

Offene Systemplattformen in heterogenen Automatisierungssystemen für die Prozeßmodellierung

Dipl.- Ing. Michael Langer
Prof. Dr.- Ing. Birgit Vogel
Prof. Dr.- Ing. Jürgen Heidepriem

Bergische Universität – Gesamthochschule Wuppertal
Fuhlrottstrasse 10, 42119 Wuppertal, Germany
Tel.: +49 (0) 202-439 2942
Fax: +49 (0) 202-439 2944
e-mail: langner@uni-wuppertal.de

Zusammenfassung: Die Betreiber von Produktionsanlagen aller Branchen sind aus wirtschaftlichen Gründen vielfach gezwungen, hochwertige Automatisierungssysteme einzusetzen. Es entsteht hierbei Bedarf nach Werkzeugen, die es gestatten, komplexe Produktionsabläufe auf Rechnern abzubilden und mit Hilfe mathematischer Modelle die Prozessführung zu optimieren. Um in der industriellen Anwendung breiten Einsatz zu ermöglichen, müssen trotz der Vielzahl der Methoden z.B. aus dem Bereich der Computational Intelligence (CI) und der zunehmenden Komplexität der abzubildenden Prozesse, Softwarewerkzeuge eingesetzt werden, die es ermöglichen, individuelle mathematische Lösungsansätze mit vertretbarem Aufwand umzusetzen. Die Möglichkeit zur schnellen Durchführung von Datenanalyse, Modellbildung, Simulation und anschließender Optimierung sind ebenso Kernforderung wie die leichte Integration des Modellrechners in ein heterogenes Netzwerk. Das Softwaresystem MATLAB/ SIMULINK¹ kommt dieser Forderung nach und gestattet es, auf einer Plattform betriebssystemunabhängig mit Hilfe unterschiedlichster Toolboxes komplexe Prozesse abzubilden. Dieser Beitrag beschreibt die Modellierung von chemischen-, physikalischen- und metallurgischen Vorgängen beim Sintern von Eisenerzen und deren Einflußnahme auf qualitätsbestimmende Zielgrößen mit Hilfe eines Neuro-Fuzzy Inferenz Systems mit dem Ziel die Betriebsführung an einer Bandsinteranlage zu optimieren. Der Sinterprozeß steht hier stellvertretend für eine Klasse von stark totzeitbehafteten Prozessen bei denen eine kontinuierliche Qualitätsüberwachung nicht möglich ist. Weitere Musterprozesse dieser Klasse sind Drehrohröfen in der Kalk- und Zementindustrie, die Span- und Faserplattenherstellung in der Holzindustrie, Pflanzen-Wachstumsprozesse in Gewächshäusern und zahlreiche weitere industrielle Prozesse. Die für den Sinterprozeß exemplarisch vorgestellten Modellierungsmethoden auf der offenen Systemplattform Matlab/ Simulink sind auch auf Prozesse dieser Klasse anwendbar.

¹ ein Produkt von: The MathWorks, 3 Apple Hill Drive, Natick, MA 01760-2098

1 Einführung

Sinteranlagen in der Stahlindustrie dienen dazu, Feinerze aus dem Tage- oder Bergbau für den Einsatz im Hochofen vorzubereiten. Feinkörnige Erze dürfen nicht unmittelbar in den Hochofen eingebracht werden, da die notwendige Durchgasbarkeit der Schüttsäule nicht mehr gewährleistet wäre. Durch den Sinterprozeß werden Feinerze und unterkörnige Materialien durch Anschmelzen der Oberfläche agglomeriert und stückig gemacht. An den fertigen Sinter werden hohe Anforderungen hinsichtlich der physikalischen-, chemischen- und metallurgischen Eigenschaften gestellt, denn nur eine gleichbleibend hohe Qualität garantiert einen störungsfreien und wirtschaftlichen Betrieb des Hochofens und führt zu einer guten Roheisen bzw. Stahlqualität.

2 Zielsetzung

Die in diesem Bericht beschriebenen Arbeiten verfolgen das Ziel, einen komplexen verfahrenstechnischen Prozess mit verschiedenen Methoden der Automatisierungstechnik auf einer gemeinsamen offenen Systemplattform abzubilden. Es werden klassischen Methoden, wie die Modellierung des Materialflusses aus den Erkenntnissen einer regelungstechnischen Systemanalyse ebenso wie ein Adaptives-Neuro-Fuzzy-Inferenzsystem [JSM97] als Methode der Computational Intelligence nebeneinander eingesetzt. Die auf die gemeinsame Plattform Matlab/Simulink aufgesetzten Modelle sind betriebssystemunabhängig. Die Softwareplattform selbst ist für diverse am Markt etablierte Betriebssysteme erhältlich. Es wird mit den genannten Methoden, den Werkzeugen und der Softwareplattform nicht nur ein Aggregat oder eine Funktionseinheit sondern der gesamte Sinterprozess mit Blick auf qualitätsbestimmende Einflussgrößen dargestellt. Das Ziel ist es, dass Bedienpersonal von einem Modellrechner bei der Führung des Prozesses derart zu unterstützen, dass eine Vergleichmäßigung des Prozessgangs erreicht wird. Die Ziele im Einzelnen bei diesem Musterprozess sind Reduktion der Schwankungsbreite der betrieblichen Abläufe, Minimierung des Energieverbrauchs, Reduzierung von gespeicherten Stoffmengen im Freilager und die Verbesserung der Information über aktuelle Prozesszustände für das Bedienpersonal. Der Modellrechner wird auf der Prozeßeitebene eingesetzt und ist in ein heterogenes Rechnernetzwerk eingebunden.

3 Problemstellung

Aus regelungstechnischer Sicht stellt eine Sinteranlage einen komplexen verfahrenstechnischen Prozess dar. Wesentliche Gründe hierfür sind große, im stundenbereich liegende Totzeiten, durch Stoffkreisläufe hervorgerufene Vermischungseffekte und sehr komplexe, teilweise nicht bekannte Zusammenhänge im Bereich der Sinterchemie- bzw. Sinterphysik. Abbildung 1 zeigt schematisch die Anordnung der einzelnen Aggregate und die Materialflussrichtung in der betrachteten Anlage.

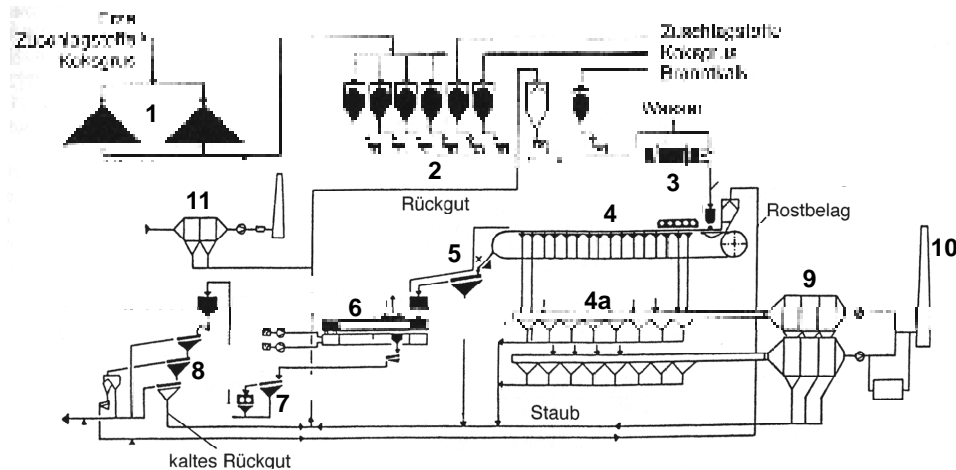


Abbildung 1: Schema einer Sinteranlage zur Erzaufbereitung

4 Stand der Technik/ Was ist neu

Seit den 60er Jahren sind zahlreiche Automatisierungsvorhaben an Bandsinteranlagen erfolgreich durchgeführt worden. Optimiert und automatisiert wurden größtenteils Einzelaggregate [St92] [Ja98] und Funktionsgruppen [Iw88] [Ha93] der Anlage. Es wurden diverse Methoden aus dem Bereich der Artificial Intelligence und der Computational Science mit unterschiedlichem Erfolg eingesetzt.

In diesem Vorhaben wird die Sinteranlage als Ganzes betrachtet, und alle Funktionsgruppen, wie Bunker, Fördereinrichtungen, Sintermaschine, Siebe und Kühleinrichtungen werden für eine Simulation zugrunde gelegt. Entgegen früherer Ansätze, bei welchen gezielt eine einzelne Methoden der Automatisierungstechnik für die Modellierung zum Einsatz kommt [Ha93], werden hier unterschiedliche Methoden nebeneinander auf einer gemeinsamen Plattform eingesetzt. So wird aus dem Bereich der Computational Intelligence ein Neuro-Fuzzy-Ansatz gewählt, der es gestatten soll, Rückschlüsse aus dem trainierten Modell auf verfahrenstechnische Zusammenhänge zu ziehen. Ein Materialflussmodell, welches die Totzeiten im Prozess repräsentiert, ist Grundlage für eine zeitrichtige Aufbereitung von Betriebsdaten, die wiederum für ein Training des Neuro-Fuzzy Modells erforderlich sind. Leistungsfähige Systemplattformen wie MATLAB/SIMULINK in Verbindung mit gesteigerter Systemperformance bei Standard-Rechnersystemen (PC) gestatten ein solches Vorgehen.

5 Stand der Aktivitäten

Der beschriebene Prozeß wurde mit Hilfe der vorgestellten Systemplattform in Verbindung mit verschiedenen Programmbibliotheken (Toolboxen) modelliert und auf einem Standard-PC implementiert. Hierfür wurden:

- die Zusammenhänge zwischen den physikalischen-, chemischen und metallurgischen Einflußgrößen und den wesentlichen qualitätsbestimmenden Zielgrößen für den Fertigsinter erarbeitet und abgebildet,
- die gesammelten Prozeßdaten mit Hilfe eines Stoffflußmodells, welches die Totzeiten der Anlage berücksichtigt, einander zeitlich richtig zugeordnet und
- die mit Methoden der Computational Intelligence entwickelten Modelle zur Vorhersage von Prozeßzielgrößen mit den aufbereiteten Prozeßdaten trainiert.

Mit Hilfe des Modellrechners ist das Bedienpersonal in der Lage, Auswirkungen von Steileingriffen am Anfang der Wirkungskette auf das Endprodukt, dessen Qualität am Ende der Wirkungskette in äquidistanten Zeitabständen festgestellt wird, vorherzusagen.

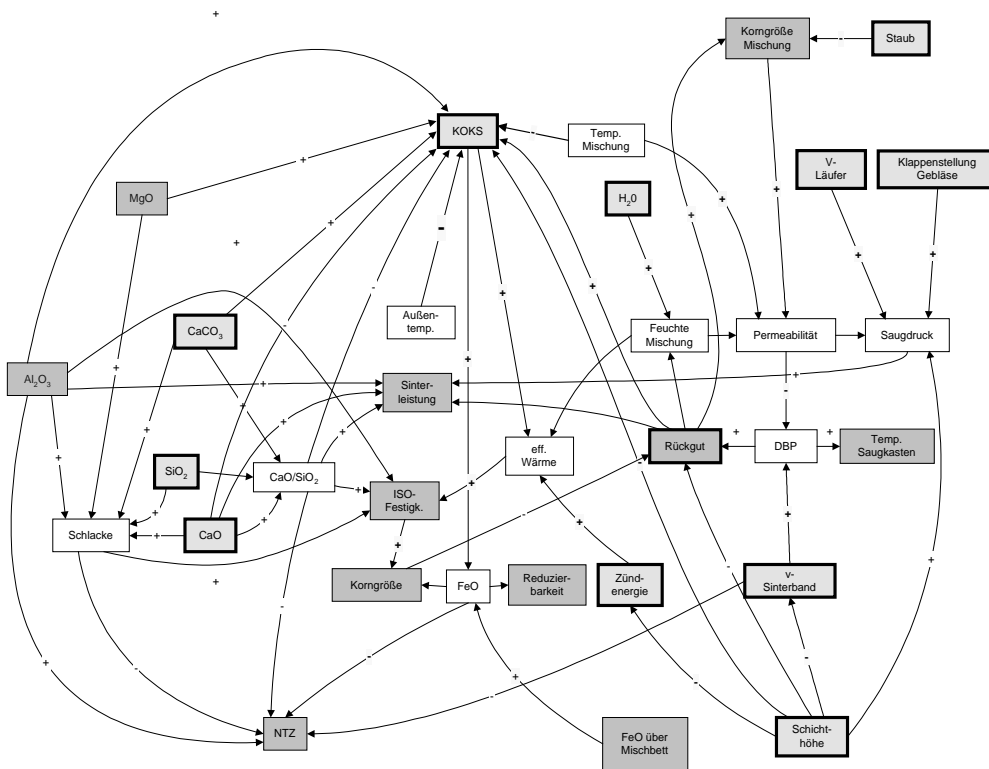


Abbildung 2: Physikalische und chemische Einflußgrößen und deren Abhängigkeiten

Die Zusammenhänge zwischen physikalisch-/chemischen und metallurgischen Einflußgrößen und den wesentlichen qualitätsbestimmenden Zielgrößen werden nachfolgend in Abbildung 2 dargestellt und sind Ergebnis von Expertenbefragungen und bekannten Zusammenhängen aus der Literatur [MLT88]. Der Wirkplan zeigt, in welcher qualitativen Abhängigkeit die wesentlichen Einflussgrößen welche die Sinterqualität beeinflussen, zueinander stehen. Die meisten der aufgeführten Zusammenhänge lassen sich lediglich deskriptiv beschreiben. Physikalische und chemische Einflußgrößen und deren Abhängigkeiten werden symbolisch dargestellt durch + bzw - an den Verbindungslinien. Es lassen sich Aussagen in der Form treffen:

Eine Erhöhung des Zuschlagstoffes Branntkalk (CaO) führt zu einer Leistungssteigerung bei der Sinterproduktion (höhere Tonnenleistung).

Eine verbesserte Permeabilität führt zu einer Verschiebung des Durchbrennpunktes in Richtung Mischgutaufgabe.

Es darf hier nur die Beeinflussung zweier unmittelbar benachbarter (also durch eine Wirklinie verbundene) Größen betrachtet werden. Die hier gezeigten Zusammenhänge stellen ein nichtlineares System dar, für welches allgemeine Entwurfsverfahren meist nicht existieren. Durch Parametervariationen im Betrieb wird auch durch Linearisierung um einen Arbeitspunkt nur eine ungenügende Güte erreicht. Im Falle des Sinterprozesses werden ausgewählte Methoden der Computational Intelligence neben klassischen Modellierungsmethoden auf einer gemeinsamen Systemplattform implementiert. In Abbildung 3 ist diese Vorgehensweise schematisch dargestellt.

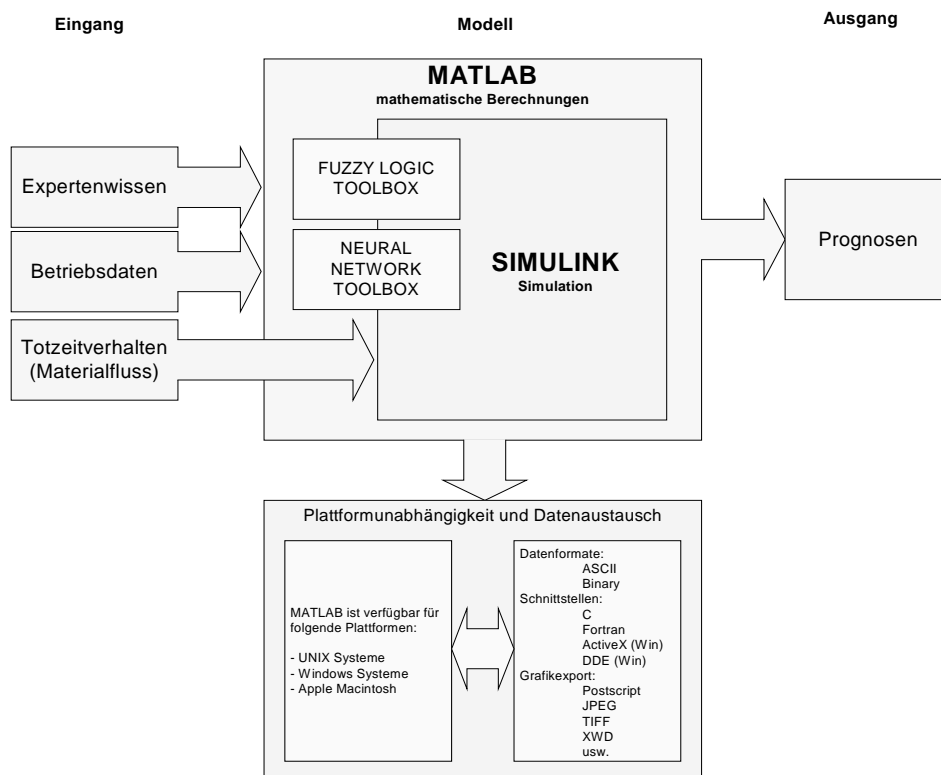


Abbildung 3: Modellerstellung auf einer offenen Systemplattform wie Matlab/ Simulink

Hybride Ansätze wie Neuro-Fuzzy-Systeme lassen sich wie im vorliegenden Fall zur Identifikation nicht linearer Systeme einsetzen, wenn Zusammenhänge zwar deskriptiv bekannt sind jedoch vom Experten nicht quantifiziert werden können bzw. unvollständig sind. Stehen weiterhin geeignete Betriebsdaten des abzubildenden Prozesses zur Verfügung, läßt sich das fehlende Modellwissen hierüber vervollständigen. Am Beispiel des Sinterprozesses wird so die Modellierung einer Funktionalrelation realisiert, die eine

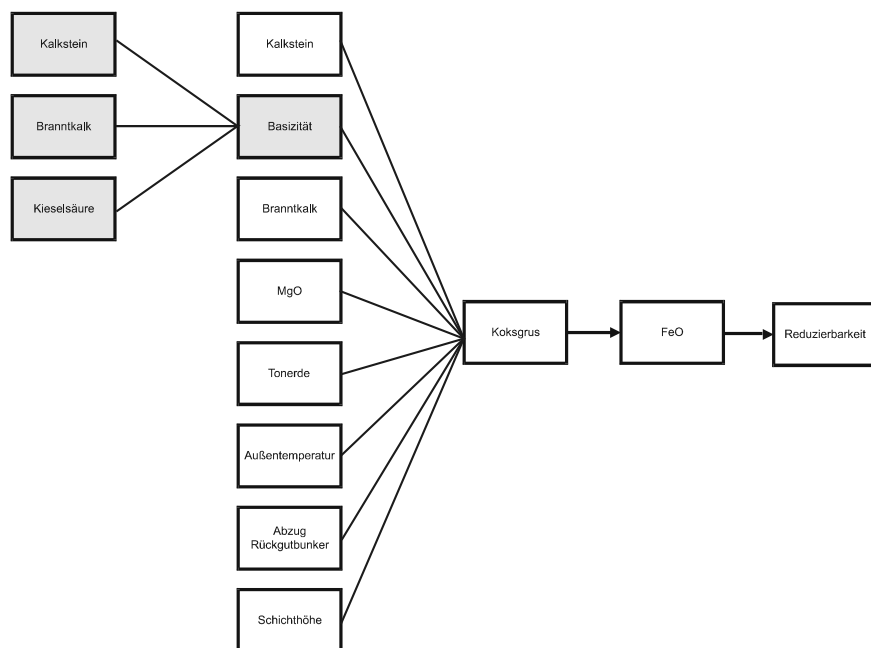


Abbildung 4: Abhängigkeit der Qualitätszielgröße Reduzierbarkeit von verfahrenstechnischen Einflussgrößen

Ausgangsgröße des Prozesses (hier eine qualitätsbestimmende Zielgröße) als Funktion einer oder mehrerer Eingangsgrößen beschreibt. Bei dem vorliegenden dynamischen System werden die Ausgänge des Modells nicht nur von aktuellen Eingangswerten sondern auch von vergangenen, zeitlich bereits weiter zurückliegenden Eingangswerten beeinflusst. Dieser Umstand wird durch Kreislaufstoffe wie z.B. Rückgut bedingt. Spezielle Vergangenheitswerte müssen hier also ebenfalls berücksichtigt werden. Um die in Abbildung 2 dargestellten Zusammenhänge abbilden zu können, wurden einfach vorwärtsgerichtete Subsysteme aus dem Wirkplan extrahiert. Abbildung 4 zeigt exempla-

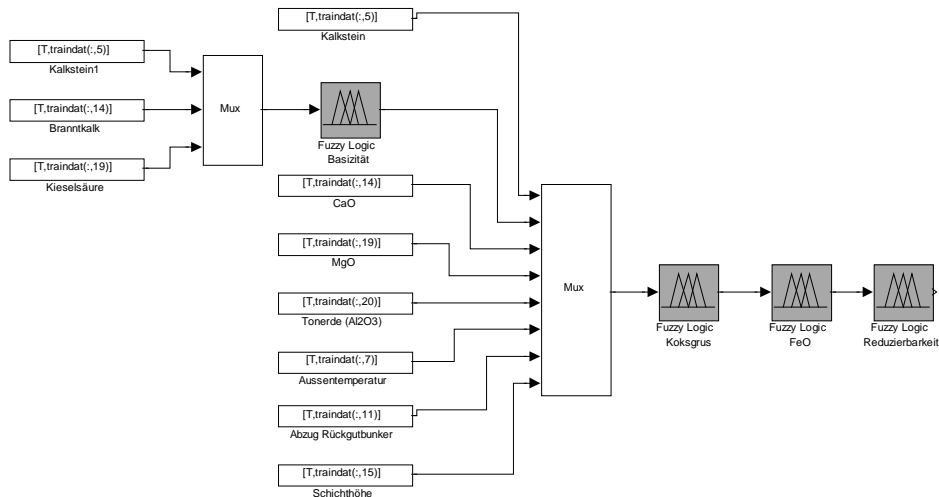


Abbildung 5: Abbildung einer Qualitätszielgröße mit Simulink

risch ein solches Subsystem und in Abbildung 5 wird die Implementation auf der Systemplattform dargestellt.

Abgebildet sind die Einflußgrößen auf die Qualitätszielgröße *Reduzierbarkeit*² des Fertigsinters. Es kann festgestellt werden, dass der Wirkplan bzw. das Subsystem und die anschließende Implementation auf der Systemplattform in ihrer Erscheinungsform sehr ähnlich sind. Diese Eigenschaft gestattet eine anfache Anpassung im Falle einer notwendigen Veränderung des Modells.

Es wird die Toolbox „ANFIS“ (Adaptive-Network-based-Fuzzy Inference System), ein Fuzzy-Inferenz System des Sugeno-Typs, auf der Softwareplattform Matlab/ Simulink eingesetzt, um die erarbeiteten Zusammenhänge auf einem Rechner abzubilden. Das eingesetzte Neuro-Fuzzy-System wird mit Hilfe von Betriebsdaten der Sinteranlage trainiert. Das Training vollzieht sich in zwei Schritten:

Zunächst werden die Prämissenparameter als fest angenommen und die Konklusionsparameter des Sugeno-Systems mit der Methode der kleinsten Fehlerquadrate bestimmt [JSM97]. Im zweiten Schritt bleiben die Konklusionsparameter unverändert und die Prämissenparameter werden mit Hilfe des Gradientenabstiegsverfahrens ermittelt. Art und Anzahl der Prämissenparameter ergeben sich aus Anzahl und Form der Mitgliedsfunktionen. Es wird hier eine Glocken- oder Gaussfunktion gewählt, deren Maximum auf 1 und Minimum auf 0 normiert ist. Bei der Festlegung der Prämissenparameter im ersten Schritt, werden die Mitgliedsfunktionen symmetrisch angeordnet über den abzudeckenden Wertebereich der Trainingsdaten [JSM97].

Wie bereits erwähnt sind Betriebsdaten der Produktion notwendig, um das Modell trainieren zu können. Die im Hüttenbetriebsrechner archivierten Prozeßdaten können jedoch nicht ohne weiteres zum Trainieren des Neuro-Fuzzy-Systems verwendet werden. Eine Ablesung der Meßstellen, die in der Anlage räumlich verteilt angeordnet sind, liefert ei-

² Die Reduzierbarkeit ist ein Maß für die notwendige Sauerstoffabgabe des Erzes bei der Verhüttung

nen Prozeßdatensatz bei dem die einzelnen Daten zeitlich nicht korrelieren. Eine z.B. um 15.00h gemessene Fertigsinterleistung von 600t/h am Ausgang der Anlage darf nicht den

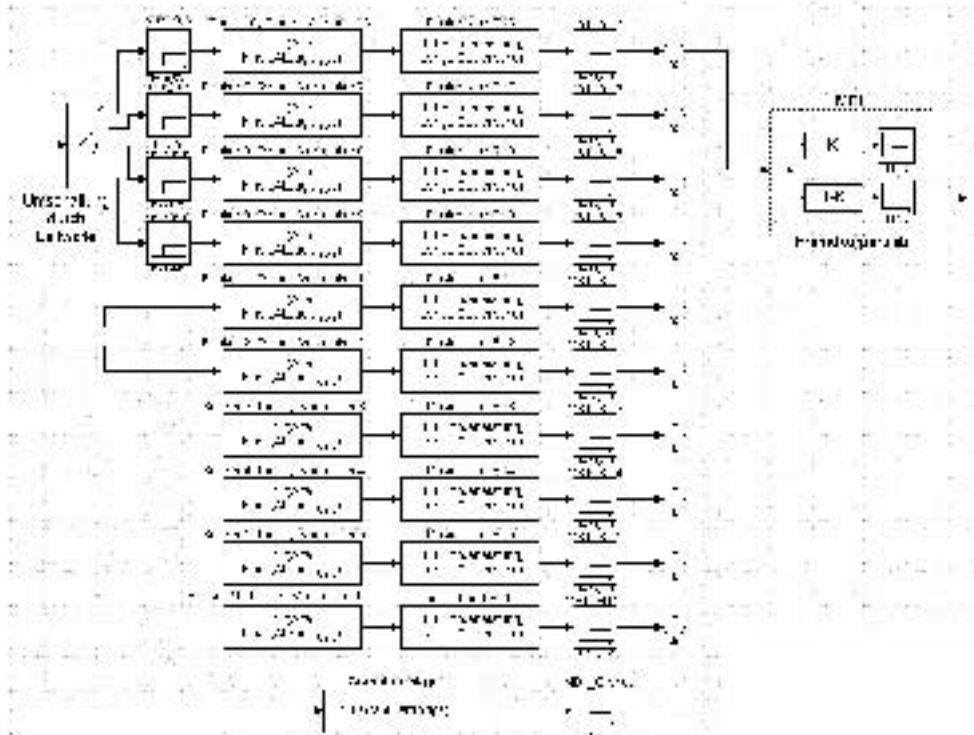


Abbildung 6: Teil des Materialflussmodells in regelungstechnischer Nomenklatur

Bunkerabzügen um 15.00h am Eingang der Anlage zugeordnet werden. Die Eingangsgröße Bunkerabzug muß gegenüber der Ausgangsgröße Fertigsinterleistung um die entsprechende Totzeit verschoben werden.

Für diesen Zweck wurde zunächst mit Hilfe einer regelungstechnischen Systemanalyse ein geeignetes Totzeit- bzw. Materialflußmodell des Prozesses angefertigt (vergl. Abbildung 6) und ebenfalls mit der Software Matlab/ Simulink auf einem PC abgebildet (vergl. Abbildung 7). Feste und variable Totzeiten können mit diesem Modell ermittelt und zur zeitlichen Korrektur der aufgenommenen Betriebsdaten verwendet werden.

Auch hier ist eine starke Ähnlichkeit zwischen dem Materialflussplan, der dargestellt ist in regelungstechnischer Nomenklatur, und der Implementation auf der Systemplattform vorhanden. Die vorgestellten Teilmodelle ergänzen sich zu einem leistungsfähigen Prädiktor, welcher die Bedienmannschaft einer Sinteranlage im täglichen Produktionsbetrieb unterstützt. In Abbildung 8 ist die Vorhersage des Gehalts von FeO im Fertigsinter mit Hilfe des Neuro-Fuzzy Ansatzes dargestellt. Trainiert wurde das Modell mit Hütten-

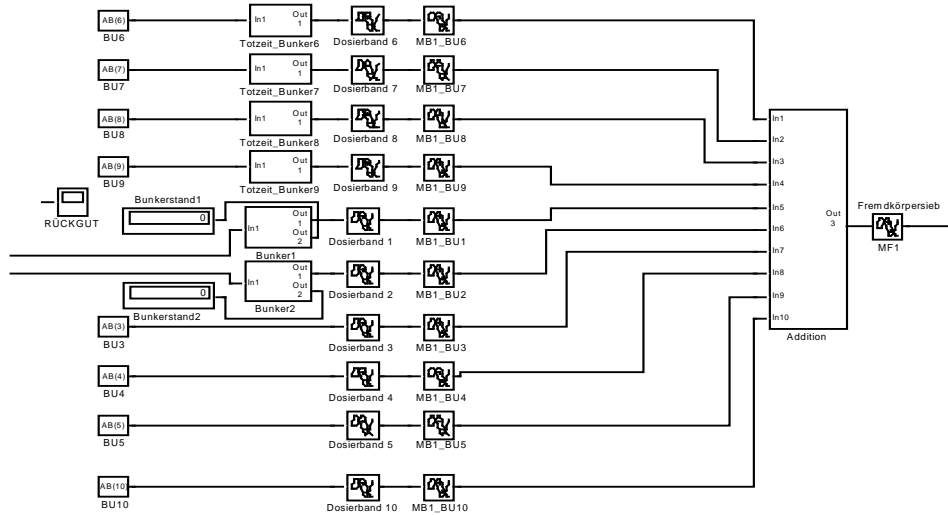


Abbildung 7: Teil des Materialflussmodells in Simulink

betriebsdaten eines Mischbettes³, die mit Hilfe des Totzeitmodells zeitrichtig aufbereitet wurden.

Bei dem hier dargestellten FeO-Wert handelt es sich in Bezug auf die Vorhersageunsicherheit um eine der komplexesten qualitativen Zielgrößen. Entgegen physikalischer Größen, die quasi kontinuierlich⁴ für das Training des Modells zur Verfügung stehen, handelt es sich bei den Einflußgrößen die den FeO-Wert maßgeblich beeinflussen, um solche Größen, die über eine chemische Analyse alle 40 Minuten ermittelt werden. Dennoch ist, wie in Abbildung 8 dargestellt, bereits eine brauchbare Vorhersage möglich.

6 Ergebnisse

Im Rahmen des hier vorgestellten Forschungsvorhabens ist es gelungen, einen durch große Totzeiten und komplexe verfahrenstechnische Zusammenhänge schwer modellierbaren Prozess mit unterschiedlichen Methoden der Automatisierungstechnik auf einer offenen Systemplattform abzubilden. Der hier beschriebene Sinterprozess steht dabei stellvertretend für eine Klasse von Prozessen, die aus automatisierungstechnischer Sicht ähnliche Charakteristika aufweisen. Die vorgestellten Modelle wurden nicht durch individuelle Programmierung erstellt, wie z.B. durch die Entwicklung eines speziell zugeschnittenen Programms in Visual C++ für Microsoft-Windows, sondern durch Einsatz einer am Markt weit verbreiteten Systemplattform, die für unterschiedliche Betriebssysteme erhältlich ist in Verbindung mit geeigneten Toolboxen. Die Modelle sind somit leicht zu portieren und durch vorhandene Schnittstellen in eine heterogene Netzwerkumgebung besser zu integrieren.

³ Ein Mischbett ist eine Freilagerstätte mit ca. 150.000t vorgemischtem Material (Erz+Zuschlagstoffen), welches in ca. 10 Tagen abgehaldet, gesintert und verhüttet wird.

⁴ Minutenmesswerte

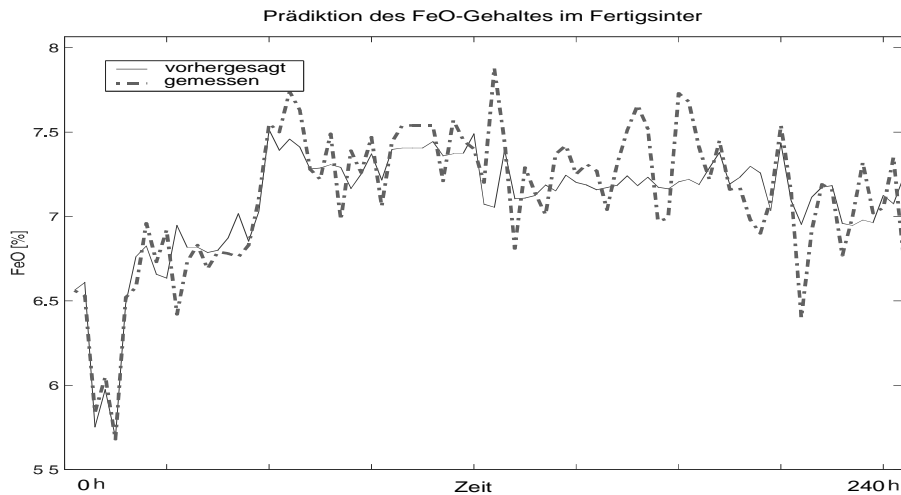


Abbildung 8: Vorhersage des FeO-Gehaltes

7 Ausblick

Derzeit wird das vorgestellte Modell mischbetten-übergreifend trainiert und der Nachweis geführt, dass der Neuro-Fuzzy Ansatz für eine bestimmte Klasse von Produktionsprozessen universell einsetzbar ist. Die Vorhersage für die qualitativen Zielgrößen erfolgt derzeit im offline-open-loop Betrieb. Im weiteren Verlauf des Vorhabens wird der Modellrechner über geeignete Schnittstellen online an das Leitsystem angekoppelt. Damit besteht die Möglichkeit einen adaptiven Neuro-Fuzzy Prädiktor zu realisieren, welcher sich auf Veränderungen im Prozess z.B. durch Alterung automatisch einstellt. Es liegt nahe, ein solches System auch für andere Industrieprozesse, bei denen eine kontinuierliche Qualitätsüberwachung nicht möglich ist, einzusetzen.

Literaturverzeichnis

- [Iw88] Iwamoto, Munetake: Application of Fuzzy Control for Iron Ore Sintering Process. Transactions of the iron and steel institute of japan, Band 28, 1988
- [Ha93] Hamada, Katsushige: An advanced total control system for the sintering process. Sumitomo Search, No.54, Japan 1993
- [Ja98] Jang, M.: Belt Speed control in a sintering plant using a neural network. Steel research 69, No. 10+11, 1998
- [St92] Straka, G.: Process control model for sinter machine speed. Metallurgical Plant and Technology International, 1992
- [JSM97] Jang, J.; Sun, C.; Mizutani, E.: Neuro-Fuzzy and Soft Computing. Prentice-Hall, 1997
- [MLT88] McNamara, Alan R.; Lock Lee, Laurie G.; Teh, Kee Chye: Experiences in developing an intelligent operator guidance system