

# Modellbasierte Analyse und Multikriterien-Optimierung komplexer Systemszenarien unter Anwendung von Methoden der Künstlichen Intelligenz

Johannes Mast  
HS Albstadt-Sigmaringen  
mast@hs-albsig.de

Stefan Rädle  
HS Albstadt-Sigmaringen  
raedlest@hs-albsig.de

Joachim Gerlach  
HS Albstadt-Sigmaringen  
gerlach@hs-albsig.de

**Abstract.** Die vorliegende Arbeit untersucht die Übertragung und Applizierung von algorithmischen Lösungsansätzen aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz in den Bereich des Systementwurfs. Das den Untersuchungen zugrunde liegende Anwendungsbeispiel entstammt dem Bereich energietechnischer Systeme – für diesen Anwendungskontext wurde im Rahmen von Vorgängerarbeiten eine skalierbare Methodik und Werkzeugumgebung geschaffen, die es ermöglichen, energietechnische Komponenten bis hin zu komplexen energietechnischen Systemszenarien auf virtueller Ebene zu modellieren und unter komplexen Umgebungsbedingungen (z.B. Witterungsverhältnisse, Strombörse) und Anforderungen (z.B. spezifische Charakteristika des Energiemarkts, gesetzliche Rahmenbedingungen) zu simulieren und zu analysieren. Darauf aufsetzend wird in der vorliegenden Arbeit ein algorithmischer KI-Ansatz auf den betrachteten Anwendungskontext adaptiert und für eine systematische Optimierung von Systemszenarien hinsichtlich variierender Zielkriterien eingesetzt – im vorliegenden Fall hinsichtlich einer Optimierung der strukturellen Zusammensetzung von Akteuren beim Ausbau eines bestehenden Netzwerkverbands, entsprechend der Fragestellung, welcher Technologiemitmix unter Berücksichtigung konkreter Umgebungsbedingungen und Zielvorgaben einen bestmöglichen Optimierungseffekt zu generieren in der Lage ist. Hierbei wird untersucht, in welcher Weise die Fragestellung in eine für die Anwendung von KI-Ansätzen taugliche Formulierung überführt werden kann und auf welche Weise geeignete Iterationsverfahren und Metriken für eine zielgerichtete Traversierung des Explorationsraums formuliert werden können. Innerhalb einer experimentellen Untersuchung wird am Beispiel eines konkreten Netzwerkszenarios aufgezeigt, dass/inwieweit das entwickelte Lösungsverfahren in der Lage ist, hinsichtlich unterschiedlicher Zielvorgaben (Anpassung an reale Verbraucherkurve, Steigerung des Profits an der Strombörse, Senkung der CO<sub>2</sub>-Emission) eine systematische Optimierung des Netzwerkverbands zu bewirken.

## 1. Motivation

Wie verschiedene Anwendungsbereiche eindrucksvoll belegen, liefern Ansätze aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz (KI) leistungsfähige Lösungsverfahren für Problemstellungen, die durch eine hohe Komplexität, Heterogenität, Dynamik sowie stark variierende Randbedingungen charakterisiert sind. Ein aktuelles Beispiel ist die von Google entwickelte KI „AlphaGo“, die den

amtierenden Go-Weltmeister in mehreren Spielen besiegen konnte. [5]

Da beim Entwurf komplexer Systeme ähnliche Voraussetzungen und Randbedingungen gelten, ist der Versuch, KI-Ansätze im Bereich des Systementwurfs anwendbar zu machen und dort zur Beantwortung relevanter Fragestellungen einzusetzen, naheliegend. Dies soll im Folgenden am Beispiel energietechnischer Systeme im Kontext komplexer Randbedingungen, die sich im Rahmen der Energiewende beim Übergang zu erneuerbaren Energien ergeben, untersucht und aufgezeigt werden. Diese Systeme setzen eine angebotsorientierte Erzeugung von Strom voraus, da ein Gleichgewicht zwischen der Ein- und Ausspeisung im Netz garantiert werden muss. Dabei liefert die Koordination einer großen Anzahl unterschiedlicher Akteure (Erzeuger, Verbraucher, Speicher usw.) mit variierenden Randbedingungen eine große Herausforderung. Erschwerend kommt hinzu, dass energietechnische Systeme durch den Ausbau von erneuerbaren Energien und der damit verbundenen Privatisierung und Dezentralisierung des Energiemarkts sehr komplexen Randbedingungen wie Wetter, Strombörse und gesetzlichen Vorgaben unterliegen.

Aufgrund dieser Charakteristik werden deutliche Parallelen zu Anwendungsgebieten erkennbar, in denen sich KI-Methoden bereits als ertragreich erwiesen haben. Daher ist davon auszugehen, dass auch im betrachteten Anwendungskontext KI-basierte Verfahren effektiv eingesetzt werden können. Um die Anwendbarkeit eines KI-Ansatzes im Kontext energietechnischer Systeme zu untersuchen wird eine Problemstellung bei der Planung von Systemen aufgegriffen. Beim Auf- oder Ausbau energietechnischer Systeme stellt sich die Frage, aus welchen Komponenten das System in geeigneter Weise aufgebaut werden sollte, um die spezifischen Anforderungen des Szenarios und der Zielkriterien zu erfüllen. Dafür soll ein KI-Ansatz eine geeignete Konstellation von Gerätetypen identifizieren, die es ermöglicht, Investoren wie Stadtwerke gezielt zu beraten.

Der Beitrag ist wie folgt gegliedert: Kapitel 2 beschreibt die spezifischen Charakteristika der betrachteten energietechnischen Komponenten sowie den für die Optimierung gewählten KI-Ansatz. Kapitel 3 beschreibt die Abbildung der Problemstellung auf den KI-Ansatz. Kapitel 4 vergleicht die Resultate eines optimierten Systemszenarios mit nicht-optimierten Systemen. Kapitel 5 fasst die Ergebnisse zusammen und liefert einen Überblick über weitere Einsatzmöglichkeiten.

## **2. Grundlagen**

Das folgende Kapitel erläutert die charakteristischen Spezifika energietechnischer Systeme und gibt einen Überblick über die den Arbeiten zugrundeliegende Simulationsumgebung, welche dem betrachteten KI-Ansatz eine Datenbasis liefert. Ferner wird der algorithmische Lösungsansatz erläutert, welcher den beschriebenen Arbeiten zugrunde liegt.

### **2.1. Energietechnischen Systeme**

Kommen in energietechnischen Systemszenarien bei der Energieerzeugung regenerative Energieformen zur Anwendung, so unterliegen diese unterschiedlichen Angebotscharakteristiken:

- Bei der photovoltaischen Stromerzeugung wird durch die variierende Bestrahlungsstärke der Sonne sowie den variierenden Bewölkungsgrad eine starke Variation der Einspeiseleistung hervorgerufen. Darüber hinaus ist die Angebotscharakteristik stark mit den Jahreszeiten verbunden.

- Die Angebotscharakteristik bei der Erzeugung von Energie durch Wind ist stark von den Unterschieden der Luftdruckverteilung abhängig. Typischerweise ist der Luftdruckunterschied in den winterlichen Monaten am größten. Zudem nimmt der erzeugte Ertrag bei steigender Windgeschwindigkeit in dritter Potenz zu, weshalb es bei niedrigen Windgeschwindigkeiten nicht rentabel ist, die Komponente einzuschalten.
- Blockheizkraftwerke unterliegen hingegen nur indirekt den atmosphärischen Gegebenheiten. Diese wirken sich durch einen variierenden Wärmebedarf des Verbrauchers aus.

Beim Einsatz von witterungsabhängigen Komponenten wie Photovoltaik und Windenergie wird demzufolge Energie nach typischen Charakteristiken erzeugt. Die dabei erzeugte Energie bestmöglich zu nutzen, stellt eine große Herausforderung dar.

## 2.2. Werkzeugumgebung zur Simulation energietechnischer Szenarien

Im Rahmen des vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) geförderten Projekts SADE („Simulative Analyse dezentraler Energieversorgungskonzepte“) wurde/wird eine Modellierungs- und Simulationsumgebung entwickelt, welche es, wie in Abbildung 1 dargestellt, ermöglicht, Datenquellen des Servers der Strombörse (EPEX SPOT), des Servers des Deutschen Wetterdienstes (DWD) sowie weiterer Messdaten-Server in die Simulation und Analyse energietechnischer Systemszenarien einzubeziehen. Auf diese Weise ist es möglich, in der Werkzeugumgebung modellierte energietechnische Systemszenarien auf konkrete Standorte und Szenarien anzupassen. Als energietechnische Komponenten sind Simulationsmodelle einer Photovoltaikanlage, einer Windenergieanlage und eines Blockheizkraftwerks in die Umgebung eingebunden. Damit ermöglicht es die Umgebung, Daten für den KI-Ansatz zu generieren und Systemszenarien zu bewerten [7].

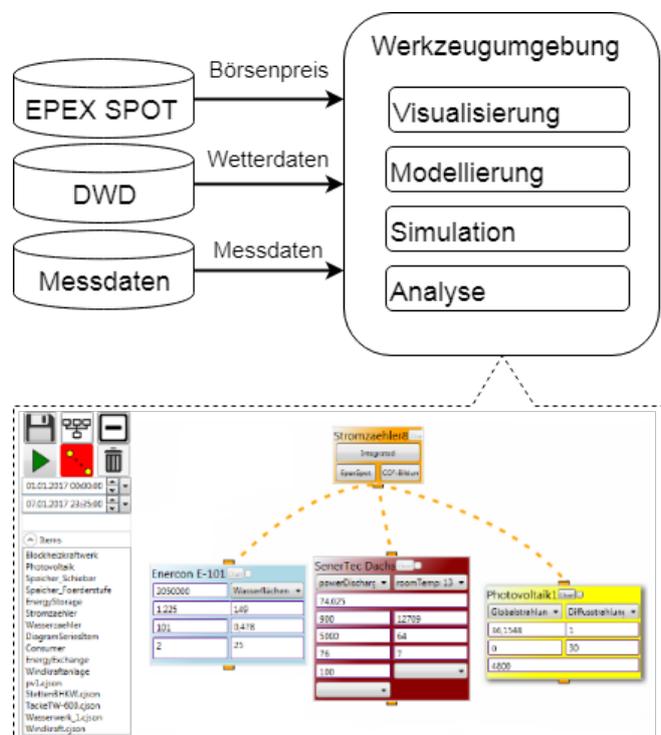


Abbildung 1: Werkzeugumgebung

## 2.3. Algorithmischer Lösungsansatz

Für die Abbildung des Problems auf eine Suchmethodik wurden mehrere heuristischer Optimierungsverfahren in Betracht gezogen. Aufgrund des diskreten Suchraum, der durch eine vorgegebene Energiemenge der Stadtwerke zustande kommt, lässt sich die Auswahl der Algorithmen einschränken. Untersuchungen heuristischer Optimierungsverfahren haben gezeigt, dass neben den evolutionären Algorithmen Ant Colony Optimization (ACO) und Particle Swarm Optimization

(PSO), auch das heuristische Approximationsverfahren Simulated Annealing gut geeignet ist, um die Problemstellung abzubilden. Es ist davon auszugehen, dass auch Optimierungsverfahren anderer Art zielführend eingesetzt werden können. Dieser Betrag soll beispielhaft die Abbildung des Optimierungsproblems auf die Simulated Annealing Suchmethodik schildern.

Ihr Einsatzgebiet ist die näherungsweise Lösung komplexer Optimierungsprobleme mit großem Zustandsraum. Der Algorithmus ist dem Abkühlungsprozess in der Metallurgie nachempfunden. Bei der Suchmethodik wird versucht, das Problem bei hoher Temperatur in seiner Grundform zu erschließen, um bei fallender Temperatur eine Feinjustierung der Lösung vorzunehmen. Die Temperatur wird durch einen Parameter im Algorithmus dargestellt. Bei der Implementierung wird die Suchmethodik typischerweise in zwei Funktionen unterteilt: Eine Nachbarschaftsfunktion passt, angefangen mit einem initialen Startzustand, in jeder Iteration den aktuellen Zustand zufällig an. Eine Trefferfunktion prüft den derzeitigen Zustand und ermittelt den Trefferwert hinsichtlich des Optimierungsziels. Liefert der neu kreierte Zustand einen besseren Trefferwert als der vorherige Zustand, wird er übernommen. Ansonsten wird er mit einer Wahrscheinlichkeit übernommen, die sich mit Abfallen der Temperatur und mit Höhe der Abweichung vom vorherigen Zustand reduziert. Diese Funktionen werden in jedem Durchlauf abwechselnd aufgerufen. Nach jedem Durchlauf wird die Temperatur verringert, wodurch die Sprünge im Zustandsraum kleiner werden. Sobald die Temperatur einen festgelegten Wert erreicht, wird der bislang beste Zustand als Lösung des Optimierungsproblems vorgeschlagen. [8]

### 3. Applizierung der Methodik auf den Anwendungsfall

Bei der Anwendung dieser Methodik wird davon ausgegangen, dass bei der Planung bzw. Erweiterung eines energietechnischen Systemszenarios vom Auftraggeber mehrere Komponententypen in die nähere Auswahl gezogen werden. Um aus diesen einen für das Zielkriterium zugeschnittenen Technologiemix zu finden, müssen Daten über die Charakteristiken der Komponententypen bekannt sein. Diese können beispielsweise als Jahresezeugungskurven vorliegen und ermöglichen es, Konstellationen hinsichtlich ihres Profits zu bewerten. Ziel der Methodik ist es, die Erzeugungskurven der Komponententypen durch Umverteilung ihrer Energiemenge so anzupassen, dass die Summe aller Jahresezeugungskurven möglichst gut das Zielkriterium abbildet. Für den Auftraggeber ergibt sich für jeden in Betracht gezogenen Komponententyp eine Leistung, die der Verbund in geeigneter Weise beinhalten sollte. Zur Lösung der Problemstellung werden in den nächsten Abschnitten beispielhafte Implementierungen der Nachbarschafts- und Trefferfunktion des „Simulated Annealing“ Algorithmus beschrieben.

#### 3.1. Nachbarschaftsfunktion

Für die Nachbarschaftsfunktion müssen die Charakteristiken der in Betracht gezogenen  $P$  Komponententypen als Zeitreihen  $ZR = (ZR_1, \dots, ZR_P)$  vorliegen. Eine Zeitreihe  $ZR_k = (x_1, \dots, x_N)$  mit  $x_i \in \mathbb{N}$  besteht aus  $N$  Zeitpunkten. Dabei stellt  $x_i$  einen Zeitpunkt (in Minuten ab dem Beginn des Zeitbereiches) innerhalb der Zeitreihe dar. Eine diskrete Funktion  $f : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}$ , welche den  $x$ -Werten die entsprechenden Leistungswerte zuordnet, ist gegeben. Bei der Betrachtung eines Jahres stellt der erste Wert den Jahresbeginn und der letzte Wert das Jahresende dar. Der Zustand, der in der Nachbarschaftsfunktion angepasst wird, bildet eine Datenstruktur ab, in der für jeden gewählten Komponententyp die jährlich erzeugte Menge an Energie gespeichert wird. Dafür werden

die Zeitreihen in  $ZR$  integriert, sodass für jede Zeitreihe eine Energiemenge  $E_k \in \mathbb{R}$  bekannt ist. Für alle  $P$  Komponententypen :

$$E_k = \sum_{i=1}^{N-1} \left( \frac{f(x_i) + f(x_{i+1})}{2} * (x_{i+1} - x_i) \right) \quad (1)$$

Ein Zustand  $Z$  ist ein Vektor von Energiemengen der Komponententypen  $Z = (E_1, \dots, E_P) \in \mathbb{R}^P$ . Beim Aufruf der Nachbarschaftsfunktion wird die Energiemenge für einen zufälligen Komponententyp angepasst. Meist wird bei der Planung eines Verbundes eine bestimmte Menge an Energie festgelegt, die insgesamt erzeugt werden soll. Damit die Nachbarschaftsfunktion nur Zustände mit Konstellationen zurückgibt, deren Summe energetisch identisch ist, bleibt die Gesamtenergie  $E_{ges} \in \mathbb{R}$  im Szenario immer auf einer vorgegebenen Energiemenge  $E_{vorg.} \in \mathbb{R}$ .

$$E_{ges} = \sum_{k=1}^P E_k = E_{vorg.} \quad (2)$$

Der Ablauf der Nachbarschaftsfunktion wird in Abbildung 2 aufgezeigt.

Zunächst wird zufällig eine Energiemenge  $E_k$  für einen Komponententypen aus der Datenstruktur ausgewählt. Anschließend wird mit vorgegebener Wahrscheinlichkeit entschieden, ob dieser Energie hinzugefügt oder entfernt werden soll. Je nachdem wird ein zufälliger Wert  $w \in \mathbb{R}$  auf die in der Datenstruktur stehende Energiemenge  $E_k$  addiert oder subtrahiert.

$$E_k = E_k \pm w \quad (3)$$

Damit die Gesamtenergie übers Jahr betrachtet identisch bleibt, werden die restlichen Energiemengen  $E_j \neq k$  in der Datenstruktur  $Z$  entgegengesetzt anpasst. Der entgegengesetzte Betrag ergibt sich aus dem gewählten Wert  $w$  dividiert durch die Anzahl restlicher Komponententypen  $(P - 1)$ .

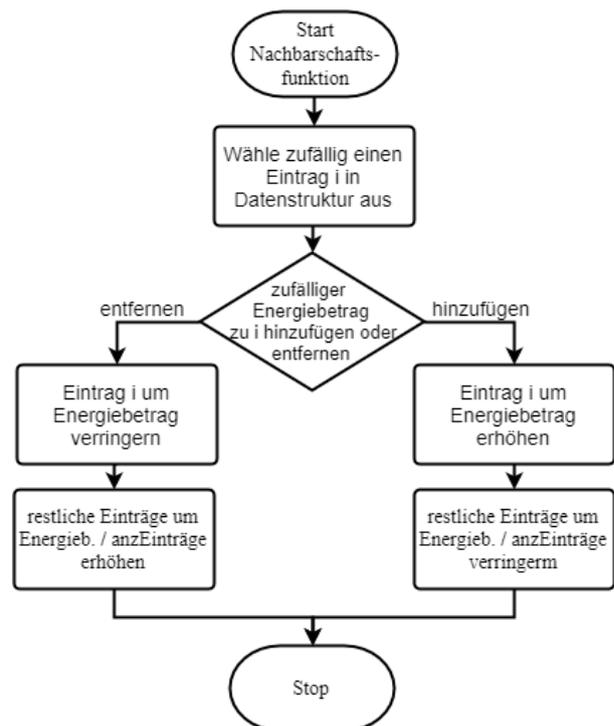
Für alle  $E_j \neq k$  in  $Z$  :

$$E_j = E_j \pm \frac{w}{P - 1} \quad (4)$$

Bei der Wahl des Wertes  $w$  muss abgewogen werden, ob Genauigkeit oder Geschwindigkeit des Algorithmus gewünscht ist. Eine kleine Schrittweite führt zu einer höheren Genauigkeit, während eine hohe Schrittweite die Geschwindigkeit vergrößert. Die Nachbarschaftsfunktion gibt demnach einen Zustand  $Z$  zurück, dessen Energiemengen  $E_k$  für die Komponententypen leicht angepasst

**Tabelle 1:** Beispiel für einen Zustand  $Z$  mit  $E_{vorg.} = 6MWh$

Komponententyp: Photovoltaik
Energiemenge $E_1$ : 1,7 MWh/Jahr
Komponententyp: Windenergie
Energiemenge $E_2$ : 2,3 MWh/Jahr
Komponententyp: BHKW
Energiemenge $E_3$ : 2,0 MWh/Jahr



**Abbildung 2:** Flussdiagramm einer Nachbarschaftsfunktion

wurden, allerdings die Gesamtenergie  $E_{ges}$  unverändert mit der vorgegebenen Energiemenge  $E_{vorg}$  übereinstimmt.

### 3.2. Trefferfunktion

Die Trefferfunktion überprüft den aktuellen Zustand  $Z$  darauf, wie gut er bereits auf eines der Ziele optimiert wurde. Sie besteht aus mehreren Teilen, die jeweils ein unterschiedliches Zielkriterium behandeln. In der Folgenden Implementierung stellt der Trefferwert einen möglichst wirtschaftlichen Preis an der Strombörse, eine möglichst niedrige CO<sub>2</sub>-Emission, oder eine möglichst niedrige Abweichung zum Eigenverbrauch dar. Zu Beginn der Trefferfunktion werden die Leistungswerte der im Vorhinein simulierten bzw. ausgelesenen Zeitreihen  $ZR_k$  der Komponententypen auf die im Zustand  $Z$  (bzw. Datenstruktur) stehende Energiemenge skaliert. Um die Leistungskurven auf den von der Nachbarschaftsfunktion neu bestimmten Energiewert  $E_{k_{new}}$  zu skalieren, muss der vorherigen Energiewert  $E_{k_{old}}$  bekannt sein. Mit Hilfe dieser werden Zeitreihen  $ZRS_k \in \mathbb{R}^N$  erstellt, welche die skalierten Leistungswerte der Komponententypen enthalten.

Für alle  $zr_k$  in  $ZR$  :

$$ZRS_k = \left( f(x_1) * \frac{E_{k_{new}}}{E_{k_{old}}}, \dots, f(x_N) * \frac{E_{k_{new}}}{E_{k_{old}}} \right) \quad (5)$$

Anschließend werden die Zeitreihen  $ZRS_k$  durch Vektoraddition Wert für Wert aufsummiert, wodurch sich eine Zeitreihe  $ZR_{ges} = (ZRG_1, \dots, ZRG_N)$  mit  $ZRG_i \in \mathbb{R}$  ergibt, welche die gesamte Leistung des Szenarios für den betrachteten Zeitraum enthält.

Für alle  $ZRG_i$  in  $ZR_{ges}$  :

$$ZRG_i = ZRS_1 + \dots + ZRS_P \quad (6)$$

Danach wird unterschieden, für welches Zielkriterium eine angepasste Komponententypen gefunden werden soll.

#### 3.2.1. Optimierung auf Profit an der Strombörse

Für den Fall, dass hinsichtlich der Strombörse optimiert wird, muss beachtet werden, dass nur der Strom, der nicht für den Eigenbedarf benötigt wird, an der Strombörse gehandelt werden kann. Demnach wird nicht der gesamte erzeugte Strom vermarktet, sondern nur die überschüssige Energie  $\ddot{U}E$  mit  $(\ddot{U}E_1, \dots, \ddot{U}E_N)$ , die sich als Differenz der Gesamtleistung  $ZR_{ges}$  und der der Verbraucherlast berechnen lässt. Die Zeitpunkte des Verbrauchs sind durch  $V = (v_1, \dots, v_N)$  mit  $v_i \in \mathbb{R}$  gegeben. Dabei ordnet  $g : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}, v \rightarrow y$ , den Zeitpunkten (in Minuten ab dem Beginn des Zeitbereiches) Verbrauchswerte zu.

Für alle  $\ddot{U}E_i$  in  $\ddot{U}E$  :

$$\ddot{U}E_i = ZRH_i - g(v_i) \quad (7)$$

Aus der überschüssigen Leistungszeitreihe wird stündlich die vom Verbrauch abweichende Energie  $ER = (ER_1, \dots, ER_N)$  mit  $ER_i \in \mathbb{R}$  gebildet. Diese wird durch Integrieren von  $\ddot{U}E$  erhalten (siehe Formel 1). Anschließend wird die stündliche Regelenergie mit den stündlich schwankenden Strompreisen an der EPEX SPOT  $ES = (ES_1, \dots, ES_N)$  mit  $ES_i \in \mathbb{R}$  verrechnet.

$$Score_{EPEX} = \sum_{i=1}^N (ER_i * ES_i) \quad (8)$$

Als Ergebnis erhält man den an der Strombörse erwirtschafteten Gewinn bzw. Verlust, der als Trefferwert fungiert.

### 3.2.2. Optimierung auf geringe CO<sub>2</sub>-Emissionen

Bei der Optimierung auf möglichst geringe CO<sub>2</sub>-Emissionen wird erneut die in Formel 7 berechnete  $\ddot{U}E$  benötigt. Zu den Zeiten, in denen der Verbrauch größer ist als die Stromerzeugung der Komponenten im Verbund, wird die Energie mit dem CO<sub>2</sub>-Gehalt des deutschen Strommix  $CO2_{Strommix} \in \mathbb{R}$  verrechnet. Daraus ergibt sich die CO<sub>2</sub>-Emission, die bei der Erzeugung des ausgespeisten Stroms aus dem Verteilnetz entstanden ist.

Für alle  $\ddot{U}E_i < 0$  :

$$CO2_{Ausspeisung} += \ddot{U}E_i * CO2_{Strommix} \quad (9)$$

Zusätzlich wird für den selbst erzeugten Strom, der im Verbund verbraucht wird ermittelt, wie viel CO<sub>2</sub>-Emission freigesetzt wird. Für jeden Komponententyp ist die spezifische CO<sub>2</sub>-Emission in einem Vektor  $C = (c_1, \dots, c_P)$  mit  $c_k \in \mathbb{R}$  festgehalten.

$$CO2_{Erzeugt} = \sum_{k=1}^P (E_k * c_k) \quad (10)$$

Allerdings soll in diese Betrachtung nur der CO<sub>2</sub>-Emission miteinfließen von dem Strom, der auch wirklich für den Eigenstromverbrauch verbraucht wird. Deshalb wird der erzeugte CO<sub>2</sub>-Ausstoß mit dem prozentualen Anteil an selbstverbraucher Energie multipliziert. Zusammen mit der CO<sub>2</sub>-Emission des ausgespeisten Stroms ergibt sich der Trefferwert.

$$Score_{CO2} = CO2_{Erzeugt} * \frac{E_{ges} - E_{Einspeisung}}{E_{ges}} + CO2_{Ausspeisung} \quad (11)$$

### 3.2.3. Optimierung auf Eigenstromverbrauch

Wenn als Zielkriterium die Abdeckung des Eigenverbrauchs durch die Erzeugung gewählt wird, soll die Abweichung zwischen der Erzeugungs- und Verbrauchskurve minimiert werden. Das führt dazu, dass möglichst wenig Regelenergie mit dem Verteilnetz austauscht werden muss. Die Abweichung wird ermittelt, indem der Root Mean Squared Error (RMSE) für die Zeitreihen der Gesamtleistung und der Verbrauchslast berechnet wird.

$$Score_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f(x_i) - g(v_i))^2} \quad (12)$$

Eine geringe Abweichung bzw. hohe Übereinstimmung der beiden Kurven führt zu einem geringen „Error“ und somit muss weniger Energie ausgeglichen werden. Demnach bildet bei diesem Zielkriterium die Menge an benötigter Regelenergie mit dem Verteilnetz den zu minimierenden Trefferwert. [4]

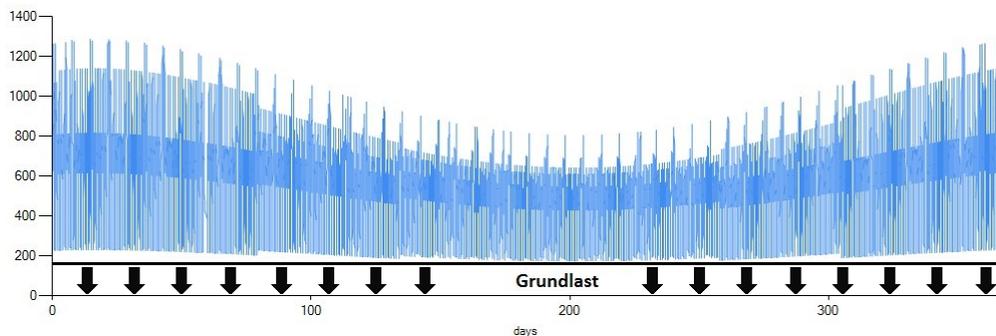
## 4. Experimentelle Untersuchung

Im Folgenden soll die beschriebene Methodik unter Berücksichtigung realer Rand- und Rahmenbedingungen eingesetzt werden, um möglichst allgemeingültige Ergebnisse zu erzielen. Dafür werden erst die gewählten Randbedingungen beschrieben und anschließend die entstandenen Ergebnisse zusammenfassend dargestellt und diskutiert.

### 4.1. Rahmenbedingungen

Die Optimierung fand mit simulierten Jahreserzeugungskurven von 2016 für die Komponententypen auf Basis von Photovoltaik, Windenergie und BHKW statt. Es werden entweder Daten mit Simulationsmodellen prognostiziert oder reale Erzeugungskurven für die Optimierung verwendet. Die im Folgenden aufgeführten Ergebnisse stammen von Simulationsmodellen aus der in 2.2 vorgestellten Werkzeugumgebung, die für den Standort Stuttgart mit Wetterdaten des Deutschen Wetterdienstes (DWD) [6] versorgt wurden. Für das energietechnische Systemszenario wurde eine elektrische Verbraucherlast über das Jahr 2016 erstellt, die eine Optimierung auf den Eigenbedarf und ein Vergleich zwischen den verschiedenen Systemszenarien ermöglicht. Um möglichst allgemeingültige Ergebnisse zu generieren, wurde eine Verbraucherlast gewählt, die sich wie der deutsche Verbrauchsmix verhält [1]. Die aus vielen Verbrauchergruppen aufgebaute Verbrauchskurve wurde mit Hilfe der vom Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft (BDEW) erstellten Standardlastkurven zusammengesetzt. Die Standardlastkurven sind frei verfügbar unter [3].

Systeme, die am öffentlichen Verteilnetz hängen, haben in der Regel Verträge mit großen, konventionellen Kraftwerken, welche den Strom für die Grundlast liefern. Dieser kann zu einem deutlich geringeren Preis erworben werden als die Regelleistung. Eine eigene Erzeugung rentiert sich für gewöhnlich nicht und wäre unsicherer. Konventionelle Kernkraftwerke reagieren sehr träge und laufen gewöhnlich bei konstanter Leistung. Deshalb eignen sie sich nicht dazu, Schwankungen



**Abbildung 3:** Grundlast wird von Eigenverbrauch subtrahiert

auszugleichen. In Abbildung 3 wird die Verbrauchskurve für das Jahr 2016 dargestellt, von der die Grundlast abgezogen wird. Die resultierende Verbrauchskurve besteht nur noch aus dem wechselnden Energiebedarf. Dieser muss von den Komponenten im Verbund bestmöglich ausgeglichen werden. In Zeiten, zu denen keine eigene Erzeugung aufgrund der Wetterlage möglich ist, muss der Strom an der Strombörse erworben werden. Im Folgenden sollen optimierte und nicht-optimierte Systemszenarien auf verschiedene Kriterien verglichen werden. Dafür werden folgende Kriterien gewählt:

- **Normalized Root Mean Square Error (NRMSE) zwischen Ertrag und Verbrauch**  
Der NRMSE berechnet die prozentuale Abweichung für die Zeitreihen des Jahresverbrauchs und des Jahresertrags. Je niedriger der Wert desto kleiner die Abweichung.
- **Regelenergie**  
Damit die Netzstabilität gewährleistet ist, muss Energie gehandelt werden, wenn die Erzeugung nicht mit Verbrauch übereinstimmt. Diese wird als Regelenergie bezeichnet.
- **Ertrag an der Strombörse (EPEX SPOT)**  
Der Ertrag an der EPEX SPOT Strombörse ergibt sich, indem die Energiemengen der Regelenergie mit dem Strompreis an der Börse über ein Jahr hinweg verrechnet werden. Ein positiver Wert bedeutet Gewinn an der Strombörse, ein negativer Wert bedeutet Verlust.
- **CO<sub>2</sub>-Emissionen des im energietechnischen Systemszenario genutzten Stroms**  
Bei diesem Kriterium soll betrachtet werden, mit welcher CO<sub>2</sub>-Emissionen der im energietechnischen Systemszenario genutzte Strom erzeugt wurde. Bei dem selbst erzeugten Strom muss neben dem CO<sub>2</sub>-Ausstoß bei der Verbrennung von fossilen Energien, korrekterweise auch die CO<sub>2</sub>-Emissionen bei dem Bau der Komponenten berücksichtigt werden. Diese wird umgelegt auf den Strom, der während der Lebensdauer der Komponente erzeugt wird. Tabelle 2 zeigt typische CO<sub>2</sub>-Werte unter Berücksichtigung von Bau und Stromerzeugung.

**Tabelle 2:** CO<sub>2</sub>-Emissionen in g CO<sub>2</sub>/kWh<sub>el</sub> für Komponententypen nach [9]

Komponententyp	Spezifische CO <sub>2</sub> -Emissionen
Windenergie	25 g CO <sub>2</sub> /kWh <sub>el</sub>
Solarenergie	75 g CO <sub>2</sub> /kWh <sub>el</sub>
BHKW mit Erdgas	425 g CO <sub>2</sub> /kWh <sub>el</sub>

Neben den CO<sub>2</sub>-Emissionen, die durch die Komponenten im Verbund entstehen, werden zudem die CO<sub>2</sub>-Emissionen durch Ausspeisung von Strom aus dem deutschen Strommix mitbetrachtet. Das Umweltbundesamt stellt Daten für den CO<sub>2</sub>-Gehalt des Strommixes bereit [2]. Es wird der Wert aus dem Jahr 2016 mit 527 g CO<sub>2</sub>/kWh<sub>el</sub> verwendet.

Eine Vergleichbarkeit der Komponentenkonstellationen wird dadurch gewährleistet, dass es sich bei allen betrachteten Konstellationen um Verbände mit 3 MWh Jahresertrag handelt. Diese Bedingung wurde in der Nachbarschaftsfunktion gewählt, damit der Ertrag mit dem Verbrauch der erzeugten Zielkurve übereinstimmt.

## 4.2. Ergebnisse

In Tabelle 3 sind die Ergebnisse der experimentellen Untersuchung unter Einhaltung der in Abschnitt 4.1 beschriebenen Rahmenbedingungen dargestellt. Die optimierten Konstellationen konnten von der Methodik zuverlässig in unter 10000 Zustandsbetrachtungen gefunden werden. Wiederholte Durchführungen und händisches Nachprüfen haben gezeigt, dass sich die Ergebnisse in der unmittelbaren Nähe des globalen Minimums befinden.

Aus Tabelle 3 ist zu entnehmen, dass die Komponentenkonstellation eine maßgebliche Rolle bei den unterschiedlichen Kriterien eines energietechnischen Systems einnimmt. So konnten sich bei den Kriterien Regelenergie und CO<sub>2</sub>-Emissionen optimierte Systeme deutlich von nicht-optimierten

**Tabelle 3:** Ergebnisse für den Jahresvergleich (S = CO<sub>2</sub>-Emissionen durch Verbrauch des selbst erzeugten Stroms, A = CO<sub>2</sub>-Emissionen durch Verbrauch des ausgespeisten Stroms)

Energetechnisches System	Normalized Root Mean Squared Error (je niedriger, desto besser)	Regelenergie in Wh (je niedriger, desto besser)	CO <sub>2</sub> in g für genutzten Strom (je niedriger, desto besser)	Epex Gewinn in € (je mehr, desto besser)
<b>Blockheizkraftwerk, Photovoltaik, Windkraft (je 1 MWh/Jahr)</b>	0,40329 (115,83%)	930789 (102,54%)	S: 362112 A: 490390 (119,12%)	-12,28 (183,01%)
<b>Blockheizkraftwerk (BHKW) (3 MWh/Jahr)</b>	0,52324 (150,28%)	1420219 (156,45%)	S: 671298 A: 748456 (198,40%)	-6,71 (100%)
<b>Photovoltaik (PV) (3 MWh/Jahr)</b>	0,69506 (199,63%)	1583074 (174,39%)	S: 106269 A: 834145 (131,41%)	-13,19 (196,57%)
<b>Windkraft (WK) (3 MWh/Jahr)</b>	0,92134 (264,61%)	1715014 (188,93%)	S: 32125 A: 903676 (130,77%)	-16,93 (252,30%)
<b>Optimiert auf NRMSE</b> BHKW: 1,574456 MWh/Jahr PV: 1,060315 MWh/Jahr WK: 0,364823 MWh/Jahr	0,34818 (100%)	907767 (100%)	S: 527098 A: 480415 (140,79%)	-10,36 (154,40%)
<b>Optimiert auf CO<sub>2</sub></b> BHKW: 0,00003 MWh/Jahr PV: 1,312970 MWh/Jahr WK: 1.687001 MWh/Jahr	0,57614 (165,47%)	1197565 (131,92%)	S: 84498 A: 631117 (100%)	-15,29 (227,87%)

abheben. Lediglich beim Gewinn an der Strombörse hat sich herausgestellt, dass ein System bestehend aus lediglich Blockheizkraftwerken bereits das Optimum darstellt. Das liegt daran, dass der Strompreis stark von dem Angebot an Wind- und Sonnenenergie abhängt. Nur das BHKW bietet eine Charakteristik, die von der Strombörse unabhängig ist. Somit ist bei einem Mix mit anderen Erzeugern ist zwangsläufig eine Verschlechterung zu erwarten. Allerdings ist an dieser Stelle anzumerken, dass beim Betrieb eines BHKWs neben den Wartungskosten zusätzlich noch Brennstoffkosten entstehen. Zwar liefert das BHKW im Gegenzug zusätzlich Wärmeenergie, allerdings kann diese mit einem Kessel kostengünstiger erzeugt werden. Bezüglich der Regelenergie mit dem Verteilnetz ist zu beobachten, dass Wind- und Sonnenenergie den größten Angebotsschwankungen unterliegen. Eine Mischung aller drei Komponententypen führt zu einem deutlich geringeren Regelbedarf mit dem Verteilnetz. Hinsichtlich des CO<sub>2</sub>-Ausstoßes kann festgehalten werden, dass die Einspeisung von Strom einen erheblichen Anteil am Gesamtgehalt hat. Dadurch wird in Konstellationen bestehend aus lediglich Windenergie oder Photovoltaik der verbrauchte Strom effektiv mit höheren CO<sub>2</sub>-Emissionen erzeugt, als bei Konstellationen mit wenig Regelbedarf. Zusammenfassend lässt sich für dieses Szenario festhalten, dass bei Verbänden aus reiner Windenergie die auszuregelnde Energie sehr groß ist und die Energie zu Zeiten erzeugt wird, in denen der Preis an

der Strombörse aufgrund des hohen Angebots niedrig ist. Gleiches lässt sich über die Lösung aus Photovoltaik sagen. In diesen Fällen ist eine Mischung von Gerätetypen empfehlenswert.

## 5. Zusammenfassung

Mit der Umstellung der Energieversorgung auf umweltschonende Verfahren sind neuere Herausforderungen im Stromnetz entstanden. In dieser Arbeit wurde eine auf künstlicher Intelligenz basierende Methodik beschrieben, die es erlaubt die Konstellation eines Systems auf ein konkretes Szenario mit Verbraucher, Wetter und Strombörse zu optimieren. Wie experimentelle Untersuchungen aufzeigten, musste ein Verbund, der lediglich auf Windenergie setzt, 88,93% mehr Energie mit dem Verteilnetz austauschen als es bei dem optimierten System der Fall war. Noch deutlicher fiel der Vergleich für die CO<sub>2</sub>-Emissionen aus: Bei einem optimierten System konnte der Eigenstrombedarf mit 98,40% weniger CO<sub>2</sub>-Ausstoß abgedeckt werden, als es bei einem System bestehend aus Blockheizkraftwerken der Fall war. Damit konnte gezeigt werden, dass die Konstellation an Komponenten in einem energietechnischen System großen Einfluss auf diese Kriterien besitzt und entsprechend eine systematische Optimierung der Konstellationen energietechnischen Systemen ein enormes Optimierungspotenzial beinhaltet. Die vorgeschlagene Methodik ermöglicht es, Betreiber energietechnischer Systeme, wie Stadtwerke, bei der Planung des Aus- oder Aufbaus energietechnischer Systemen unter Berücksichtigung deren konkreten Anforderungen und Rahmenbedingungen wirkungsvoll zu unterstützen.

## Literatur

- [1] *Bedarf an elektrischer Energie*. <https://de.wikipedia.org/w/index.php?oldid=165474607>, besucht: 2017-06-10.
- [2] *Energiewende im Überblick*. <https://www.bundesregierung.de/Content/DE/StatischeSeiten/Breg/Energiekonzept/0-Buehne/ma%C3%9Fnahmen-im-ueberblick.html>, besucht: 2017-03-12.
- [3] *Standardlastprofile (SLP): KommEnergie*. <http://www.kommenergie.de/netz/lastprofilverfahren/standardlastprofile-slp/>, besucht: 2017-06-22.
- [4] *Stanford Statistics - RMS Error*. <http://statweb.stanford.edu/~susan/courses/s60/split/node60.html>, besucht: 2017-12-16.
- [5] *The story of AlphaGo*. <https://deepmind.com/research/alphago/>, besucht: 2018-02-19.
- [6] *Wetter und Klima - Deutscher Wetterdienst - CDC (Climate Data Center)*. [http://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/cdc/cdc\\_node.html](http://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/cdc/cdc_node.html), besucht: 2017-06-21.
- [7] Andreas Sauter, Joachim Gerlach, Oliver Bringmann: *Simulative Analyse dezentraler Energieversorgungskonzepte*. Ralf Wimmer, 2016.
- [8] David L. Poole, Alan K. Mackworth: *Artificial Intelligence - Foundations of Computational Agents*. Cambridge University Press, 2017.
- [9] Günther, Matthias: *Energieeffizienz durch Erneuerbare Energien*. Springer Vieweg, 2015.