

## Entwicklung eines Tools zur automatisierten Optimierung von Energiesystemen durch Maschinelles Lernen

M.Sc. J. Münch, M.Sc. M. Reich, Prof. Dr.-Ing M. Adam

Hochschule Düsseldorf, ZIES – Centre of Innovative Energy Systems

### Abstract

Die Autoren präsentieren ein Auslegungstool zur automatisierten Optimierung von komplexen Energiesystemen. Anwendung findet dieses Tool bislang vor allem für die Auslegung von Energiesystemen zur Wärme-, Kälte- und Stromversorgung im kommunalen und industriellen Bereich. Der entwickelte Optimierer basiert auf einer Kombination von Versuchsplanungsmethoden und probabilistischer Modellbildung und hat zum Ziel, nicht-lineare und eventuell multikriterielle Probleme zu lösen. Ein Ergebnis der Optimierung kann beispielsweise die Ermittlung einer Pareto Front sein, welche die bestmöglichen Systemkonfigurationen in Abhängigkeit einer ökologischen und einer ökonomischen Zielgröße darstellt.

### 1. Einleitung und Motivation

Vor dem Hintergrund der Problemfelder Klimawandel, Luftverschmutzung und Endlichkeit von fossilen Energieträgern wird eine möglichst effiziente Nutzung von Energien immer unabdingbarer. Energetische Effizienzmaßnahmen im industriellen und kommunalen Bereich sind jedoch oftmals komplex und durch einen hohen Gestaltungsspielraum gekennzeichnet. Der wünschenswerte und notwendige Einsatz von erneuerbaren Energien, sowie die Nutzung von Abwärme aus Prozessen oder Abwässern, verstärkt diese Problematik weiter. Für Planer ist deshalb die Abwägung zwischen den Kosten und dem Nutzen im Vorfeld nur bedingt möglich. Dies stellt ein starkes Hemmnis für die Einbindung von erneuerbaren Energien und für die Nutzung von Abwärme dar. Oftmals fällt die Entscheidung im Sinne der Versorgungssicherheit und aufgrund von Erfahrungswerten auf ein simpleres, konventionelles System.

Das Zentrum für Innovative Energiesysteme an der Hochschule Düsseldorf möchte mit einem flexiblen, schnellen und einfachen Planungstool Abhilfe schaffen. In dem durch die Weesbachstiftung geförderten Projekt Fast-Energy-Design entsteht ein Planungstool zur automatisierten Auslegung und Optimierung der Struktur und Dimensionierung von Energiesystemen. Nach Eingabe der wichtigsten Randbedingungen, wie beispielsweise die vorstellbaren minimalen und maximalen Nennleistungen der Wärme-/Kälte-/Stromerzeuger, Lasten etc., werden die bestmöglichen Systemkonfigurationen mit Hilfe einer Pareto Front dargestellt.

### 2. Umsetzung und Methodik

Das Planungstool setzt sich aus einer grafischen Benutzerschnittstelle, dem Rechenkern und dem Optimierer zusammen. Über die grafische Benutzerschnittstelle werden sämtliche Eingabeparameter, wie beispielsweise Lastgänge, Auswahl möglicher Systemkomponenten, Variationsbereich der Einflussgrößen etc., vom Nutzer an den Rechenkern übergeben. Der Rechenkern kann beliebige Systemkonfigurationen simulieren und dadurch hinsichtlich ökonomischer und ökologischer Zielgrößen bewerten. Da eine direkte Optimierung des Systems über den Rechenkern zu lange dauert und deshalb nicht praxistauglich ist (>>100.000 Evaluierungen des Systems für die Optimierung notwendig), wird das Systemverhalten über Methoden des Maschinellen Lernens approximiert. Für diese Approximation werden automatisch systematisch ausgewählte Einstellungen vom Optimierer an den Rechenkern



Anwendungsfall (Gewerbe, Ein-/ Mehrfamilienhausbebauung etc.) als Eingabe benötigt. Sollten keine eigenen Wetterdaten vorhanden sein, greift das Tool auf einen hinterlegten Wetterdatensatz zurück.

Nachfolgend wird in Abbildung 2 ein Ausschnitt der dynamischen Benutzerschnittstelle dargestellt, für den Fall einer Optimierung (Standard) zur Abdeckung (nur) einer Wärmelast mit Primärenergiefaktor und Gestehungskosten als Zielgrößen. Die Auswahl der unterschiedlichen Modi erfolgt dabei über Auswahl-Reiter. Die zu berücksichtigenden Systemkomponenten (Wärmeerzeuger, Speicher) können jeweils über ein Kontrollkästchen an- bzw. abgewählt werden mit nachfolgender Parametrierung über separate Eingabe-Masken. Diese werden mit einem Klick auf die jeweilige symbolische Darstellung geöffnet.

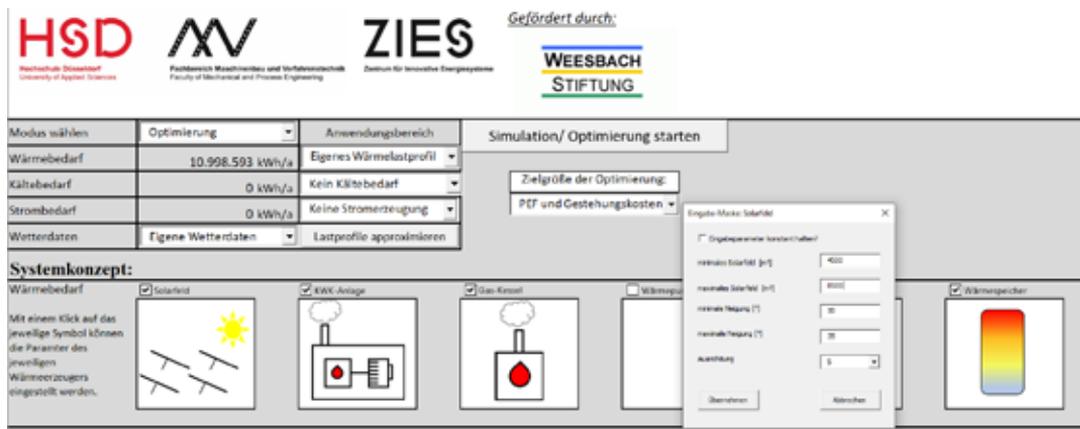


Abb. 2: Ausschnitt aus der dynamischen Benutzerschnittstelle

#### 4. Rechenkern

Die Jahressimulationen werden in einer stündlichen Auflösung durchgeführt. Dies ermöglicht auch die Durchführung von komplexeren Optimierungen bei einer hinreichenden Genauigkeit und annehmbarer Optimierungsdauer.

Implementiert wurden unterschiedliche Energieerzeuger zur Wärme-, Kälte- und Stromerzeugung. Die Abbildung der Energieerzeuger erfolgt sowohl energetisch in Form von Energiebilanzen bzw. Wirkungsgradkurven als auch wirtschaftlich, beispielsweise über spezifische Investkostenfunktionen. Das Simulationsmodell bildet dabei auch mögliche Synergieeffekte, wie gleichzeitige Erzeugung und Verbrauch von Strom z.B. durch eine Photovoltaikanlage und eine Wärmepumpe, ab. Die Wirtschaftlichkeitsberechnung berücksichtigt unter anderem die erzeugerspezifischen Einspeisevergütungen, die EEG-Umlage für Stromeigennutzung sowie die Kapital-, Brennstoff-, Instandhaltungs- und Wartungskosten sämtlicher Systemkomponenten, der Verrohrung und der Energieversorgungszentrale.

Neben den Erzeugern bietet das Planungstool zur zeitlichen Entkopplung von Erzeugung und Bedarf Modelle für dynamische Wärme-/ Kältespeicher und Stromspeicher. Analog zum entwickelten Optimierer wurden diese Modelle aufgrund des erhöhten Rechenaufwandes in einer geeigneteren Programmiersprache umgesetzt und als Excel-Addin in den Rechenkern integriert. Der erhöhte Rechenaufwand resultiert unter anderem beim Wärme-/Kältespeicher aus der Unterteilung des Speichers in mehrere Volumina mit jeweils eigenen Zustandswerten (Temperatur etc.). Dabei werden physikalische Effekte wie Auf-/Abströmungen, Dichteunterschiede, Speicherverluste und infolge dessen

Wärmeübertragungen durch Mischung/Wärmeleitung zwischen den einzelnen Volumina und der Umgebung berücksichtigt. Darüber hinaus ermöglicht diese Aufteilung in unterschiedliche Volumina die Ein- und Auspeisung auf unterschiedlichen Speicherhöhen, sowie die simultane Einspeisung mehrerer Erzeuger in einen Speicher. Eine direkte Umsetzung eines solch komplexen Modells in VBA hätte eine wesentlich höhere Simulationszeit zur Folge gehabt. Ein komplexes Optimierungsproblem mit einer Vielzahl an Einflussgrößen wäre damit nur bedingt umsetzbar gewesen. Das Modell des Wärme-/Kältespeichers wird in Abbildung 3 schematisch dargestellt.

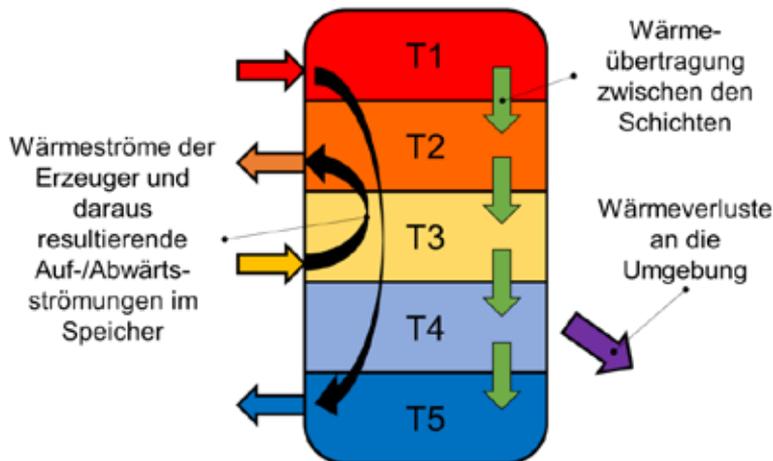


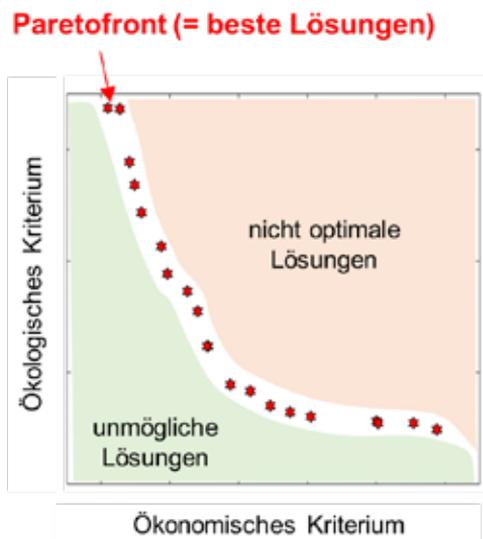
Abb. 3: schematische Darstellung des Speichermodells

## 5. Optimierer

Aufgrund des hohen Rechenaufwands einer einzelnen Simulation basiert die automatisierte Optimierung auf einer geschickten Kombination von Versuchsplanungsmethoden und probabilistischer Modellbildung, was eine effiziente (multikriterielle) Optimierung erlaubt. Nachdem der Nutzer die interessierenden Parameter (z.B. die Dimensionierungsgrenzen einer Systemkomponente) ausgewählt hat, erstellt der Optimierer geeignete Versuchspläne, um den durch den Anwender definierten Versuchsraum möglichst effizient abzutasten. Konkret werden zwei Versuchspläne erstellt: Der erste Versuchsplan wird für die eigentliche Modellbildung genutzt. Der zweite Versuchsplan wird für einen unabhängigen Test des erstellten Modells genutzt und beinhaltet Parametereinstellungen, die möglichst gleichverteilt im Versuchsraum liegen. Der Optimierer gibt im Folgenden diese Versuchspläne an den Rechenkern weiter und stößt dadurch eine Mehrzahl an Simulationen an. Die so gesammelten Informationen, d.h. die Werte der zu untersuchenden Zielgrößen in Abhängigkeit vorgegebener Einflussgrößenkombinationen, werden schließlich für die probabilistische Modellbildung verwendet. Über diese lässt sich nicht nur eine Prognose des Mittelwerts der Zielgröße ermitteln, sondern auch die dazugehörige Unsicherheit. Sofern das Modell keine ausreichende Prognosegüte an den unabhängigen Testdaten erzielt, wird die Einflussgrößenkombination mit der größten Unsicherheit im Versuchsraum über den Rechenkern zusätzlich simuliert und die Modellbildung wiederholt. Es entwickelt sich eine iterative Vorgehensweise, die aktives Lernen genannt wird. Um die Modellbildung zusätzlich effizienter zu gestalten, wird über eine globale Sensitivitätsanalyse eine Bewertung der Wichtigkeit der Einflussgrößen vorgenommen, was zu einer Reduzierung der Freiheitsgrade führen kann. Die Optimierung erfolgt letztlich über eine Partikelschwarmoptimierung.

## 6. Ergebnisdarstellung

Die Ergebnisse der Optimierung werden bei Auswahl mehrerer Zielgrößen über die sogenannte Pareto Front dargestellt, siehe Abbildung 4. Hier werden als Zielgrößen der Primärenergiefaktor als ökologische und die Gestehungskosten als ökonomische Zielgröße betrachtet. Die Pareto Front enthält alle Systemvarianten bzw. Einflussgrößenkombinationen, die die bestmöglichen Kompromisse der beiden Zielgrößen erreichen. Die Pareto Front teilt also den Ergebnisraum in nicht optimale Lösungen und unmögliche Lösungen. Der Nutzer kann anhand seiner Prioritäten die für ihn bestmögliche Systemkonfiguration auf der Pareto Front auswählen. Durch die Berücksichtigung der Energiebedarfsdeckung als Randbedingung der Optimierung werden nur Ergebnisse dargestellt, die eine vollständige Energiebedarfsdeckung gewährleisten.



**Abb. 4: schematische Darstellung eines Pareto-Diagrammes**

Für jeden Punkt auf der Pareto Front kann sich der Anwender Systemkonfiguration und Ergebnisse der Jahressimulation detailliert anzeigen lassen. Dazu gehören typische energetische Kenngrößen, wie beispielsweise solarer Deckungsgrad, Speicherverluste, Anlagenwirkungsgrad etc., als auch ökonomische Kenngrößen, wie beispielsweise Investitionskosten der einzelnen Komponenten, Gestehungskosten etc.

## 7. Ausblick

Weiterführend muss das Planungstool intern und anwendungsbezogen getestet werden, um etwaige Fehlerquellen aufzudecken. Der Schwerpunkt liegt hierbei auf der dynamischen Benutzerschnittstelle, die eine Vielzahl an unterschiedlichen Eingabevarianten abdecken muss. Auch die Validierung der einzelnen Komponenten (Erzeuger, Speicher etc.) anhand von detaillierten Jahressimulationen konventioneller Simulationsumgebungen ist noch nicht vollständig abgeschlossen.

## 8. Literaturverzeichnis

- [1] TU München: Entwicklung und Anwendung parametrisierter Standard-Lastprofile (2003)