass die Lösung insbesondere in der 2. Jahrhunderthälfte fast ausschließlich an den Marktaustrittsbeschränkungen der fossilen Technologie entlangläuft. Wenn also die Lösungen in der ersten Hälfte des Jahrhunderts übereinstimmen, so ist eine Übereinstimmung in der 2. Hälfte fast sicher.

4.3.2 Betrachtung der Kosten

Ergebnisse mit dem Solver CONOPT2

In Abbildung 4.7 sind die Lernkurven der beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“ für das Szenario S-10 dargestellt (vergleiche auch Abbildung 3.5). Zusätzlich ist die berechnete aggregierte Lernkurve sowie die Regression abgebildet. Man erkennt die S-förmige Krümmung der aggregierten Lernkurve. Zu Beginn sind die Lernkosten relativ hoch, es beginnt eine deutliche Kostenreduktion durch Entwicklung der schnelllernenden Technologie „Neu 1“. In einem dann folgenden Bereich wird die Lernrate wieder geringer, bis gegen Ende des betrachteten Zeitraumes eine deutliche Kostenreduktion der Technologie „Neu 2“ möglich ist, die zu einer erneuten Zunahme der Lernrate der kumulierte Lernkurve führt. Als letzte Kurve ist in der Abbildung die linearisierte aggregierte Lernkurve eingetragen.

Es ist zu beachten, dass die markierten Punkte der Lernkurve die berechneten Punkte darstellen (Berechnung im 10-Jahres-Rythmus). Damit lässt sich bereits von den Lernkurven durch den Abstand der Punkte auf die Technologiepfade schließen. Insbesondere müssen bei einer guten Aggregation die Punkte der aggregierten und der linearisierten aggregierten Lernkurve vertikal übereinander liegen.

Abbildung 4.8 zeigt die zugehörigen jährlichen nichtdiskontierten Energiesystemkosten des nichtaggregierten und des aggregierten Szenarios. Es ist zu erkennen, dass die jährlichen Energiesystemkosten in der aggregierten Variante zwischen 2050

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

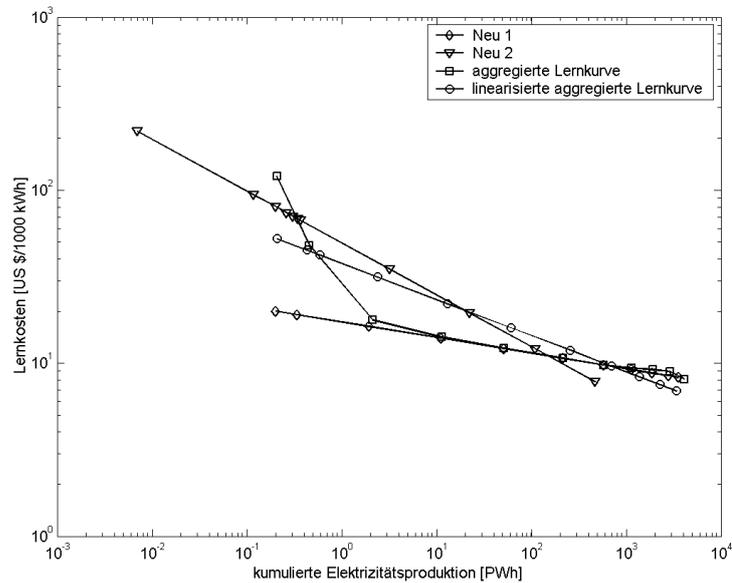


Abbildung 4.7: Lernkurven für die spezifischen Lernkosten (nichtdiskontiert) im Szenario S-10: Es sind die Lernkurven der beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“, die daraus berechnete aggregierte Lernkurve und die linearisierte aggregierte Lernkurve dargestellt.

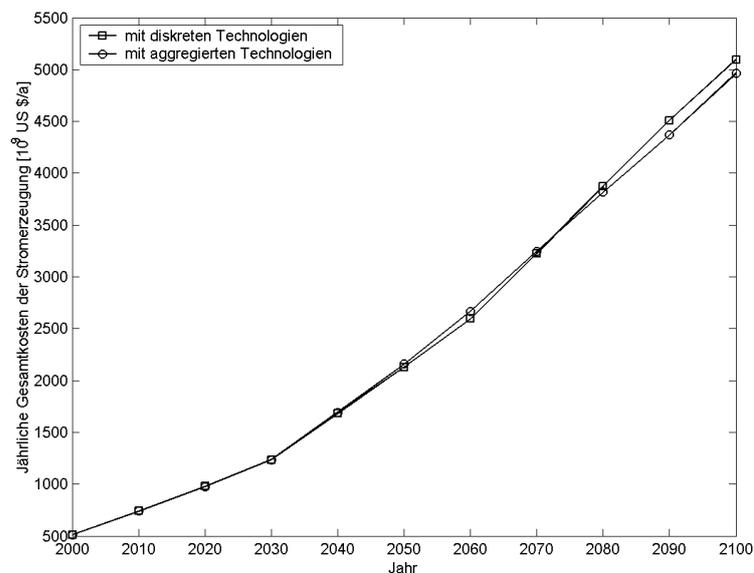


Abbildung 4.8: Jährliche (nichtdiskontierte) Energiesystemkosten im Szenario S-10: Es sind die Energiesystemkosten für das technologieaufgelöste sowie das aggregierte Modell dargestellt.

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

und 2070 höher sind als in der disaggregierten Variante. Dies hat seine Entsprechung in den Lernkurven: Durch die Linearisierung werden in diesem Bereich die Kosten höher angesetzt als im disaggregierten Fall. Dafür sind die Kosten ab 2080 im aggregierten Fall geringer. Die maximale Abweichung der jährlichen Kosten beträgt -3,1 % (Jahr 2090). Die Abweichung der diskontierten kumulierten Energiesystemkosten (*PVC*) liegt bei gerade einmal 0,07 %.

Ergebnisse mit dem Solver BARON

In Abbildung 4.9 sind die Lernkurven für die technologieaufgelöste und aggregierte Version des Szenarios S-01 dargestellt. Die aggregierte Lernkurve ist deutlich linearer als im vorhergehenden Beispiel. Dies ist jedoch nicht charakteristisch für die Lösung mit dem Solver BARON.

Abbildung 4.10 zeigt die jährlichen Energiesystemkosten für die technologieaufgelöste und aggregierte Version des Szenarios. Auch hier zeigt sich eine sehr gute Übereinstimmung. Die maximale Abweichung beträgt -2,0 %, die Abweichung der kumulierten Energiesystemkosten im Jahr 2100 beträgt -0,2 %. Diese Zahlen sind nicht repräsentativ, jedoch wurden in allen Sensitivitätstest Ergebnisse in der gleichen Größenordnung ermittelt.

4.3.3 Sensitivitätsanalysen

In Abschnitt ?? wurde gezeigt, dass das Modell in bestimmten Bereichen relativ robust, in andern aber sehr sensibel auf geringe Änderungen der Parameter reagiert. Desweiteren gibt es immer nur sehr begrenzte Bereiche, in denen die beiden lernenden Technologien einen Anteil an der Stromerzeugung haben (vorausgesetzt, man setzt nicht, wie von Manne und Barreto [Manne and Barreto, 2001] praktiziert, eine Technologie von vornherein bis zu einem bestimmten Zeitpunkt auf Null). Es ist daher zu erwarten, dass in bestimmten Parameterbereichen die Aggregation relativ robust ist, an den Grenzen dieser Bereiche aber möglicherweise weniger gute Übereinstimmungen liefert. Zur Überprüfung dieser Annahme wurden Sensitivitätsanalysen bezüglich einiger Parameter durchgeführt. Ausgehend von Szenario S-01 wurden die Parameter E_i , ACC_0, i und $INLC_i$ soweit variiert, bis in dem technologieaufgelösten Modell der Bereich gefunden wurde, in dem alle Technologien einen Anteil an der Elektrizitätserzeugung haben. Danach wurde an Lösungsrändern die Aggregation durchgeführt und das aggregierte Modell gelöst.

Variation der Lernparameter E_i

Ausgehend von Szenario S-01 wurde eine Sensitivitätsanalyse bezüglich der Lernparameters E_i der beiden erneuerbaren Energien durchgeführt. Ziel ist es, den Lösungs-

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

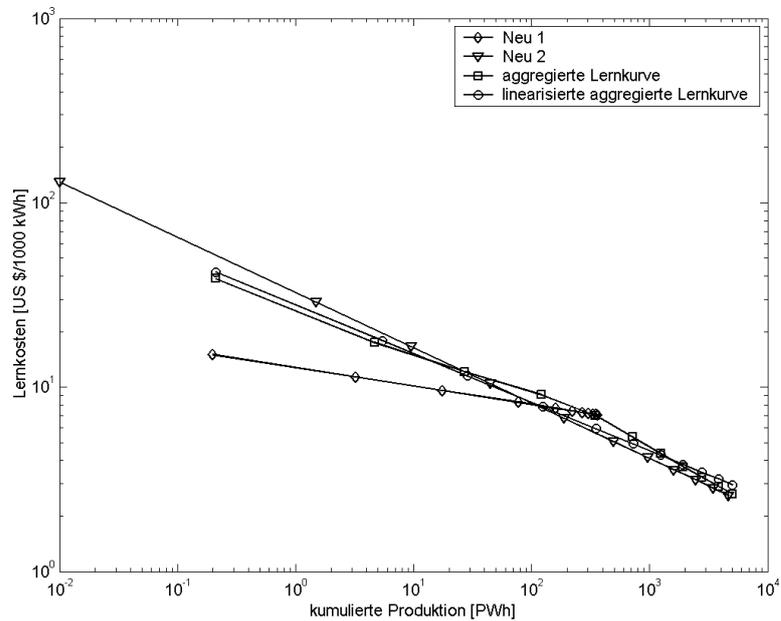


Abbildung 4.9: Lernkurven für die spezifischen Lernkosten (nichtdiskontiert) im Szenario S-01: Es sind die Lernkurven der beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“, die daraus berechnete aggregierte Lernkurve und die linearisierte aggregierte Lernkurve dargestellt.

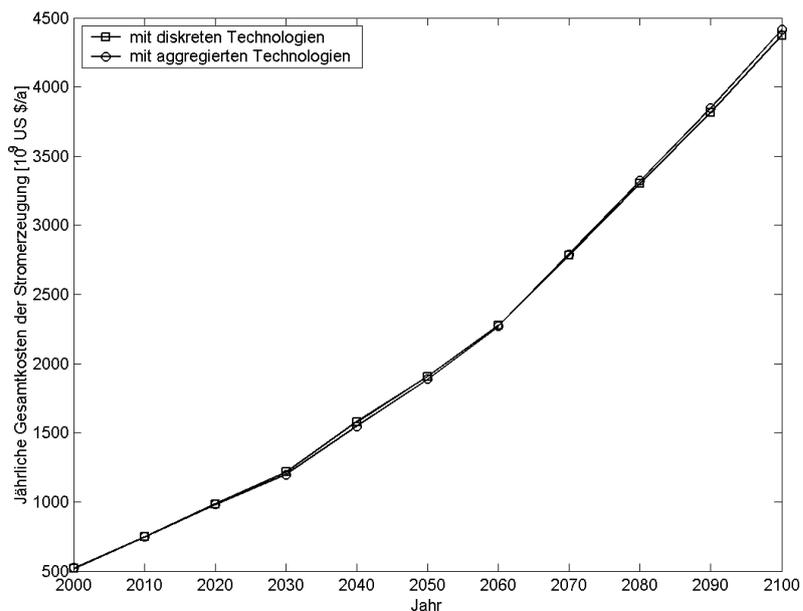


Abbildung 4.10: Jährliche (nichtdiskontierte) Energiesystemkosten im Szenario S-01: Es sind die Energiesystemkosten für das technologieaufgelöste sowie das aggregierte Modell dargestellt.

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

bereich zu finden, bei dem alle Technologien einen Anteil an der Stromerzeugung haben, das heißt den Bereich, in dem eine Aggregation überhaupt Sinn macht. Hierzu sind in den Abbildungen 4.11 und 4.12 die kumulierten Elektrizitätsproduktionen der beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“ im Jahr 2100 in Abhängigkeit von den Lernparametern E_j dargestellt. Der Bereich, in dem *beide* Technologien eine größere kumulierte Produktion als im Jahr 2000 erreichen, ist der gesuchte Lösungsraum. Dieser ist in Abbildung 4.13 dargestellt. Das bedeutet, dass es ausserhalb dieses Bereiches günstiger ist, in nur eine der beiden neuen Technologien zu investieren. Der weitaus größte Teil der Parameterkonstellationen liefert eine solche Lösung. Nur in sehr begrenzten Bereichen, von denen hier einer gezeigt ist, stellt eine Kombination der Technologien die günstigste Lösung dar.

Dieses Ergebnis darf jedoch nicht zu falschen Interpretationen führen. *Erstens* handelt es sich bei diesem Modell um eine sehr vereinfachte Darstellung der Realität. Bei Berücksichtigung weiterer Faktoren, wie zum Beispiel der Substitutionsmöglichkeit zwischen Technologien oder bei Regionalisierung des Modells, werden solche einfache Lösungen sicherlich weniger häufig vorkommen. *Zweitens* ist zu berücksichtigen, dass das Modell eine perfekte Voraussicht der Kostenentwicklung aller Technologien suggeriert. Das Ergebnis, dass beispielsweise eine Technologie in der Modelllösung nicht vorhanden ist, bedeutet daher noch nicht, dass alle Investitionen in diese Technologie aufgegeben werden sollten. Vielmehr sind an dieser Stelle weitere Analysen zu den Gründen des Ausscheidens der Technologie sowie Sensitivitätsanalyse bezüglich der Parameter nötig, um eine Aussage machen zu können. Denn nur eine Ungenauigkeit in einem der Parameter kann unter Umständen zu einer deutlich veränderten Lösung führen. *Drittens* ist die Bedeutung lokaler Optima nicht zu vernachlässigen. Diese weisen oft nur geringfügig höhere Kosten auf, legen aber einen anderen Weg, das heißt einen anderen Technologiemark, zugrunde. Dadurch kann das gleiche Ziel (kostengünstige Emissionsminderung) auch durch eine suboptimale Lösung erreicht werden, die dann aber andere Technologien enthält.

Neben der Grenze zwischen einer und zwei erneuerbaren Energien sind in den Abbildungen 4.11 und 4.12 noch weitere Bereiche gleicher kumulierter Elektrizitätsproduktion zu erkennen. Jedem dieser Bereiche liegt zwangsläufig ein veränderter zeitlicher Verlauf der Technologien zugrunde. Der betrachtete Lösungsraum ist damit nicht homogen, er zeigt aber auch keine kontinuierliche Veränderung der Lösung. Vielmehr sind mehrere diskrete Bereiche gleicher Lösung zu erkennen. Die Begründung für dieses Phänomen liegt möglicherweise in dem Vorhandensein vieler lokaler Optima, deren Werte sehr nahe beieinander liegen. Durch die Parameterveränderungen ändert sich graduell die Lage dieser Optima. Sobald eines der lokalen Optima geringere Kosten aufweist als das zuvor globale Optimum, wird es zum globalen Optimum und die Lösung „springt“ zu diesem.

Um die Robustheit der Aggregation zu prüfen, wurden Aggregationen und anschließende Modelllösungen an den Lösungsrändern durchgeführt. Dazu gehören so-

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

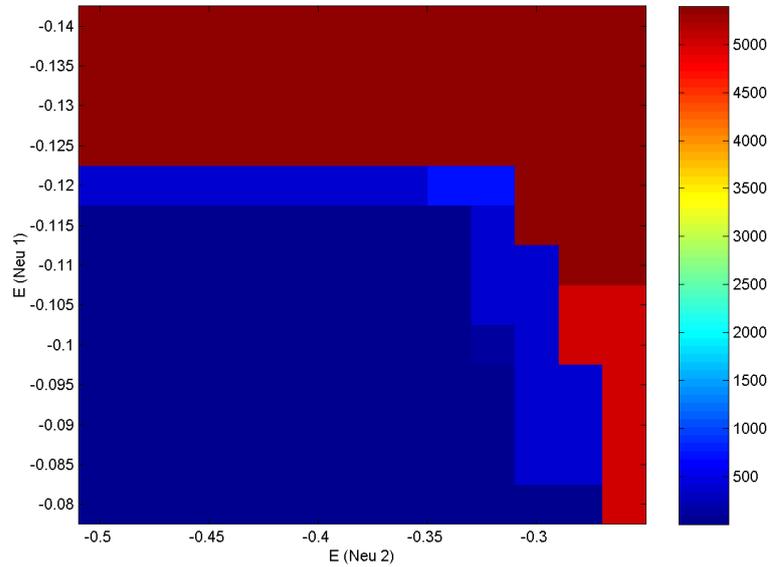


Abbildung 4.11: Kumulierte Elektrizitätsproduktion mit der Technologie „Neu 1“ in Abhängigkeit der Lernparameter E_i der beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“.

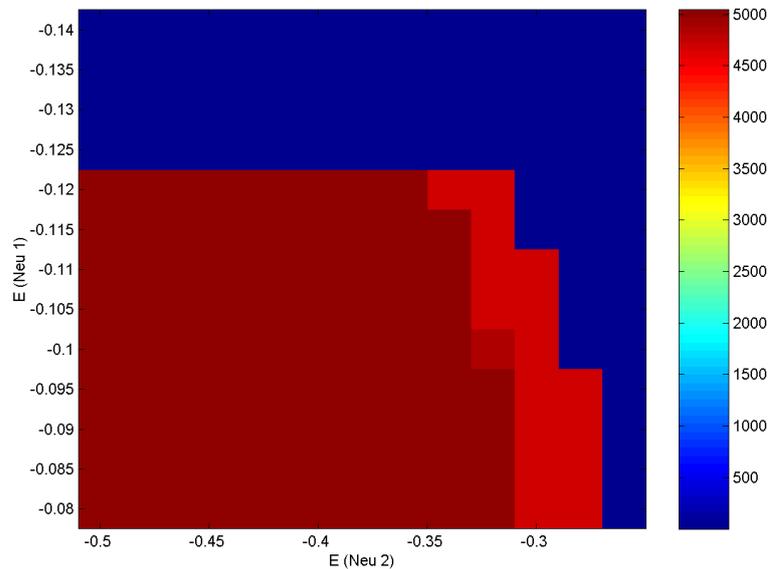


Abbildung 4.12: Kumulierte Elektrizitätsproduktion mit der Technologie „Neu 2“ in Abhängigkeit der Lernparameter E_i der beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“.

4.3. VALIDIERUNG DER METHODE

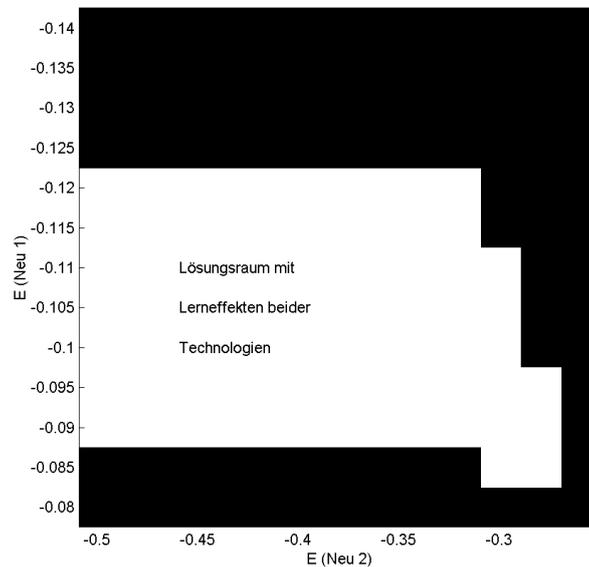


Abbildung 4.13: Lösungsraum, in dem die beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“ einen Anteil an der Elektrizitätsproduktion haben.

wohl die Ränder der Lösungen, in denen beide Technologien einen Anteil an der Elektrizitätserzeugung haben als auch die Ränder, bei denen ein Wechsel zu veränderten kumulierten Produktionen stattfindet. Die Analyse zeigt in allen Fällen eine 100-%ige Übereinstimmung zwischen technologieaufgelöster und aggregierter Lösung in Bezug auf die Elektrizitätsproduktion der fossilen Technologie. Die Abweichungen der Gesamtkosten (*PVC*) liegen im Bereich von wenigen Prozent. Damit zeigt sich eine sehr große Robustheit der Lösung des Modells mit den aggregierten Lernkurven. Dennoch ist folgendes zu beachten: Die gefundenen Lösungen in den beiden Modellvarianten – technologieaufgelöst und aggregiert – sind nicht deckungsgleich, was sich in den Unterschieden der berechneten Zielvariablen *PVC* manifestiert. Die technologieaufgelöste und aggregierte Lösung haben also unterschiedliche Minima. Diese unterscheiden sich aber nicht in dem zeitlichen Verlauf der fossilen Technologie, was gleichzeitig auch bedeutet, dass die Summe der einzelnen Technologien der aggregierten Technologie entspricht.

Variation der anfänglichen kumulierten Produktion $ACC_{0,i}$

Entsprechend wurde auch eine Sensitivitätsanalyse bezüglich der kumulierten Elektrizitätsproduktion der Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“ im Jahr 2000 durchgeführt (ACC_0). Die Abbildungen 4.14 und 4.15 zeigen die kumulierten Elektri-

4.4. ERGEBNIS

zitätsproduktionen der beiden lernenden Technologien. Es gibt wieder einen abgegrenzten Lösungsbereich, in dem beide lernenden Technologien verwendet werden (Abbildung 4.16). Bei der Aggregation und anschließenden Modellrechnung mit der aggregierten Technologie ergibt sich das gleiche Ergebnis wie in der vorangegangenen Sensitivitätsanalyse: Obwohl das Kostenminimum nicht exakt mit dem der technologieaufgelösten Lösung übereinstimmt, ist die Lösung mit dem Solver BARON so robust, dass die zeitliche Abfolge der Technologien unverändert bleibt.

Variation der anfänglichen Lernkosten $INLC_i$

Schließlich wurde auch eine Sensitivitätsanalyse bezüglich der anfänglichen Lernkosten (INLC) durchgeführt. Auch hier zeigt sich das gleiche Bild. Die kumulierten Elektrizitätsproduktionen im Jahr 2100 der Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“ sind in den Abbildungen 4.17 und 4.18 dargestellt. Der Lösungsraum „beide lernende Technologien vorhanden“ ist in Abbildung 4.19 gezeigt.

4.4 Ergebnis

4.4. ERGEBNIS

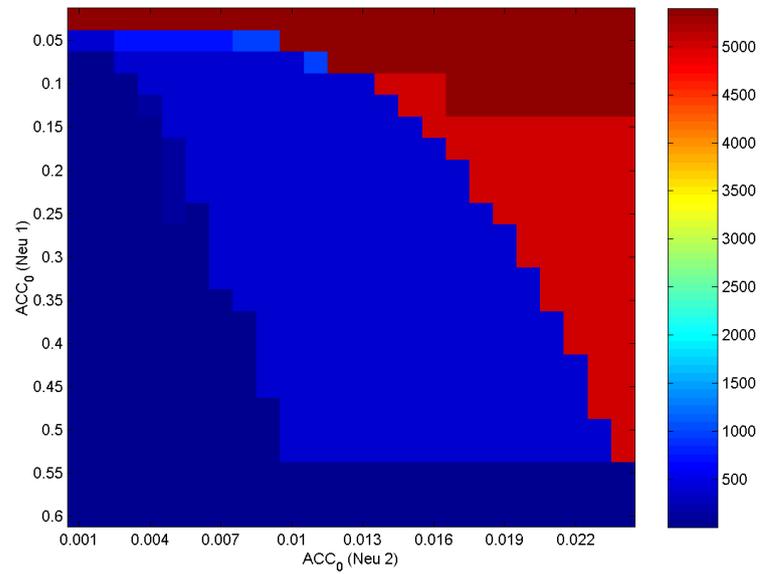


Abbildung 4.14: Kumulierte Elektrizitätsproduktion mit der Technologie „Neu 1“ in Abhängigkeit der anfänglichen kumulierten Elektrizitätsproduktionen $ACC_{0,i}$ der beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“.

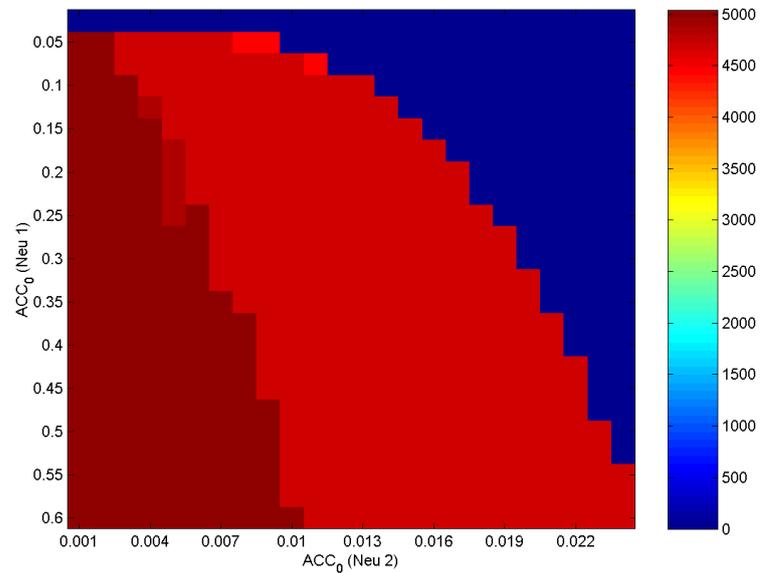


Abbildung 4.15: Kumulierte Elektrizitätsproduktion mit der Technologie „Neu 2“ in Abhängigkeit der anfänglichen kumulierten Elektrizitätsproduktionen $ACC_{0,i}$ der beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“.

4.4. ERGEBNIS

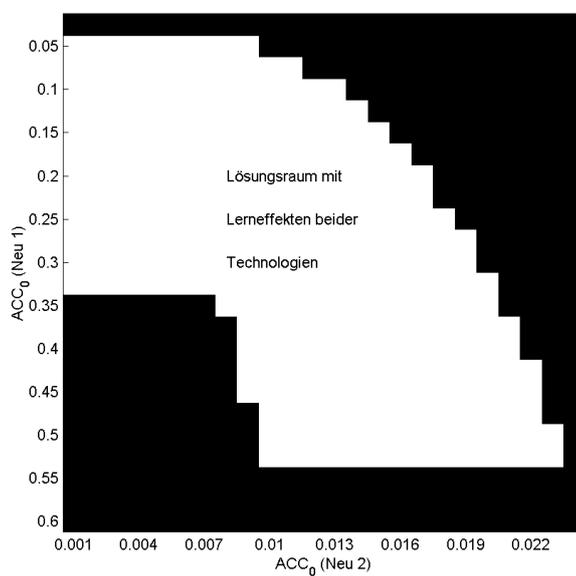


Abbildung 4.16: Lösungsraum, in dem die beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“ einen Anteil an der Elektrizitätsproduktion haben.

4.4. ERGEBNIS

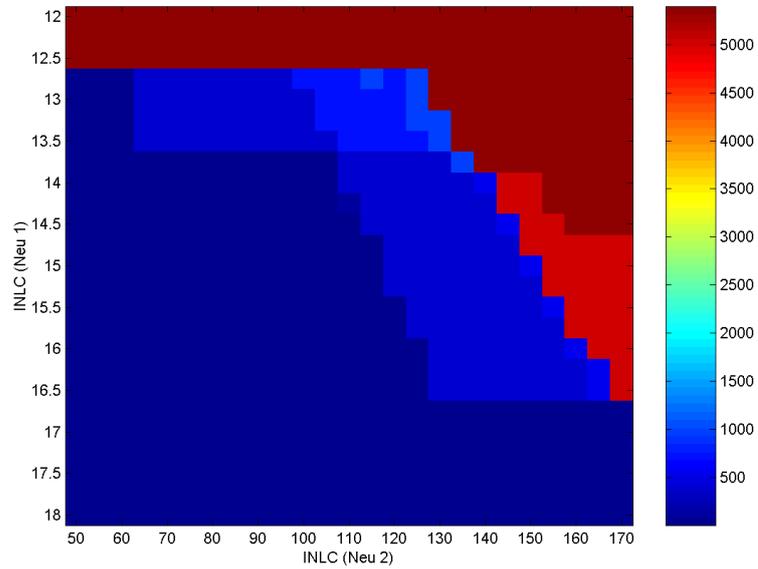


Abbildung 4.17: Kumulierte Elektrizitätsproduktion mit der Technologie „Neu 1“ in Abhängigkeit der anfänglichen Lernkosten $INLC_i$ der beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“.

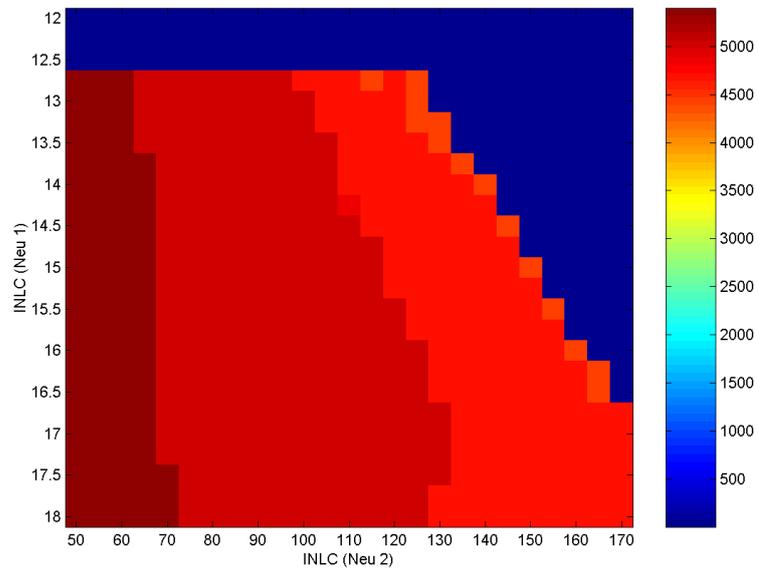


Abbildung 4.18: Kumulierte Elektrizitätsproduktion mit der Technologie „Neu 2“ in Abhängigkeit der anfänglichen Lernkosten $INLC_i$ der beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“.

4.4. ERGEBNIS

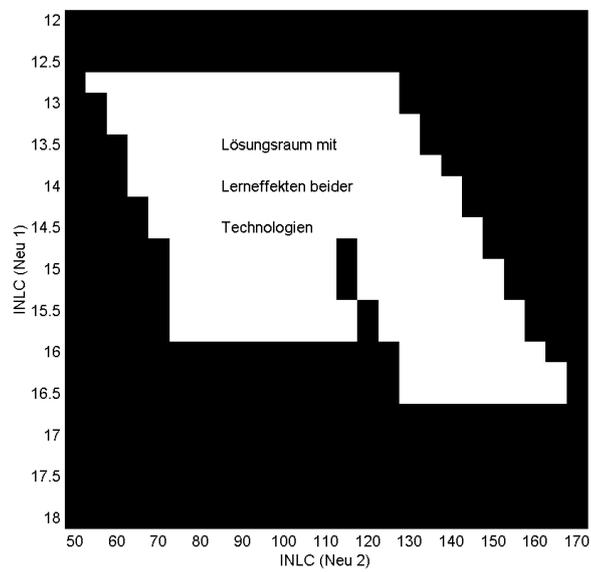


Abbildung 4.19: Lösungsraum, in dem die beiden Technologien „Neu 1“ und „Neu 2“ einen Anteil an der Elektrizitätsproduktion haben.

Kapitel 5

Fazit

Ausgehend von einer detaillierten Analyse des Lernkurvenkonzeptes wurden die Stärken und Schwächen der Lernkurven deutlich. Zu den Stärken gehören die sehr gute empirische Bestätigung der Kausalbeziehung zwischen Kosten und kumulierter Produktion bzw. kumulierter installierter Kapazität sowie die Möglichkeit, Kostenentwicklungen spezifischer Technologien auf der Basis der vergangenen Lernkurve vorauszusagen. Dabei wurde festgestellt, dass es für jede Technologie spezifische Lernraten gibt. Insbesondere sind sogenannte *slow-learner* und *fast-learner* zu unterscheiden. Desweiteren ermöglicht eine tiefere Analyse des Lernprozesses die Identifikation der treibenden Kraft für die Kostensenkung: die Anstrengung, in einem konkurrierenden Markt zu bestehen. Diese muß bei noch weit von der Kommerzialisierung entfernten Technologien von staatlicher Seite initiiert und schließlich auf privater Ebene weitergeführt werden. Zu den Schwächen des Lernkurvenkonzeptes gehört die Schwierigkeit, die beobachteten Kostensenkungen bestimmten Bereichen (Skalenerträge, Materialkosten, Lohnkosten, Logistik, Automatisierung usw.) zuzuordnen und damit Lernkurven auf der Basis konkreter technischer Potenziale zu entwickeln. Weiterhin sind verlässliche Daten, insbesondere für die Entwicklung von Lernkurven auf der Basis von kumulierter Produktion anstatt Kapazität schwierig zu ermitteln. Weiterhin noch nicht abschließend beantwortet ist die Frage nach einem internationalen Lernprozess. Schließlich besteht Forschungsbedarf zur langfristigen Extrapolation von Lernkurven (Änderung der Lernrate im Laufe des Lebenszyklus einer Technologie), die für die Energiesystemanalyse bedeutend ist.

Die Einführung endogenen Lernens, das heißt Kostensenkungen auf der Basis von Lernkurven, in Energiesystemmodelle stellt eine entscheidende Verbesserung gegenüber den exogen vorgegebenen Kostensenkungen dar. Insbesondere wird dabei die Wichtigkeit frühzeitiger Anstrengungen (F&E, Markteinführung) für zukünftige Kostensenkungen deutlich, die für die Politikberatung eine der wichtigsten Botschaften ist. In der Arbeit ist die große Sensitivität der Lösung des Energiesystemmodells gegenüber Eingangsparametern deutlich geworden. Dabei „springt“ die Lösung bei

nur marginaler Änderung eines Parameters zu einem anderen Optimum. Es wurde weiterhin deutlich, dass das Modell eine größere Anzahl lokaler Optima produziert, deren kumulierte Energiesystemkosten sich aber nur wenig unterscheiden. Zum Auffinden des globalen Optimums hat sich der Solver BARON bewährt. Im Hinblick auf endogenes Lernen ist insbesondere die anfängliche kumulierte Produktion bei den erneuerbaren Energien richtig einzuschätzen sowie bei langfristigen Modellen eine niedrige Diskontrate zu verwenden. Die verwendeten Marktein- und Marktaustrittsbeschränkungen stellen eine „Krücke“ des Modells dar, da die Lösungen oft an diesen Grenzen entlanglaufen. Damit wird durch die Beschränkungen bereits ein großer Teil der Lösung vorgegeben.

Die Koppelung von *Bottom-up*-Modellen mit *Top-down*-Modellen ermöglicht die bessere Zusammenführung der technischen Entwicklungspotenziale mit makroökonomischen Rückkoppelungseffekten. Die Arbeit hat gezeigt, dass es möglich ist, eine aggregierte Lernkurve für die Makromodelle auf der Grundlage von Lernkurven konkreter Technologien zu bestimmen. Hierfür ist aber zunächst die Bestimmung des Technologiepfades erforderlich, wodurch bei der Koppelung ein iteratives Vorgehen nötig ist. Die aggregierten Lernkurven sind im Allgemeinen nicht linear in der logarithmischen Darstellung. Es konnte aber gezeigt werden dass eine „Linearisierung“ im logarithmischen Maßstab eine gute Parametrisierung darstellt. Die Lösung des Modells mit der aggregierten Lernkurve und aggregieren erneuerbaren Energien stimmt mit der Lösung des technologieaufgelösten Modells in den betrachteten Größen überein. Ausnahmen hiervon wurden nur bei der Lösung mit dem Solver CONOPT2 beobachtet.

In einem nächsten Schritt kann nun ein technologisch höher aufgelöstes Bottom-up-Modell, zum Beispiel MARKAL, mit dem Makromodell MIND gekoppelt werden. Dabei kann die pauschale Lernkurve in MIND durch eine realistischer fundierte aggregierte Lernkurve aus dem Modell MARKAL ersetzt werden.

Literaturverzeichnis

- [Ashby, 1964] Ashby, W. R. (1964). *An Introduction to Cybernetics*. Chapman and Hall and University Paperbacks, London.
- [Barreto and Kypreos, 1999] Barreto, L. and Kypreos, S. (1999). Technological learning in energy models: Experience and scenario analysis with MARKAL and the ERIS model prototype. PSI Report N. 99-08.
- [Barreto Gómez, 2001] Barreto Gómez, T. L. (2001). Technological learning in energy optimisation models and deployment of emerging technologies. <http://e-collection.ethbib.ethz.ch/show?type=diss&nr=14151>. Dissertation, Technische Wissenschaften ETH Zürich, Nr. 14151.
- [Berndt, 1996] Berndt, E. R. (1996). *The Practice of Econometrics: Classic and Contemporary*, chapter 3, pages 60 – 101. Addison-Wesley Publishing Company.
- [Boston Consulting Group Inc., 1968] Boston Consulting Group Inc., editor (1968). *Perspectives on Experience*. Boston Consulting Group Inc.
- [Castelnuovo and Galeotti, 2002] Castelnuovo, E. and Galeotti, M. (2002). Learning by doing vs. learning by researching in a model of climate change policy analysis.
- [Chiang, 1984] Chiang, A. C. (1984). *Fundamental Methods of Mathematical Economics*. McGraw-Hill Book Co., Singapur.
- [Dannemand Andersen, 2003a] Dannemand Andersen, P. (2003a). Sources of experience in wind energy technology. http://www.iset.uni-kassel.de/extool/Andersen-Sources_of_Experience.pdf. Paper zum EU-EXTOOL und IEA-EXCETP Workshop, IEA Paris, 22. - 24. Januar 2003.
- [Dannemand Andersen, 2003b] Dannemand Andersen, P. (2003b). Sources of experience in wind energy technology. http://www.iset.uni-kassel.de/extool/2_2.Dannemand-Andersen.pdf. Präsentationsfolien zum EU-EXTOOL und IEA-EXCETP Workshop, IEA Paris, 22. - 24. Januar 2003.

- [Edenhofer, 2001] Edenhofer, O. (2001). Globales Umweltmanagement angesichts des Klimawandels - Herausforderung für das 21. Jahrhundert. <http://www.pik-potsdam.de/press/stdzfinal.pdf>.
- [Enermodal Engineering Limited et. al., 1999] Enermodal Engineering Limited et. al., editor (1999). *Cost Reduction Study for Solar Thermal Power Plants*. Report prepared for: The World Bank Washington, D.C.
- [Harmon, 2000] Harmon, C. (2000). Experience curves of photovoltaic technology. <http://www.iiasa.ac.at/Publications/Documents/IR-00-014.pdf>. Interim Report IR-00-014.
- [International Energy Agency, 2002] International Energy Agency, editor (2002). *Renewables Information 2002*. IEA.
- [IPCC – Intergovernmental Panel on Climate Change, 2001] IPCC – Intergovernmental Panel on Climate Change, editor (2001). *Climate Change 2001: Mitigation – Contribution of Working Group III to the Third Assessment Report of IPCC*, Cambridge, New York. Cambridge University Press.
- [Kouvaritakis et al., 2000] Kouvaritakis, N., Soria, A., and Isoard, S. (2000). Modeling energy technology dynamics: Methodology for adaptive expectations models with learning by doing and learning by searching. *International Journal of Global Energy Issues*, 14(1-4):104–115.
- [Manne and Barreto, 2001] Manne, A. S. and Barreto, L. (2001). Learn-by-doing and carbon dioxide abatement. <http://www.iiasa.ac.at/Publications/Documents/IR-01-057.pdf>. Interim Report IR-01-057.
- [Manne and Richels, 1992] Manne, A. S. and Richels, R. G. (1992). *Buying Greenhouse Insurance: The Economic Costs of CO₂ Emission Limits*. MIT Press, Cambridge.
- [Messner, 1995] Messner, S. (1995). Endogenized technological learning in an energy system model. IIASA Working Paper N. WP-95-114.
- [Messner, 1997] Messner, S. (1997). Endogenized technological learning in an energy system model. *Journal of Evolutionary Economics*, 7:291–313.
- [Miketa and Schrattenholzer, 2002] Miketa, A. and Schrattenholzer, L. (2002). Optimizing R&D expenditures on energy technologies using a stylized energy supply model.

- [Neij et al., 2003] Neij, L., Dannemand Andersen, P., and Durstewitz, M. (2003). The use of experience curves for assessing energy policy programmes. http://www.iset.uni-kassel.de/extool/Neij_EC_for_pol_prog_assess.pdf. Paper zum EU-EXTOOL und IEA-EXCETP Workshop, IEA Paris, 22. - 24. Januar 2003.
- [Nordhaus and Boyer, 2000] Nordhaus, W. D. and Boyer, J. (2000). *Warming the World: Economic Models of Global Warming*. MIT Press, Cambridge, Mass. [u.a.].
- [Ramsey, 1928] Ramsey, F. (1928). A mathematical theory of saving. *Economic Journal*, 38:543 – 559.
- [Rosenberg, 1982] Rosenberg, N. (1982). *Inside the Black Box: Technology and Economics*. Cambridge University Press, Cambridge.
- [Schaeffer, 2003] Schaeffer, G. J. (2003). Experience curves as policy tool: The case of PV. http://www.iset.uni-kassel.de/extool/2_4.Schaeffer.pdf. Präsentationsfolien zum EU-EXTOOL und IEA-EXCETP Workshop, IEA Paris, 22. - 24. Januar 2003.
- [Schrattenholzer, 2003] Schrattenholzer, L. (2003). Analyzing the case studies from the perspective of the R&D and deployment model. <http://www.iset.uni-kassel.de/extool/Schrattenholzer-Rapport.pdf>. The Rapporteur's note, Environmentally Compatible Energy Strategies (ECS) Project, IIASA, Laxenburg, Österreich.
- [Spence,] Spence, M. The learning curve and competition. *The Bell Journal of Economics*, pages 49–70.
- [Tawarmalani and Sahinidis, 2002] Tawarmalani, M. and Sahinidis, N. V. (2002). *Convexification and Global Optimization in Continuous and Mixed-Integer Nonlinear Programming: Theory, Algorithms, Software and Applications*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht/Boston/London.
- [Watanabe, 1999] Watanabe, C. (1999). Industrial dynamism and the creation of a 'virtuous cycle' between R&D, market growth and price reduction – the case of photovoltaic power generation (PV) development in japan. In *Proceedings IEA Workshop on Experience Curves for Policy Making - The Case of Energy Technologies*, Stuttgart, Deutschland.
- [WBGU, 2003] WBGU, editor (2003). *Welt im Wandel - Energiewende Zur Nachhaltigkeit*, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag. (Sommer 2003).
- [Weitzman, 1998] Weitzman, M. (1998). Gamma discounting for global warming. Technical report, Harvard University, Harvard, MA. Discussion Paper.

-
- [Wene, 2000] Wene, C.-O. (2000). *Experience Curves for Energy Technology Policy*. OECD/IEA.
- [Willeke, 2001] Willeke, G. (2001). Nachhaltige Nutzung der Photovoltaik. *TA-Datenbank-Nachrichten*, 3:45 – 49.
- [Wright, 1936] Wright, T. (1936). Factors affecting the cost of airplanes. *Journal of the Aeronautical Sciences*, 3:122 – 128.