

Solarthermische Kraftwerke: Machine Learning im CSP-Speicher-Management zur Optimierung von Dispatch-Strategien



DLR
Dr. Tobias Hirsch
tobias.hirsch@dlr.de

Ana Carolina do Amaral Burghi
Ana.doAmaralBurghi@dlr.de

CSP-Kraftwerke – Erneuerbarer Strom aus Sonne mit eingebautem Speicher

Solarthermische Kraftwerke, oder Englisch „concentrating solar power“ (CSP) plants, nutzen das Sonnenlicht, um mittels konzentrierender Optiken Hochtemperaturwärme zu erzeugen. Diese Wärme dient dann zum Antrieb eines Dampfkraftprozesses. Systemischer Vorteil des Konzepts im Vergleich zur photovoltaischen Stromerzeugung ist die einfache Speicherbarkeit der Wärme.

Stand der Technik sind Flüssigsalzspeicher, die Wärme bei bis zu 550 °C mit sehr geringen Verlusten speichern können. Von den heute weltweit installierten 5 GW an Kraftwerkskapazität ist ein Großteil mit thermischen Speichern ausgestattet, die einen Betrieb der Dampfturbine für 6-12 Stunden aus dem Speicher ermöglichen. Typische Leistungsgrößen eines solarthermischen Kraftwerks liegen im Bereich von 50 bis 150 MW.

Wandel in der Vergütungsstruktur für Strom aus CSP-Kraftwerken

Im Zeitraum von 2000 bis 2010 wurden in Spanien 2 GW an Kraftwerksleistung installiert. Treibend für diese Entwicklung war eine feste und zeitunabhängige Einspeisevergütung für den solar erzeugten Strom. Um den Gewinn zu maximieren, ist der Betreiber bei diesem Vergütungsmodell bestrebt, eine hohe Stromproduktion ungeachtet des Produktionszeitpunkts zu erreichen.

Der zunehmende Zubau von günstiger PV-Erzeugungskapazität hat in vielen Zielländern dazu geführt, dass die CSP-Kraftwerke wegen ihrer Speicherfähigkeit immer stärker als Ergänzung zur PV-Produktion eingesetzt werden. So erhielten die Betreiber für die ab 2010 gebauten Kraftwerke in Südafrika eine Einspeisevergütung, die von der Tageszeit abhängt. Um die große Nachfrage in den Abendstunden zu bedienen, wurde die Vergütung in diesen Stunden auf den 2.7-fachen Wert der Vergütung unter Tags festgelegt. Die Kraftwerksbetreiber sind somit bestrebt, auf jeden Fall in den Hochpreisen Strom zu erzeugen.

Abbildung 1
Solarthermisches Parabolrinnenkraftwerk in Spanien
[DLR]



Für die Zukunft gehen wir davon aus, dass sich die Strommärkte auch in den CSP-Zielländern immer stärker in Richtung eines Whole-Sale-Marktes entwickeln. Die CSP-Betreiber müssen ihren Strom dann über die Börse verkaufen, was in diesem Bereich vorzugsweise über den Day-Ahead-Markt funktionieren wird. Der Betreiber muss also am Vorabend angeben, wieviel Strom er am darauffolgenden Tag in welcher Stunde produzieren wird. Eine Nicht-Erfüllung des Gebots wird stärker geahndet werden, als dies heute z. B. im spanischen Markt der Fall ist.

Einsatzoptimierung als wichtige Aufgabe des Anlagenbetreibers

Für den Betreiber einer Anlage wird die Erstellung dieses Fahrplans zu einer zunehmend wichtigen Aufgabe, mit der der Ertrag seiner Anlage gesteigert werden kann. Die Aufgabe besteht darin, anhand einer Wettervorhersage, die Auskunft über die im Prognosezeitraum einsammelbare solare Wärme gibt, und einer Prognose der zu erwartenden Strompreise am Markt einen ertragsoptimalen Fahrplan zu erstellen. Dies stellt eine klassische Optimierungsaufgabe dar, für die z. B. Methoden der linearen Optimierung, der gemischt-ganzzahligen linearen Optimierung oder der dynamischen Programmierung eingesetzt werden können.

DLR-Einsatzoptimierer FRED

Der am DLR entwickelte Einsatzoptimierer FRED (Flexible Renewable Energy System Dispatch Optimizer) nutzt einen anderen Optimierungsansatz. Dieser basiert auf einem Satz von Regeln, nach denen die verfügbaren Wärmemengen zeitlich so verschoben werden, dass ein ertragsoptimaler Betrieb resultiert. Weitere Regeln sorgen dafür, dass auch betriebliche Randbedingungen wie z. B. der Energiebedarf für das Anfahren der Anlage berücksichtigt sind. Im Vergleich zu den oben genannten mathematischen Optimierungsansätzen, die zunächst einen hohen Aufwand in der Erstellung des Modellgleichungssystems haben, folgt der DLR-Ansatz einem leichter verständlichen Konzept, welches wegen seiner Transparenz für eine höhere Akzeptanz bei den tendenziell konservativer eingestellten Kraftwerksbetreibern sorgen soll. Des Weiteren ist der Optimierungsansatz leicht auf andere Konfigurationen übertragbar.

Unsicherheiten in den Vorhersagen als Grundproblem der Fahrplanerstellung

Die Erstellung des Fahrplans basiert auf Vorhersagen, die ihrer Natur nach ungenau sind und niemals mit der dann eintretenden Realität vollständig übereinstimmen. Die perfekte Vorhersage ist daher immer als das theoretische Optimum zu betrachten, das jedoch nie erreicht wird.

Bezüglich der Wettervorhersage ist das Minimum durch die sogenannte Persistenz-Vorhersage festgelegt. Diese Vorhersage geht davon aus, dass das Wetter, und damit auch die hier wichtige Einstrahlung, morgen genauso sein wird wie heute. In der Vorhersagequalität dazwischen liegt dann die Prognose, die von kommerziellen Wettervorhersagediensten angeboten wird. Während die Vorhersage im Bereich der Globalstrahlung in den letzten Jahren große Fortschritte gemacht hat, hinkt die Vorhersagequalität bei der Direktstrahlung noch hinterher. Die Einsatzplanung muss daher immer von einer nennenswerten Unsicherheit ausgehen. Je nach Abweichung kann der erstellte und dann kontraktierte Fahrplan dann in der Realität entweder nicht voll erfüllt werden oder es wäre real mehr Stromproduktion möglich gewesen und dem Betreiber sind Gewinne entgangen. Ziel der hier vorgestellten Arbeiten war es daher, den erstellten Fahrplan näher an den Fahrplan heranzubringen, der mit einer perfekten Vorhersage erzeugt worden wäre.

Erweiterung des Einsatzplaners um Artificial Learning: ALFRED

Der am DLR-Institut für Solarforschung entwickelte Einsatzoptimierer FRED wurde dazu um ein Post-Processing-Modul erweitert. Dieses Post-Processing basiert auf künstlichem Lernen, weshalb die erweiterte Version als ALFRED bezeichnet wurde (AL von Artificial Learning).

Das Prinzip des Lernens beruht darauf, dass anhand historischer Daten analysiert wird, wie weit die jeweilige Vorhersage von der real eingetretenen Situation entfernt lag. Dazu wurde der Einsatzoptimierer für mehrere Jahre an Trainingsdaten einmal für die jeweilige Vorhersage und einmal für die reale Beobachtung durchgerechnet. Im anschließenden Schritt wurden die Daten analysiert und die Abweichung der Beobachtung von der Vorhersage ausgewertet. Hierzu wurden drei Parameter zur Klassifizierung genutzt. Als Methode wurde ein Fuzzy-Entscheidungsbaum-Verfahren gewählt, welches ein übliches Verfahren der künstlichen Intelligenz ist.

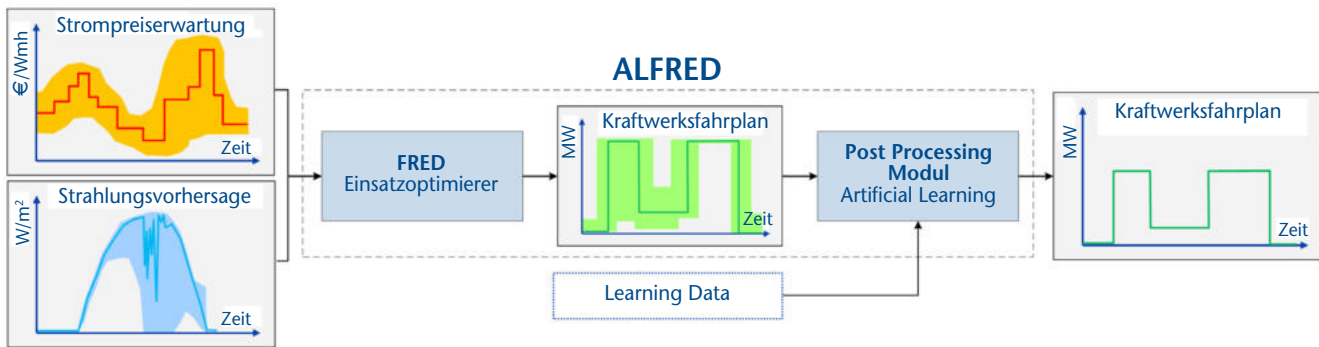


Abbildung 2

Berechnungsschema der Einsatzoptimierer FRED und ALFRED
[DLR]

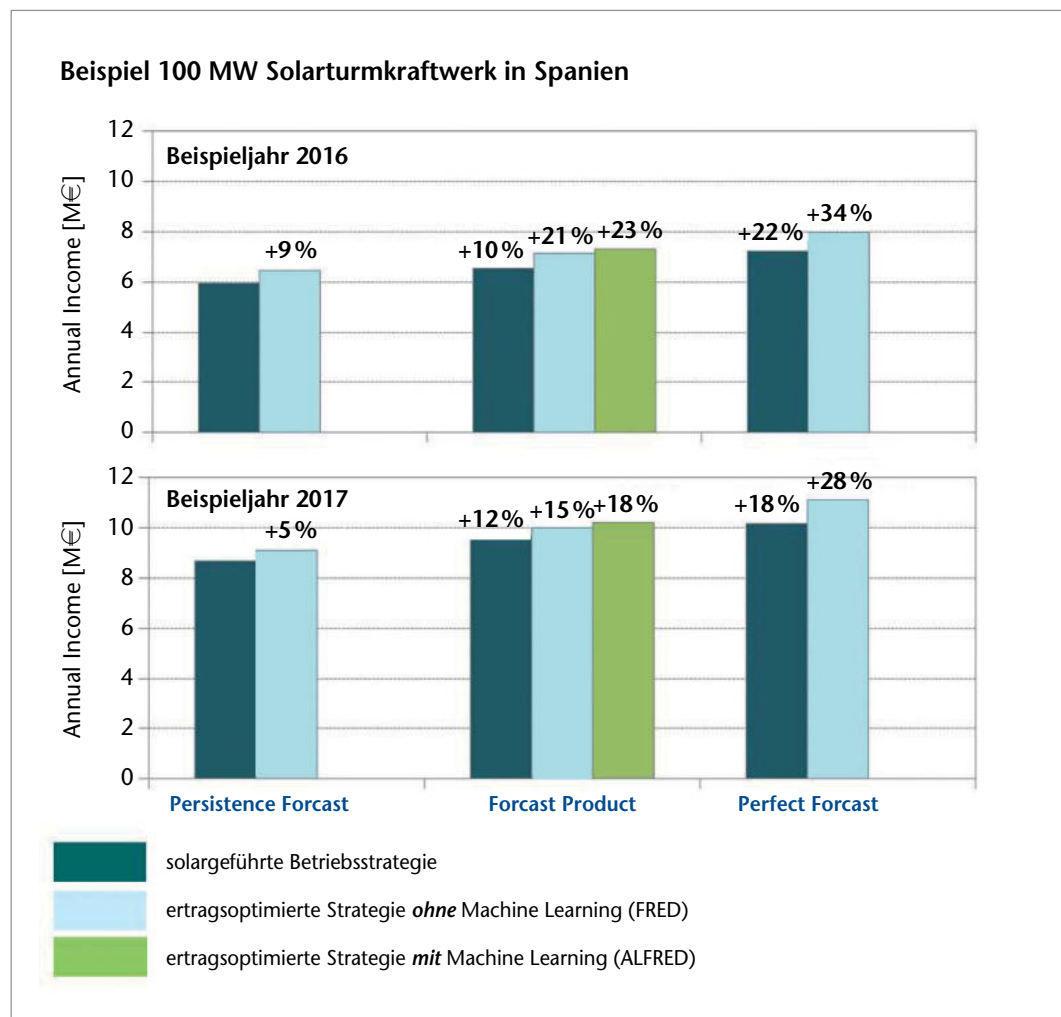
Mit den Trainingsdaten wurde die Struktur des Entscheidungsbaums erstellt und die entsprechenden Abfragen in einer automatisierten Form formuliert. In der Erprobungsphase wurde die Produktions-trajektorie des Einsatzoptimierers anhand der Entscheidungsbaumlogik korrigiert. Im umgesetzten System wurde für alle 48 einzelnen Stunden des vorherberechneten Produktionsplans eine Korrektur nach oben oder unten durchgeführt. Der dadurch ermittelte Produktionsplan wurde dann als Fahrplan für den nächsten Tag zugrunde gelegt.

Die exerzierten Beispiele zeigen, dass durch den Einsatz des Lernens eine deutliche Verbesserung der Vorhersagequalität und damit ein höherer Jahresertrag erzielt werden kann.

► **Abbildung 3** zeigt die Ergebnisse für zwei ausgewählte Jahre 2016 und 2017. Durchgeführt wurde die Analyse für ein Solarturmkraftwerk mit 120 MW Turbinenleistung und einem Speicher von 10 h an einem fiktiven Standort in Spanien.

Abbildung 3

Jahresergebnisse verschiedener Betriebsstrategien unter Verwendung unterschiedlicher Wettervorhersagen für Beispieljahre 2016 und 2017



In allen Fällen musste der Anlagenbetreiber am Vorabend die Liefermengen und den zugehörigen Preis in stündlicher Auflösung für den nächsten Tag vertraglich vereinbaren. Kann er die Zusage nicht einhalten, fällt eine Strafzahlung in Höhe von 100% des jeweiligen Strompreises für die Mindermenge an. In der Abbildung dargestellt sind die jeweiligen Jahreserträge aus der Anlage rein basierend auf dem Day-Ahead-Strompreis am Standort Spanien. Für die Simulationen wurden reale Strompreisverläufe der beiden getesteten Jahre von der spanischen Strombörse OMEL verwendet. Als Referenz wird eine sogenannte solargeführte Betriebsstrategie eingesetzt. Bei dieser Strategie wird Strom produziert, sobald ausreichend Energie aus dem Solarfeld oder dem Speicher verfügbar ist. Ist mehr Energie aus dem Solarfeld vorhanden, als in der Turbine umgesetzt werden kann, wird der Überschuss im thermischen Speicher eingespeichert. Die eingespeicherte Energie wird auch in diesem Basisschema bereits in einer einfachen Logik für die Stunden mit hohem Preis eingesetzt. ► *Abbildung 3* zeigt für diese Betriebsstrategie das Jahresergebnis unter Verwendung von drei unterschiedlichen Wettervorhersagen. Die niedrigsten Erträge werden bei der Persistenz-Vorhersage (Wetter ist morgen so wie heute) erzielt, die theoretisch höchsten Erträge bei der perfekten Vorhersage. Während ersteres die triviale Vorhersage ist, die immer verfügbar ist, stellt die perfekte Vorhersage den maximal möglichen Ertrag dar. Ein reales Wettervorhersageprodukt wird sich zwischen diesen beiden Extremen befinden. Das Ziel muss immer sein, so nah wie möglich an die perfekte Vorhersage heranzukommen. Im gezeigten Beispiel gelingen mit dem Wettervorhersageprodukt in den beiden Testjahren 10% bzw. 12% Verbesserung gegenüber dem Referenzpunkt Persistenz-Vorhersage.

Beim Übergang auf eine ertragsoptimierte Strategie wird durch den Optimierer FRED unter Berücksichtigung der Wettervorhersage und Strompreisvorhersage ein optimaler Fahrplan erstellt, der am Vorabend vertraglich fixiert wird. Bei größeren Schwankungen der Strompreise, wie sie in Spanien zu beobachten sind, können bei allen drei Wettervorhersageoptionen Mehrerträge dargestellt werden. Beim realen Vorhersageprodukt beträgt dies in 2016 11%- und in 2017 3%-Punkte. Der größere Benefit in 2016 erklärt sich durch die insgesamt geringere Strahlungsmenge in diesem Jahr (2032,5 statt 2172,2 kWh/m²a in 2017) sowie den in 2016 um ca. 10 €/MWh niedrigeren Strompreis im Vergleich zu 2017. In 2016 ist der thermische Speicher systematisch weniger voll, weshalb die finanziell lukrativeren Abendstunden mit der solargeführten Strategie weniger abgedeckt sind. Eine Produktions-

verschiebung auf die Hochpreisstunden hat daher größere Benefits zur Folge. Durch die Ergänzung des Machine-Learning Post-Processing kann der Ertrag nochmals um 2 bzw. 3 %-Punkte gesteigert werden. Die Korrektur der Produktionskurve anhand historischer Daten stellt sich also als vorteilhaft heraus. Im gezeigten Beispiel für das Jahr 2016 wurden Trainingsdaten der Jahre 2015, 2017 und 2018 verwendet. Für das Beispiel 2017 wurden Trainingsdaten der Jahre 2015, 2016 und 2018 eingesetzt.

Bewertung und zukünftige Entwicklungen

Der Einsatz solarthermischer Kraftwerke wird zunehmend durch variable Stromvergütungen bestimmt. Ein Einsatzoptimierer, der Fahrpläne auf Basis der Wettervorhersage und Strompreisvorhersage erstellt, wird in Zukunft zu einem festen Bestandteil der Anlagenfahrweise werden. Die gezeigten Beispiele weisen die Vorteile am Beispiel einer 100 MW-Solarturmanlage in Spanien nach. Aktuell laufen am DLR Arbeiten, die den Einsatzoptimierer unter weiteren Randbedingungen testen sowie auf andere Einsatzbereiche übertragen. Hier steht neben angepassten Strommarktbedingungen auch der Einsatz für die deutsche Energiewende im Fokus. Auch wenn im deutschen Strommarkt heute Speicher mit ca. 1 h Volllast dominieren, ist davon auszugehen, dass in Zukunft auch größere Speichersysteme zum Einsatz kommen. Für solche Systeme können Verfahren wie das hier gezeigte FRED bzw. ALFRED eingesetzt werden.