 Bundesministerium
Land- und Forstwirtschaft,
Klima- und Umweltschutz,
Regionen und Wasserwirtschaft



BERICHT

D3.1 MODELLKOPPLUNGS REPORT

Optimierung und Kopplung einzelner
agentenbasierter Modelle zu Erreichung eines
Marktgleichgewichts

AIT Austrian Institute of Technology GmbH
Stefan Strömer
Diana Krainer

Energieinstitut an der Johannes Kepler Universität Linz
Katrin Burgstaller
Rudolf Kapeller

August 2025

ABSTRACT

To address the research questions raised within the framework of the project, an agent-based modeling approach was chosen. In this context, a market model was developed, consisting of a Day-Ahead electricity market, a market for balancing capacity and a capacity mechanism or market, and incorporating multiple optimization problems (agents). Each agent represents a specific stakeholder in the electricity system. These agents are coupled using an Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM) algorithm, which iteratively drives the system toward a market equilibrium.

The chosen algorithm enables distributed and parallelized optimization for all agents, significantly reducing overall computational time. Policy decisions and regulatory changes can be implemented in a rule-based manner, allowing for a systematic analysis of their impacts. Market prices emerge endogenously within the model, enabling a detailed examination of the effects of specific policy interventions. Furthermore, the algorithm ensures data privacy for all agents, as the exchange of sensitive information such as techno-economic data is not required.

KURZFASSUNG

Zur Beantwortung der im Rahmen des Projekts aufgeworfenen Forschungsfragen wurde ein agentenbasierter Modellierungsansatz gewählt. Hierfür wurde ein Marktmodell entwickelt, das aus einem Day-Ahead-Energiemarkt, einem Markt für die Vorhaltung von Regelleistung sowie einem Kapazitätsmechanismus bzw. -markt besteht und mehrere Optimierungsprobleme (Agenten) umfasst. Jeder Agent repräsentiert hierbei einen spezifischen Akteur im Stromsystem. Diese Agenten werden mit einem Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM) Algorithmus gekoppelt und durch einen iterativen Prozess wird ein Marktgleichgewicht herbeigeführt.

Der verwendete Algorithmus ermöglicht eine verteilte und parallelisierte Optimierung aller Agenten, wodurch die Gesamtrechenzeit signifikant reduziert werden kann. Politische Entscheidungen und regulatorische Änderungen können regelbasiert implementiert werden, was eine systematische Analyse ihrer Auswirkungen erlaubt. Marktpreise entstehen endogen innerhalb des Modells, sodass die Effekte spezifischer Maßnahmen detailliert untersucht werden können. Darüber hinaus gewährleistet der Algorithmus den Datenschutz aller Agenten, da keine sensiblen Informationen wie techno-ökonomische Daten ausgetauscht werden müssen.

INHALT

Abstract.....	2
Kurzfassung.....	2
Abkürzungsverzeichnis.....	4
1 Einleitung.....	5
2 Theoretischer Hintergrund.....	6
2.1 Optimierung.....	6
2.2 Agentenbasierte Modellierung.....	6
2.3 Alternating Direction Method of Multipliers.....	6
3 Methode.....	8
3.1 Vorteile des Ansatzes.....	8
3.2 Modellübersicht.....	8
3.3 Optimierungsproblem der Agenten.....	9
3.4 Optimierungsproblem des TSO-Agenten.....	11
4 Schlussfolgerung.....	11
Referenzen.....	12

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

ADMM	<i>Alternating Direction Method of Multipliers</i>
BR	<i>Regelreserve / Balancing Reserve</i>
KM / CM	<i>Kapazitätsmechanismus / Capacity mechanism</i>
DA	<i>Day-Ahead Energiemarkt</i>
SR	<i>Strategische Reserve</i>
ÜNB / TSO	<i>Übertragungsnetzbetreiber / Transmission System Operator</i>
VOLL	<i>Wert der verlorenen Last / Value of lost load</i>
z.B	<i>zum Beispiel</i>
zKM	<i>zentraler Kapazitätsmarkt</i>

1 EINLEITUNG

Die zunehmende Dezentralisierung und Dekarbonisierung des Stromsystems stellt hohe Anforderungen an die Gestaltung zukünftiger Strommärkte. Neben der Integration volatiler erneuerbarer Energien und flexibler Verbraucher gewinnen auch Kapazitätsmechanismen zur Sicherstellung der Versorgungssicherheit an Bedeutung. Vor diesem Hintergrund ist die Entwicklung geeigneter Modellierungsansätze entscheidend, um die komplexen Interaktionen zwischen Marktakteuren, regulatorischen Eingriffen und technologischen Rahmenbedingungen fundiert analysieren zu können.

Zur systematischen Untersuchung dieser Wechselwirkungen wurde im Rahmen des Projektes TeKaVe ein agentenbasierter Modellierungsansatz gewählt. Im Gegensatz zu zentralisierten Optimierungsmodellen ermöglicht dieser Ansatz die Abbildung heterogener Akteure mit individuellen Zielsetzungen und Reaktionsmustern. Dies ist insbesondere für Energiemärkte von Vorteil, in denen Marktakteure – etwa Energieerzeuger, oder flexible Verbraucher – auf Basis unterschiedlicher ökonomischer und regulatorischer Anreize agieren.

Das entwickelte Modell umfasst einen Day-Ahead Energiemarkt, einen Markt für die Vorhaltung von Regelleistung sowie einen ergänzenden Kapazitätsmechanismus. Jeder Agent repräsentiert dabei einen spezifischen Akteur im Stromsystem und löst ein eigenes Optimierungsproblem. Die Kopplung der Agenten erfolgt über den Algorithmus Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM), der eine verteilte und parallelisierte Optimierung der Agenten und das Erreichen eines Marktgleichgewichts ermöglicht.

Diese Methodik erlaubt die realitätsnahe Abbildung von Marktentscheidungen sowie die gezielte Analyse von Politikmaßnahmen wie Kapazitätsauktionen, CO₂-Preisen oder politischen Eingriffen im Markt wie zum Beispiel die Abschöpfung von Übergewinnen. Marktpreise entstehen dabei endogen innerhalb des Modells und erlauben eine detaillierte Bewertung der Auswirkungen regulatorischer Eingriffe auf Marktergebnisse und Versorgungssicherheit.

2 THEORETISCHER HINTERGRUND

2.1 Optimierung

Das Ziel einer Optimierung ist die Minimierung (z.B.: Kosten) oder die Maximierung (z.B.: Gewinne) einer Zielfunktion unter Einhaltung gewisser Nebenbedingungen. Ein Optimierungsproblem hat daher die folgende Form:

Formel 1: Allgemeine Form eines Optimierungsproblems.

$$\begin{aligned} & \text{Minimize}_x \quad f(x) \\ & \text{s. t.} \\ & \quad h(x) = 0 \\ & \quad g(x) \leq 0 \end{aligned}$$

Hierbei ist $x \in \mathbb{R}^n$ der Vektor der Entscheidungsvariablen, $f(x)$ die zu minimierende Zielfunktion, $h(x)$ die Gleichheitsbedingungen und $g(x)$ die Ungleichheitsbedingungen.

Ein Optimierungsproblem hat zum Ziel das Auffinden einer optimalen Lösung unter einer Reihe von zulässigen Lösungen. Damit eine Lösung zulässig ist, müssen die Nebenbedingungen $h(x)$ und $g(x)$ eingehalten werden. Algorithmen zur Bestimmung einer Lösung werden exakt genannt, wenn sie die optimale Lösung liefern und heuristisch, wenn sie eine gute, aber nicht unbedingt optimale Lösung liefern [1, 2].

2.2 Agentenbasierte Modellierung

Agentenbasierte Modelle bestehen aus mehreren Elementen (Agenten), die miteinander durch festgelegte Regeln in einer vorgegebenen Umgebung interagieren. Die Agenten können physische Einrichtungen wie zum Beispiel Energieerzeugungsanlagen sein, die ein spezifisches Problem lösen müssen.

Durch agentenbasierte Modellierung wird es möglich, ein großes, globales Problem auf mehrere, kleinere verteilte Subprobleme aufzuteilen. Aufgrund der verteilten Struktur der Agenten, haben die einzelnen Agenten keinen Überblick über den globalen Systemzustand und finden daher zu einer guten Lösung, die der Realität eher entspricht. Ein weiterer Vorteil der agentenbasierten Modellierung ist die reduzierte Rechenzeit, durch die verteilte Struktur der einzelnen Probleme, wodurch eine parallelisierte Lösungsfindung möglich wird [3].

2.3 Alternating Direction Method of Multipliers

Der Algorithmus Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM) kombiniert die Vorteile der Dual Decomposition, die es erlaubt, ein großes Optimierungsproblem in mehrere, verteilte Optimierungsprobleme aufzuteilen, und die Methods of Multipliers, die die erweiterte Lagrangefunktion nutzt, um dem Algorithmus Robustheit zu verleihen, aber keine verteilte Optimierung mehr erlaubt [4].

Wenn es sich um bei dem Optimierungsproblem um ein Austauschproblem (exchange problem)

Formel 2: Generelle Form eines Austauschproblems

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \quad & \sum_{i=1}^N f_i(\mathbf{x}_i) \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i = 0, \end{aligned}$$

handelt, kann eine spezielle Form des ADMM-Algorithmus, nämlich der exchange ADMM-Algorithmus angewandt werden, um das Problem zu lösen. Das Austauschproblem besitzt eine intuitive, ökonomische Interpretation, die hier in Kürze beschrieben sei. $f_i(\mathbf{x}_i)$ repräsentiert die Kostenfunktion eines Agenten i und $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$ die Güter, die Agent i mit dem Markt austauscht. Wenn $(\mathbf{x}_i)_j$ nicht negativ ist, kann es als die Menge der Ware j betrachtet werden, die das Agent i an den Markt liefert. Wenn $(\mathbf{x}_i)_j$ negativ ist, kann der Betrag $|(\mathbf{x}_i)_j|$ als die Menge der Ware j betrachtet werden, die der Agent i vom Markt erhält. Die Nebenbedingung

Formel 3: Gleichgewichtsbedingung des Markts

$$\sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i = 0$$

beschreibt das notwendige Marktgleichgewicht, das erreicht werden muss, damit Angebot und Nachfrage schlussendlich ausgeglichen sind [4].

3 METHODE

Der Modellierungsansatz, welcher für die Beantwortung der Fragestellung im Rahmen dieses Projekts gewählt wurde, besteht aus einer verteilten Optimierung der Entscheidungsprobleme einzelner Agenten. Für ausgewählte Typen von Agenten werden ihre Optimierungsprobleme und die entsprechenden Nebenbedingungen formuliert und eine Kostenminimierung durchgeführt. Die Optimierung der einzelnen Agenten findet hierbei unabhängig voneinander statt. In einem zweiten Schritt werden die unabhängigen Optimierungsprobleme der Agenten mit Hilfe des ADMM-Algorithmus, im Speziellen dem exchange ADMM-Algorithmus, gekoppelt, um ein Marktgleichgewicht zu erreichen. Hierbei werden die Entscheidungen aller Agenten nach erfolgreich durchgeführter Optimierung an einer zentralen Stelle gesammelt und basierend darauf das resultierende Ungleichgewicht aller betrachteten Märkte berechnet. Mit Hilfe des Ungleichgewichts aus Angebot und Nachfrage wird der neue Marktpreis bestimmt und an alle Agenten übermittelt, die sich dann wiederum im Hinblick auf ein Kostenminimum optimieren. Dieser Prozess findet iterativ statt, bis sich die Entscheidungen der einzelnen Agenten von einer Iteration zur nächsten nicht mehr ändern und schlussendlich ein Marktgleichgewicht gefunden wird. Ähnliche Modellansätze wurden bereits in [5] und [6] angewendet und können als vertiefende Referenzen dienen.

3.1 Vorteile des Ansatzes

Ein Vorteil einer agentenbasierten Modellierung mittels ADMM ist zum einen die realistische Abbildung von Marktpreisen inklusive von Preisspitzen und negativer Preise. Zum anderen erlaubt diese Art der Modellierung die Untersuchung der Auswirkungen regulatorischer oder politischer Entscheidungen bzw. Eingriffe (Steuern, Preisobergrenzen etc.) auf das Verhalten der technologiespezifischen Agenten. Aus Datenschutzsicht erlaubt diese Art der Modellierung den Agenten nur ihre Entscheidungen, aber nicht sensible Daten wie Kosten der Erzeugung oder Investitionskosten, an eine zentrale Stelle weiterzuleiten, wodurch der Datenschutz gewährt bleibt. Aus Modellierungssicht wird durch diese Form der Modellierung eine verteilte, parallelisierte Optimierung der einzelnen Agenten möglich, wodurch sich die gesamte Rechenzeit reduziert.

3.2 Modellübersicht

Die generelle Funktionsweise des Modellierungsansatzes und die Interaktion der Agenten mit dem Markt, sind in Abbildung 1 übersichtlich dargestellt.

Es wurde ein Day-Ahead Energiemarkt, ein Markt für die Vorhaltung von Regelleistung und ein volumenbasierter Kapazitätsmechanismus (KM) eingeführt. Die genaue Art und Ausgestaltung des Kapazitätsmechanismus ist abhängig vom gewählten Szenario. Mögliche Arten von Kapazitätsmechanismen sind eine Strategische Reserve (SR), ein zentraler Kapazitätsmarkt (zKM), eine Ausschreibung für neue Kapazität (Tfnc) oder eine Kombination dieser Varianten. Der Day-Ahead Energiemarkt arbeitet auf stündlicher Basis, während die Kapazitätsauktionen einmal im gesamten Modellierungszeitraum stattfinden. Weitere Märkte wie der Intradaymarkt, Regelenergiemarkt oder Märkte für Systemdienstleistungen, werden im Rahmen dieser Modellierung nicht betrachtet. Die drei Haupttypen von Agenten, bestehend aus Erzeugungsanlagen, Flexibilitäten und Verbrauchern können auf dem Day-Ahead-Energiemarkt handeln und Kapazität im Kapazitätsmechanismus sowie für die Vorhaltung von Regelleistung anbieten. Falls es sich bei dem Kapazitätsmechanismus um eine Strategische Reserve handelt, dürfen die teilnehmenden Akteure jedoch weder am Energiemarkt noch am Regelreservemarkt agieren.

Eine Instanz, der so genannte politische Entscheidungsträger, legt den CO₂-Preis sowie die Höhe der Marktprämie fest und setzt die Nachfrage in dem Kapazitätsmechanismus modellexogen. Außerdem legt der politische Entscheidungsträger gewisse regulatorische Rahmenbedingungen (z.B: Steuern) und die Art des Kapazitätsmechanismus fest.

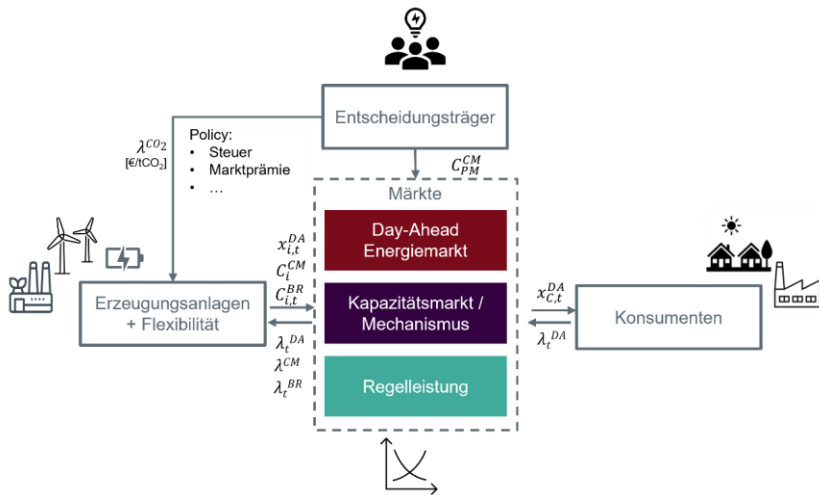


Abbildung 1: Übersicht über das Modell, die Agententypen und die vorhandenen Märkte und Mechanismen.

3.3 Optimierungsproblem der Agenten

Die allgemeine Form des Optimierungsproblems aller Agenten für eine beliebige Iteration k , ist eine Kostenminimierung und in Formel 4 dargestellt.

Formel 4: Allgemeines Optimierungsproblem der Agenten

$$\begin{aligned} \min_{x_{i,t}, C_{i,t}^{CM}, C_{i,t}^{inv}, C_{i,t}^{BR}} f(x_{i,t}, C_{i,t}^{inv}) &+ \lambda_t^{DA,k} \cdot x_{i,t} + t_{scale} \cdot \frac{\rho}{2} \cdot \|x_{i,t} - (x_{i,t}^{k-1} - \bar{x}_t^k)\|_2^2 \\ &+ \lambda_t^{BR,k} \cdot C_{i,t}^{BR} + t_{scale} \cdot \frac{\rho}{2} \cdot \|C_{i,t}^{BR} - (C_{i,t}^{BR,k-1} - \bar{C}_t^{BR,k})\|_2^2 \\ &+ \lambda_t^{CM,k} \cdot C_{i,t}^{CM} \cdot F_{dr,i}^{CM} + \frac{\rho}{2} \cdot \|C_{i,t}^{CM} \cdot F_{dr,i}^{CM} - (C_{i,t}^{CM,k-1} \cdot F_{dr,i}^{CM} - \bar{C}_{dr,i}^{CM,k})\|_2^2 \end{aligned}$$

$f(x_{i,t}, C_{i,t}^{inv})$ ist die spezifische Kostenfunktion des Agenten i , $\lambda_t^{DA,k}$, $\lambda_t^{BR,k}$ und $\lambda_t^{CM,k}$ sind die Marktpreise bei Iteration k , und $x_{i,t}$, $C_{i,t}^{CM}$, $C_{i,t}^{BR}$ und $C_{i,t}^{inv}$ sind die Entscheidungsvariablen für den stündlichen Dispatch (MWh), die gebotene Kapazitätsmenge (MW) im Rahmen des Kapazitätsmechanismus und der Vorhaltung für Regelleistung, sowie die Investition (MW) des Agenten. Durch die Minimierung werden die Parameter $C_{i,t}^{CM,k}$, $C_{i,t}^{BR,k}$ und $x_{i,t}^k$ für die nächste Iteration $k+1$ bestimmt. $F_{dr,i}^{CM}$ ist der agentenspezifische De-Rating Faktor, welcher den Beitrag der Technologie zur Versorgungssicherheit quantifiziert.

Formel 5: Definition des De-Rating Faktors

$$0 < F_{dr,i}^{CM} < 1$$

ρ ist der Strafparameter und begrenzt die Schrittweite und bestimmt damit die Konvergenzgeschwindigkeit des Algorithmus. t_{scale} berücksichtigt das Verhältnis des Modellierungszeitraums zu einem gesamten Jahr (8760h) und passt das Gewicht des Strafterms entsprechend an. Die l_2 -Normen sind die ADMM-Strafterme, die einerseits die Entscheidungen der

Agenten von einer Iteration zur nächsten begrenzen und andererseits die Agenten dazu zwingen sich dem Marktgleichgewicht anzunähern.

\bar{X}_t^k , $\bar{C}_t^{BR,k}$ und $\bar{C}_t^{CM,k}$ sind die verbleibenden Marktungleichgewichte pro Agent und sind in Formel 6 dargestellt.

Formel 6: Verbleibende Ungleichgewichte des Day-Ahead Energiemarkts, des Regelleistungsmarkts und des Kapazitätsmechanismus gemittelt über alle Agenten in Iteration k .

$$\begin{aligned}\bar{X}_t^k &= \frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i \in N} x_{i,t}^k - x_{\text{Konsument},t}^k \\ \bar{C}_t^{BR,k} &= \frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i \in N^*} C_{i,t}^{BR,k} - C_{\text{Policy},t}^{BR,k} \\ \bar{C}_t^{CM,k} &= \frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i \in N^*} C_i^{CM,k} \cdot F_{dr,i}^{CM} - C_{\text{Policy}}^{CM,k}\end{aligned}$$

Alle Agenten N nehmen am Day-Ahead Energiemarkt teil, aber abhängig von der Art des Mechanismus (z.B: Ausschreibung für neue Kapazität) nimmt nur eine Untergruppe N^* am Kapazitätsmechanismus teil. Auch am Regelleistungsmarkt nimmt nur Untergruppe N^* teil, welche die Anforderungen für die Vorhaltung von Regelleistung erfüllt. Außerdem sind alle Akteure die im Rahmen einer strategischen Reserve vergütet werden von der Teilnahme am Day-Ahead Energiemarkt und am Regelleistungsmarkt ausgenommen.

Basierend auf den mittleren Ungleichgewichten im Energie-, Regelleistungsmarkt und dem Kapazitätsmechanismus werden die neuen Preise für die jeweiligen Märkte und Mechanismen berechnet.

Formel 7: Update der Preise des Energiemarktes, des Regelleistungsmarkts und des Kapazitätsmechanismus.

$$\begin{aligned}\lambda_t^{DA,k+1} &= \lambda_t^{DA,k} - \rho \cdot \bar{X}_t^k \\ \lambda_t^{BR,k+1} &= \lambda_t^{BR,k} - \rho \cdot \bar{C}_t^{BR,k} \\ \lambda_t^{CM,k+1} &= \lambda_t^{CM,k} - \rho \cdot \bar{C}_t^{CM,k}\end{aligned}$$

Das mittlere Ungleichgewicht pro Agent ist negativ, sobald das Angebot am Markt zu gering ist und wirkt sich im Updateschritt der Preise als eine Preiserhöhung aus. Gleichzeitig bewirkt ein negatives mittleres Ungleichgewicht im ADMM Strafterm eine Reduzierung der angebotenen Energiemenge oder Kapazität im Falle einer Erzeugungsanlage bzw. einer Flexibilität.

Nach jeder Iteration wird das Konvergenzverhalten aller Märkte und Mechanismen basierend auf dem relativen Ungleichgewicht ϵ zwischen Angebot und Nachfrage überprüft. Hierfür wurde das maximale Ungleichgewicht sowie das insgesamt Ungleichgewicht herangezogen und auf die Nachfrage normiert.

$$\epsilon_{\max,j} = \frac{\max(\delta_j)}{\max(\text{Nachfrage}_j)}$$

$$\epsilon_{\text{sum},j} = \frac{\sum(\delta_j)}{\sum \text{Nachfrage}_j}$$

Bei δ_j kann es sich entweder um einen Vektor (Energiemarkt, Regelleistungsmarkt) oder um einen Skalar (Kapazitätsmechanismus) handeln und beschreibt das verbleibende Ungleichgewicht im Markt j . Das Maximum oder die Summe dieses Wertes wird auf die Nachfrage normiert, wodurch eine quantitative Abschätzung des Marktungleichgewichts möglich wird. Sobald diese relative Änderung ϵ beider Werte unter 1% fällt, wird angenommen, dass das Modell konvergiert ist und die Iterationen werden abgebrochen. Es hat sich gezeigt, dass diese Bedingung nach 2000 Iterationen für alle

Szenarien erfüllt war, weshalb zur Vereinfachung ein Iterationslimit von 2000 Schritten in das Modell implementiert wurde.

3.4 Optimierungsproblem des TSO-Agenten

Neben den drei Hauptagententypen (Erzeugungsanlagen, Flexibilitäten und Konsumenten) gibt es noch zusätzlich einen TSO-Agenten, welcher die Beschaffung und Aktivierung der strategischen Reserve ermöglicht. Das Optimierungsproblem des TSO-Agenten weicht jedoch von der allgemeinen Form ab und soll im Folgenden näher beschrieben werden.

$$\min_{x_t^{pot-act}, C_{TSO}^{SR}} = \lambda^{SR,k} \cdot C_{TSO}^{SR} - \lambda^{VOLL} \cdot \sum x_t^{pot-act} + \frac{\rho}{2} \cdot \|C_{TSO}^{SR} - (C_{TSO}^{SR,k-1} - \bar{C}^{SR,k})\|_2^2$$

s. t. :

$$x_t^{pot-act} \leq C_{TSO}^{SR} \quad (1)$$

$$x_t^{pot-act} \leq l_t^{eom} \quad \forall t \in T^* \quad (2)$$

$$x_t^{pot-act} \leq 0 \quad \forall t \notin T^* \quad (3)$$

$\lambda^{SR,k}$ in €/MW/a bezeichnet den Clearing-Preis im Rahmen der strategischen Reserve in der Iteration k und C_{TSO}^{SR} ist das Volumen (MW), welches der TSO-Agent bereit ist zu beschaffen, um seine Kosten zu minimieren. T^* beschreibt die Zeitschritte, in denen die Preisobergrenze getroffen wird und somit die strategische Reserve aktiviert werden kann. Die potenziell, aktivierbare Energiemenge $x_t^{pot-act}$ im Rahmen der strategischen Reserve ist beschränkt durch das beschaffte Volumen (Bedingung 1) und durch die Nachfrage, die in den Zeitschritten T^* nicht durch aktive, am Markt teilnehmende Erzeugungsanlagen und Flexibilitäten gedeckt werden kann (Bedingung 2). l_t^{eom} in MWh beschreibt somit die nichtgedeckte Nachfrage (lost load) in Zeiten, wenn die Preisobergrenze am Day-Ahead Energiemarkt getroffen wird. Durch die Aktivierung der strategischen Reserve, kann der TSO-Agent somit anfallende Kosten durch nichtgedeckte Nachfrage und den damit verbundenen Wert der verlorenen Last λ^{VOLL} minimieren. Das im Rahmen der strategischen Reserve beschaffte Volumen C_{TSO}^{SR} ist eine Entscheidungsvariable und wird somit modellendogen bestimmt.

4 SCHLUSSFOLGERUNG

Durch den gewählten Modellierungsansatz lassen sich die untersuchten Kapazitätsmechanismen auf realistische und transparente Weise abbilden. Die Auswirkung unterschiedlicher politischer Rahmenbedingungen und Marktdesigns kann auf Agentenebene analysiert und evaluiert werden. Weiters ermöglicht dieser Modellierungsansatz die Untersuchung resultierender Markt- und Systemparameter, wie Day-Ahead Energiepreise oder Systemkosten. Die besondere Stärke der gewählten Modellierungsart ist die modellendogene Entstehung der Day-Ahead Energiepreise und der Preise im Rahmen des Kapazitätsmechanismus'. Dadurch werden auch Preisspitzen und negative Preise sichtbar, die durch unterschiedlich gewählte Marktdesigns entstehen können. Die Rechenzeit kann durch die verteilte Optimierung auf Agentenlevel signifikant reduziert werden. Der gewählte Modellierungsansatz erfüllt somit alle Anforderungen, um die im Projekt aufgeworfenen Fragestellungen anhand unterschiedlich implementierter Marktdesigns in verschiedenen Szenarien mit erforderlicher Detailtiefe zu analysieren und auf nachvollziehbare sowie effiziente Weise beantworten zu können.

REFERENZEN

- [1] S. A. Gabriel, A. J. Conejo, J. D. Fuller, B. F. Hobbs und C. Ruiz, *Complementarity Modeling in Energy Markets*, New York: Springer, 2013.
- [2] A. Conjeo, E. Castillo, R. Minguez und R. Garcia-Bertrand, *Decomposition Techniques in Mathematical Programming. Engineering and Science Applications*, Springer, 2006.
- [3] M. Barbati, G. Bruno und A. Genovese, „Applications of agent-based models for optimization problems: A literature review,“ *Expert Systems with Applications*, Bd. 39, Nr. 5, pp. 6020-6028, 2012.
- [4] S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Peleato und J. Eckstein, „Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers,“ *Foundations and Trends in Machine Learning*, Bd. 3, Nr. 1, pp. 1-122, 2010.
- [5] H. Höschle, H. Le Cadre, Y. Smeers, A. Papavasiliou und R. Belmans, „An ADMM-Based Method for Computing Risk-Averse Equilibrium in Capacity Markets,“ *IEEE Transactions on Power Systems*, Bd. 33, Nr. 5, pp. 4819-4830, 2018.
- [6] H. Höschle, *Capacity Mechanisms in Future Electricity Markets*, Leuven, 2018.

Kommentiert [ME1]: Die Referenzen werden aus irgend einem Grund doppelt angezeigt.