

# Investitionsplanung unter Unsicherheit

## Ein agentenbasierter Ansatz für liberalisierte Strommärkte

Kim K. MISKIW<sup>1</sup>, Christoph FRAUNHOLZ<sup>1</sup>, Emil KRAFT<sup>1</sup>

Lehrstuhl für Energiewirtschaft, Institut für Industriebetriebslehre und Industrielle Produktion (IIP), Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Hertzstr. 16, D-76187 Karlsruhe, +49 721 608 44566, kim.miskiw@partner.kit.edu, <http://www.iip.kit.edu>

### **Kurzfassung:**

In liberalisierten Strommärkten bilden umfassende Wirtschaftlichkeitsbewertungen die Basis für Investitionsentscheidungen. Unter anderem aufgrund der Kapitalintensität sowie langfristiger Investitionshorizonte verhalten sich Investoren<sup>2</sup> dabei in hohem Maße risikoavers. In diesem Beitrag wird das agentenbasierte Strommarktmodell PowerACE um die Berücksichtigung von Unsicherheiten und dem damit verbundenen Risiko für die Ausbauplanung erweitert. Für die Generierung der Szenarios werden verschiedene Wetterjahre derart kombiniert, dass das Ausmaß der Volatilität der Residuallast repräsentativ über den gesamten Investitionshorizont abgebildet wird. Mithilfe der Szenarios wird eine Verteilung der Profitabilität abgeleitet, auf deren Basis für die Bewertung von Investitionsoptionen neben der erwarteten Profitabilität auch der Conditional Value-at-Risk in einem multikriteriellen Entscheidungskalkül berücksichtigt wird.

Die Ergebnisse werden in Bezug auf die Entwicklung der europäischen Kraftwerkskapazitäten, der Day-Ahead Marktpreise sowie der Versorgungssicherheit ausgewertet. Bei einer Investitionsplanung unter Risikoaversion ergibt sich gegenüber dem risikoneutralen Fall länderübergreifend ein etwas niedrigeres Kapazitätsniveau. Dies wiederum führt zu negativen Auswirkungen auf die Versorgungssicherheit in Form häufigerer Knappheitssituationen sowie generell erhöhten Day-Ahead Marktpreisen. Diese Ergebnisse verdeutlichen die Relevanz einer geeigneten Abbildung der Risikoaversion von Investoren im Kontext der Diskussion um ein angemessenes Marktdesign für sehr hohe Anteile erneuerbarer Energien.

**Keywords:** Strommarktmodellierung, Agentenbasierte Simulation, Investitionsplanung, Unsicherheit, Strommarktdesign

**Fördervermerk:** Die Autoren bedanken sich für die finanzielle Förderung im Rahmen der Forschungsprojekte VerSEAS (gefördert durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, Förderkennzeichen 03E11018A) und ENSURE (gefördert durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung, Förderkennzeichen 03SFK1F0-2).

---

<sup>1</sup> Jungautor(in)

<sup>2</sup> Aus Gründen der besseren Lesbarkeit wird bei personenbezogenen Hauptwörtern in dieser Arbeit die Sprachform des generischen Maskulinums verwendet. Entsprechende Begriffe gelten im Sinne der Gleichbehandlung grundsätzlich für alle Geschlechter.

## 1 Einleitung

Im Kontext des in Deutschland beschlossenen Kohle- und Kernkraftausstiegs sowie ohnehin vorgesehener Stilllegungen wird ersichtlich, dass in Zukunft ein großer Teil des derzeit operierenden Kraftwerksparks nicht mehr als Erzeugungskapazität zur Verfügung stehen wird. Für den Erhalt der Versorgungssicherheit werden allerdings auch in einem von erneuerbaren Energieträgern geprägten System steuerbare Erzeugungstechnologien notwendig bleiben. In einem liberalisierten Strommarkt liegt der Kraftwerksausbau in der Hand einzelner Investoren, welche sich getrieben aus wirtschaftlichen Interessen für oder gegen eine Investition entscheiden. Für eine marktgetriebene Anpassung des Kraftwerksparks bedarf es demnach finanzieller Anreize, beziehungsweise eines adäquaten Marktdesigns, für die Investitionen in neue Erzeugungskapazitäten. Dieser Umstand gilt dabei nicht nur für Deutschland, sondern ebenso im europäischen Kontext, was bereits in verschiedenen Ländern eine Anpassung des Strommarktdesigns motivierte, wie die Einführung von Kapazitätsmechanismen zusätzlich zu einem Energy-Only Markt [1].

### 1.1 Motivation

Eine realitätsnahe Abbildung der zu erwartenden Entwicklung des europäischen Elektrizitätssystems unter den politisch gewählten Maßnahmen und Marktdesigns bedarf demnach einer Modellierung des Investitionsverhaltens einzelner Akteure [2]. Die Investitionsentscheidungen der einzelnen Marktteilnehmer müssen in einem sehr instabilen regulatorischen Umfeld getroffen werden und sind zusätzlich durch die Wetterabhängigkeit des Systems mit vielen neuen Unsicherheiten verbunden [3], die über die ohnehin schon hohen Risiken eines liberalisierten Strommarkts hinausgehen. Neben langen Investitionshorizonten muss weiterhin auch die zunehmende Kopplung der europäischen Strommärkte bei der Investitionsplanung berücksichtigt werden [4]. Demnach hängt die Profitabilität einer Investition von den politischen Ambitionen und der Nachfrageentwicklung aller europäischen Länder ab, sowie von deren umweltpolitischen Bestrebungen, die zum Beispiel den zukünftigen Ausbau erneuerbarer Energieträger und die Regulierung der Treibhausgasemissionen prägen [3]. Für die langfristige Analyse der Auswirkungen verschiedener Marktdesigns oder politischer Maßnahmen auf den realisierten Kraftwerkspark bedarf es daher einer angemessenen Abbildung von Unsicherheit und Risikoaversion der einzelnen Akteure im Strommarkt.

### 1.2 Einordnung Forschungskontext

Aufgrund der steigenden Unsicherheiten im Energiesektor finden diese in der Kraftwerksausbauplanung vermehrt Berücksichtigung [5]. Dabei zeigte sich bereits, dass eine Modellierung von Unsicherheiten den simulierten Kraftwerksausbau maßgeblich beeinflusst [6]. Aus verschiedenen Übersichtspapieren [5,7,8] wird außerdem ersichtlich, dass es sich bei den meisten Ausbauplanungsmodellen unter Berücksichtigung von Unsicherheiten um Optimierungsmodelle handelt. Diese Art von Modellen ermittelt den kostenminimalen Ausbaupfad aus Sicht eines zentralen Planers. Eine Abbildung der in wettbewerblich organisierten Strommärkten zu treffenden Investitions- und Betriebsentscheidungen von einzelnen Akteuren, welche ihre Entscheidungen basierend auf Erwartungen hinsichtlich der zukünftigen Marktgegebenheiten treffen, ist damit nicht möglich [8]. Klassische

Optimierungsmodelle spiegeln nicht die Vielfältigkeit an Präferenzen und Rationalitäten von Investoren adäquat wieder [2], was mit agentenbasierter Modellierung jedoch möglich ist. Diese methodische Herangehensweise erlaubt eine realitätsnähere Abbildung von Ausbauplanungsentscheidungen unter Berücksichtigung der nationalen Strommarktdesigns. Nur wenige agentenbasierte Modellierungen des Elektrizitätssystems berücksichtigen auch Investitionsentscheidungen [9], als wichtigste sind hier PowerACE [10], AMIRIS [11], EMCAS [12] und EMLab [13] zu nennen.

In [12] wird auch die Ausbauplanung mittels eines agentenbasierten Ansatzes modelliert, wobei hier verschiedene Szenarios für die Last und die erwarteten weiteren Investitionen der anderen Marktteilnehmer sowie die Verfügbarkeit von Wasserkraftwerken untersucht wurden. Bereits Ergebnisse dieses Modells, ohne Berücksichtigung weitere volatiler Einspeisung aus erneuerbaren Energiequellen, betonten die Relevanz der Szenarios für die Bewertung von adäquaten Politikmaßnahmen. In [9] werden bestehende agentenbasierte Strommarktmodelle, die auch die Ausbauplanung mittels der modellierten Agenten abbilden, gegenübergestellt. Dabei werden insbesondere Prognosemethoden der Agenten für zukünftige Strompreise näher betrachtet und mit einem neu entwickelten Ansatz verglichen. Aus der Gegenüberstellung der Ansätze wird geschlussfolgert, dass eine Berücksichtigung von risikoaversen Investitionsentscheidungen unter Unsicherheit von großer Relevanz ist, wobei die betrachteten Modelle dies nicht tun. An eben dieser Stelle setzt der in dieser Arbeit entwickelte neue methodische Ansatz an.

Die zu berücksichtigenden Unsicherheiten in liberalisierten Strommärkten sind dabei vielfältig und beinhalten zum Beispiel zukünftige Ausbaupfade für erneuerbare Energien, Umweltregularien, Brennstoffpreise, Emissionsvorschriften und -preise sowie die darin begründeten politischen Rahmenbedingungen. Optimal wäre eine Integration aller relevanten Unsicherheiten, um deren Interaktion und damit Einfluss auf die Investitionsentscheidungen abzubilden, wie in [6] gezeigt. Eine solche Betrachtung geht allerdings mit einem erheblichen Rechenaufwand einher und erschwert die Interpretation der Modellergebnisse. In der Literatur werden daher häufig einzelne Unsicherheiten isoliert betrachtet. Gemäß des Literaturüberblicks in [5] liegt der Fokus dabei meist auf den Unsicherheiten in der Stromnachfrage und der volatilen Einspeisung erneuerbarer Energien. Diese Aspekte gewinnen besonders an Bedeutung, da sie wesentliche Treiber für die kurzfristigen Preisverläufe sind, wie in verschiedenen Regressionsanalysen gezeigt wurde [14]. Darüber hinaus wird der Einfluss dieser Treiber durch den steigenden Anteil der volatilen Einspeisung sowie neue elektrische Verbraucher (z.B. Elektromobilität, Wärmepumpen) aller Voraussicht nach weiter steigen [15]. Manche Betrachtungen berücksichtigen außerdem den Ausfall von Erzeugungseinheiten oder auch vereinzelt von Übertragungsleitungen, unsichere Brennstoffpreise, Emissionsgrenzwerte und verschiedene Marktausgestaltungen [5].

Für die in diesem Artikel vorgenommene Umsetzung der Abbildung von Unsicherheiten in einem agentenbasierten Strommarktmodell werden zunächst die kurzfristigen Schwankungen der volatilen Einspeisung aus erneuerbaren Energiequellen, namentlich Wind und Solar, sowie das Stromnachfrageprofil durch die Verwendung verschiedener Wetterjahre modellendogen berücksichtigt. Regulatorisch geprägte Veränderungen bspw. hinsichtlich des Marktdesigns, des Kapazitätsausbaus der erneuerbaren Energien oder der Preise für Emissionszertifikate können dagegen mittels Parametervariationen über zusätzliche Simulationsläufe untersucht werden. Grundsätzlich lassen sich mit dem in den folgenden Kapiteln vorgestellten Ansatz

jedoch auch diese regulatorischen Unsicherheiten modellendogen in der Investitionsplanung berücksichtigen.

### **1.3 Forschungsfrage und Vorgehen**

Der Beitrag des vorliegenden Papiers lässt sich nach der aufgezeigten Forschungslücke wie folgt beschreiben. Zum einen wird die Berücksichtigung der Heterogenität von Akteuren und im Speziellen deren Risikoaversion in der langfristigen Strommarktsimulation ermöglicht, indem Unsicherheiten in die Ausbauplanungsmethodik eines etablierten agentenbasierten Strommarktmodells (PowerACE) integriert werden. Hierfür werden modellendogene Szenarios definiert, welche über den Betriebszeitraum der Investitionsoptionen verschiedene Wetterjahre kombinieren, um Unsicherheiten hinsichtlich der zukünftigen Einspeisung erneuerbarer Energien und der Stromnachfrage zu berücksichtigen. Nach dem besten Wissen der Autoren wurde eine etwaige Betrachtung von Unsicherheiten, die über die Investitionsentscheidungen der anderen Marktteilnehmer hinausgeht, in einem solchen Modell bisher nicht vorgenommen [9]. Mit Hilfe des erarbeiteten Ansatzes können darüber hinaus auch weitere Unsicherheiten abgebildet werden. Zum anderen erlaubt die neu entwickelte Methodik auch eine Berücksichtigung von Risikoaversion der Investoren als Einflussfaktor auf die Effektivität verschiedener Marktdesigns und die sich ergebende Systementwicklung im europäischen Strommarkt.

Zur Betrachtung dieser Fragestellung wird in den folgenden Kapiteln zuerst die verwendete Methodik erläutert. Im Speziellen wird in Kapitel 2 das zugrunde liegende Simulationsmodell und dessen bestehender Ausbauplanungsalgorithmus dargestellt. Daran anschließend wird die Abbildung der Unsicherheiten und Risiken sowie die Logik, nach der die Agenten die Investitionsoptionen auswählen, dargelegt. Im folgenden Kapitel 3 werden die Ergebnisse einer Fallstudie mit dem erweiterten Modell für den europäischen Strommarkt präsentiert und diskutiert, um daran anschließend in Kapitel 4 ein Fazit zu ziehen.

## **2 Methodik**

Die nachfolgenden Abschnitte beschreiben das methodische Vorgehen dieser Arbeit. Dabei wird zu Beginn das verwendete Simulationsmodell PowerACE und der bestehende Algorithmus zur Ausbauplanung beschrieben. Darauf aufbauend wird aufgezeigt, wie der bereits implementierte Ansatz um Unsicherheiten erweitert werden kann. Dabei wird zum einen auf die Repräsentation der Unsicherheit eingegangen und zum anderen erläutert, welche Profitabilitätsmetrik für die Akteure implementiert wird, um eine Investitionsentscheidung unter Risikoaversion zu treffen.

### **2.1 Agentenbasiertes Simulationsmodell PowerACE**

Als methodische Grundlage dient das Simulationsmodell PowerACE, das bereits in vielen Untersuchungen erfolgreich für langfristige Analysen der europäischen Strommärkte eingesetzt wurde. Der Schwerpunkt dieses Modells liegt auf der Simulation gekoppelter Day-Ahead Märkte und verschiedener Kapazitätsmechanismen, wobei die relevanten Marktteilnehmer wie Energieversorger, Regulatoren und Stromnachfrager durch Agenten repräsentiert werden. Insbesondere können die modellierten Kraftwerksbetreiber

gleichermaßen über den täglichen Einsatz ihrer Anlagen und über den Zubau neuer konventioneller Kraftwerke und Großspeicher entscheiden. Die Entwicklung der Strommärkte ergibt sich schließlich aus dem aggregierten Verhalten aller Agenten. Das Simulationsmodell wird fortlaufend weiterentwickelt. Eine ausführliche Darstellung des aktuellen Modellumfangs ist in [10] zu finden.

PowerACE ist ein detailliertes bottom-up Simulationsmodell mit einem typischen Simulationszeitraum von 30–40 Jahren bei einer hohen zeitlichen Auflösung von 8760 h/a. Der geografische Rahmen des Modells umfasst derzeit zehn gekoppelte Marktgebiete (Deutschland, dessen Nachbarländer und Italien). Folglich benötigt PowerACE umfassende Eingangsdaten, insbesondere eine Liste bestehender konventioneller Kraftwerke und Investitionsoptionen mit deren jeweiligen techno-ökonomischen Charakteristika, Annahmen zur zukünftigen Entwicklung der Preise für Brennstoffe und Emissionszertifikate sowie stündliche Zeitreihen für die Stromerzeugung aus erneuerbaren Energien und die Stromnachfrage. Die wesentlichen Modellergebnisse umfassen stündliche Day-Ahead Strompreise für alle modellierten Marktgebiete, die zugehörige Stromerzeugung nach Technologien sowie langfristige Veränderungen der konventionellen Kraftwerksparks und Großspeicherkapazitäten. Letztere ergeben sich aus der modellendogenen Investitionsplanung, die am Ende jedes Simulationsjahres ausgeführt wird und derzeit als deterministischer Ansatz mit myopisch perfekter Voraussicht der Investoren umgesetzt ist. Die grundsätzliche Funktionsweise der Ausbauplanung ist in vereinfachter Form in Abbildung 1 dargestellt und wird im Folgenden knapp umrissen. Für weitere Details sei auf die umfassende Beschreibung des Algorithmus in [4] verwiesen.

Die Investoren treffen ihre Entscheidungen basierend auf Erwartungen hinsichtlich zukünftiger Strompreise. Diese Preise werden allerdings wiederum von den Investitionsentscheidungen aller Investoren in allen gekoppelten Marktgebieten beeinflusst. Um eine stabile Lösung für das Ausbauplanungsproblem zu finden, wird daher in einem iterativen Prozess ein Nash-Gleichgewicht ermittelt. Der Algorithmus terminiert, wenn alle geplanten Investitionen profitabel sind und gleichzeitig keiner der Investoren seinen erwarteten Profit durch zusätzliche oder weniger Investitionen erhöhen kann. In dieser Situation gibt es folglich keinen Anreiz, einseitig vom ermittelten Gleichgewicht abzuweichen.

In einem ersten Schritt wird eine Prognose der zukünftigen Strompreise  $\hat{p}_{m,y,h}$  für alle Marktgebiete  $m$ , sowie mehrere Zukunftsjahre  $y$  und jeweils alle Stunden des Jahres  $h$  erstellt. Dabei wird derzeit ein einzelnes, gleichbleibendes Wetterjahr über den gesamten Prognosezeitraum angenommen. Methodisch ist die Preisprognose als zeitgekoppeltes lineares Optimierungsproblem umgesetzt, welches die Kosten der Stromerzeugung über alle Marktgebiete hinweg minimiert. Die Entwicklung der zukünftigen Stromnachfrage und der Einspeisung Erneuerbarer sowie der Zu- und Rückbau konventioneller Kraftwerke werden hierbei als bekannt angenommen (für Details zur Modellformulierung siehe [4]). Zusammenfassend handelt es sich folglich um eine deterministische modellendogene Preisprognose mit myopisch perfekter Voraussicht.

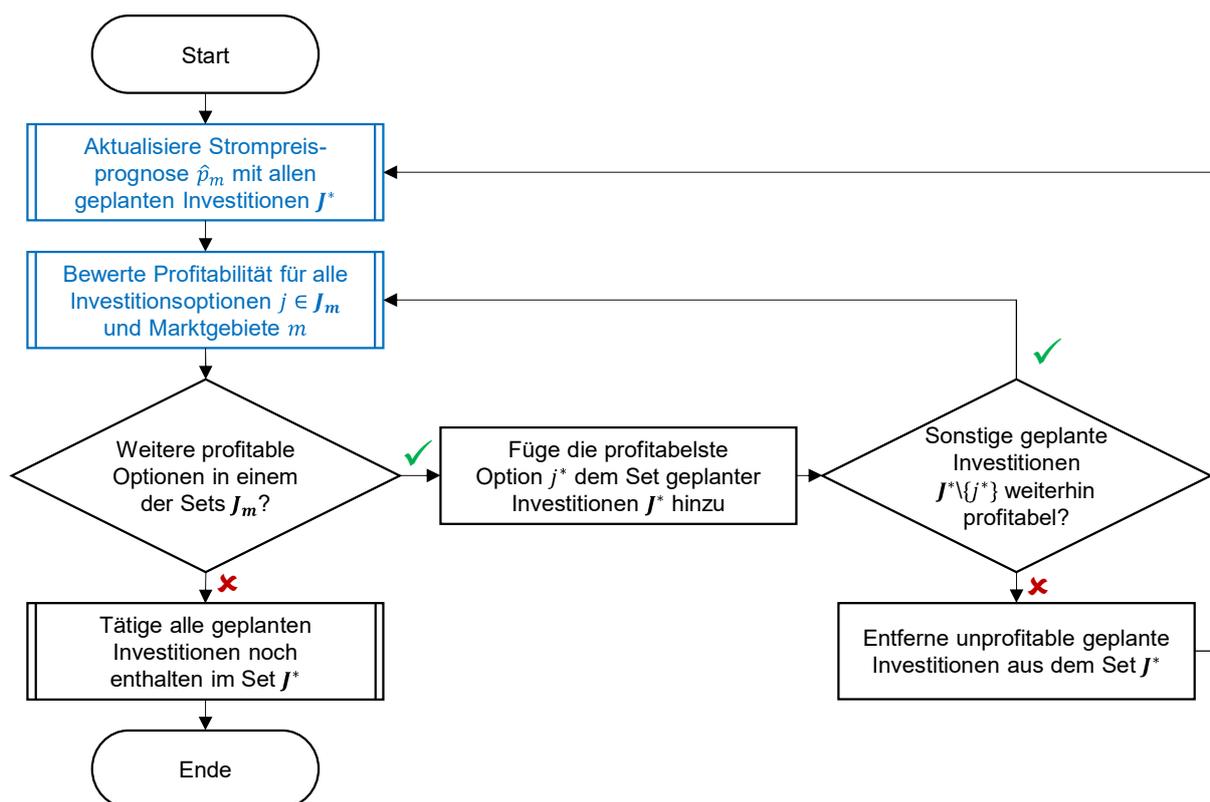


Abbildung 1: Vereinfachte Übersicht der Ausbauplanung in PowerACE in Anlehnung an [4].

Auf Basis dieser erwarteten stündlichen Preise werden dann für die verschiedenen Investitionsoptionen  $j$  der Agenten die jährlichen Deckungsbeiträge und darauf aufbauend Kapitalwerte sowie Annuitäten ermittelt. Eine Bewertung der Profitabilität einer möglichen Investition erfolgt anschließend anhand der Annuitäten. Die über alle Marktgebiete hinweg profitabelste Investitionsoption  $j^*$  wird dann gewählt und dem Set geplanter Investitionen  $J^*$  hinzugefügt. Da die neu geplante Investition Einfluss auf die zukünftigen Strompreise nimmt, könnten andere, bereits vorher geplante Investitionen nun unwirtschaftlich geworden sein und würden dann entsprechend wieder aus dem Set geplanter Investitionen entfernt. Dieser Prozess erfolgt iterativ, bis in keinem der Marktgebiete profitable Investitionsoptionen verbleiben. Alle zu diesem Zeitpunkt geplanten Investitionen werden schließlich getätigt.

Um die Kraftwerksausbauplanung realitätsnäher zu gestalten, soll nun berücksichtigt werden, dass zum Zeitpunkt der Investitionsentscheidung Unsicherheit, bspw. hinsichtlich der zukünftig auftretenden Wetterjahre herrscht. Der Umgang der Investoren mit dieser Unsicherheit hängt schließlich von deren Risikoneigung ab. Um diese Aspekte adäquat abzubilden, müssen die in Abbildung 1 blau markierten Teile des bestehenden Algorithmus erweitert werden. Hierfür werden zunächst mehrere Szenarios für die Preisprognose berücksichtigt, anstatt diese lediglich deterministisch auszuführen. Dabei wird die bestehende Unsicherheit am Beispiel der auftretenden Wetterjahre modelliert (siehe Kapitel 2.2). Durch Betrachtung mehrerer Szenarios lässt sich nun statt nur einer deterministischen Wirtschaftlichkeitskenngröße eine empirische Verteilungsfunktion dieser Kenngröße ableiten. Folglich wird auch die Wirtschaftlichkeitsbewertung gegenüber dem bestehenden Ansatz angepasst, wie in Kapitel 2.3 näher ausgeführt.

## 2.2 Repräsentation von Unsicherheiten durch verschiedene Wetterjahre

Wie in Kapitel 1 beschrieben wird der Kapazitätsausbau grundsätzlich von vielen Faktoren beeinflusst von denen eine Vielzahl, aufgrund der langfristigen Zeithorizonte, risikobehaftet sind. Der entwickelte Ansatz kann grundsätzlich auf verschiedene Unsicherheiten erweitert werden, wobei die Unsicherheit der Wetterjahre, aufgrund der hohen Datenverfügbarkeit und des starken Einflusses auf die Spotmarktpreise, gewählt wurde. Es wird also im Speziellen die Unsicherheit durch die volatile Einspeisung von Wind- und Solarenergie sowie die jeweiligen Stromnachfrageprofile abgebildet. Für die Abbildung der Unsicherheit wird ein Szenariobaum für die Betriebsjahre  $y$  mit den verschiedenen eintretenden Wetterjahren  $w_i$  für die Lebensdauer  $T$  der Investitionsoption, entwickelt wie in Abbildung 2 dargestellt.

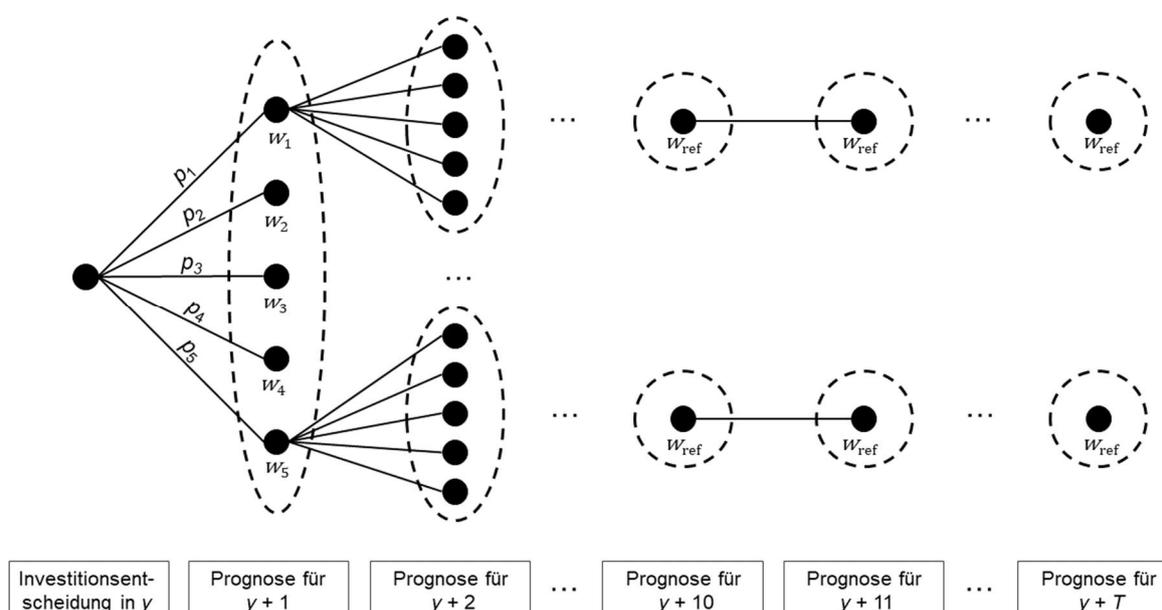


Abbildung 2: Entwickelter Szenariobaum zur Abbildung der Unsicherheit in der Kraftwerksausbauplanung.

Die Einspeise- und Nachfrageprofile der Wetterjahre  $w_i$  werden dabei zu verschiedenen Szenarios kombiniert. Damit sich die Rechenzeit des Modells weiterhin in einem realisierbaren Rahmen bewegt, wird dies hier nicht für die gesamte Betriebsdauer  $T$  vorgenommen. Stattdessen werden für die ersten zehn Jahre alle Kombinationen der fünf Wetterjahre vollfaktoriell berücksichtigt. In den Jahren danach wird ein repräsentatives – hier das wahrscheinlichste – Wetterjahr  $w_{ref}$ , für die Preisprognose verwendet, sodass sich die Modellkomplexität weiterhin in Grenzen hält. Für jedes dieser Szenarios wird eine Profitabilitätsbewertung der Investitionsoptionen vorgenommen, wie in Kapitel 2.3 erläutert. Dafür werden neben den aufbereiteten Zeitreihen auch die Eintrittswahrscheinlichkeiten  $p_i$  für die Wetterjahre sowie die installierten Kapazitäten und die Gesamtnachfragemenge in dem Jahr  $y$  benötigt, welche wie im Folgenden beschrieben hergeleitet werden.

Als Datengrundlage für die Profile dienen die gesammelten Einspeise- und Lastdaten der ENTSO-E Transparency Plattform [16] der Jahre 2015 bis 2019, welche aufbereitet und ergänzt werden. Ergänzungen sind notwendig, da manche der aufgezeichneten Jahre

Datenlücken aufweisen oder für einzelne Technologien nicht verfügbar sind. Darüber hinaus sind im betrachteten Modellierungszeitraum auch Expansionen von Wind Offshore Anlagen in Ländern geplant, die solche derzeit nicht besitzen, so dass auch keine historischen Einspeisepprofile für diese vorliegen. Darüber hinaus weichen die insgesamt erzeugte Energiemenge pro Jahr und Technologie sowie die Gesamtnachfrage einzelner Länder bei den Daten der Transparency Plattform [16] teilweise stark von anderen Quellen wie Eurostat [17] ab. Da allerdings vor allem die stündlichen Profile der Transparency Plattform benötigt werden, wird diese Diskrepanz mittels einer Skalierung mit den Eurostat-Mengen beseitigt. Grundsätzlich werden darüber hinaus alle Einspeisepprofile mit der installierten Kapazität aus [18], welche linear über das gesamte Jahr interpoliert wurden, normiert, so dass die Kapazitätsfaktoren ermittelt werden können. Demnach stehen am Ende der Datenaufbereitung für jedes der modellierten Länder eine stündliche Zeitreihe der Stromnachfrage sowie jeweils eine Zeitreihe der Kapazitätsfaktoren pro erneuerbarer Technologie zur Verfügung.

Für die Berechnung der Profitabilitätsmetriken werden darüber hinaus die Wahrscheinlichkeiten für die betrachteten Szenarios benötigt. Die Wahrscheinlichkeiten werden anhand einer Zuordnung zu den Einspeisepprofilen für Photovoltaik und Wind in Deutschland der Jahre 2015 bis 2019 mit den generierten Einspeisepprofilen für die Jahre 1990 bis 2020 aus [19,20] definiert. Die vorliegenden Profile der Kapazitätsfaktoren werden dafür zuerst in sechs Intervalle ( $[0; 0,17)$ ,  $[0,17; 0,34)$ , ... ,  $[0,83; 1]$ ) eingeteilt und die Anzahl der Stunden in diesem Intervall wird als Variable pro Technologie und Jahr ermittelt. Dann werden mithilfe von einem k-means Clustering-Ansatz die fünf vorliegenden Profildjahre über die sechs mal drei Variablen (sechs Intervalle pro Technologie Wind Onshore, Wind Offshore und Solar) als Zentroiden vorgeben und die weiteren 25 Jahre werden zu diesen geclustert. Anhand der sich ergebenden Verteilung der Jahre in den fünf Clustern lässt sich dann die Eintrittswahrscheinlichkeit der einzelnen Wetterjahre 2015 bis 2019 ableiten. Nach dem beschriebenen Verfahren ergeben sich die in Tabelle 1 dargestellten Wahrscheinlichkeiten.

*Tabelle 1: Ermittelte Eintrittswahrscheinlichkeiten der verwendeten Wetterjahre aus dem k-means Clustering.*

<b>Wetterjahr</b>	<b>Eintrittswahrscheinlichkeit [%]</b>
2015	17,5
2016	20,0
2017	37,5
2018	15,0
2019	10,0

Für jedes der Szenarios wird anschließend die erneuerbare Einspeisung ermittelt, indem die Kapazitätsfaktoren der Zeitreihen mit den installierten Kapazitäten gemäß der angenommenen Ausbaupfade des Simulationslaufs multipliziert werden. Für die Nachfragemengen gibt der „Ten-Year Network Development Plan“ (TYNDP) 2020 [15] die Gesamtnachfragemengen für den Modellierungszeitraum vor. Damit nicht nur die verschiedenen Profile der Erneuerbaren, sondern auch die leicht variierenden Gesamtnachfragemengen in den betrachteten Wetterjahren berücksichtigt werden, werden die fünf Wetterjahre derart mit der Nachfragemenge des TYNDP skaliert, dass sich im Mittel der fünf Jahre die Gesamtnachfragemenge des TYNDP ergibt.

Im Anschluss werden die erzielbaren Deckungsbeiträge einer Investitionsoption für jedes Szenario ermittelt. Mithilfe der Eintrittswahrscheinlichkeiten der Szenarios werden daraus empirische kumulative Verteilungsfunktionen (engl.: *empirical cumulative distribution function*, ECDF) des Kapitalwerts bzw. der Annuität für jede Investitionsoption in jedem betrachteten Marktgebiet abgeleitet. Auf Basis dieser Verteilungen werden dann die Investitionsoptionen, wie im folgenden Kapitel beschrieben, hinsichtlich ihrer Profitabilität und Risikoposition bewertet.

### 2.3 Entscheidungskalküle der Agenten unter Unsicherheit

Aus der ECDF der Profitabilität  $\pi_{m,j,s}$  für Investitionsoption  $j$  im betreffenden Marktgebiet  $m$  und im betrachteten Szenario  $s$  lassen sich verschiedene Entscheidungskalküle abbilden, die eine Berücksichtigung des Risikos und somit eine Entscheidungsfindung unter Unsicherheit ermöglichen. Diese Kalküle werden auf Basis des Erwartungswertes  $\mathbb{E}$  sowie der etablierten Risikomaße Value-at-Risk ( $\text{VaR}_\alpha$ ) und Conditional Value-at-Risk ( $\text{CVaR}_\alpha$ ) zum Wahrscheinlichkeitsniveau  $\alpha$  (z.B. 95%) modelliert. Mit Eintrittswahrscheinlichkeit  $p_s$  für Szenario  $s$  und  $P(s|*)$  als kumulierte Wahrscheinlichkeit aller Szenarios  $s$ , für die die Bedingung  $*$  erfüllt ist, ergeben sich in Anlehnung an [21] folgende Definitionen:

$$\mathbb{E}(\pi_{m,j,s}) = \sum_s p_s \cdot \pi_{m,j,s}, \quad \forall m \in M, j \in J_m. \quad (1)$$

$$\text{VaR}_\alpha(\pi_{m,j,s}) = \max \{ \eta : P(s | \pi_{m,j,s} < \eta) \leq 1 - \alpha \}, \quad \forall \alpha \in (0,1), m \in M, j \in J_m. \quad (2)$$

$$\text{CVaR}_\alpha(\pi_{m,j,s}) = \mathbb{E}(\pi_{m,j,s} | \pi_{m,j,s} \leq \text{VaR}_\alpha(\pi_{m,j,s})), \quad \forall \alpha \in (0,1), m \in M, j \in J_m. \quad (3)$$

Statt wie bisher auf Basis einer deterministischen Profitabilitätsmetrik bewerten die Agenten die zur Verfügung stehenden Investitionsoptionen mithilfe der in (4) definierten Profitabilitätsmetrik  $\pi_{m,j}^*$  multikriteriell als eine Linearkombination aus dem Erwartungswert  $\mathbb{E}$  und dem  $\text{CVaR}_\alpha$  (vgl. [22,23]). Der Gewichtungsfaktor  $\lambda$  gibt die Risikoaversion des Investors an und kann Werte zwischen 0 (risikoneutral) und 1 (sehr risikoavers) annehmen.

$$\pi_{m,j}^* = (1 - \lambda) \cdot \mathbb{E}(\pi_{m,j,s}) + \lambda \cdot \text{CVaR}_\alpha(\pi_{m,j,s}), \quad \forall \alpha \in (0,1), \lambda \in [0,1], m \in M, j \in J_m. \quad (4)$$

In einer exemplarischen Darstellung wird ersichtlich, dass bei gegebenen ECDF zweier Investitionsoptionen für ein Marktgebiet  $m$  die Risikoneigung des Investors ausschlaggebend sein kann, ob und welche Investitionsoption realisiert wird. So würde sich beim Vergleich der in Abbildung 3 dargestellten Optionen ein risikoneutraler oder kaum risikoaverser Entscheider ( $\lambda \leq 0,25$ ) aufgrund der höheren erwarteten Profitabilität für Option 1 entscheiden (siehe fett gedruckte Einträge in Tabelle 2). Ein moderat risikoaverser Entscheider ( $0,25 < \lambda \leq 0,75$ ) würde sich für Option 2 entscheiden, da das Risiko im Verhältnis zur Profitabilität niedriger ist. Aufgrund der Unprofitabilität im betrachteten  $(1 - \alpha)$ -Intervall würde ein sehr risikoaverser Entscheider ( $\lambda = 1,00$ ) jedoch weder Option 1 noch Option 2 auswählen.

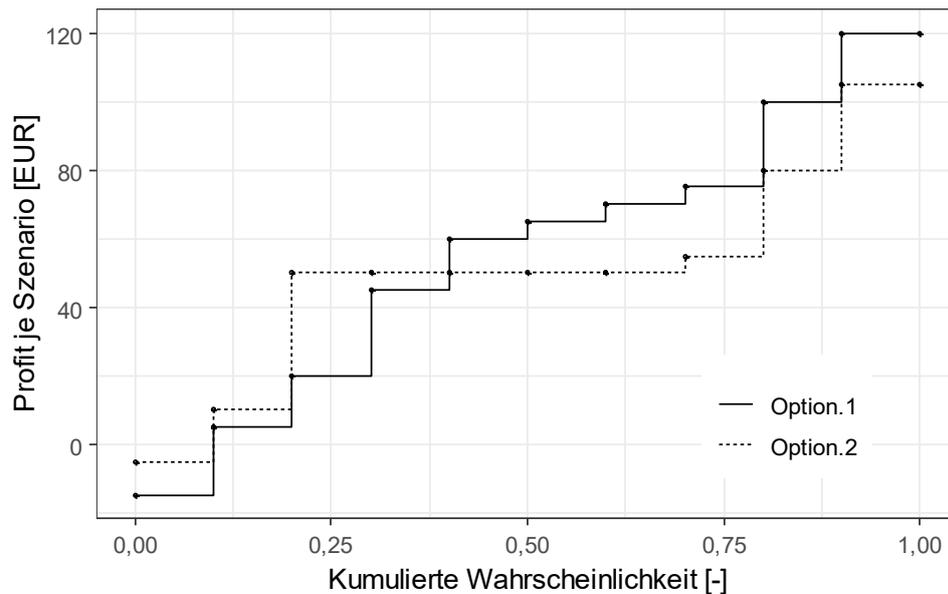


Abbildung 3: Empirische kumulative Verteilungsfunktion für zwei exemplarische Investitionsoptionen.

Tabelle 2: Vergleich der Werte der verwendeten Profitabilitätsmetrik (mit  $\alpha = 0,90$ ) unter verschiedenen Risikoneigungen für zwei exemplarische Investitionsoptionen.

Risikoneigung	$\lambda$ [-]	$\pi_{m,1}^*$ [EUR]	$\pi_{m,2}^*$ [EUR]
Risikoneutral	0,00	<b>60,5</b>	54,5
	0,25	<b>41,6</b>	39,7
Moderat risikoavers	0,50	22,7	<b>24,8</b>
	0,75	3,9	<b>9,9</b>
Sehr risikoavers	1,00	-15,0	-5,0

In der agentenbasierten Simulation kann mithilfe des neu eingeführten Entscheidungskalküls für jeden Agenten, jede Investitionsoption und jedes Marktgebiet eine Unterscheidung nach Risikoneigung (definiert durch  $\alpha$  und  $\lambda$ ) vorgenommen werden, insbesondere ließen sich also unterschiedliche Risikoneigungen für verschiedene Technologien oder Marktgebiete implementieren. Um die Vergleichbarkeit der Ergebnisse zu gewährleisten, wurde eine derartige Diversifizierung für die im folgenden vorgestellte Fallstudie nicht durchgeführt, sondern Simulationen für  $\alpha = 0,95$  und  $\lambda \in \{0; 0,5; 1\}$  in Bezug auf Investitionsverhalten, Strompreise und Versorgungssicherheit ausgewertet.

### 3 Fallstudie

Im Rahmen der hier vorgestellten Fallstudie werden verschiedene Simulationsläufe mit der neu eingeführten Methodik durchgeführt. Zu Beginn werden die hierfür verwendeten Modellparameter und Eingangsdaten von PowerACE dargestellt. Darauf aufbauend werden zentrale Modellergebnisse für das simulierte Elektrizitätssystem im Detail beschrieben. Der Fokus liegt dabei auf der Entwicklung des Kraftwerksparks, den zukünftigen Day-Ahead Marktpreisen sowie der Versorgungssicherheit.

### 3.1 Datenbasis und Annahmen

Zur Abbildung des Einflusses der Risikoneigung von Investoren auf deren langfristiges Investitionsverhalten werden drei verschiedene Parametervariationen für  $\alpha$  und  $\lambda$  nach Formel (4) betrachtet. Als Benchmark dient hier der risikoneutrale Fall, welcher über  $\lambda = 0,0$  abgebildet wird. Durch diese Parametrisierung orientieren sich die Entscheider also lediglich am Erwartungswert der Profitabilität über alle Szenarios des vorgestellten Szenariobaums. Der CVaR wird für die Entscheidung nicht herangezogen. Bei einer moderaten Risikoaversion nimmt  $\lambda$  den Wert 0,5 an, sodass der erwartete Profit gleichgewichtet mit dem CVaR bei  $\alpha = 0,95$  in die Entscheidung einbezogen wird. Die Parametrisierung mit hoher Risikoaversion zeichnet sich dadurch aus, dass die Entscheider sich nur an dem CVaR für  $\alpha = 0,95$  orientieren, also  $\lambda = 1,0$  gilt.

Für die vorgestellten drei Variationen der Risikoneigung wird die Entwicklung des gekoppelten europäischen Elektrizitätssystems für den Zeithorizont 2020 bis 2040 in den in Abbildung 4 dunkel dargestellten zehn Ländern simuliert. Aufgrund der fortschreitenden Kopplung der modellierten Marktgebiete erfolgt die Auswertung aggregiert für das Gesamtsystem.



Abbildung 4: Modellerte Länder im Rahmen der durchgeführten Fallstudie.

Die wichtigsten Annahmen des Modells sind in Tabelle 3 zusammengefasst. Die berücksichtigten Investitionsoptionen umfassen dabei grundsätzlich für alle Länder Gas- und Dampfturbinen, offene Gasturbinen sowie die Speichertechnologien Lithium-Ionen und Redox-Flow Batterien. Zusätzlich ist in ausgewählten Ländern, angelehnt an die dort geltende Regulatorik, der Zubau von Stein- und Braunkohle sowie Kernkraftwerken möglich. Die Kapazität erneuerbarer Erzeugungstechnologien ergibt sich dagegen nicht aus der modellendogenen Investitionslogik, sondern wird modellexogen anhand der vorgesehenen Ausbaupfade aus [15] vorgegeben.

Tabelle 3: Übersicht der verwendeten Eingangsdaten für die Simulationen mit PowerACE.

Parameter	Auflösung	Quellen und Kommentare
Konventionelle Kraftwerke	Blockscharf	[24] und eigene Annahmen
Brennstoffpreise	Jährlich	[15], [25]
CO <sub>2</sub> -Emissionspreise	Jährlich	[26], skaliert auf ca. 75 EUR/t <sub>CO2</sub> in 2040
Investitionsoptionen	Jährlich	[27,28] und eigene Annahmen
Übertragungskapazitäten	Jährlich	[15]
Stromnachfrage	Stündlich, Marktgebiet	[15–17]
Einspeisung Erneuerbarer	Stündlich, Marktgebiet	[15–18]

### 3.2 Konventionelle Kraftwerkskapazitäten

Aus der Interaktion der einzelnen Agenten beim Kraftwerksausbau und den modellexogen vorgegebenen Kraftwerksstilllegungen ergibt sich die in Abbildung 5 dargestellte Entwicklung des Kraftwerksparks. Ebenso wie der Ausbau der erneuerbaren Kapazitäten werden auch die Kraftwerksstilllegungen nicht von der angenommenen Risikoneigung beeinflusst.

Grundsätzlich lässt sich bezüglich des risikoneutralen Falls (a) festhalten, dass trotz des starken Ausbaus erneuerbarer Technologien ein hoher Bedarf an konventionellen Kraftwerkskapazitäten besteht. Dieser sinkt auch über den Betrachtungszeitraum nur leicht. Darüber hinaus werden mit Ausnahme von Pumpspeicherkraftwerken keinerlei Speicher zugebaut. Es lässt sich außerdem ein stark ausgeprägter Brennstoffwechsel von Kohle und Kernkraft hin zu Gas erkennen, sodass gasbefeuerte Kraftwerke in 2040 260 GW der Erzeugungskapazität umfassen. Die Auswirkungen der zwei Szenarios mit höherer Risikoaversion sind jeweils im Vergleich zur risikoneutralen Simulation in Teil b) und c) von Abbildung 5 dargestellt. Die beiden Graphen bilden die resultierende Abweichung des Kraftwerksparks pro Jahr ab. Hier lässt sich erkennen, dass durch die Risikoaversion in beiden Fällen weniger zugebaut wird, die gesamte installierte Kapazität in den Jahren also geringer ausfällt. Bei einer höheren Risikoaversion ist dieser Effekt ebenfalls stärker ausgeprägt. Besonders in offene Gasturbinen, aber auch in Gas- und Dampfkraftwerke wird weniger investiert. Teilweise werden die Investitionen später nachgeholt wie zum Beispiel in Graph b) erkennbar. Während im Jahr 2029 ein Defizit an Gas- und Dampfturbinen besteht, wird dieses im Jahr 2030 kompensiert, sodass dort wieder das gleiche Kontingent an Gas- und Dampfturbinen installiert ist wie im risikoneutralen Fall. In einzelnen Jahren übersteigen nachgeholte Investitionen sogar den Kraftwerkspark des risikoneutralen Falls, wie in b) im Jahr 2037 oder in c) das Jahr 2040.

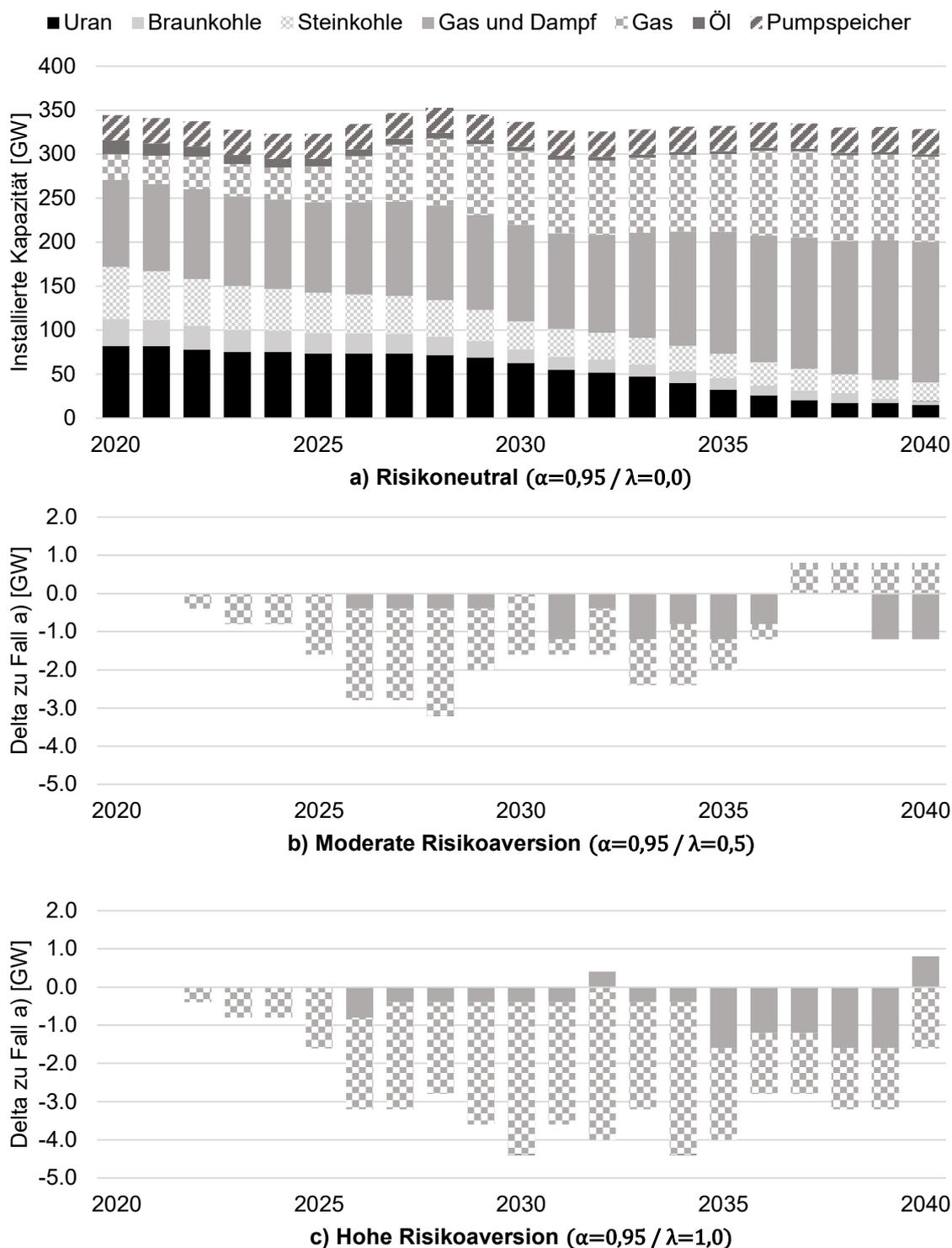


Abbildung 5: Simulierte Entwicklung der installierten Kraftwerkskapazitäten für unterschiedliche Niveaus an Risikoaversion.

Der beobachtete Effekt bleibt dennoch auf wenige Gigawatt beschränkt, während insgesamt über 300 GW konventioneller Erzeugungstechnologien im modellierten Elektrizitätssystem installiert sind. Dieses Ergebnis steht im Einklang mit der Theorie des Energy-Only Marktes, wonach ein gewisses Maß an Knappheitssituationen für die Refinanzierung der Erzeugungsanlagen – im Speziellen für das teuerste Kraftwerk in der Merit-Order – benötigt

wird. Diese Knappheitssituationen können bereits dann entstehen, wenn lediglich ein Kraftwerksblock weniger zugebaut wird als nötig wäre, um die Spitzenstromnachfrage zu decken. Die hohen Strompreise, die mit einer Knappheitssituation einhergehen, wirken sich dann positiv auf die Profitabilität aller Kraftwerke am Markt aus [29]. Dementsprechend folgt plausiblerweise, dass selbst unter Berücksichtigung von Risikoaversion die installierte Erzeugungskapazität nur geringfügig niedriger ist als im risikoneutralen Fall.

### 3.3 Day-Ahead Marktpreise

Die installierten Kraftwerkskapazitäten beeinflussen unmittelbar die Strompreise am Day-Ahead Markt, weshalb diese in einem zweiten Schritt eingehend untersucht werden. Die Preise unterscheiden sich zwar in den modellierten Marktgebieten, der Übersichtlichkeit halber wird in Abbildung 6 allerdings der volumengewichtete Durchschnittspreis über alle Marktgebiete hinweg aufgetragen.

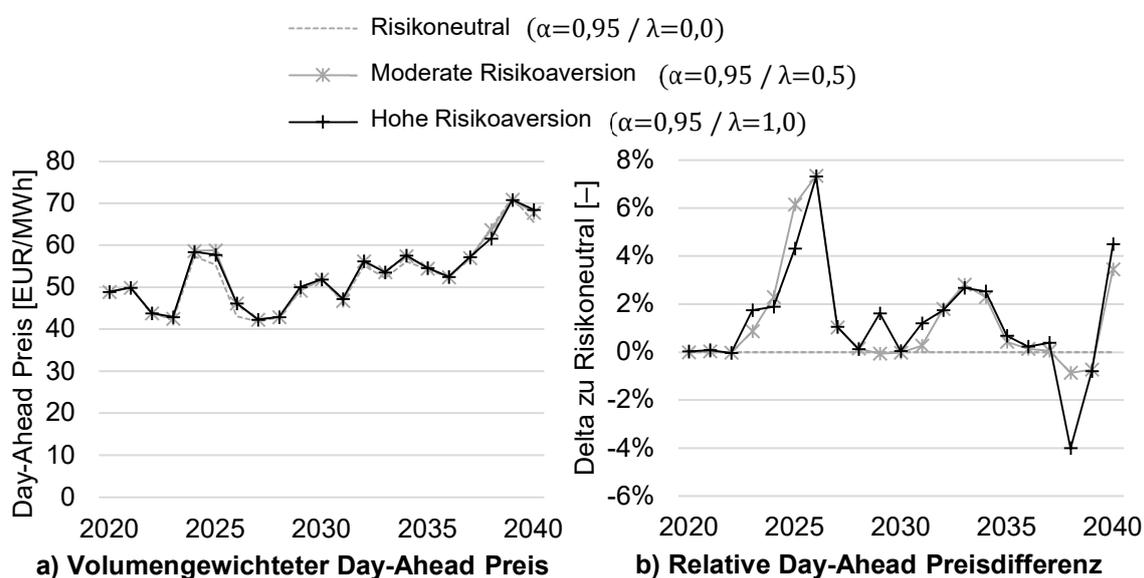


Abbildung 6: Simulierte Entwicklung der volumengewichteten Day-Ahead Preise (a) für unterschiedliche Niveaus an Risikoaversion sowie der relativen Preisdifferenzen bezogen auf den risikoneutralen Fall (b).

Graph a) zeigt die Entwicklung des Preises für alle drei Parametervariationen der Risikoaversion. Es lässt sich feststellen, dass der Strompreis bis 2040 ansteigt, unter anderem aufgrund des steigenden CO<sub>2</sub>-Preises. Es wird auch ersichtlich, dass die Abweichungen der Preise durch die Risikoaversion, ebenso wie die der installierten Kapazitäten, gering ausfallen. Die absolute prozentuale Abweichung des Strompreises gegenüber dem risikoneutralen Fall als Referenz ist daher in Graph b) abgebildet. Durch die hohe Risikoaversion entsteht, verglichen mit der moderaten Risikoaversion, eine größere Preisdifferenz gegenüber dem risikoneutralen Fall. Auffällig ist dabei, dass im Jahr 2038 das Preisniveau der risikoneutralen Simulation unterschritten wird. Dies lässt sich auf die nachgeholten Investitionen zurückführen, welche in Abbildung 5 b) gut zu erkennen sind.

### 3.4 Versorgungssicherheit

Für eine umfassende Bewertung der Versorgungssicherheit des simulierten Elektrizitätssystems wäre eine statistische Untersuchung verschiedener Wetterjahre und Kraftwerksausfälle nötig, siehe zum Beispiel [30]. Bereits aus den Ergebnissen der deterministischen Day-Ahead Marktsimulation lassen sich fundierte Rückschlüsse auf die Versorgungssicherheit ziehen. Hierfür wird die ungedeckte Nachfrage (engl.: *energy not served*, ENS) als Indikator verwendet. Diese wird in Abbildung 7 aggregiert über ein Jahr und über alle modellierten Marktgebiete hinweg betrachtet. Graph a) zeigt die absolute, nicht gedeckte Nachfragemenge pro Jahr, und der rechte Graph b) visualisiert die absolute Abweichung der beiden Simulationen mit Risikoaversion gegenüber dem risikoneutralen Fall.

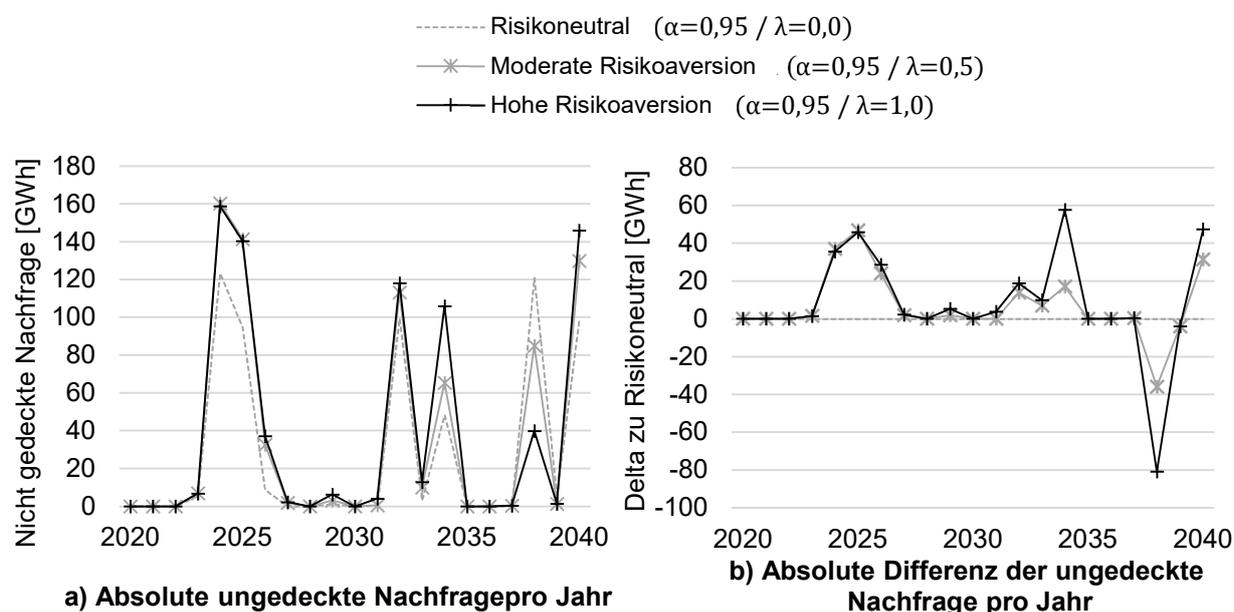


Abbildung 7: Simulierte Entwicklung der aggregierten ungedeckten Nachfrage pro Jahr (a) für unterschiedliche Niveaus an Risikoaversion sowie deren absolute Differenz gegenüber dem risikoneutralen Fall (b).

Entsprechend der in Kapitel 3.2 beschriebenen Entwicklung der Investitionen zeigen sich in Graph a) Jahre mit einer hohen Menge Nachfrageüberhang im Wechsel mit solchen ohne ungedeckte Nachfrage. Durch die Risikoaversion steigt die Menge der nicht gedeckten Nachfrage in allen Jahren mit Ausnahme des Jahres 2038, in welchem analog zur Beobachtung des Preisverlaufs Investitionen in Kraftwerkskapazität nachgeholt wurden.

## 4 Fazit

Im vorliegenden Beitrag wurde eine neue Methodik zur Berücksichtigung von Unsicherheiten und Risikoaversion in der Kraftwerksausbauplanung entwickelt. Der implementierte Ansatz baut auf dem etablierten agentenbasierten Strommarktsimulationsmodell PowerACE auf. Im Gegensatz zu den in diesem Feld weit verbreiteten Optimierungsmodellen wird dabei statt der Perspektive eines zentralen Planers die individuelle Akteursperspektive abgebildet, wobei sich

die Entwicklung des Gesamtsystems aus den aggregierten Einzelentscheidungen der Akteure ergibt.

Für die Abbildung von Unsicherheiten werden modellendogen zahlreiche Zukunftsszenarios erstellt, die sich beispielsweise aus der Kombination verschiedener Wetterjahre über den gesamten Investitionshorizont ergeben. Auch weitere Unsicherheiten können perspektivisch in diesen Ansatz integriert werden. Mithilfe der Szenarios wird für alle berücksichtigten Investitionsoptionen jeweils eine Verteilung der Profitabilität abgeleitet. Somit kann Risikoaversion in den Investitionsentscheidungen abgebildet werden, indem neben der erwarteten Profitabilität auch der Conditional Value-at-Risk in einem multikriteriellen Entscheidungskalkül berücksichtigt wird.

Der neu entwickelte Ansatz wurde im Rahmen einer Fallstudie mit zehn europäischen Marktgebieten und einem Zeithorizont von 2020 bis 2040 eingesetzt, sodass die Auswirkungen unterschiedlicher Risikoneigungen auf die langfristige Entwicklung des Elektrizitätssystems untersucht werden konnte. Es zeigte sich, dass eine zunehmende Risikoaversion länderübergreifend zu einem leichten Rückgang der Kraftwerksinvestitionen und somit etwas niedrigeren Kapazitätsniveaus führt. Dies wiederum hat generell erhöhte Day-Ahead Marktpreise und im Speziellen einen Anstieg von Knappheitssituationen zur Folge. Diese Ergebnisse verdeutlichen die Relevanz einer geeigneten Abbildung der Risikoaversion von Investoren im Kontext der Diskussion um ein angemessenes Marktdesign für die Gewährleistung der Versorgungssicherheit bei einem sehr hohen Anteil erneuerbarer Energien.

Da in Europa in den letzten Jahren in immer mehr Ländern Kapazitätsmechanismen als Ergänzung zum Energy-Only Markt eingeführt wurden, sollen im nächsten Schritt die bestehenden Analysen erweitert werden, um das Wechselspiel von Risikoaversion und Strommarktdesign fundierter bewerten zu können.

**Literatur**

- [1] Bublitz A, Keles D, Zimmermann F, Fraunholz C, Fichtner W. A survey on electricity market design: Insights from theory and real-world implementations of capacity remuneration mechanisms. *Energy Economics* 2019;80:1059–78.
- [2] Poncelet K. Long-term energy-system optimization models - Capturing the challenges of integrating intermittent renewable energy sources and assessing the suitability for descriptive scenario analyses. Dissertation. Arenberg; 2018.
- [3] Oree V, Sayed Hassen SZ, Fleming PJ. Generation expansion planning optimisation with renewable energy integration: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 2017;69:790–803.
- [4] Fraunholz C, Keles D, Fichtner W. Agent-Based Generation and Storage Expansion Planning in Interconnected Electricity Markets. In: 16th International Conference on the European Energy Market (EEM); 2019.
- [5] Sadeghi H, Rashidinejad M, Abdollahi A. A comprehensive sequential review study through the generation expansion planning. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 2017;67:1369–94.
- [6] Scott IJ, Carvalho PM, Botterud A, Silva CA. Long-term uncertainties in generation expansion planning: Implications for electricity market modelling and policy. *Energy* 2021;227:120371.
- [7] Babatunde OM, Munda JL, Hamam Y. A comprehensive state-of-the-art survey on power generation expansion planning with intermittent renewable energy source and energy storage. *International Journal of Energy Research* 2019;43:6078–107.
- [8] Weber C, Heidari S, Bucksteeg M. Coping with Uncertainties in the Electricity Sector - Methods for Decisions of Different Scope. *Economics of Energy & Environmental Policy* 2021;10:5–30.
- [9] Tao Z, Moncada JA, Poncelet K, Delarue E. Review and analysis of investment decision making algorithms in long-term agent-based electric power system simulation models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 2021;136:110405.
- [10] Fraunholz C. Market Design for the Transition to Renewable Electricity Systems. Dissertation. Karlsruhe; 2021.
- [11] Deissenroth M, Klein M, Nienhaus K, Reeg M. Assessing the Plurality of Actors and Policy Interactions: Agent-Based Modelling of Renewable Energy Market Integration. *Energy and Complexity* 2017:7494313.
- [12] Botterud A, Mahalik MR, Veselka TD, Ryu H-S, Sohn K-W, Botterud et al. Multi-Agent Simulation of Generation Expansion in Electricity Markets. In: IEEE Power Engineering Society General Meeting; 2007.
- [13] Chappin EJ, Vries LJ de, Richstein JC, Bhagwat P, Iychettira K, Khan S. Simulating climate and energy policy with agent-based modelling: The Energy Modelling Laboratory (EMLab). *Environmental Modelling & Software* 2017;96:421–31.
- [14] Lago J, Ridder F de, Schutter B de. Forecasting spot electricity prices: Deep learning approaches and empirical comparison of traditional algorithms. *Applied Energy* 2018;221:386–405.
- [15] Lebois O, Boersma P, McGowan D, Rzepczyk T, Sönmez C, Powell D et al. TYNDP 2020 Scenario Report; 2020.

- [16] ENTSO-E. ENTSO-E Transparency Platform. [August 11, 2021]; Verfügbar unter: <https://transparency.entsoe.eu/dashboard/show>.
- [17] Eurostat. Datenbank - Energie. [July 15, 2021]; Verfügbar unter: <https://ec.europa.eu/eurostat/de/web/energy/data/database>.
- [18] IRENA. Renewable Electricity Capacity and Generation Statistics. [July 15, 2021]; Verfügbar unter: <https://www.irena.org/Statistics/Download-Data>.
- [19] Pfenninger S, Staffell I. Long-term patterns of European PV output using 30 years of validated hourly reanalysis and satellite data. *Energy* 2016;114:1251–65.
- [20] Staffell I, Pfenninger S. Using bias-corrected reanalysis to simulate current and future wind power output. *Energy* 2016;114:1224–39.
- [21] Conejo AJ, Carrión M, Morales JM. Decision making under uncertainty in electricity markets. New York: Springer (International series in operations research and management science, 153); 2010.
- [22] Kraft E, Russo M, Keles D, Bertsch V. Stochastic Optimization of Trading Strategies in Sequential Electricity Markets. Working Paper Series in Production and Energy 2021;58.
- [23] Russo M, Kraft E, Bertsch V, Keles D. Short-term Risk Management for Electricity Retailers Under Rising Shares of Decentralized Solar Generation. Working Paper Series in Production and Energy 2021;57.
- [24] S&P Global Platts. World electric power plants database; Verfügbar unter: <http://www.platts.com/products/world-electric-power-plants-database>.
- [25] International Energy Agency. World Energy Outlook 2020. [August 18, 2021]; Verfügbar unter: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2020>.
- [26] Vita A de, Tasios N, Evangelopoulou S, Forsell N, Fragiadakis K, Fragkos P et al. EU reference scenario 2016: Energy, transport and GHG emissions: trends to 2050. Publications Office, Luxembourg; 2016.
- [27] Louwen A, Junginger M, Krishnan S. Technological Learning in Energy Modelling – Experience Curves: Policy brief for the REFLEX project; 2018.
- [28] Schröder A, Kunz F, Meiss J, Mendeleevitch R, Hirschhausen C von. Current and Prospective Costs of Electricity Generation until 2050. Berlin, Germany; 2013.
- [29] Cramton P, Ockenfels A. Economics and Design of Capacity Markets for the Power Sector. *Zeitschrift für Energiewirtschaft* 2012;36:113–34.
- [30] r2b energy consulting GmbH, Consentec GmbH, Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung ISI, TEP Energy GmbH. Monitoring der Angemessenheit der Ressourcen an den europäischen Strommärkten: Projekt Nr. 047/16; 2021.