

Feuerungsoptimierung mit neuronalen Netzen und Fuzzy Logic an einem Braunkohlekessel

Dipl.-Wirt.-Ing. K. Pflipsen

RWE Energie AG, Kraftwerk Weisweiler, Eschweiler

Prof. Dr.-Ing. K. Görner

Universität Essen, Lehrstuhl für Umweltverfahrenstechnik
und Anlagentechnik, Essen

Dipl.-Ing. R. Mühlhaus

Universität Essen, Lehrstuhl für Umweltverfahrenstechnik
und Anlagentechnik, Essen

Dr.-Ing. M. Pollack

RWE Energie AG, Hauptverwaltung, Essen

Dr.-Ing. W. Moll

RWE Energie AG, Hauptverwaltung, Essen

Lehrstuhl für Umweltverfahrenstechnik und Anlagentechnik
Universität Essen

Leimkugelstraße 10

45141 Essen

Tel.: 0201-183 7511

Fax: 0201-183 7513

e-mail: luat@uni-essen.de

<http://www.luat.uni-essen.de>

VGB-Konferenz

„ Mahlanlagen und Feuerungen 1999“

Kassel, 24.-25. November 1999

Feuerungsoptimierung mit neuronalen Netzen und Fuzzy-Logic an einem Braunkohlekessel

Dipl.-Wirt. Ing. K. Pflipsen¹, Prof. Dr.-Ing. K. Görner², Dipl.-Ing. R. Mühlhaus¹, Dr.-Ing. Pollack³, Dr.-
Ing. W. Moll²,

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	2
2	Prinzip und Vorgehensweise.....	2
2.1	Neuronale Fuzzy-Systeme	2
2.2	Dampferzeuger und Versuchsziele	3
2.2.1	Dampferzeuger.....	3
2.2.2	Versuchsziele	4
2.3	Versuchsprogramm	4
3	Versuchsergebnisse.....	7
3.1	Vorhersagemodell	8
3.2	Optimierungsmodell.....	9
4	Zusammenfassung und Ausblick	10

¹ RWE Energie AG, Kraftwerk Weisweiler

² Lehrstuhl für Umweltverfahrenstechnik und Anlagentechnik, Universität GH Essen

³ RWE Energie AG, Hauptverwaltung Essen

1 Einleitung

Im Rahmen einer Studie zur Prozeßoptimierung unter Anwendung von Fuzzy-Logic und neuronalen Netzen sollten an einem 550 t/h-Braunkohlekessel im KW Weisweiler die NO_x-Emissionen gesenkt werden. Ziel war es, den Prozeß sowohl ökologisch als auch ökonomisch durch Verzicht auf den bisher notwendigen Einsatz von Rezirkulationsgas zu optimieren; die mit der Kaltgasrückführung verbundenen Betriebs- und Instandhaltungskosten könnten somit eingespart werden. Nach einer kurzen Einführung der zu Grunde liegenden Technologie wird über die Versuchsergebnisse der Studie und die daraus gewonnenen Erkenntnisse sowie die wirtschaftlichen Aspekte berichtet.

Im Gegensatz zu herkömmlichen Feuerungsregelungen basieren intelligente Systeme wie neuronale Netze nicht auf physikalischen Gesetzmäßigkeiten. Ihre Wirkungsweise besteht darin, daß sie mit Hilfe adaptiver Algorithmen die Abhängigkeiten von Prozeßein- und -ausgangsgrößen durch sog. Modelltraining auf Grundlage gemessener Datenmengen erlernen können. Der Prozeß wird hierbei durch mehrdimensionale und nicht-lineare Modelle abgebildet. Durch Invertierung der erlernten Übertragungsfunktion lassen sich zu den im Sinne einer Optimierung angestrebten Ausgangsgrößen die äquivalenten Eingangsgrößen bestimmen.

Neuronale Fuzzysysteme bieten überall dort Vorteile, wo eine zwecks Optimierung möglichst genaue Prozeßmodellierung notwendig ist, diese jedoch aufgrund der Komplexität des realen Prozesses - wenn überhaupt - nur unter hohem Experimentier- und Engineeringaufwand möglich ist. Die Braunkohlestaubfeuerung stellt ein solches mehrdimensionales System dar. Im ersten Ansatz wurde ein Optimierungspotential in der Verbesserung der Emissionssituation gesehen, indem auf den Einsatz der Primärmaßnahme Rezirkulationsgaseindüsung in den Feuerraum bei nachhaltiger Senkung des NO_x-Niveaus verzichtet werden kann. Auf diese Weise können Betriebs- und Instandhaltungskosten gesenkt werden.

2 Prinzip und Vorgehensweise

2.1 Neuronale Fuzzy-Systeme

Ein neuronales Fuzzy-System stellt die Kombination eines durch seine Lernfähigkeit gekennzeichneten neuronalen Netzes mit einer Fuzzy Logic dar. Mit Fuzzy-Systemen in Form von Fuzzy-Controllern lassen sich regelungstechnische Aufgaben auf der Basis von Wenn-Dann-Regeln mit Hilfe von Zuordnungen von Meßwerten zu unscharfen Beschreibungen (z.B. hoch, mittel, tief) lösen. Die Modellierung eines Problems wird durch diese Anpassung an menschliche Denkweisen wesentlich einfacher und anschaulicher als bei Verwendung von exakten Informationen. Schwierigkeiten bereitet in diesem Zusammenhang jedoch die optimale Gestaltung der Zugehörigkeiten der Meßwerte zu den unscharfen Beschreibungen. Daher bietet sich die Synthese von Fuzzy-Controllern mit einem adaptiven neuronalen Netz an. Die Aufgabe, den Fuzzy-Regler an das gestellte Problem optimal anzupassen, wird durch ein Training des neuronalen Netzes mit Hilfe von

gemessenen Prozeßein- und -ausgangswerten wahrgenommen⁴. Solche Systeme sind seit Anfang der 90er Jahre stark in den Mittelpunkt des Interesses gerückt und finden insb. bei komplexen mehrdimensionalen, nichtlinearen Problemen Anwendung. Es liegt daher nahe, die Einsatzmöglichkeiten auch im Bereich der Feuerungsregelung von Kraftwerkskesseln zur Optimierung von Emissionen und Wirkungsgraden zu ergründen.

2.2 Dampferzeuger und Versuchsziele

2.2.1 Dampferzeuger

In Zusammenarbeit mit der Universität/GH-Essen wurde von RWE Energie AG mit Hilfe des Softwarepaketes *Process Insights*^{®5} der Firma Pavilion Technologies die Anwendbarkeit eines Neuro-Fuzzy-System zur Feuerungsoptimierung an einem Braunkohledampferzeuger (*siehe Abbildung 2-1*) getestet. Bei der Anlage handelt es sich um einen braunkohlebefeierten 2-Zug-Kessel mit Tangentialfeuerung (6 Gebläseschlägermühlen) und einer maximalen Dampfleistung von 550 t/h.

Braunkohlefeuerungen zeichnen sich dadurch aus, daß der maßgebliche Anteil der erzeugten Stickoxide aus dem Brennstoff stammt. Thermisches NO_x spielt in diesem Zusammenhang aufgrund der relativ geringen Feuerraumtemperaturen praktisch keine Rolle. Die Oxidation des brennstoffgebundenen Stickstoffs wird einerseits durch eine hohe Verfügbarkeit an Sauerstoff und andererseits durch hohe Temperaturen während der Verflüchtigungsphase begünstigt. Maßnahmen zur Reduzierung der NO_x-Emissionen zielen daher auf eine Dämpfung dieser Faktoren ab. Aufgrund dieser Randbedingungen wurde der Kessel Ende der 80er-Jahre mit den im Braunkohlebereich der RWE-Kraftwerke bekannten NO_x-Primärmaßnahmen ausgestattet:

- Reduzierung des Gesamtluftüberschusses,
- 3-fache Luftstufung durch Brennerluft (unterstöchiometrische Verbrennung im Brennerbereich) plus 2-stufige Ausbrandluft (ABL),
- Rauchgasrückführung (Rezirkulationsgebläse).

⁴ D. Nauck, F. Klawonn, R. Kruse: Neuronale Netze und Fuzzy-Systeme; 2. Auflage; Vieweg-Verlag 1996

⁵ User's Guide Process Insights V. 4.1. Pavilion Technologies Inc.

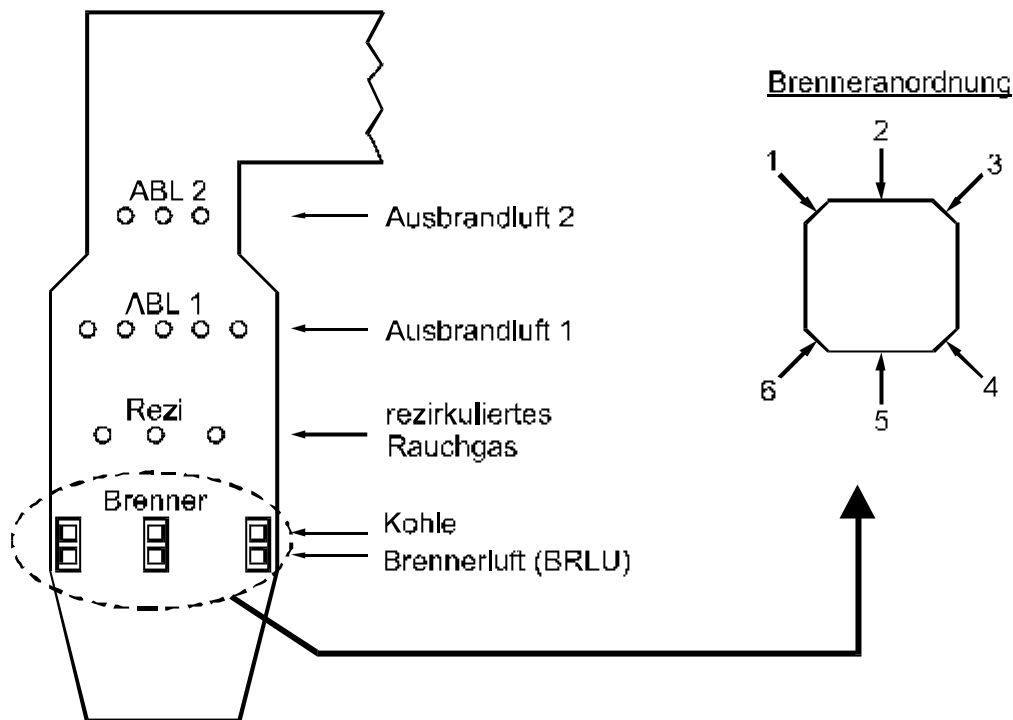


Abbildung 2-1: Schematischer Aufbau des untersuchten Dampferzeugers

2.2.2 Versuchsziele

Ziel der durchgeführten Versuche war es, die folgenden Fragen zu beantworten:

- Lässt sich eine großtechnische Braunkohlefeuerung in befriedigendem Maße bzgl. des NO_x-Emissionsverhaltens modellieren?
- Kann das System zur Optimierung der Feuerung eingesetzt werden? Die Optimierung soll mit der Zielrichtung erfolgen, die gesetzlichen NO_x-Grenzwerte auch ohne den Einsatz von Rezirkulationsgas einzuhalten.

2.3 Versuchsprogramm

Das Versuchsprogramm lässt sich in folgende Schritte unterteilen:

- Modelltraining mit Meßdaten,
- Sensitivitätsanalyse,
- Reduktion der Modellparameter,
- Versuche (Step-Tests),
- Modelltraining mit Versuchsdaten,
- Modellanalyse,
- Generierung des Optimierungsmodells durch Modellinvertierung,
- Validierung des Optimierungsmodells.

Das Modelltraining geschieht unter Verwendung von gemessenen Eingangsgrößen und der dazugehörigen Ausgangsgröße. Ziel des Trainings ist die Entwicklung eines Prozeßmodells, bei dem die Abweichung zwischen gemessener und prognostizierter Ausgangsgröße möglichst gering ist (siehe Abbildung 2-2). Das Lernprinzip besteht darin, die sog. Gewichtungsfaktoren der Neuronen, die die untereinander vernetzten kleinsten Einheiten des neuronalen Netzes repräsentieren, solange zu verändern, bis ein optimaler Abgleich von prognostizierter NO_x-Konzentration und tatsächlich gemessener NO_x-Konzentration herbeigeführt ist.

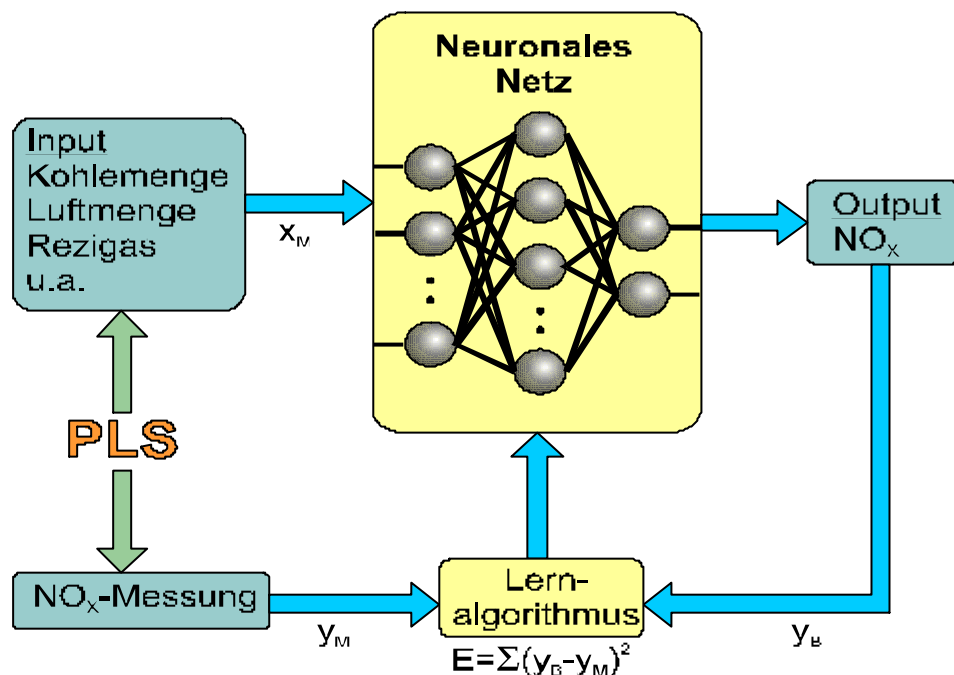


Abbildung 2-2: Aufbau des neuronalen Modells

Im Rahmen der ersten Trainingsphase wurde das Modell mit 225 Eingangsgrößen, die durch ein vorhandenes Datenarchivierungssystem⁶ bereit gestellt wurden, sowie mit der simultan gemessenen NO_x-Konzentration⁶ im Abgas trainiert. Meßdatenerfassung und Modelltraining sind dabei zeitlich getrennt. Während der ersten Meßkampagne wurden über einen Zeitraum von 8 Wochen Meßdaten ohne gezielte Veränderung der Eingangsgrößen gewonnen⁷. Der Kessel wurde also mit in Betrieb befindlicher Brennstoff-/Luftregelung im "Normalbetrieb" gefahren. Veränderungen der Ein- und Ausgangsgrößen ergaben sich demnach ausschließlich durch netzbedingte Lastveränderungen, Schwankungen der Kohlequalität und sonstige Einflußfaktoren.

Durch eine mit Hilfe des trainierten Modells vorgenommene Sensitivitätsanalyse (siehe Abbildung 2-3) lassen sich nun aus der Gesamtheit der Eingangsgrößen diejenigen selektieren, die für die betrachtete Ausgangsgröße „NO_x-Konzentration im Abgas“ relevant sind. Diese Datenreduktion erhöht während der weiteren Projektschritte die Anschaulichkeit und Handhabbarkeit des Modells. Im konkreten Anwendungsfall wurden folgende Eingangsgrößen selektiert:

⁶ Datenaufzeichnung mit Hilfe des Datenarchivierungssystems *Convisa* der Fa. H&B bzw. mit Hilfe des Emissionsrechners ZEUS

⁷ Bei einem Meßtakt von 60 sec. ergibt sich eine Datenmenge von $1,8 \cdot 10^7$

- die Drehzahlen der 6 Kohlezuteiler (als Maß für den Brennstoffmassenstrom),
- die Volumenströme der 6 Brennerlüfte (in 2 Gruppen mit je 3 Düsen),
- die Volumenströme der Ausbrandlüfte (2x ABL 1 + 2x ABL 2),
- der O₂-Gehalt in der Feuerung (als Maß für den tatsächlichen Luftüberschuß),
- die Volumenströme des rezirkulierten Rauchgases (2x),
- der Massenstrom des erzeugten Frischdampfes (als Maß für die Kesselleistung).

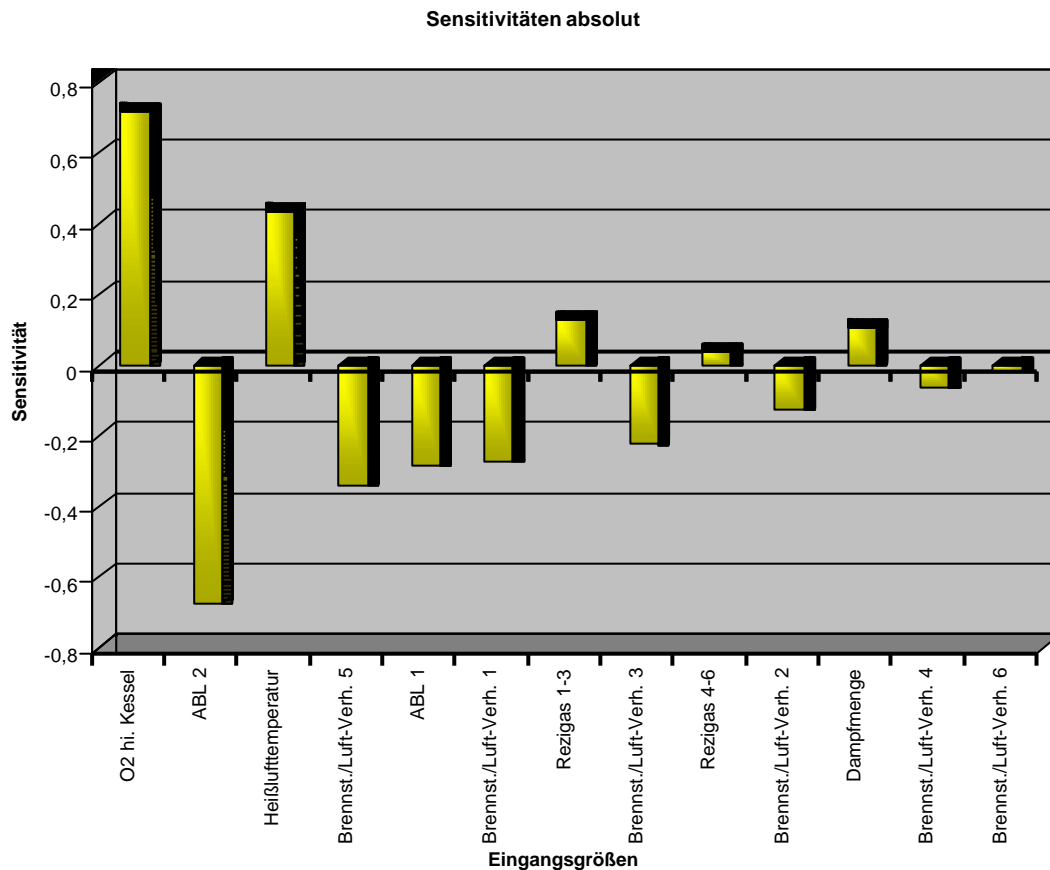


Abbildung 2-3: Sensitivitäten der maßgeblichen Eingangsparameter

Da neuronale Fuzzy-Systeme über eine ausgezeichnete Interpolationsfähigkeit verfügen, bei Extrapolation aber ausgesprochen schlechte Ergebnisse erzielen, war es notwendig, die selektierten Eingangsgrößen sog. "Step-Tests" zu unterziehen. Auf diese Weise wurden die Nachteile, die sich für die Variationsbreite im Normalbetrieb ergeben, beseitigt. Die Eingangsgrößen wurden schrittweise gezielt über einen großen Bereich verändert, wobei die Beharrungszeit um stationäre Werte zu erhalten ca. 2h betrug. Die Variation geschah in dieser Phase zunächst ohne Rücksicht auf Verschlechterung oder Verbesserung des NO_x-Niveaus. Man erweitert auf diese Weise den Gültigkeitsbereich des Modells im Hinblick auf die später im Rahmen der Optimierung erforderlichen Variationen der Parameter. Insbesondere die Rezikulationsgasmenge wurde von ca. 135 Nm³/h auf 0 Nm³/h abgesenkt, da es gerade das Hauptziel war, unter Einhaltung der Emissionsgrenzwerte auf einen Rezikulationsgasbetrieb zu verzichten. Die Kohle-/Luftregelung wurde während der Versu-

che außer Betrieb genommen, um einerseits die notwendigen Handeingriffe zu ermöglichen und andererseits zu verhindern, daß die Regelung den gewünschten Eingriffen entgegenwirkt.

Die Generierung des Optimierungsmodells geschieht letztlich durch Invertierung des zuvor trainierten Prognosemodells (*siehe Abbildung 2-4*). Dieses Optimierungsmodell ermöglicht es, durch Festlegung einer für den Betreiber optimalen Begrenzung des Ausgangswertes die zur Erreichung dieses Wertes erforderlichen Eingangsgrößen einzustellen. Das bedeutete in diesem Fall, eine Empfehlung für die Einstellung der Prozeßeingangsgrößen zu geben, die es ermöglicht, den gesetzlichen NO_x-Grenzwert bei einer Rezi-Menge von 0 Nm³/h nicht zu überschreiten. Bzgl. der Eingangsgrößen lassen sich darüber hinaus frei definierbare Variationsgrenzen festlegen. Hier kamen die folgenden Restriktionen zur Anwendung:

1. Die Summe der Zuteilerdrehzahlen soll konstant sein. Diese Forderung resultiert aus der Tatsache, daß die geforderte Kesselleistung durch den Optimierungsvorschlag nicht beeinflußt werden darf.
2. Die Dampfmenge soll konstant sein. Dies geschieht aus dem gleichen Grund wie unter Punkt 1.
3. Der für das Vorhersagemodell als Eingangsgröße definierte O₂-Wert vor Luvo wird im Optimierungsmodell nicht verwendet, da es sich um eine abhängige Größe handelt, die nicht unmittelbar beeinflussbar ist.
4. Der Versuchsbetrieb wird mit abgeschalteter Rauchgasrückführung durchgeführt, d.h. Rezi-gasmenge 0 Nm³/h. Diese Vorgehensweise wird gewählt, um das Optimierungsziel - Betrieb ohne Rezi-Gas - a priori im Modell fest zu schreiben.
5. Die Obergrenze der NO_x-Konzentration wurde so gewählt, daß die gesetzlich zulässige Grenze nicht überschritten wird.

Nach Festlegung der Restriktionen und Start des Optimierungslaufes gab das System für einen zuvor eingelesenen Meßzeitraum die optimierten Eingangswerte aus. Da die Optimierung im Offline-Betrieb vorgenommen werden mußte und zwischen Meßzeitraum und Optimierungszeitraum eine Zeitspanne von einer Woche lag, war es erforderlich, aus dem Meßzeitraum eine Kombination von Eingangsparametern zu wählen, die der zum Zeitpunkt der Optimierung möglichst gut entsprach. Die Eingangsparameter wurden nun entsprechend der Vorschläge des Systems korrigiert. Das Optimierungspotential ergibt sich dann aus der Differenz der NO_x-Konzentrationen vor und nach der Korrektur.



Abbildung 2-4: Optimierungsmodell

3 Versuchsergebnisse

3.1 Vorhersagemodell

Das Vorhersagemodell soll den Prozeß möglichst realistisch abbilden. Die Qualität des Modells läßt sich aus dem Vergleich der gemessenen mit der prognostizierten NO_x-Konzentration beurteilen. Dieser Zusammenhang ist in *Abbildung 3-1* und *Abbildung 3-2* dargestellt. Für ein ideales Modell liegen die Wertepaare in *Abbildung 3-1* auf der Winkelhalbierenden. Wie zu erkennen ist, streut der Punkthaufen über den gesamten Gültigkeitsbereich nur relativ gering um die Ideallinie. Statistisch kommt dies durch einen hohen Regressionskoeffizienten von $R^2=0,872$ zum Ausdruck. Auch beim Vergleich (*siehe Abbildung 3-2*) der zeitlichen Verläufe von gemessenen und vorhergesagten Werten sind keine gravierenden Differenzen in der Dynamik festzustellen.

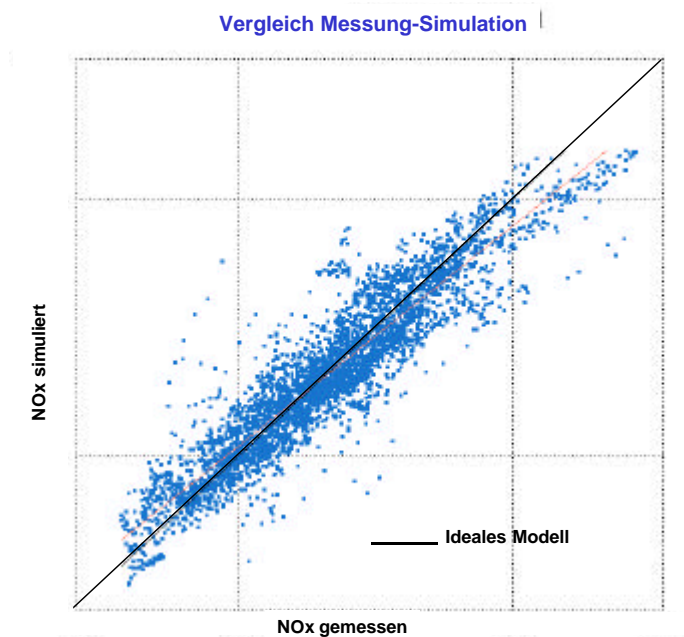


Abbildung 3-1: Vergleich der NO_x-Werte Messung-Simulation

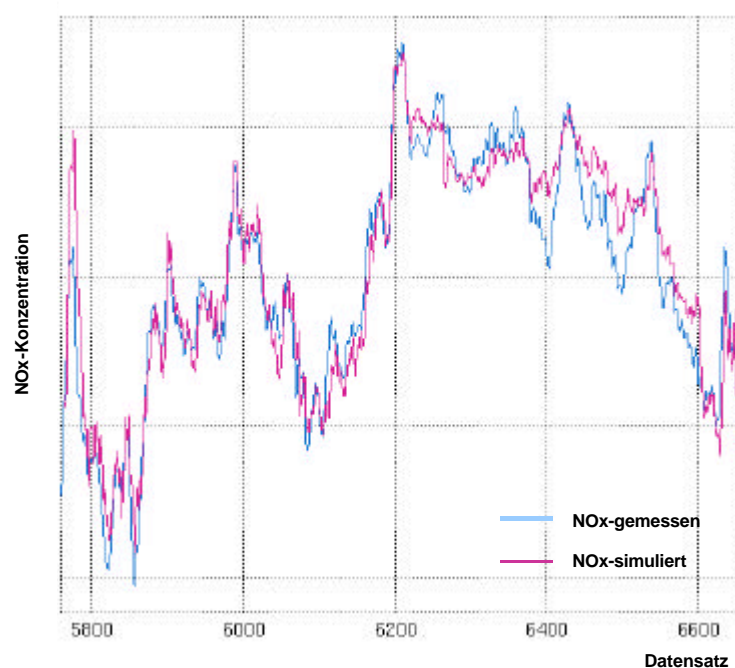


Abbildung 3-2: Vergleich der NO_x-Werte Messung-Simulation (zeitlicher Verlauf)

Darüber hinaus erkennt man aus den Sensitivitäten der 13 Eingangsgrößen (*siehe Abbildung 2-3*) und ihrer Wirkrichtung, daß das Modell durchaus den theoretischen Erwartungen entspricht. Erwartungsgemäß hat der O_2 -Wert hinter Kessel und der mit diesem korrespondierende Luftüberschuß im Kessel den bedeutensten Einfluß auf die NO_x -Produktion. Gleiches gilt für die Kesselleistung (HD-Dampfmenge). Mit steigender Kesselleistung verringert sich die Verweilzeit des Rauchgases im Feuerraum und damit die Reaktionszeit in der understöchiometrischen Reduktionszone. Die negative Sensitivität der ABL-Gesamtmenge und insbesondere der ABL2-Menge ergibt sich aus der Intensivierung des Reduktionsniveaus durch Verringerung der Luftzahl im Brennerbereich bei gleicher Gesamtheißluftmenge.

3.2 Optimierungsmodell

In der Hauptsache wurden entsprechend den Vorschlägen des Modells die folgenden Korrekturen zur Optimierung vorgenommen (*siehe Abbildung 3-3*):

- Verringerung des Gesamtluftüberschusses,
- Vertrimmung der Luftzugabe von Brennerluft zu ABL-Gesamt und insbesondere ABL2,
- Vertrimmung der Brennstoffzuteilung. (Die unterschiedliche Gewichtung der Brenner/Zuteiler entsprach dabei den zuvor gefundenen Sensibilitäten).

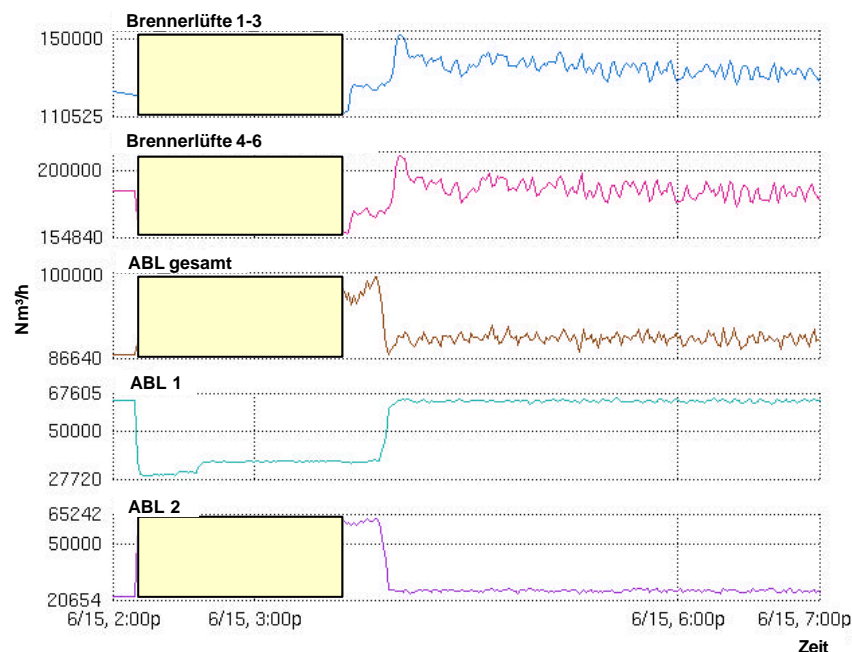


Abbildung 3-3: Optimierung der Eingangsparameter

Die Ergebnisse des Optimierungsversuchs sind in *Abbildung 3-4* dargestellt. Man erkennt, daß die aus der Abschaltung des Rezirkulationsgebläses resultierende NO_x -Erhöhung zu einem großen Teil kompensiert werden konnte (Minderungspotential ca. 20 mg/Nm^3). Gleichzeitig fällt auf, daß die

Schwankungsbreite wesentlich geringer ist als vor der Optimierung. Diese Aussage gilt auch für den Vergleich mit dem Normalbetrieb mit Rezirkulationsgas. Der CO-Grenzwert konnte während des gesamten Zeitraumes nach optimierter Einstellung ebenfalls eingehalten werden.

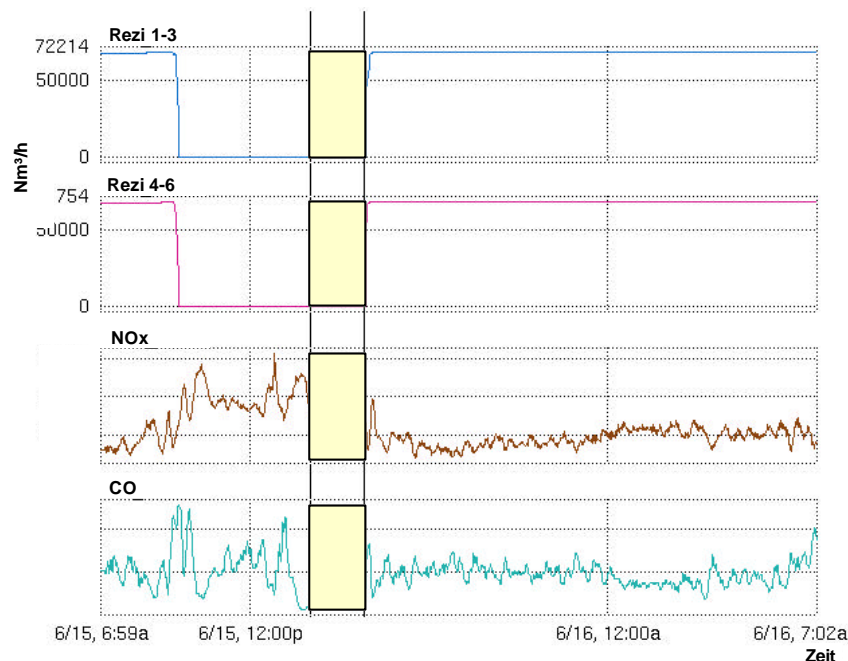


Abbildung 3-4: NOx-Konzentrationen bei optimierter Fahrweise

Angesichts der Tatsache, daß es sich hierbei um einen Offline-Versuch handelte, sind die Ergebnisse außerordentlich positiv zu bewerten. Im Online-Betrieb dürfte die Auswirkung günstiger ausfallen, da die Echtzeitauswertung und –regelung wirklich den aktuellen Zustand des Prozesses betrifft.

4 Zusammenfassung und Ausblick

Es wurde die Offline-Anwendung eines neuronalen Fuzzy-Programms in zwei Schritten getestet:

1. Abbildungsgüte des Vorhersagemodells,
2. Reproduzierbarkeit und Wirkungsgrad des Optimierungsmodells.

Das Training des Modells wurde sowohl auf Basis einer großen Datenmenge ohne gezielte Veränderungen der Eingangsparameter als auch mit Daten aus gezielten "Step-Tests" vorgenommen.

Die Ergebnisse des Vorhersagemodells zeigen, daß die Software den Prozeß mit ausreichender Güte abbilden kann. Auch die mit Hilfe des Modells gefundenen Sensitivitäten entsprechen den theoretischen Erwartungen und praktischen Erfahrungen.

Das durch Invertierung gewonnene Optimierungsmodell kann aufgrund der Offline-Verwendung und der daraus resultierenden zeitlichen Verschiebung zwischen dem Zeitpunkt der Datengewinnung und des Trainings einerseits und dem Zeitpunkt des Optimierungsversuches andererseits nur qualitativ beurteilt werden. Unter diesen Einschränkungen war es möglich, die NO_x-Konzentration nach erfolgter Außerbetriebnahme des Rezi-Gebläses durch Einstellung der empfohlenen Eingangsparameter erheblich zu senken.

Obwohl die CO-Grenzwerte während der Optimierungsversuche eingehalten wurden, besteht eine Verbesserungsmöglichkeit darin, die bisher fehlende Einbindung der CO-Konzentration in das Modell vorzunehmen. Da ein enger und i.d.R. reziproker Zusammenhang zwischen CO- und NO_x-Konzentration im Rauchgas besteht, ist es von Vorteil, durch Aufnahme des CO-Wertes in das Modell als zweite Ausgangsgröße zu einer Gesamtoptimierung und damit Einhaltung der Grenzwerte beider Größen zu gelangen.

Die aufgezeigten Ergebnisse lassen erwarten, daß bei einem Online-Einsatz der Software mit direktem Eingriff in den Prozeß die gewünschte Zielsetzung - Betrieb ohne Rezigas unter gleichzeitiger Einhaltung der gesetzlichen Grenzwerte - dauerhaft erreicht werden kann. Die unter Punkt 2.2.2 gesteckten Versuchsziele wurden demnach in zufrieden stellendem Umfang erreicht. Ein zukünftiger Online-Einsatz zur Feuerungsoptimierung an 4 Kesseln der Blöcke E und F im Kraftwerk Weisweiler wird daher angestrebt.

Literaturverzeichnis

- [1] D. Nauck, F. Klawonn, R. Kruse: Neuronale Netze und Fuzzy-Systeme; 2. Auflage; Vieweg-Verlag 1996
- [2] User's Guide Process Insights V. 4.1. Pavilion Technologies Inc.