

# Einsatz von Methoden der maschinellen Intelligenz zur Regelung von Verbrennungsvorgängen

H. B. Keller, B. Müller, IAI

## Stellenwert und Problematik der Müllverbrennung

Gegenwärtig sind in Deutschland 53 Müllverbrennungsanlagen mit einer Jahreskapazität von ca. 12 Millionen Mg in Betrieb. Im Bau oder im Genehmigungsverfahren befinden sich weitere 13 Anlagen [6].

Durch die Verbrennung wird der auf dem Rost befindliche Müll inertisiert, und die flüchtigen Schadstoffe erscheinen in Form von Flugstäuben und Rauchgas. Die in den Flugstäuben und im Rauchgas enthaltenen Schadstoffe müssen aufkonzentriert werden, um entsorgt werden zu können. Dies ist mit hohem technischen und finanziellen Aufwand verbunden.

Neben diesen sogenannten sekundären Maßnahmen der Rauchgasreinigung können durch geeignete Maßnahmen Schadstoffe in der Entstehung vermieden werden (primäre Maßnahmen). Tab. 1 zeigt das Verbesserungspotential verschiedener primärer und sekundärer Maßnahmen zur NOx Reduktion.

Dieser Artikel gibt eine Übersicht über die Arbeiten am IAI zur Verbesserung der Prozessführung in der Thermischen Abfallbehandlung (TAB) durch primäre Maßnahmen mit Methoden der Maschinellen Intelligenz in Verbindung mit einer Video- und Infrarotbildverarbeitung. Hierdurch können u. a. Störungen beim Abbrand des Mülls und dadurch die Erfordernis für manuelles Eingreifen der Operateure in die Regelung der Verbrennung wesentlich verringert werden.

## Fuzzy Control zur wissensbasierten Regelung: Optimierung des Ausbrands

### Problem

In der TAB treten immer wieder Situationen auf, bei denen unverbrannte Müllanteile aus dem Hauptverbrennungsbereich in die Nachbrennzzone (Abb. 1) wandern. Bei größeren Anteilen übernimmt normalerweise der Operateur die Aufgabe, im zugehörigen Bereich entsprechend die Luftzufuhr der entsprechenden Unterwindzonen (Abb.1) zu erhöhen und evtl. die Rostgeschwindigkeit zu reduzieren. Wird nicht korrigierend eingegriffen, so fallen nicht vollständig verbrannte Müllanteile in den Schlackeaustrag. Dies kann dazu führen, dass die gesetzlichen Anforderungen an die Reststoffe (Schlacke) hinsichtlich

einer Wiederverwertbarkeit nicht eingehalten werden können.

Zur automatischen Sicherstellung des Ausbrandgrades und der Erfüllung der TA Siedlungsabfall in der TAB wurde ein System entwickelt, das visuelle Informationen verarbeitet (Keller u. a. [8]). Eine Videokamera liefert ein perspektivisches Bild der Nachbrennzzone. Die daraus auszuwertenden Bereiche können mit grafischen Methoden frei in Zonen und Unterteilungen festgelegt werden. Innerhalb eines Regelzyklus werden die Operationen Bilderfassung, Bildverarbeitung, Regelalgorithmus und Prozess-Leitsystem-Kommunikation durchgeführt. Zur Optimierung der Regelung durch Luftzufuhr wurde ein Fuzzy Regler entwickelt und in dieses System integriert. Abb.1 zeigt eine Übersicht über das System.

Primärmaßnahmen		
Maßnahmen	Reduktionspotential	Technische Reife
Homogenisierung des Brennguts	bis etwa 20%	Stand der Technik
Rauchgasrückführung	bis etwa 20%	Stand der Technik
Stufung und Regelung der Luftzugabe	bis etwa 20%	Stand der Technik
Sekundärmaßnahmen		
Maßnahmen	Reduktionspotential	Technische Reife
Selektive nichtkatalytische Reduktion (SNCR)	bis etwa 80%	Stand der Technik
Selektive katalytische Reduktion (SCR)	bis etwa 90%	Stand der Technik
Aktivkoksverfahren	bis etwa 60%	In Erprobung
Nassverfahren	bis etwa 70%	In Erprobung

Tab. 1: Primär und Sekundärmaßnahmen zur NOx Reduktion.

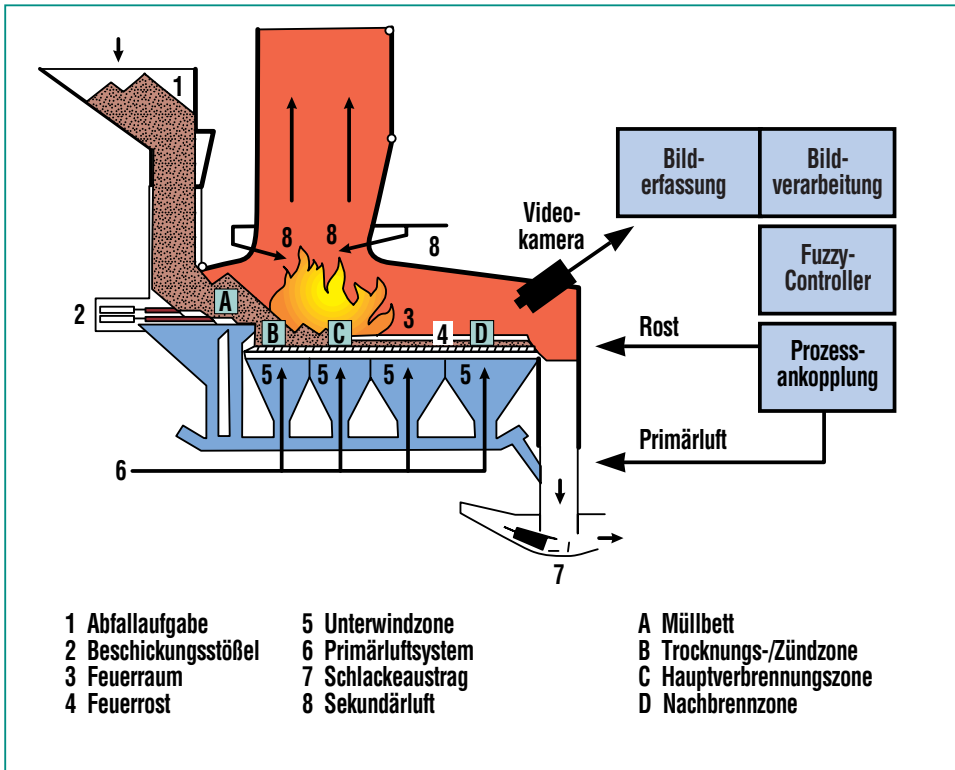


Abb. 1: Systemübersicht Fuzzy Ausbrandregelung.

### Der Fuzzy Regler

Fuzzy Control liefert die Möglichkeit, Prozessgrößen als linguistische Variablen zu verarbeiten. Somit kann Expertenwissen direkt in Regeln einer Fuzzy Regelbasis überführt werden. Ein so er-

stellter Fuzzy Regler hat i.d.R. ein nichtlineares Regelkennfeld, und ist somit bei nichtlinearen Regelstrecken einem linearen Regler überlegen.

Der Fuzzy Regler soll unverbranntes Material anhand der

Größe der brennenden Fläche und der auf diese Fläche bezogenen Intensität erkennen und danach die Luftzufuhr verändern. Mit Hilfe der Änderung der Summe der Intensitäten soll die Luft so lange erhöht werden, bis der Müll maximal brennt. Ist dies der Fall, so ändert sich die Intensität nicht mehr wesentlich. Mit Hilfe der vergangenen Werte der Änderung der Luftzufuhr sollen unnötig große Stellgrößenänderungen vermieden werden, die durch Verpuffungen und Flackern entstehen könnten. Der eingesetzte Fuzzy Regler besitzt vier Eingangsgrößen und eine Ausgangsgröße. Die Eingangsgrößen sind die erkannte Fläche (Größe des Brandherdes  $\Sigma A$ ), die darauf bezogene Intensität (Intensität des Brandherdes  $\Sigma I / \Sigma A$ ), die frühere Änderung der Summenintensität ( $\Delta \Sigma I$ ) und die frühere Änderung der Luftzufuhr ( $DL_{alt}$ ).

Die Ausgangsgröße  $DL_{neu}$  ist eine Änderung der Luftzufuhr, die zum absoluten Wert der Luftzufuhr hinzugerechnet wird und zwischen den Größen MIN und MAX liegt. Im Prozessleitsystem wird dieser Wert in eine additive Komponente umgerechnet, die zu einem Grundwert der Luftzufuhr addiert wird.

Die maßgeblich für das Regelverhalten entscheidenden Größen sind die Zugehörigkeitsfunktionen für die Fläche und die Intensität. Abb. 2 zeigt den Aufbau des Fuzzy Reglers.

Eine weitere Verbesserung des Abbrandverhaltens lässt sich durch die Einbeziehung der Rost-

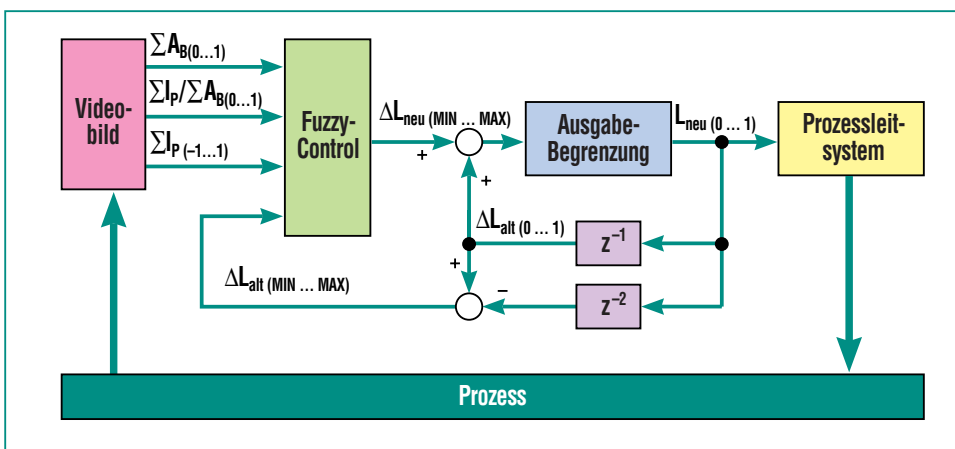


Abb. 2: Systemstruktur.

geschwindigkeit von Hauptverbrennungs- und Nachbrennzone in die Regelung erreichen. Allerdings kann die Rostgeschwindigkeit nur in begrenztem Umfang geändert werden, da es sonst zu Aufstauung des Mülls kommen kann.

Das vorgestellte System läuft seit einiger Zeit als Teil der Feuerleistungsregelung an einer großindustriellen Müllverbrennungsanlage (MVA) mit großem Erfolg. Bei wechselnder Müllzusammensetzung treten immer wieder Situationen auf, bei denen nicht vollständig verbrannte Müllanteile in die Nachbrennzone wandern. Hier greift das System frühzeitig ein und berechnet für die eingesetzten konventionellen Luftregler neue Sollwerte entsprechend der vorliegenden Situation. Dadurch wird der Ausbrand deutlich verbessert.

### Neuronale Netze zur Modellierung und Simulation

Das Ziel einer Feuerleistungsregelung ist neben einer möglichst hohen Energieausbeute eine gleichmäßige, schadstoffarme Verbrennung. Eine schwankende Verbrennung kann zu erhöhter Schadstoffemission führen. Klassische Feuerleistungsregelungen arbeiten mit einer Feedback-Regelung, d.h. es wird auf Abweichungen von Ist- und Sollzustand reagiert. Ein neuartiger Ansatz ist die Einführung einer Feed-Forward Komponente, die mit Hilfe von Prozessvorhersagen und somit vorausschauend arbeitet. Hierfür ist ein Modell des Verbrennungsprozesses erforder-

lich. Eine umfassende Modellierung des Verbrennungsprozesses ist aufgrund der komplexen physikalischen und chemischen Zusammenhänge bislang nicht möglich.

Neuronale Netze sind informationsverarbeitende Strukturen, die aufgrund ihrer Fähigkeit zur Selbstorganisation funktionale Beziehungen in einer Trainingsphase lernen können. Dieses erlernte „Wissen“ kann in einer Ab-rufphase auf neuen Daten angewendet werden.

Hier werden Neuronale Netze verwendet, die die Beziehung von gegenwärtigem Prozesszustand zu einem Folgezustand implizit beschreiben. Ein trainiertes Neuronales Netz stellt somit ein subsymbolisches Modell des Prozesses dar, das zur Unterstützung vorhandener Regelkreise eingesetzt werden kann.

### Simulation / Modellierung

Das Prozessleitsystem der MVA liefert alle 10 sec einen Datensatz aus 28 Prozessparametern. Datensätze wurden in einer einwöchigen Messkampagne erfasst. Nach einer Reduktion der Daten durch Vorverarbeitung (Mittelung auf 1 min) und a priori Selektion einzelner Parameter wird ein Prozesszustand durch einen Datensatz als Eingabe an ein Neuronales Netz repräsentiert. Das Netz sagt aus dem aktuellen Zustand einen Folgezustand vorher, der als Ausgabe des Netzes auf die Eingabe zurück gekoppelt werden kann (Mehrschrittprädiktion). Neben dem Systemzustand erhält das Netz zusätzlich die Stellgrößen  $u$  des Prozesses als Eingabe (Abb. 3)

Um den Rechenaufwand zu minimieren, soll das Netz nur so viele

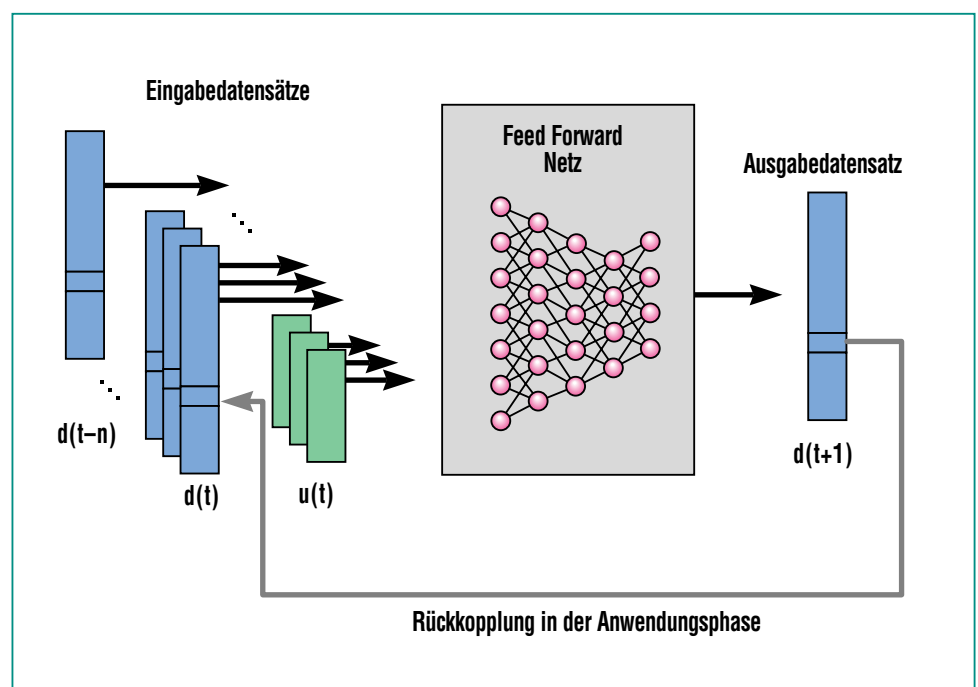


Abb. 3: Neuronales Netz als statische Abbildung mit externer Dynamik.

Neuronen und Verbindungen enthalten wie zur Beschreibung des Prozesses erforderlich sind. Hierzu wurde das Netz bzgl. seiner Topologie (Verbindungen, Eingabeneuronen) mit evolutionären Algorithmen optimiert.

Die Simulationen wurden mit dem „Stuttgarter Neuronaler Netz-Simulator“ durchgeführt, die Optimierungen mit evolutionären Algorithmen entstanden mit dem Programmsystem ENZO (Evolutionary Network Optimizing System, Universität Karlsruhe).

Simulationsergebnisse zeigen eine ausreichende Vorhersagegenauigkeit bei einer Iterationstiefe von 5 Zeitschritten (5 min).

### Ermittlung der Stellgrößen aus dem Modell

Um eine einfache modellbasierte Regelung zu realisieren, genügt die Simulation der Führungsgrößen Dampfleistung und O<sub>2</sub>-Gehalt im Rauchgas. Es wird das als Simulator trainierte Neuronale Netz benutzt, um Stellgrößen zu erhalten, die den Prozess bzgl. der Führungsgrößen in eine Sollvorgabe überführen.

Hier bieten sich mehrere Möglichkeiten an, unter Sollwertvorgabe aus dem Neuronalen Modell Stellgrößen zu ermitteln. Da das Netz differenzierbar ist, können über Gradientenabstiegsverfahren die Differenzen am Ausgang des Netzes durch das Netz zum Eingang propagiert werden, um dort eine verbesserte Schätzung für die benötigten Stellgrößen zu erhalten. In der Praxis hat sich jedoch ein einfaches „Ausprobieren“ von Stellgrößenkombinationen bewährt.

Die so ermittelten Stellgrößen umfassen die Vorschubgeschwindigkeit des Rostes, Müllaufgabe und Luftzuführung. Da nur 2 Führungsgrößen zur Verfügung stehen (O<sub>2</sub>-Gehalt im Rauchgas und Dampfmenge), dürfen aus Gründen der Wohldefiniertheit auch nur 2 Stellgrößen ermittelt werden. In diesem Fall werden Vorschubgeschwindigkeit des Rostes und Müllaufgabe gekoppelt, wie dies auch bei der bisherigen Regelung der Fall ist.

### Bestimmung einer optimalen Handlungssequenz

Da die Dynamik des Prozesses zu unerwünschten Nebeneffekten (Schwingverhalten) führen kann, muss die Auswirkung des Eingriffs auf den Prozess abgeschätzt werden. Dazu wird durch mehrfache Anwendung der Stellgrößen auf die Simulation eine Handlungssequenz aufgebaut. Ausgehend vom aktuellen Wert der Führungsgrößen  $S^t$  werden mehrere temporäre Sollwerte in Richtung des endgültigen Sollwerts  $S^*$  vorgeschlagen. Die Stellgrößen werden durch Parameterabschätzung bestimmt, wie im vorigen Abschnitt beschrieben. Diese Operationen werden

bei einem Vorhersagehorizont von vier Iterationen durchgeführt. Danach werden die Trajektorien mit Hilfe einer Gütefunktion gemessen und die Trajektorie, die das Kriterium am besten erfüllt, wird ausgewählt und der erste temporäre Sollwert angewandt (Abb. 4). Das Kriterium besteht in diesem Fall darin, geringe Stellgrößenänderungen zu verwenden und den Sollwert  $S^*$  so schnell wie möglich zu erreichen. Dies geschieht durch Minimierung der Gütefunktion

$$J(U) = \sum_{t=T_0}^{T_1} k_1(S(t) - S^*)^2 + k_2 U_1(t)^2 + k_3 T_3(t)^2$$

mit  $U = (U(T_0), \dots ; U(T_1))$ , wobei  $k_1, k_2, k_3$  Gewichtungen der einzelnen Terme darstellen. Durch Einbeziehen der Stellgrößenänderungen  $U(t)$  werden große Stellgrößenänderungen bestraft.  $T(t)$  ist ein Vertrauensindex, der ein Abweichen des Arbeitspunkts vom Arbeitspunkt des trainierten Modells anzeigt. Hiermit werden also Modellunsicherheiten bestraft. Eine starke Gewichtung dieses Koeffizienten führt zum Favorisieren von Lösungen, deren Trajektorie sich nahe am Arbeitspunkt des trainierten Modells befinden.

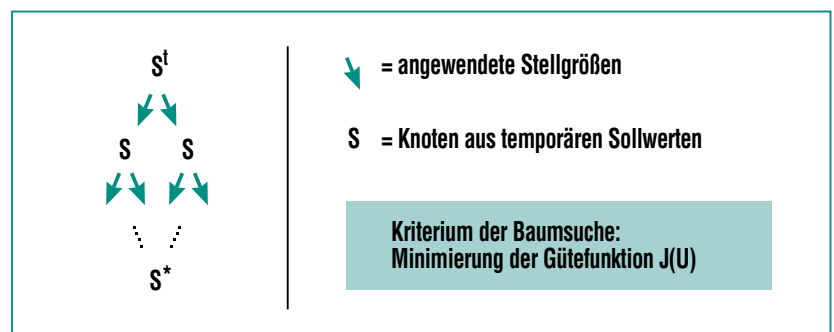


Abb. 4: Schematische Darstellung des Versuchs der Bestimmung einer geeigneten Referenztrajektorie.

Dieses Baumsuchverfahren hat einen exponentiellen Aufwand hinsichtlich der Suchtiefe (Anzahl der Äste). Um dieses Verfahren echtzeitfähig zu machen wurde eine algorithmische Optimierung mit dem A\* Algorithmus [9] implementiert. Die Prozedur A\* ist eine Branch-and-Bound-Suche mit einer Schätzung der verbleibenden Entfernung nach dem Prinzip der dynamischen Programmierung. Wenn die Schätzung der Restentfernung ein unterer Grenzwert der tatsächlichen Entfernung ist, dann ergeben sich aus A\* optimale Lösungen.

Das Finden der optimalen Lösung wird mit A\* erheblich beschleunigt. Falls bis zum Einstellen der neuen Stellgrößen diese noch nicht zur Verfügung stehen, so kann die bis dahin gefundene Lösung verwendet werden. Somit ist die Echtzeitfähigkeit des Verfahrens gewährleistet.

### Validität des Modells

Die Daten zum Training wurden von dem geregelten Prozess entnommen. Daher besitzt das Modell nur eine lokale Gültigkeit um den gefahrenen Arbeitspunkt. Eine andere Regelstrategie – z. B. wegen geänderter Müllzusammensetzung – wird das bestehende Modell für den praktischen Einsatz unbrauchbar machen. Daher wird mit einer Abstandsbestimmung die Ähnlichkeit neuer Daten mit den Trainingsdaten abgeschätzt. Dies kann zur Erstellung eines Vertrauensindex für das Simulationsergebnis genutzt werden, um bei zu großen Abweichungen vom trainierten Arbeitspunkt auf ein anderes Modell zu wechseln.

Um ein über mehrere Arbeitspunkte gültiges Simulationsergebnis zu erhalten, bietet sich der Einsatz von Multi-Modellen an, bei denen jedes einzelne Modell für einen speziellen Arbeitspunkt trainiert wird.

Mit dem entwickelten Prototyp wurde ein on-line Testbetrieb an einer großindustriellen Anlage durchgeführt. Die Ableitung der Eingriffssequenzen konnte eindrucksvoll demonstriert werden, für saisonale Schwankungen der Müllzusammensetzung ist noch ein übergeordnetes Qualitätssicherungskonzept zu realisieren.

Für eine frühzeitige Erkennung der thermographischen Auswirkungen der unterschiedlichen Müllzusammensetzung wird ein System zur Online-Auswertung von Infrarot Kamerabildern entwickelt, aus dem zusätzliche Prozessgrößen generiert werden, die dem gegenwärtigen System eine höhere Vorhersagequalität geben (Siehe folgender Abschnitt) sollen.

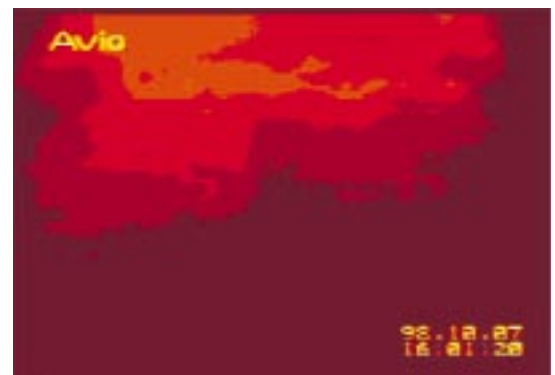
### Infrarot-Bildverarbeitung zur Gewinnung zusätzlicher Prozessgrößen

Eine Hauptursache für die starken Schwankungen im Betrieb von MVAs ist in der sehr heterogenen Zusammensetzung und den unterschiedlichen Eigenschaften des Brennstoffs Müll begründet. Die Dichte und Größe der Müllteile schwankt ständig, so dass aus einem bestimmten, in den Brennraum eingebrachten Müllvolumen nicht auf die eingebrachte Müllmasse geschlossen werden kann. Die Feuchte des Mülls variiert stark, was zu unterschiedlichen Trocknungszeiten

führt. Die chemische Zusammensetzung des Mülls und damit der Heizwert hängt stark von der jeweiligen Müllfraktion (Sperrmüll, Hausmüll etc.) ab. Aus diesen Gründen ändern sich die für eine vollständige Oxidation des Brennstoffs nötige Sauerstoffmenge sowie die bei der Reaktion freiwerdende Energie und damit die Dampfmenge ständig. Um mehr Information über den Zustand der Verbrennung zu erhalten, wurde eine Infrarotkamera mit dem Ziel installiert, aus den Infrarotaufnahmen weitere Merkmale abzuleiten, die als Prozessgrößen gelten.

Die Infrarotkamera ist auf den Verbrennungsrost gerichtet um von dort eine Temperaturverteilung der Verbrennungszonen zu erhalten. Ein spezieller Flammenfilter verhindert störende Überlagerungen von IR-Strahlung aus den Flammen. Abb. 5 zeigt ein IR-Bild mit Sicht auf den Verbrennungsrost.

Eine Zuordnung von gemessener IR-Strahlungsleistung zu Temperaturen kann nur unter der Annahme einer konstanten Emissi-



**Abb. 5: Infrarotaufnahme des Brennbetts. Die Kamera erfasst Temperaturen von 700-1000°C.**

on des Brennmaterials gemacht werden.

Über die IR Kamera lassen sich zusätzliche Parameter zur Situation der Verbrennung auf dem Rost gewinnen. Durch eine Binarisierung lässt sich die brennende Fläche bestimmen. Diese Fläche lässt sich charakterisieren durch folgende Parameter:

- Lage des Brennbetts
- Grad des Zusammenhängens des Brennbetts
- Schiefe des Brennbetts.

Diese Parameter können als zusätzliche Führungsgrößen bei der Regelung der Lage der Hauptverbrennungszone herangezogen werden.

Ergänzend zu einer prädiktiven Regelung kann das Prozessverhalten durch ein frühzeitiges Erkennen von Zustandsänderungen (primär in Form von im kontinuierlichem Betrieb nicht messbaren Heizwertschwankungen) verbessert werden.

Das zeitliche Verbrennungsverhalten wird über eine überwachte Klassifikation analysiert. Hierzu wird ein Müllelement (eine auf dem Rost liegende Müllfraktion) mit der Kamera beobachtet und sein Emissionsverhalten vom Rostanfang bis zum Verlassen des Rostes aufgezeichnet. Dann wird die Luftmenge ermittelt, die für dieses Müllelement insgesamt bereitgestellt wurde. Für jedes Rostsegment gibt es eine individuelle Luftversorgung. Aus den vier Luftversorgungen pro

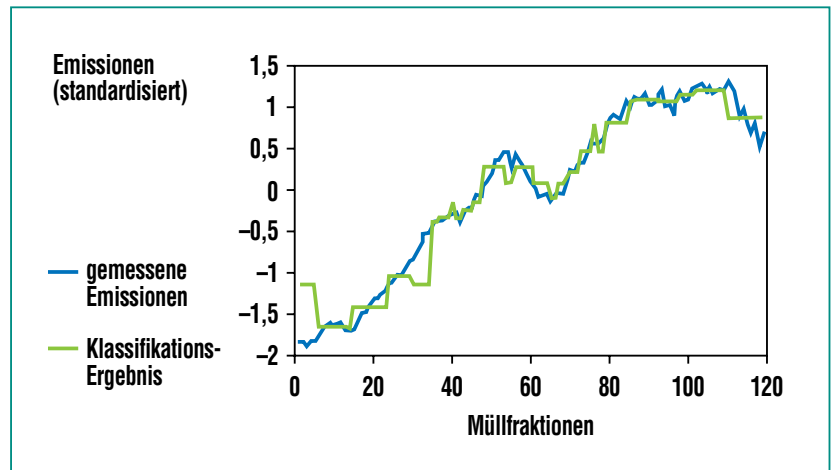


Abb. 6: Emission und Klassifikationsergebnis.

Rosthälfte wird eine Luftverteilung über die Länge des Rostes linear interpoliert.

Es wird angenommen, dass die Massenumsatzrate proportional zur gemessenen IR-Strahlungsintensität ist. Unter Einbeziehung eines Modells, das die Abhängigkeit der Luftzufuhr zur Massenumsatzrate und damit zu den IR-Emissionen beschreibt, wird die Luftzufuhr herausgerechnet. Diese – von den Stellgrößen invariante – Trajektorie wird mit einem Neuronalen Netz klassifiziert. Klassifikationsmerkmal ist hierbei die Gesamtabgabe an IR-Strahlung.

Das Netz soll die funktionale Abbildung aus Merkmalen der Trajektorie und der Gesamtheit der IR-Emissionen für ein Müllelement lernen. Als Merkmale werden der Zeitpunkt der maximalen Verbrennungsintensität, sowie der Betrag der maximalen IR-Intensität, bereinigt um den Einfluss der Luftzufuhr verwendet. Es werden also Paare gesammelt  $((x,y)_{max}, f E(x)dx)$ . Abb. 6 zeigt

für 120 Müllelemente die tatsächlich abgegebenen IR-Emissionen und die durch überwachte Klassifikation gefundenen Klassenzugehörigkeiten.

Als Klassifikator diente ein Counterpropagation Netz mit 25 Neuronen, wobei jedes Neuron eine Klasse definierte. Aufgrund des bislang zur Verfügung stehenden geringen Messumfangs muss die Klassifikation noch auf einer größeren Messreihe validiert werden.

**Maschinelle Modellierung zur automatischen Ableitung kausaler verhaltensorientierter Systembeschreibungen**

Während Informationsverarbeitung mit Neuronalen Netzen auf subsymbolischer Ebene (unter Verarbeitung numerischer Daten) abläuft, befassen sich symbolische Lernverfahren mit der expliziten Generierung und Verarbeitung von Regeln.

Aus der Sicht des (symbolischen) Maschinellen Lernens ist die automatische Modellbildung unter die Kategorie „Lernen durch Beobachtung und Entdeckung“ einzuordnen und stellt damit eine extrem schwierige Lernaufgabe dar.

Dies beginnt bereits damit, dass nicht klar ist, welches die zu betrachtenden Basismerkmale sind, d.h. auf welcher Grundlage der Computer überhaupt nach Zusammenhängen suchen soll. Geht man am besten von einzelnen Messwerten, von Messwertintervallen, von ganzen Messwertreihen oder geeigneten aggregierten Größen als Attributen aus? Damit besteht die erste Aufgabe eines automatischen Modellierungssystems in der Erzeugung einer geeigneten symbolischen Repräsentation der gemessenen Größen (Definition der Merkmale), die dann die Grundlage für die gewünschte Analyse und Regelgenerierung darstellt. Dieser Übergangsschritt von der numerischen zur symbolischen Form ist ein wesentlicher Unterschied gegenüber der Suche nach implizitem Wissen in Datenbanken (knowledge discovery in databases, data mining) dar.

Des Weiteren ist bei der Modellierung eines dynamischen Systems die Zeit als wichtiger Parameter zu berücksichtigen. Dies bedeutet, dass Beziehungen zwischen verschiedenen Systemgrößen nicht statisch sind, sondern verschiedenartige, zustandsabhängige Beeinflussungen mit gewissen Zeitverzögerungen anzunehmen sind. Da die Berücksichtigung der gesamten Vergangenheit in jedem Trainingsbeispiel

aus Komplexitätsgründen unmöglich ist, müssen typische, relevante Situationen mit ihrer relevanten Vergangenheit ausgewählt und klassifiziert werden. An dieser Stelle kommt erschwerend hinzu, dass kein Lehrer zur Verfügung steht, der dies leisten könnte. Das Lernen geschieht vielmehr unüberwacht.

### Das C<sup>3</sup>R-System

Aufgrund der eben genannten Probleme bei der direkten Anwendbarkeit vorhandener Verfahren wurde ein mehrstufiges System entwickelt, das im folgenden vorgestellt wird.

Die maschinelle Modellierung von Prozessabhängigkeiten im C<sup>3</sup>R-System (Childrens Cognitive Learning for Causal Reasoning about Dynamic Systems, Keller u. a. [3]), in dessen Entwicklung auch elementare Ergebnisse kognitionspsychologischer Experimente eingingen, zeichnet sich durch die Kombination von symbolischen (Maschinelles Lernen), subsymbolischen (analog neuronalen Netzen) und rein numerischen (Clustering) Verfahren aus.

Als Eingabe in das C<sup>3</sup>R-System dienen Zeitreihen der gemessenen Größen oder direkt Muster von beobachtbaren Größen aus dem (technischen) System. Das System besitzt mehrere adaptive dynamische Systemparameter, für die Initialisierungswerte eingegeben werden können. Die Ausgabe des C<sup>3</sup>R-Systems besteht aus einer Visualisierung der erkannten kausalen Abhängigkeitsbeziehungen in Form eines (gerichteten) Kausalitätsgraphen und

eine Darstellung der funktionalen Abhängigkeitsbeziehungen durch eine Menge unscharfer bereichsweiser Transformationsregeln.

## Ergebnisse

Ergebnisse wurden aus Beispieldaten der halbtechnischen Versuchsanlage TAMARA zur thermischen Abfallbehandlung abgeleitet. Ein Ergebnis war das dynamische Übergangsverhalten von Prozessgrößen; nach der Verringerung der Gesamt-Müllmasse ergab sich eine Zunahme der O<sub>2</sub>-Rohgas-Konzentration. Dieser Zusammenhang ist durchaus plausibel, denn wird weniger Müll verbrannt, so wird auch weniger Sauerstoff verbraucht, folglich steigt die Sauerstoffkonzentration im Rohgas. Im folgenden wird eine andere vom System maschinell abgeleitete Regel wiedergegeben, die angibt, dass die Abgastemperatur bei abnehmender Müllmasse sinkt. Die Angaben in eckigen Klammern geben die Wertebereiche an, in denen die Größen liegen:

**WENN** Müllmasse<sub>Gesamt</sub> in [253,4; 270,5]

**UND** Veränderung = Abnahme nach [235,4; 252,2] innerhalb von 50,6 ± 20,5 Sekunden

**UND** Abgastemperatur in [941,7; 988,7]

**DANN** Veränderung = Abnahme nach [930,1; 971,4] mit einer Verzögerung von 540.0 ± 24,5 Sekunden, innerhalb von 335,0 ± 26,9 Sekunden.

Vertrauensgrad: 0,667.

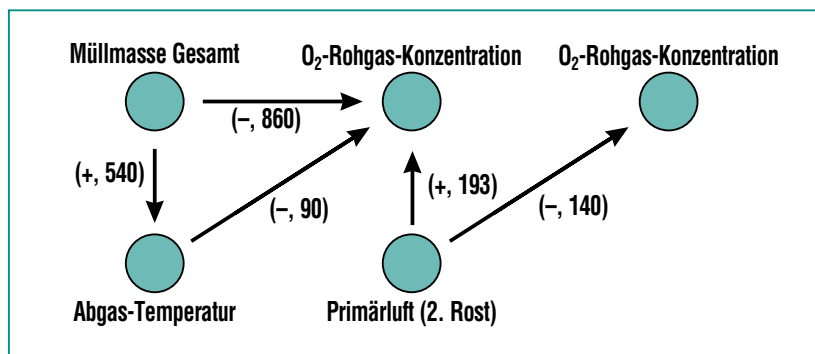


Abb. 7: Kausalitätsgraph.

Alle abgeleiteten Zusammenhänge werden in einem Kausalitätsgraphen (Abb. 7) visualisiert. Die Kanten dieses Kausalitätsgraphen sind durch eine qualitative Beschreibung des Veränderungsverhaltens (gleichartig +, gegenläufig -) und durch die abgeleitete Verzögerungszeit gewichtet.

Die abgeleiteten Ergebnisse stimmen mit den bekannten Abhängigkeiten überein:

- Die Gesamt-Müllmasse und die Primärluft sind exogene Größen.
- Die Abgas-Temperatur, die O<sub>2</sub>- und CO<sub>2</sub>-Rohgas-Konzentrationen sind endogene Größen.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass die vom C<sup>3</sup>R-System beispielhaft erkannten Beziehungen die Leistungsfähigkeit maschineller Lernverfahren in der

automatischen Ableitung von Prozesszusammenhängen zeigen. Auf diese Weise abgeleitete Regeln können als Wissensbasis für eine effizientere und umweltorientierte Prozessführung genutzt werden.

### Zusammenfassung und Ausblick

Die Anwendung von Verfahren der Maschinellen Intelligenz in regelungstechnischen Anwendungen ermöglicht eine neue Qualität in der Automatisierung komplexer Prozesse. Die praktischen Ergebnisse zeigen darüber hinaus einen deutlichen finanziellen Nutzen. Allerdings erfordert der Einsatz dieser Verfahren sowohl ein fundiertes Know-how im Anwendungsbereich als auch in der zu Grunde liegenden Theorie der eingesetzten Verfahren.

### Begriffserläuterung

#### Branch-and-Bound-Suche

(Verzweige und begrenze) Suchverfahren nach dem günstigsten Weg unter Einbeziehung der Kosten des bisherigen Weges. Ist ein Weg samt seiner Kosten bekannt, werden Alternativwege nur noch betrachtet, wenn die Kosten des neuen Teilweges kleiner sind als die Gesamtkosten des bereits gefundenen Weges.

#### Clustering

Unterteilung von Datensätzen in Gruppen

#### Feedback Regelung

Aus dem Vergleich der Führungsgröße (Sollwert) mit der fortlaufend erfassten Regelgröße (Istwert) wird ein Stellgriff (Veränderung der Stellgröße) im Sinne einer Angleichung der Regelgröße an die Führungsgröße vorgenommen.

#### Counter-propagation

Typ eines Neuronalen Netzes mit lokal konstanter Repräsentation

#### Führungsgröße

Größe, welche den Sollwert für die Regelgröße vorgibt.



---

**Regelgröße** Prozessgröße, deren Wert durch Regelungseingriffe der Führungsgröße angeglichen werden soll.

---

**Fuzzy Control** Art einer Regelung, bei welcher der Regelalgorithmus auf Fuzzy Logik basiert. Die Vorgehensweise erfolgt meist in einem dreistufigen Verfahren: Fuzzyfizierung, Inferenz und Defuzzyfizierung.

---

**Fuzzy Logik** Konzept und Methoden zur Verarbeitung unscharfen Wissens anhand unscharfer Mengen.

---

**Gradientenabstiegsverfahren** Iteratives Optimierungsverfahren, das die Differenzierbarkeit einer Fehlerfunktion ausnutzt, um sich sukzessive einem Optimum anzunähern.

---

**Gütefunktion** Funktion zur Bewertung der Qualität einer Lösung.

---

**Linguistische Variable** Größe, deren Werte keine Zahlen (wie bei deterministischen Variablen) oder Verteilungen (wie bei Zufallsvariablen), sondern sprachliche Konstrukte (Terme) sind. Zur Verarbeitung der linguistischen Variablen, deren Werte (Terme) durch Wörter der Umgangssprache (wie: hoch, tief, mittel) definiert sind, werden pro Term (z.B. mittel) jeweils durch eine unscharfe Menge (Fuzzy Set) dargestellt.

---

**Maschinelle Intelligenz** Subsummierung der auf einem Rechner einsetzbaren Verfahren und Konzepte zur Simulation von Problemlösungsfähigkeiten.

---

**Maschinelles Lernen** Bereich, der sich mit der automatischen Ableitung (induktiv/deduktiv) von Wissen beschäftigt.

---

---

**(Künstliches) neuronales Netz** Technische Realisierung biologisch motivierter Modelle des Zentralnervensystems zur Informationsverarbeitung in technischen Anwendungen. Kennzeichen sind lernfähige, verteilte, parallele Strukturen aus einfachen Elementen, den Neuronen.

---

**prädiktive Regelung** Regelung unter Einsatz einer vorhersagenden Komponente (Prognose) zur besseren Abschätzung der dynamischen Effekte der Regeleingriffe

---

**subsymbolische Informationsverarbeitung** Informationsverarbeitung, deren Grundidee das Auflösen der Symbole durch Repräsentation von Attributen bzw. deren Werten zur Beschreibung der Objekte einer Anwendungswelt. Verarbeitung durch verteilte Repräsentation auf Mikrostrukturen auf Basis primitiver Verarbeitungseinheiten (Neuronen).

---

**symbolische Informationsverarbeitung** Methode, bei der eine schrittweise und nachvollziehbare Abarbeitung eines expliziten Algorithmus (Wissensrepräsentation mit explizitem Objektbezug) zum Ziel führt.

---

**Trajektorie** Zeitlicher Verlauf eines Vektors im Zustandsraum, zeitliche Abfolge der Werte einer Zustandsgröße über einen anderen Parameter.

---

**Zugehörigkeitsfunktion** Bestimmt den Wert der Terme einer linguistischen Variablen. In der klassischen Mengenlehre gibt es nur zwei Werte der Mengenzugehörigkeit, nämlich 0 oder 1. Die Zugehörigkeitsfunktion liefert kontinuierliche Werte einer Mengenzugehörigkeit, und beschreibt somit eine unscharfe Menge.

---

---

---

## Literatur

- [1] B. Müller, H. Keller,  
*Proc. of the Internat. Conf. On  
Engineering Applications of  
Neural Networks (EANN '96),  
London, GB, June 17-19, 1996,  
S. 87 - 90.*
- [2] H. Keller, B. Müller,  
*Mess- und Automatisierungs-  
technik: Kongress, Baden-  
Baden, 10.-11. Sept. 1996,  
Düsseldorf: VDI-Verlag, 1996,  
S. 669-74, (VDI-Berichte; 1282).*
- [3] H. B. Keller, A. Fick,  
*KI, Sonderheft KI und Umwelt,  
Heft 2/98*
- [4] T. Behrendt,  
*„Thermodynamische Model-  
lierung des Betriebsverhaltens  
von Hausmüllverbrennungs-  
anlagen am Beispiel TAMARA“.  
VDI Fortschrittberichte. Reihe 15,  
Umwelttechnik. Nr. 99. 1993.*
- [5] Thome-Kozmiensky  
*„Thermische Abfallbehandlung“,  
EF- Verlag für Energie und  
Umwelttechnik GmbH,  
Berlin 1994*
- [6] [http://www.itas.fzk.de/  
deu/projekt/achte\\_97.htm](http://www.itas.fzk.de/deu/projekt/achte_97.htm)
- [7] E. Kugele, H. Keller, F. Albert,  
*„Verbesserung der Prozess-  
führung von Müllverbrennungs-  
anlagen“ Primärbericht,  
Kernforschungszentrum  
Karlsruhe, 1993.*
- [8] H. B. Keller, W. Albert,  
*S. 15-17, Wasser&Boden, 6/97*
- [9] Winston, H. Patrick,  
*„Artificial intelligence“  
Addison-Wesley, 1984.*