

Echtzeit Verbrennungsoptimierung - Modellprädiktive Regelung mittels 2D-Temperaturmessung

Autoren

Clemens Lindscheid, Francesco Turoni, Alexander Hlawenka
EUtech Scientific Engineering GmbH, Aachen, Germany

Inhalt

1. Einleitung	1
2. Physical Model Predictive Control (PMPC)	2
3. Verbrennungsoptimierung mit PMPC	4
4. Optimierung der Temperaturverteilung	5
4.1 Erhebung der Temperaturmessdaten	5
4.2 Integration in den Optimierer	5
4.3 Testumgebung	6
5. Ergebnisse.....	7
6. Fazit und Ausblick	9
7. Abkürzungen und Symbole	10
8. Literaturverzeichnis	10

1. Einleitung

Der Energiemarkt steht ständig vor neuen Herausforderungen. Faktoren wie eine Zunahme des Energiebedarfs, Maßnahmen des Umweltschutzes oder die stark volatile Einspeisung erneuerbarer Energien, wirken sich auf die ökonomischen sowie die operativen Entscheidungen von Kraftwerksbetreibern aus. Auch an die Verbrennung fossiler Brennstoffe werden verschärfte Anforderungen gestellt. Unter hohem wirtschaftlichen Druck müssen Betreiber dem Wirkungsgrad, den Emissionen und Verschlackungsproblemen Rechnung tragen, während gleichzeitig der dynamische Kraftwerksbetrieb forciert, andere Kohlezusammensetzungen gefahren oder die Mindestlast abgesenkt werden soll.

Um eine Verbrennung in Bereichen technologischer und ökonomischer Grenzen fahren zu können, bedienen sich Betreiber zunehmend der modellbasierten prädiktiven Regelung. Als Sollwertoptimierer für die im Verbrennungsprozess bestehenden Regelungen ausgeführt, lässt sich die Verbrennungsführung anhand modellbasierter prädiktiver Regelung gezielt verbessern. Ausgehend vom aktuellen Prozesszustand des Kraftwerks werden Sollwerte für die Luftvolumenströme, den Luftüberschuss, die Zuteiler- und Mühlendrehzahlen kontinuierlich angepasst bzw. optimiert. Diese Art der Regelung kann nahtlos in bestehende Leittechniksysteme integriert werden.

Üblicherweise sind in die Regelung des Verbrennungsprozesses bereits standardmäßig Messungen eingebunden. In einen Optimierer lassen sich in Ergänzung weitere, auch neuartige Messtechniken

einbinden. Dazu bieten sich insbesondere Daten aus Messungen der Kohlemassenströme in den Einzelleitungen oder auch messtechnische Informationen direkt aus dem Feuerraum an. Netzmessungen der Feuerraumendtemperatur (FEGT) können dazu genutzt werden eine 2D-Temperaturverteilung innerhalb des Kessels zu ermitteln.

In dem vorliegenden Beitrag wird die Integration innovativer Messverfahren in die modellprädiktive Regelung erläutert und am Beispiel einer 2D-Temperaturmessung dargestellt. Mit dem modellprädiktiven Optimierer wird die Temperaturverteilung im Inneren der Brennkammer optimiert, um so die Verschlackungsneigung und die Wärmeübertragung auf die Konvektivheizflächen günstig zu beeinflussen. Eingegangen wird auf die technische Realisierung sowie die Integration in den modellbasierten Entwicklungsprozess.

Anhand realer Ergebnisse wird belegt wie sich die Optimierung auf verschiedene Zielgrößen, die vom Kraftwerksbetreiber oft gegeneinander abgewogen werden müssen, auswirkt. Gerade in einem wandelnden Energiemarkt ist es von Bedeutung, dass die Ziele einer Optimierung flexibel an die Ziele des Kraftwerksbetreibers angepasst werden können.

2. Physical Model Predictive Control (PMPC)

Modellgestützte prädiktive Regelungen (MPC) sind bereits seit vielen Jahren in verschiedenen Industriezweigen im Einsatz (1). Auch im Bereich der Kraftwerke hat sich in der Verbrennung eine Optimierung mit Hilfe modellgestützter prädiktiver Regelung bewährt. In Abbildung 1 sind die Bausteine der modellgestützten prädiktiven Regelung dargestellt.

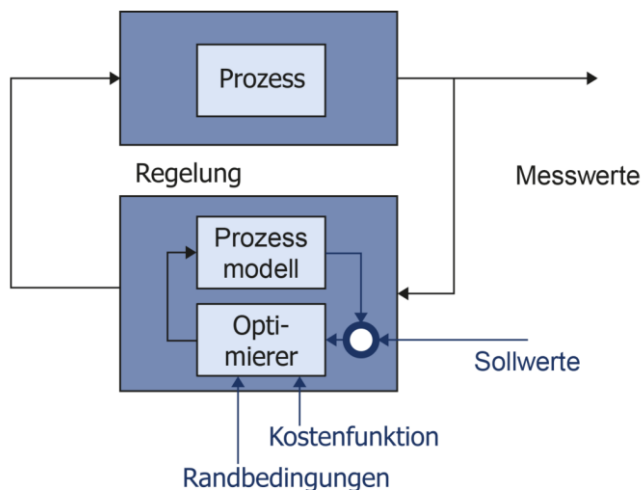


Abb. 1: Schematischer Aufbau einer modellgestützten Regelung

Bei dieser Form der Regelung sind die wesentlichen Merkmale des Prozesses in einem dynamischen Modell hinterlegt. Als Eingangsgrößen werden die eigentlichen Stellgrößen, weitere Messgrößen (gemessene Störungen) sowie ungemessene Störungen verwendet. Ausgangsgrößen des Modells sind die eigentlichen Regelgrößen (2), (3).

Zu jedem Regelungszeitpunkt wird der aktuelle Zustand des Modells mit Hilfe eines Kalman-Filters aus vergangenen Messdaten geschätzt (4). Der zukünftige Verlauf der Regelgrößen wird durch das dynamische Modell prädiziert, also vorhergesagt, und kann durch die zukünftigen Eingriffe in den Prozess beeinflusst werden (Abbildung 2).

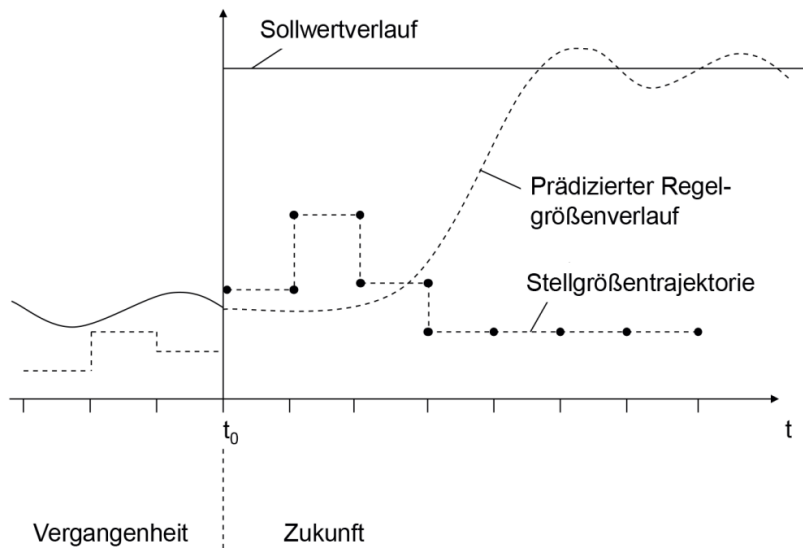


Abb. 2: Schema der modellgestützten prädiktiven Regelung (5)

Der zukünftige Verlauf der Stellgrößen wird, ähnlich einer optimalen Steuerung, durch eine Optimierungsfunktion so beeinflusst, dass vorgegebene Ziele bestmöglich erreicht werden. Die Stellgrößen des ersten zukünftigen Zeitschrittes werden als Eingriffe in den Prozess gegeben; zum nächsten Regelungszeitpunkt wird das Vorgehen wiederholt. Dieses sogenannte Prinzip des zurückweichenden Horizonts macht die Regelung robust gegenüber Störungen.

Die Ziele der Optimierungsfunktion sind in einer Kostenfunktion hinterlegt und können unmittelbar an die Bedürfnisse des Betreibers angepasst werden. Neben Sollwerten für die Regelgrößen können im Optimierungsproblem zusätzlich noch Randbedingungen und Grenzwerte Berücksichtigung finden. Zudem ist es möglich, die Stellgrößen in ihrer Bewegungsfreiheit einzuschränken oder auch eine optimale Ruheposition für die Stellgrößen anzugeben.

Der Optimierer berücksichtigt alle diese harten und weichen Faktoren in der Kostenfunktion und passt den zukünftigen Verlauf aller Stellgrößen so an, dass die prädizierten Regelgrößen die Kostenfunktion minimieren. Es wird hier von einer multikriteriellen Optimierung gesprochen, wie auch in der folgenden Formel für p Regel- und n Stellgrößen zusammengefasst ist.

$$\min_u \sum_{i=1}^p (\vec{y}_{i,pred} - y_{i,soll})^2 + \sum_{j=1}^n \vec{u}_j - u_{j,opt}$$

u. d. N.:

$$y_{i,grenz\ unten} \leq \vec{y}_{i,pred} \leq y_{i,grenz\ oben}$$

$$\Delta \vec{u}_j \leq \Delta \vec{u}_{j,grenz}$$

3. Verbrennungsoptimierung mit PMPC

Findet die modellgestützte prädiktive Regelung in der Verbrennungsoptimierung Anwendung, ist sowohl auf die momentane Abweichung einer Regelgröße vom Sollwert als auch auf zukünftige Regelabweichungen zu achten. Der Regler kann somit frühzeitig reagieren, zum Beispiel wenn die Emissionen zu weit vom vorgegeben Sollwert abweichen. Anders als bei einem herkömmlichen PID-Regler wird dabei die quadratische Abweichung vom Sollwert verwendet.

Desweiteren können Grenzwerte, z. B. für Emissionen, Temperaturen oder Sauerstoffüberschuss explizit in der Kostenfunktion berücksichtigt werden. Neben der bereits bekannten Abweichung vom Sollwert wird eine Grenzwertüberschreitung zusätzlich in der Kostenfunktion des Optimierers berücksichtigt. Dadurch kann der Verbrennungsprozess näher an den physikalischen und gesetzlichen Grenzen betrieben werden.

Durch die Begrenzung der Änderung von Stellgrößen kann der Betreiber auf verschiedene Limitierungen von Aktoren eingehen. Er kann einstellen wie weit und wie oft sich die Stellgrößen bewegen dürfen. Sofern es der Prozesszustand erlaubt, können unter Berücksichtigung von Ruhepositionen beispielsweise Klappen zugefahren werden.

Innerhalb der Kostenfunktion können die verschiedenen Ziele und Randbedingungen unter Berücksichtigung der Besonderheiten des Kessels und der Ziele des jeweiligen Betreibers unterschiedlich gewichtet werden. Mit einer Umrechnungsfunktion die Ziele in Kosten konvertiert, steht ein objektives Kriterium zur Verfügung, mit dem Trade-Offs zwischen konkurrierenden Zielen sehr einfach zu parametrieren sind. Die automatisierte Umsetzung dieser Trade-Offs wird im Optimierer vorgenommen.

Der Optimierer ist so entwickelt worden, dass eine nahtlose Integration in die bestehende Leittechnik von Kraftwerken möglich ist. Die Stellgrößen des Optimierers sind Vertrimmungen der bestehenden Sollwerte in der Leittechnik, es handelt sich somit um einen sogenannten Sollwertoptimierer. Auf eine Änderung der Reglerstruktur in der Leittechnik kann somit verzichtet werden.

Neben den üblichen Messinformationen, die in fossil gefeuerten Kraftwerken verfügbar sind, können weitere Informationen, z. B. anhand zusätzlich installierter Sensoren erhoben und in den Prozess der Verbrennungsoptimierung eingebunden werden. Auch errechnete Werte oder Informationen aus Diagnosemodulen bieten sich dazu an.

4. Optimierung der Temperaturverteilung

4.1 Erhebung der Temperaturmessdaten

Das im Rahmen dieses Beitrags behandelte Fallbeispiel beschreibt, wie in einem staubgefeuerten Kohlekraftwerk eine 2D-Temperaturverteilung im Kessel zur Optimierung herangezogen wurde. Es bestand das Ziel, die Wärmeübertragung an den Konvektivheizflächen zu optimieren und der Verschlackung entgegenzuwirken. Die Temperaturen in der Brennkammer wurden mit Hilfe von mehreren Sensoren gemessen. Diese waren so positioniert, dass aus den Temperaturinformationen und aus den Positionen ein 2D-Temperaturprofil tomographisch rekonstruiert werden konnte (Abbildung 3).

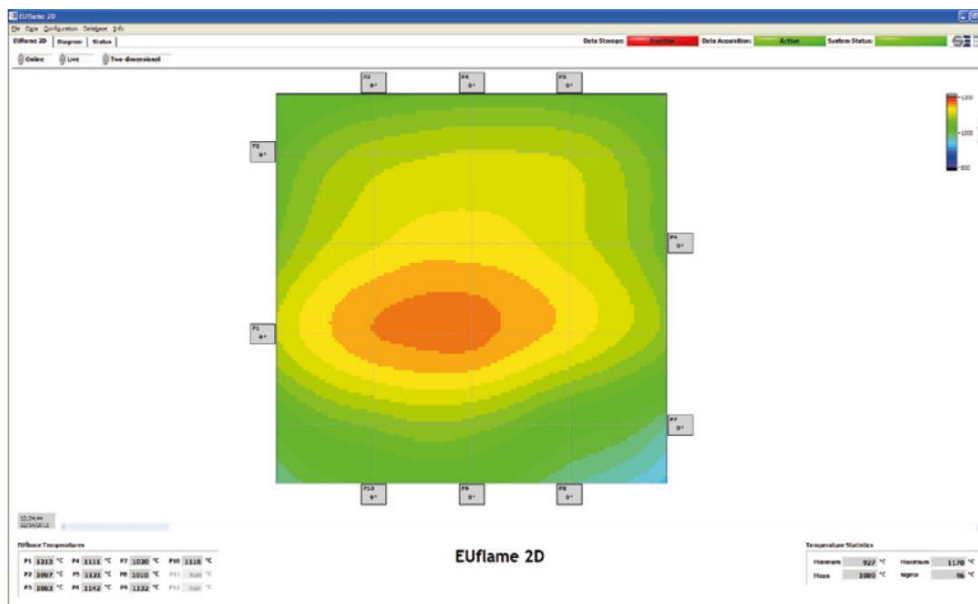


Abb. 3: Darstellung einer rekonstruierten Temperaturverteilung

4.2 Integration in den Optimierer

Die 2D-Temperaturverteilung wurde zusätzlich als Regelgröße in den modellprädiktiven Optimierer integriert. Der modulare Aufbau des Optimierers erwies sich dabei als vorteilhaft, da lediglich zwei Module anzupassen waren:

1. Ein Modell für die Abhängigkeiten der Stellgrößen zu den neuen Messgrößen musste erstellt und in das Gesamtmodell eingebunden werden.
2. Die neuen Messgrößen mussten in die Optimierungsfunktion integriert werden.

Zunächst wurde auf Basis physikalischer Grundgleichungen ein Modell erstellt, welches die Abhängigkeiten zwischen den Stellgrößen und dem Temperaturprofil abbildet. Das Modell wurde für tangential gefeuerte Großdampferzeuger hinsichtlich der Rechenzeit optimiert und für verschiedene Betriebszustände verifiziert und validiert.

Anschließend wurde das Modell in das dynamische Gesamtmodell der Regelung integriert. Da die Abhängigkeiten zwischen den Stellgrößen und dem Temperaturprofil nichtlinear sind, muss das Modell zu jedem Optimierungszeitschritt am Arbeitspunkt linearisiert werden. Wie in Abschnitt 2. Model

Predictive Control (MPC) beschrieben, werden dann die aktuellen Zustände des Modells geschätzt und, ausgehend von diesen Zuständen, die Optimierung des prädizierten Ausgangs vorgenommen.

Zur Integration in die Optimierungsfunktion wurde die Abweichung vom prädizierten Temperaturprofil zu einem vorgegebenen Sollwert-Temperaturprofil als Summand in der Kostenfunktion ergänzt. Die Gewichtung wurde in Abstimmung mit den anderen bereits vorgegebenen Zielen vorgenommen.

4.3 Testumgebung

Zur Verifikation und Validierung der Regelung wurden für dieses Projekt bereits bestehende Model-in-the-Loop (MiL) und Hardware-in-the-Loop (HiL) Umgebungen erweitert. Abbildung 4 stellt den Prozess von MiL über HiL bis hin zur Gesamtregelung schematisch dar.

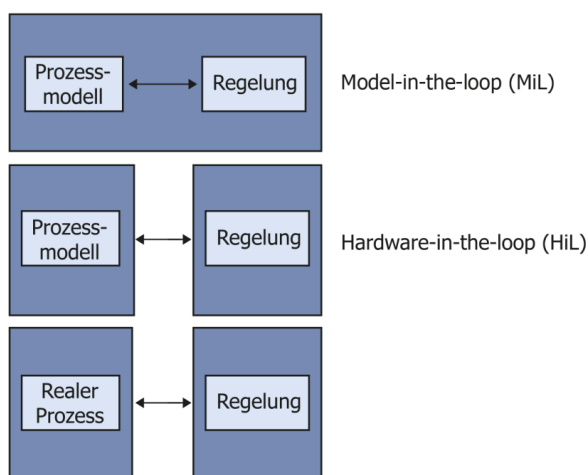


Abb. 4: Schematischer Aufbau von MiL-, HiL- und realer Umgebung

Die ersten Tests wurden zunächst nicht am realen Kraftwerk, sondern am Prozessmodell vorgenommen, was unkritische bzw. gefahrlose Tests möglich machte. In der MiL-Umgebung läuft die Regelung direkt gegen das Prozessmodell, bei HiL-Umgebungen werden bereits alle Schnittstellen zwischen Prozess und Regler so ausgeführt, wie sie auch später im realen Kraftwerksbetrieb vorliegen werden. Das Modell und die Regelung sind voll echtzeitfähig.

Automatisierte Tests sorgten dafür, dass die bereits bestehende Funktionalität des Optimierers nicht durch die Erweiterung um das Temperaturverteilungsmodell beeinträchtigt wurde. Neben der geforderten Funktionalität der Regelung wurde in den Tests besonders auf einen Ausfall von Mess- oder Stellgrößen geachtet, insbesondere darauf, dass sich die Regelung beim Vorliegen solcher Fehler sicher verhält (Fehlerdetektion, Ausreißerbehandlung, etc.).

Derartige Tests wurden ebenfalls für das Modul der 2D-Temperaturverteilung angelegt, mit denen das ordnungsgemäße Verhalten der Regelung im Falle eines oder mehrerer Ausreißer in der Temperaturverteilung oder bei Ausfall eines Pyrometers überprüft wurde.

Mit Hilfe des oben beschriebenen modellbasierten Ansatzes konnte die Weiterentwicklung des Optimierers sowie dessen Inbetriebnahme in kurzer Zeit realisiert werden.

5. Ergebnisse

Abbildung 5 links zeigt die rekonstruierte Flammenverteilung innerhalb des Kessels vor der Implementierung des Optimierers. Die Flamme befand sich zu diesem Zeitpunkt noch nicht in der Kesselmitte. Abbildung 5 rechts veranschaulicht die durch den Optimierer vorgenommene Flammenzentrierung und –vergleichmäßigung. Untersuchungen haben gezeigt, dass selbst unter Störungen, wie zum Beispiel einem Mühlenwechsel, das Temperaturmaximum aktiv in die Kesselmitte geregelt werden kann.

Mit Aktivierung des Optimierers wurden die Vertrimmungen angesteuert. Ein positiver Effekt der Flammenzentrierung war, dass die Varianz der Zuteilervertrimmungen reduziert wurde (Abbildung 5 und 6 unten).

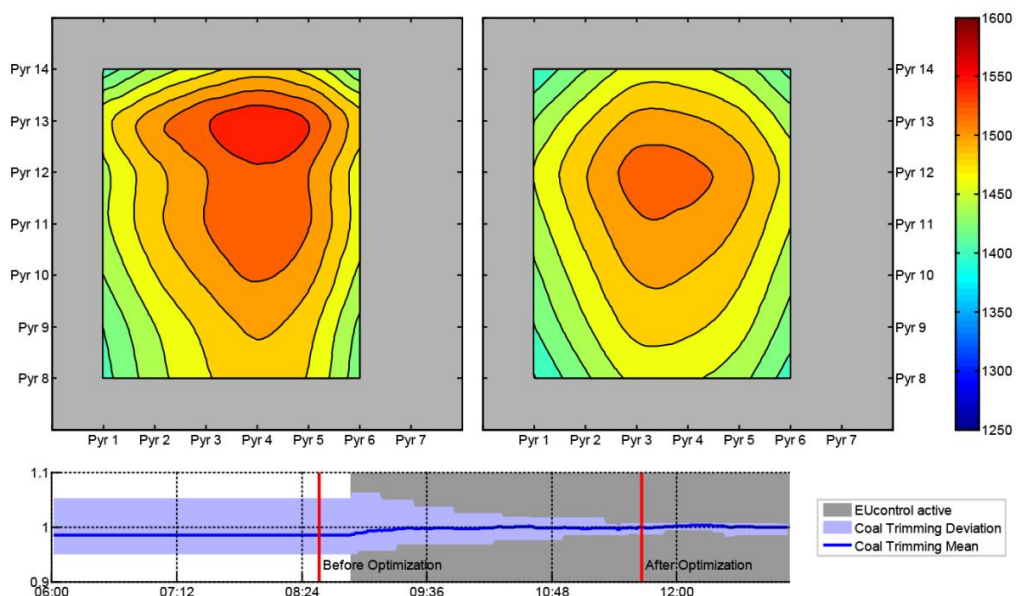


Abb. 5: Vergleich der Temperaturlage vor und nach der Optimierung

Neben der neuen Zielgröße der Flammenzentrierung galt es, die bestehenden Optimierungsziele einzuhalten, insbesondere die Begrenzung der Emissionen. Abbildung 6 zeigt, dass der Grenzwert der NO_x Emissionen während der Optimierung eingehalten wurde bzw. der Kessel sogar näher am Grenzwert gefahren werden konnte.

Unter Einhaltung der NO_x Emissionsgrenzen konnten weiterhin bei gleichbleibendem Wert des Sauerstoffüberschusses die CO Emissionen reduziert werden (Abbildung 7). Als Referenzzeitraum wurde ein Zeitraum kurz vor der Optimierung gewählt, bei dem die äußeren Randbedingungen vergleichbar waren. Solange die Emissionsgrenzwerte eingehalten wurden, senkte der Optimierer den O_2 Überschuss so weit wie möglich, um den Wirkungsgrad zu steigern (Abbildung 6).

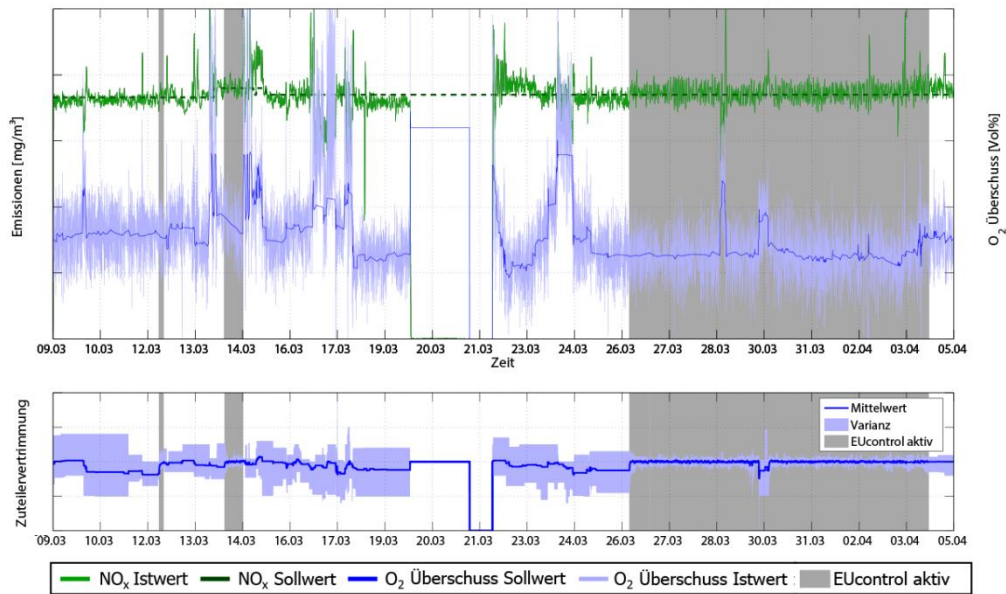


Abb. 6: Zeitliche Darstellung der Emissionsverläufe O_2 und NO_x sowie Optimierungszeiträume

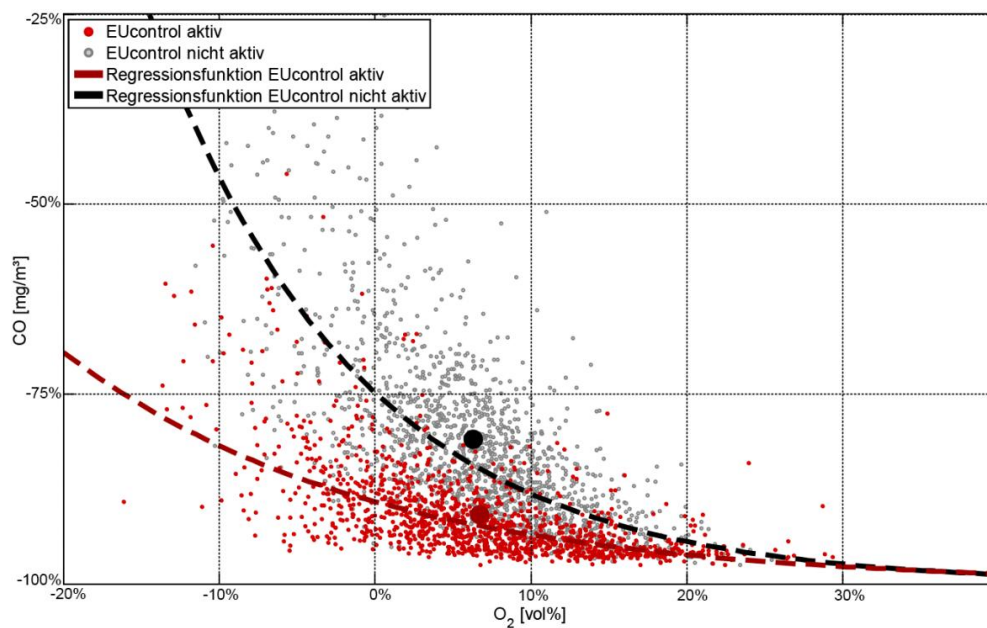


Abb. 7: CO-Emissionen über Sauerstoffüberschuss mit und ohne Optimierung

Abbildung 8 zeigt einen Vergleich der Feuerraumendtemperaturen mit und ohne Optimierung. Es ist zu erkennen, dass die Varianz (erste Standardabweichung) der Temperaturen nach der Optimierung geringer war als im Referenzzeitraum.

Die Temperatur im Feuerraum wurde mit einer oberen Grenze in der Kostenfunktion berücksichtigt. Durch die Optimierung ergab sich eine geringere Temperaturspreizung. Es zeigte sich die automatisierte Abwägung konkurrierender Ziele. Die gewünschte Betriebsart der Verbrennung sorgte dafür, dass der Mittelwert der Temperatur angehoben wurde, die explizite Berücksichtigung der

Grenze hingegen führte zu einem Betrieb nah am Grenzwert, ohne häufige Überschreitungen. Folglich war ein Betrieb an den physikalischen Grenzen des Verbrennungsprozesses mit der modellprädiktiven Regelung besser möglich.

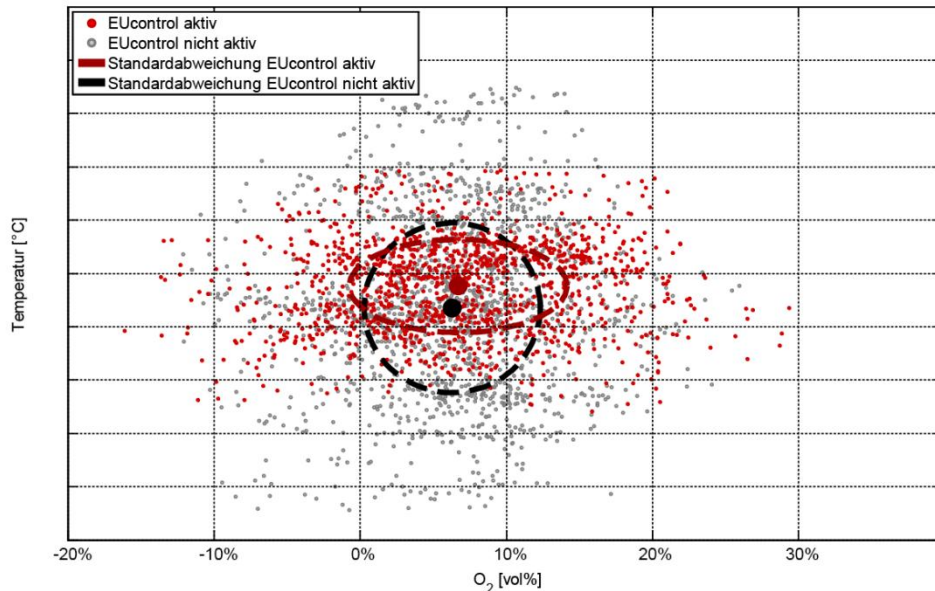


Abb. 8: Temperatur im Feuerraum über Sauerstoffüberschuss mit und ohne Optimierung

6. Fazit und Ausblick

Am Beispiel der 2D-Temperaturverteilung wurde erläutert, wie zusätzliche Messtechnik in ein bestehendes System zur modellprädiktiven Verbrennungsoptimierung integriert werden kann und welche Vorteile sich mit dem Gesamtsystem erzielen lassen. Es konnte gezeigt werden, dass eine robuste Regelung zur Flammenzentrierung in Echtzeit möglich ist und sich gut mit anderen Optimierungszielen vereinbaren lässt.

Skizziert wurde der Entwicklungsprozess von der Modellentwicklung und Erweiterung der Regelung bis hin zur Inbetriebnahme. Es konnte herausgestellt werden, dass sich zusätzliche Messtechnik einfach in einen modellbasierten Entwicklungsprozess integrieren lässt. Da der Optimierer nur an bestehenden Sollwerten ansetzt, sind keine Eingriffe in die Regelungsstruktur des Kraftwerks erforderlich.

Es konnte hervorgehoben werden, dass die Nutzung bestehender Daten aus vorhandenen Diagnosesystemen als auch die Integration neuer Informationen in den Regel- bzw. Optimierungsprozess möglich ist. Zukünftige Szenarien sehen zum Beispiel Online-Messungen einzelner Kohlemassenströme vor, die in einen modellprädiktiven Regler integriert werden.

Die modellbasierte prädiktive Regelung mit dynamischen Regelungsmodellen kann auf die steigenden Anforderungen an die Verbrennungsführung eingehen. Sie kann einen Beitrag dazu leisten, die ökonomischen und ökologischen Grenzen im Betrieb besser einzuhalten.

7. Abkürzungen und Symbole

HiL	Hardware-in-the-Loop
MiL	Model-in-the-Loop
MPC	Model predictive control
u	Stellgröße
y	Regelgröße

8. Literaturverzeichnis

1. **Dittmar, Rainer und Pfeiffer, Bernd-Markus.** Modellbasierte prädiktive Regelung in der industriellen Praxis (Industrial Application of Model Predictive Control). *at-automatisierungstechnik* 54. 2006, Bd. 54, 12.
2. **Maciejowski, J. M.** *Predictive control with constraints*. s.l. : Prentice Hall, 2002.
3. **Rossiter, J.A.** *Modelbased predictive control - a practical approach*. Boca Raton London New York Washington, D.C. : CRC Press LCL, 2003.
4. **Camacho, E.F. und Bordons, C.** *Model Predictive Control*. Berlin Heidelberg New York : Springer, 1999.
5. **E.W., Kamen und Su, J.K.** *Introduction to Optimal Estimation*. London Berlin Heidelberg : Springer, 1999.