

Feuerungsanalyse und –optimierung mit Neuronalen Netzen

Dipl.-Ing. R. Mühlhaus

Universität Essen, Lehrstuhl für Umweltverfahrenstechnik
und Anlagentechnik, Essen

Prof. Dr.-Ing. K. Görner

Universität Essen, Lehrstuhl für Umweltverfahrenstechnik
und Anlagentechnik, Essen

Dr.-Ing. R. Heitmüller

RWE Energie AG, Hauptverwaltung, Essen

Dr.-Ing. W. Moll

RWE Energie AG, Hauptverwaltung, Essen

Dipl.-Ing. K. Pflipsen

RWE Energie AG, Kraftwerk Weisweiler, Eschweiler

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>

VDI-Gesellschaft Energietechnik

Tagung „Verbrennung und Feuerungen – 19. Deutscher Flammtag“

Dresden, 14.-15. September 1999

VDI-Berichte Nr. 1492 (1999), S. 57-62

Feuerungsanalyse und -optimierung mit Neuronalen Netzen

Dipl.-Ing. R. Mühlhaus^{*}, Prof. Dr.-Ing. K. Görner^{*}, Dr.-Ing. R. Heitmüller^{**}, Dr.-Ing. W. Moll^{**}, Dipl.-Ing. K. Pflipsen^{***}

Einleitung

Bei vielen Kohlekraftwerken, insbesondere solchen älteren Bautyps, existiert noch ein zum Teil erhebliches Potential, die Fahrweise unter ökonomischen oder ökologischen Gesichtspunkten zu optimieren. Um eine effektive und systematische Anlagenoptimierung durchführen zu können, wird ein mathematisches Modell der Anlage benötigt, das in der Lage ist, die komplexen und mehrdimensionalen Abhängigkeiten der Anlagenparameter hinreichend genau zu beschreiben. Ein allgemeingültiges Modell, das auf mathematisch-physikalisch fundierten Bilanz- und Zustandsgleichungen basiert, ist dafür nur bedingt geeignet, da es oft nicht in der Lage ist, die individuellen Besonderheiten der untersuchten Anlage zu berücksichtigen. Um ein anlagenspezifisches Modell zu erhalten, können Methoden der Prozeßidentifikation angewendet werden, um aus gemessenen Eingangs- und Ausgangssignalen auf das Übertragungsverhalten der Anlage zu schließen.

In dem hier beschriebenen Projekt werden Neuronale Netze verwendet, um einen braunkohlegefeuerten Kraftwerksblock zu analysieren. Das besondere Kennzeichen dieser Algorithmen, die in vereinfachter Weise die Informationsverarbeitung im menschlichen Gehirn nachbilden, ist ihre Lernfähigkeit [1]. Es ist daher möglich, das Verhalten einer Anlage anhand von Prozeßdaten zu erlernen und so ein Modell zu erstellen. Neuronale Netze bieten den Vorteil, auch hochdimensionale nichtlineare Zusammenhänge beschreiben zu können. Darüber hinaus sind sie universell einsetzbar und relativ einfach zu handhaben, so daß ihr Einsatz ohne umfangreiches Spezialwissen möglich ist.

Im vorliegenden Fall wurde ein braunkohlegefeuerter Block des *RWE-Energie*-Kraftwerkes Weisweiler mit Hilfe des auf Neuronalen Netzen basierenden Softwarepaketes *Process Insights*^{®****} analysiert. Ziel der Untersuchungen war es, die Zusammenhänge zwischen einzelnen Feuerungsparametern einerseits und den NO_x-Emissionen andererseits zu identifizieren und in einem Modell abzubilden. In einem zweiten Schritt sollte geprüft werden, ob mit Hilfe dieses Modells eine optimierte Fahrweise gefunden werden kann. Durch das gezielte Feintuning einzelner Betriebsparameter sollte ein möglichst weitreichender Verzicht auf rezirkuliertes Rauchgas ermöglicht werden, wobei gleichzeitig eine sichere Betriebsweise des Kessels bezüglich der NO_x-Emissionen gewährleistet werden sollte.

^{*} Lehrstuhl für Umweltverfahrenstechnik und Anlagentechnik, Universität-GH Essen

^{**} RWE Energie AG Hauptverwaltung, Essen

^{***} RWE Energie AG, Kraftwerk Weisweiler, Eschweiler

^{****} Pavilion Technologies GmbH, Dreieich

Vorgehensweise

Die Analyse und die Optimierung des betrachteten Kraftwerksblockes läßt sich in die folgenden Schritte gliedern: Datengewinnung und -aufbereitung, Modellbildung, Modellanalyse und Optimierung.

Datengewinnung und -aufbereitung

Die Grundlage einer auf Neuronalen Netzen basierenden Modellbildung stellen Prozeßdaten dar, die aus dem Prozeßleitsystem der Anlage entnommen worden sind und anhand derer das Neuronale Netz das Prozeßverhalten erlernen soll. Das Modell sollte über einen möglichst großen Gültigkeitsbereich verfügen. Um dies zu gewährleisten, müssen die Prozeßdaten, die zum Lernprozeß des Modells herangezogen werden, eine ausreichende Varianz bei allen betrachteten Prozeßparametern aufweisen. Aus diesem Grund wurden zunächst Versuche an dem Kraftwerksblock durchgeführt, bei denen einzelne Parameter schrittweise verändert und das Verhalten der Anlage aufgenommen wurden. Dabei kann die vorhandene Regelung der Anlage dazu beitragen, daß die eingestellten Änderungen durch entsprechende Eingriffe an anderer Stelle wieder ausgeglichen werden. Bei einigen Versuchen war es daher notwendig, die Regelung zeitweise außer Kraft zu setzen, um sicherzustellen, daß sich nicht mehrere Effekte überlagern, was eine eindeutige Identifikation der Prozeßzusammenhänge erschweren würde.

Modellbildung

Bei der Modellbildung muß zunächst festgelegt werden, welche Prozeßgrößen als Ein- bzw. Ausgangsgrößen des Modells verwendet werden sollen. Während die Ausgangsgröße, sprich die zu modellierende Größe i.d.R. feststeht, stellt sich die Frage, welche Variablen als Eingangsgröße herangezogen werden sollen. Um dies zu entscheiden, sollte sowohl auf theoretisches Wissen über den Prozeß als auch auf die Erfahrung der Anlagenbetreiber zurückgegriffen werden. Weiterhin kann durch statistische Auswertungen (Korrelationsanalysen) bestimmt werden, ob mehrere Eingangsgrößen einen ähnlichen Informationsgehalt aufweisen, so daß eine davon als Eingangsgröße für die Modellbildung ausreichend ist. Darüber hinaus läßt sich an dem trainierten Modell eine Sensitivitätsanalyse bzgl. der Eingangsgrößen durchführen. Auf diese Weise können Eingangsgrößen mit geringer Sensitivität sukzessive eliminiert werden, bis die Modellstruktur schließlich möglichst wenige aber aussagekräftige Eingangsvariablen aufweist.

Im vorliegenden Fall sollte ein Modell für die NO_x -Emissionen erstellt werden. Als Eingangsgrößen wurden hierfür gewählt: die Drehzahlen der 6 Kohlezuteiler, die Volumenströme der 6 Brennerlüfte, die Volumenströme der Ausbrandlüfte (4x), der O_2 -Gehalt in der Feuerung, die Volumenströme des rezirkulierten Rauchgases (2x) und der Massenstrom des erzeugten Frischdampfes.

Danach erfolgt die Trainingsphase, in der im Modell die internen Parameter des Neuronalen Netzes solange verändert werden, bis das Netz in der Lage ist, die Zusammenhänge zwi-

schen den NO_x -Emissionen und den o.g. Eingangsgrößen hinreichend genau wiederzugeben. Während des Lernprozesses werden jedoch nicht alle Prozeßdaten zur Anpassung der Netzparameter verwendet. Mit einem Teil der Daten (ca. 15 %) wird nach jedem Lernschritt geprüft, wie das Modell auf unbekannte Prozeßzustände reagiert. Auf diese Weise wird sichergestellt, daß das Neuronale Netz die Daten nicht nur "auswendig lernt", sondern eine generalisierte Abbildungsvorschrift ableitet, um auch unbekannte Prozeßzustände beschreiben zu können.

Modellanalyse

Es stellt sich zunächst die Frage nach der Genauigkeit des trainierten Modells. In Abb. 1 sind die berechneten NO_x -Emissionen über den gemessenen in normierter Form aufgetragen. Es ist ersichtlich, daß die Punkte mit einer vertretbaren Streuung auf der Diagonalen (ideales Modell) liegen. Daraus kann gefolgert werden, daß mit dem Modell die grundsätzlichen Zusammenhänge zwischen den NO_x -Emissionen und den Eingangsvariablen ausreichend genau abgebildet werden können.

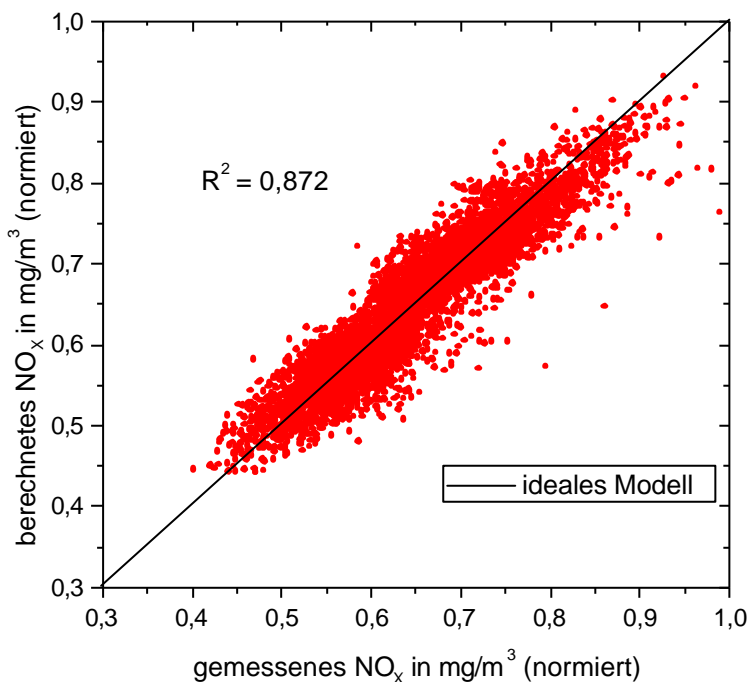


Abbildung 1: Vergleich gemessener und durch das Neuronale Netz berechneter NO_x -Emissionen (normierte Werte)

Eine weitere Möglichkeit zur Anwendung des trainierten Modells ist die schon erwähnte Sensitivitätsanalyse, bei der ermittelt werden kann, welche der Modelleingangsgrößen den größten Einfluß auf die Ausgangsgröße besitzen. Im vorliegenden Fall zeigte sich, daß der O_2 -Gehalt, die Brennerluftmenge und die Ausbrandluftmenge den größten Einfluß auf die NO_x -Emissionen haben. Informationen dieser Art können dazu beitragen, das Modell auf wenige einflußreiche Eingangsgrößen zu reduzieren und um die Frage zu beantworten, auf welche Prozeßvariablen im Rahmen eines Versuchsprogrammes zur Datengenerierung besonderen Wert gelegt werden sollte.

Optimierung

Prozeßmodelle, die auf Neuronalen Netzen basieren, bieten den Vorteil, daß sie sich leicht invertieren lassen. Mit Hilfe eines invertierten Prozeßmodells ist eine Optimierung möglich, d.h. zu festgelegten Ausgangsgrößen können durch das Modell die dafür notwendigen Einstellungen der Eingangsgrößen gefunden werden. Das verwendete Programm bietet hierfür eine komfortable Oberfläche, die es erlaubt, das trainierte Prozeßmodell sowohl zur Simulation als auch zur Optimierung des Prozesses einzusetzen [2]. Dabei ist es möglich, Randbedingungen zu formulieren, um sicherzustellen, daß einzelne Prozeßgrößen keine Grenzzustände über- oder unterschreiten, die unter technischen oder wirtschaftlichen Gesichtspunkten vermieden werden sollten. Auch komplexe Randbedingungen können vorgegeben werden. So kann z.B. gefordert werden, daß das Verhältnis zweier Variablen konstant bleibt oder daß die Summe mehrerer Größen einen bestimmten Wert nicht unterschreitet.

Im vorliegenden Fall wurde vorgegeben, daß die Menge an rezirkuliertem Rauchgas herabgesetzt und daß gleichzeitig die NO_x -Emission des Kessels reduziert werden sollte. Darüber hinaus wurde als Randbedingung festgelegt, daß die erzeugte Frischdampfmenge konstant bleiben soll, d.h. es dürfen keine Veränderungen am Betrieb vorgenommen werden, die eine Absenkung der Leistung verursachen. Auch der O_2 -Gehalt in der Feuerung darf nicht zu stark abgesenkt werden, um einen zu hohen Anstieg der CO-Emissionen zu verhindern.

Ergebnisse

Das Ergebnis der Optimierungsrechnungen mit Hilfe des Neuronalen Netzes war, daß eine Vertrimmung der Verbrennungsluft vom Brennerbereich zur Ausbrandluft hin vorgenommen werden soll. Der Gesamt- O_2 -Gehalt in der Feuerung soll abgesenkt werden. Die Brennstoff-zu-Luft-Verhältnisse der einzelnen Brenner sollen bei insgesamt gleicher Kohlemenge (Randbedingung) individuell verändert werden. Die Maßnahmen stimmen also grundsätzlich mit der Theorie überein. Es zeigt sich aber auch, daß es keine allgemeingültige optimierte Fahrweise gibt, sondern daß die Vorgaben durch das Neuronale Netz zum Teil sehr stark durch den Ausgangszustand der Anlage beeinflusst werden.

Besonders deutlich zeigt sich dies bei den Einstellungen der Brenner. Der tangential gefeuerte Kessel verfügt insgesamt über 6 Brenner von denen immer ein Brenner außer Betrieb ist. Abhängig davon, welcher Brenner außer Betrieb ist, können sich die Vorgaben für eine optimierte Fahrweise grundsätzlich ändern. Es zeigte sich auch bei der Sensitivitätsanalyse, daß der Einfluß der einzelnen Brenner auf die NO_x -Emissionen unterschiedlich stark ausgeprägt ist. Ein möglicher Grund dafür ist neben der unterschiedlichen räumlichen Anordnung der Verschleißzustand der den Brennern vorgeschalteten Mühlen, wodurch ein jeweils anderes Ausmahlergebnis erreicht wird. Abb. 2 zeigt exemplarisch die Originalwerte und die optimierten Einstellungen für die Drehzahl eines Kohlezuteilers und die Brennerluftmenge (BRLU) der Brenner 1-3 über einen Zeitraum von 36 Stunden.

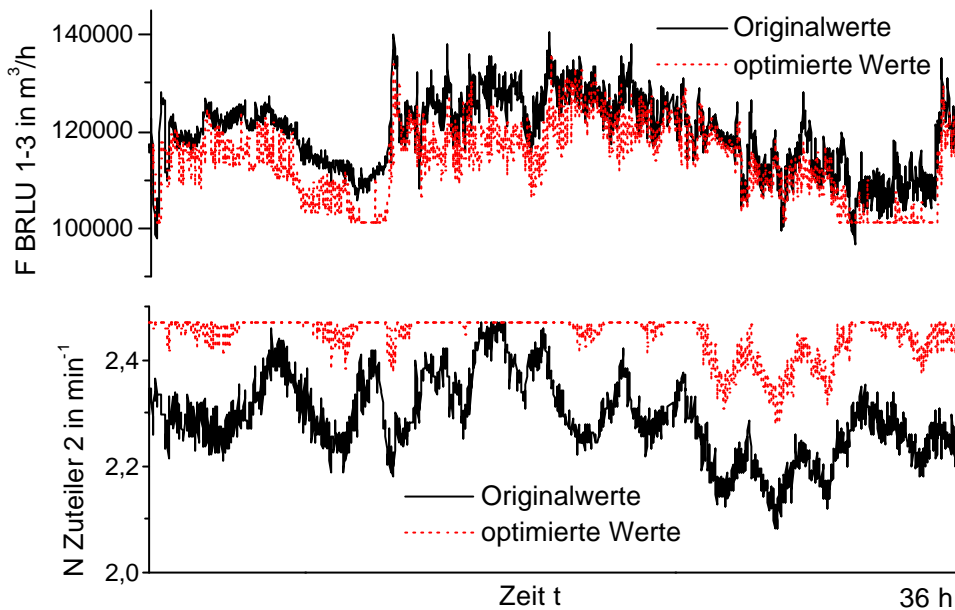
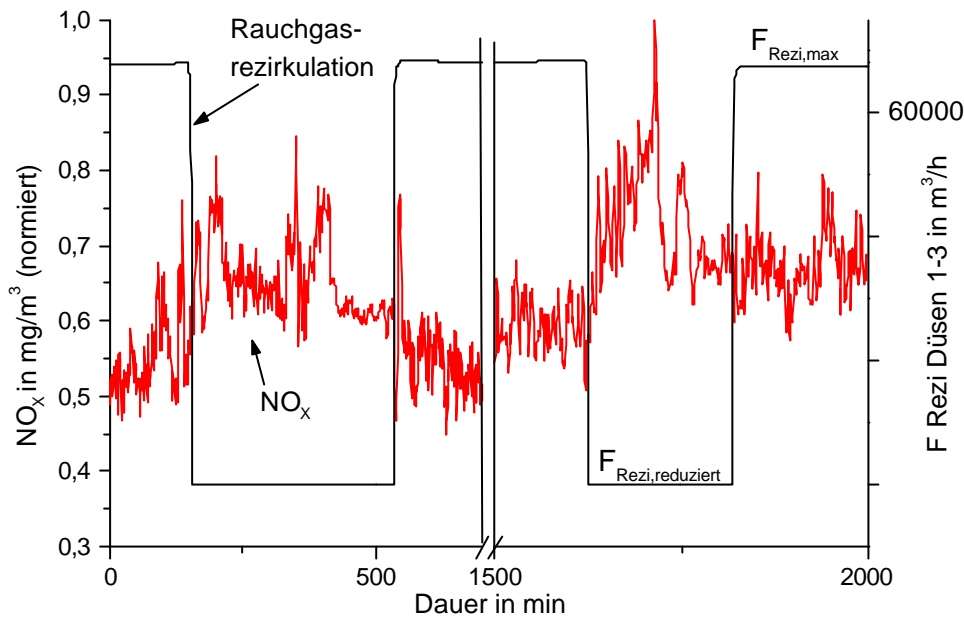


Abbildung 2:
Vergleich
zwischen den
originalen und
den durch das
Modell
geforderten
optimierten
Einstellungen
zweier
Prozeßpara-
meter

Bei der Validierung der Ergebnisse ergibt sich das Problem, daß sich zwischen der Auswertung der aufgenommenen Anlagendaten und den praktischen Tests an der Anlage die Randbedingungen ändern können. Besonders kritisch ist dabei der Einfluß derjenigen Randbedingungen, die nicht in Form von on-line gemessenen Daten zur Verfügung stehen aber trotzdem deutlichen Einfluß auf die Prozeßführung haben. Dabei ist besonders die zum Teil schwankende Kohlequalität zu nennen, über die es keine charakteristischen on-line-Daten gibt, aber deren Einfluß sich im Gesamtzustand der Anlage in vielen einzelnen Parametern widerspiegelt. Beim Austesten der Optimierungsstrategie können die Vorgaben daher oft nur qualitativ nachgefahren werden. Erst durch eine On-line-Messung und -Auswertung könnte sichergestellt werden, daß das Neuronale Netz den tatsächlichen Ist-Zustand der Anlage auswertet und dementsprechende Empfehlungen gibt, die sofort umgesetzt werden können. In Abb. 3 sind zwei der Ergebnisse einer solchen qualitativen Optimierung über einen Zeitraum von je ca. 500 Minuten dargestellt. Es ist ersichtlich, daß die NO_x -Emissionen bei Rücknahme des rezirkulierten Rauchgases zunächst deutlich ansteigen. Durch das Einstellen der optimierten Prozeßparameter entsprechend den o.g. Vorgaben konnte in beiden Fällen wieder eine Reduktion der NO_x -Emissionen erzielt werden. In diesen Fällen handelte es sich jeweils um relativ kurze Zeiträume. Es muß daher noch geprüft werden, ob mit Hilfe von Neuronalen Netzen eine dauerhafte Optimierung der Fahrweise gewährleistet werden kann.

Abbildung 3:
Ergebnis der
praktischen
Überprüfung
der Optimie-
rungs-
strategie



Zusammenfassung und Ausblick

Neuronale Netze sind in der Lage, komplexe nichtlineare technische Systeme, wie technische Feuerungen sie darstellen, zu identifizieren, indem sie das Prozeßverhalten anhand historischer Anlagendaten erlernen. Im Rahmen dieser Arbeit wurden die Zusammenhänge zwischen der NO_x -Emission eines braunkohlegefeuerten Kraftwerksblockes und diversen Prozeßparametern mit Hilfe eines Neuronalen Netzes beschrieben. Weiterhin sollte geprüft werden, ob mit Hilfe des Neuronalen Netzes eine Fahrweise gefunden werden kann, die bei reduziertem Einsatz von rezirkuliertem Rauchgas keine zusätzlichen Nachteile bezüglich der NO_x -Emission mit sich bringt. Das trainierte Prozeßmodell war in der Lage, die NO_x -Emissionen mit guter Genauigkeit zu berechnen. Bei der off-line durchgeführten Optimierung zeigte sich, daß die vom Modell vorgeschlagenen Maßnahmen mit der Theorie übereinstimmen und im einzelnen sehr individuell auf den jeweiligen Ist-Zustand des Kessels abgestimmt sind. Eine optimierte Fahrweise mit herabgesetzter rezirkulierter Rauchgasmenge konnte zumindest kurzfristig realisiert werden. Als nächstes soll geprüft werden, ob mit Hilfe einer On-line-Anbindung des Neuronalen Netzes eine dauerhafte Optimierung der Anlagenfahrweise unter Gesichtspunkten der weiteren Emissionsminderung und der Steigerung des Kesselwirkungsgrades möglich ist.

Literatur

- [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.