Optimierung der Prozessführung komplexer verfahrenstechnischer Prozesse mit Support Vector Machines

Christian Kühnert, Justus Minx, Dr. Thomas Bernard, Dr. Helge-Björn Kuntze, Fraunhofer IITB, Karlsruhe

Kurzfassung

Industrielle Produktionsprozesse sind häufig hinsichtlich mehrerer unterschiedlicher Gütekriterien zu optimieren (z.B. Kosten, Qualität, Energie- und Rohstoffverbrauch). Eine multikriterielle Optimierung der Prozessführung ausschließlich auf der Grundlage von physikalisch motivierten analytischen Modellen ist in den meisten Fällen sehr zeitaufwändig und damit kostenintensiv. Da in der Regel umfangreiche historische Prozessdaten vorliegen, bietet es sich an, die Optimierung alternativ dazu auf der Grundlage geeigneter Data-Mining-Methoden durchzuführen. Sie sind in der Lage, aus großen Datenmengen charakteristische Prozessführungsmuster zu identifizieren und hinsichtlich ihres Beitrages zur Prozessoptimierung zu klassifizieren. Im vorliegenden Beitrag wird hierzu ein neuartiges Konzept vorgestellt, welches im Rahmen des Fraunhofer-Verbundprojektes PRODAMI entwickelt wurde. Es basiert auf der Methode der Support Vector Machines (SVM). Es werden aus einem Merkmalspool automatisiert relevante Merkmale der Prozessgrößen bezüglich einer frei wählbaren Gütefunktion selektiert. Außerdem wird ein Modell generiert, mittels dem optimale Werte der relevanten Merkmale berechnet werden können. Die Leistungsfähigkeit des Data-Mining-Konzeptes wird anhand eines realen industriellen Batchprozesses demonstriert.

Abstract

In general industrial processes have to be optimized due to several performance criteria (e. g. costs, quality, energy and raw material consumption). As the development of physical models for many processes is difficult and time consuming an alternative approach consists in using the process data, which is usually available for numerous productions, for process optimization.

To reveal the information from process data, a relatively new attempt is the use of data mining methods for pattern analysis in production processes. As process data is generally available as time series, a crucial question is how to generate and find significant features from the measured data. Traditional ways of finding these features need plenty of knowledge

about the underlying process. In this paper we propose a new automated feature extraction and ranking methodology based on Support Vector Machines for Regression (SVR). Furthermore a model of the quality parameter in terms of the relevant features is derived within the algorithm and the model can finally be used to find an optimal control pattern. The proposed concept is applied to a real world industrial batch process.

1 Einleitung

Die wachsende Komplexität automatisierter Produktionsanlagen und immer schnellere Produktzyklen haben zur Folge, dass die physikalisch-technische Interpretation, die Analyse und Bewertung von Fehlentwicklungen (z. B. Qualitätsmängel, mangelhafte Energie- oder Materialausbeute) sowie die Optimierung von Prozessen immer schwieriger und zu ungezielt vollzogen werden. Zwar stehen durch den zunehmenden Automatisierungsgrad der Anlagen immer größere Mengen an Sensor- und Anlagendaten zur Verfügung, für deren produktionsspezifische Aufbereitung und Interpretation gibt es jedoch kaum echtzeitfähige Werkzeuge und Modelle.

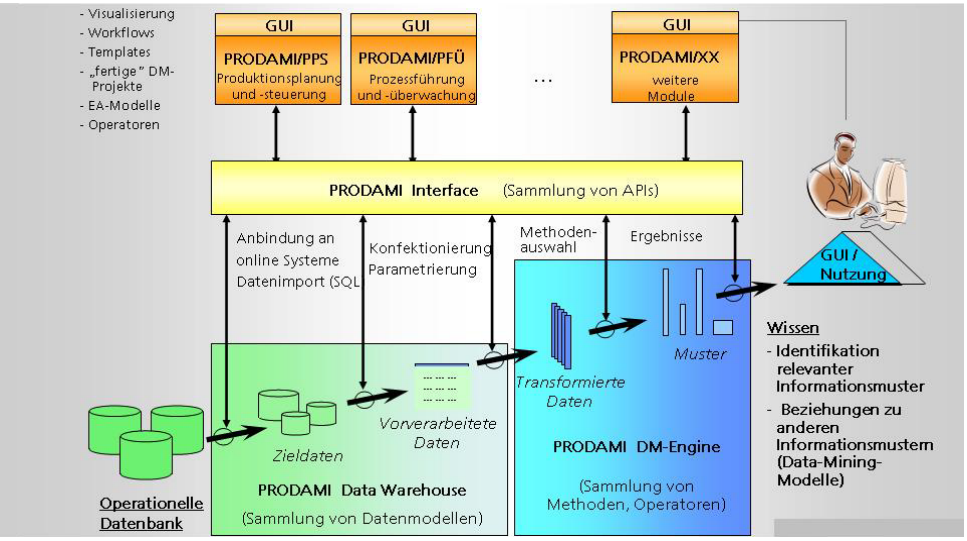

Bild. 1: Systemarchitektur der PRODAMI-Suite [1]

Ziel eines laufenden internen Verbundvorhabens PRODAMI [7] der Fraunhofer-Gesellschaft besteht daher in der Entwicklung eines modularen Systems von Data-Mining-Werkzeugen (PRODAMI-Suite) zur Generierung von entscheidungskonzeptfähigem Wissen für zeitkritische Überwachungs-, Planungs- und Regelungsaufgaben in verschiedenen Bereichen der Stückgutfertigung und Prozessindustrie. Die PRODAMI-Suite (Bild 1), die sich an der generischen Workflow-Architektur von Fayyad orientiert, passt sich an heterogene Daten- und Kommunikationsstrukturen des Produktionsumfeldes flexibel an.

Ein wesentliches Problem für den erfolgreichen Einsatz von Data-Mining-Verfahren [12] stellt die Auswahl relevanter Merkmale aus der Vielzahl der zur Verfügung stehenden Prozessdaten dar. Der Erfolg einer Data-Mining-Analyse hängt wesentlich von der Qualität der zur Verfügung stehenden Merkmale ab, sodass das automatisierte oder zumindest halbautomatisch unterstützte Herausfinden signifikanter Merkmale von besonderer Bedeutung ist.

Zur automatischen Merkmalsgenerierung aus Zeitreihen gibt es prinzipiell unterschiedliche Vorgehensweisen [9]. Zum einen bietet es sich an, physikalisch plausible Kenngrößen der Zeitreihen heranzuziehen (z. B. Maxima, Minima, Mittelwert, Steigungswerte). Zum anderen können rein mathematisch motivierte Merkmale verwendet werden (z. B. Parameter von Regressionsmodellen). Da nicht alle dieser zunächst relativ willkürlich erzeugten Merkmale eine aussagekräftige Bedeutung für den zu optimierenden Prozess haben, werden mittels einer Merkmalsreduktion irrelevante und redundante Merkmale entfernt. Neben einer Verbesserung des Lernprozesses führt dies zudem zu einem besseren Verständnis des zu optimierenden Prozesses.

In dem vorliegenden Beitrag werden zur automatisierten nichtlinearen Merkmalsauswahl Support Vector Machines for Regression herangezogen. Daher werden in Abschnitt 2 einige Grundlagen zu dieser Methode eingeführt. Das neue Konzept zur Identifikation optimaler Prozessführungsmuster wird in Abschnitt 3 vorgestellt und letztendlich wird das vorgeschlagene Konzept zur automatischen Merkmalsreduktion zur Optimierung der Anfahrphase eines industriellen verfahrenstechnischen Glasziehprozesses angewandt und untersucht (siehe Abschnitt 4).

2 Support Vector Machines for Regression (SVR)

Im Folgenden werden einige Grundlagen zur Theorie von *Support Vector Machines for Regression* (SVR) eingeführt [3], [11]. Ein Vorteil dieser Methode ist der Einsatz von sogenannten *Kernelfunktionen*. Mittels dieser Funktionen werden nichtlineare Transformationen durchgeführt. Damit wird erreicht, dass zuvor nichtlineare Zusammenhänge linear dargestellt und somit auch mit linearen Methoden erkannt werden können.

Ziel der SVR ist das Auffinden der folgenden Regressionsfunktion $f(\vec{x})$:

$$f(\vec{x}) = \left\langle \vec{\omega}, \vec{x} \right\rangle + b \tag{1}$$

mit $\vec{\omega} \in X, b \in R$ und $\left\langle \cdot, \cdot \right\rangle$ definiert als Skalarprodukt und $X = R^M$. Der Vektor M beschreibt die Anzahl der extrahierten Merkmale.

Die Funktion $f(\vec{x})$ sollte höchstens den Abstand ε vom tatsächlichen Wert q haben und so flach wie möglich sein. Flachheit in diesem Falle bedeutet, dass die euklidische Norm für den Parameter $\|\vec{\omega}\|^2$ minimiert wird. Da kleine Werte von ε zu unlösbaren Bedingungen führen können, werden zusätzlich Schlupfvariablen $\xi, \hat{\xi}$ eingeführt In unserem Falle sind diese folgendermaßen definiert:

$$\xi, \hat{\xi} = \begin{cases} 0 & \text{if } |\xi|, \left|\hat{\xi}\right| \le \varepsilon \\ |q - f(\vec{x})|^2 & \text{sonst} \end{cases} \tag{2}$$

Als Gewichtsfaktor der Schlupfvariablen wird der Faktor C verwendet
Dies führt zu folgendem Optimierungsproblem, welches mittels Lagrange Theorie gelöst werden kann:

$$\min_{w,b,\xi,\hat{\xi}} \quad \frac{1}{2}\|\omega\|^2 + C\sum_{i=1}^{N}(\xi_i^2 + \hat{\xi}_i^2) \tag{3}$$

bezüglich
$$f(x_i) - q_i \le \varepsilon + \xi_i$$
$$q_i - f(x_i) \le \varepsilon + \hat{\xi}_i$$
$$\xi_i, \hat{\xi}_i \ge 0$$

Die Lösungen ergeben sich folgendermaßen, wobei $(\alpha_i, \hat{\alpha}_i)$ die Lagrange-Multiplikatoren sind und *N* die Anzahl der Produktionen beschreibt.

$$\vec{\omega} = \sum_{i=1}^{N}(\alpha_i - \hat{\alpha}_i)\vec{x}_i \tag{4}$$

$$b = \begin{cases} q_i - \langle \vec{\omega}, \vec{x}_i \rangle - \varepsilon & \text{for } \alpha_i > 0,\ i = 1,..., N \\ q_i - \langle \vec{\omega}, \vec{x}_i \rangle + \varepsilon & \text{for } \hat{\alpha}_i < 0 \end{cases} \tag{5}$$

Die Kombination von (4) und (5) führt schließlich zu folgender Lösung für $f(\vec{x})$:

$$f(\vec{x}) = \sum_{i=1}^{N}(\alpha_i - \hat{\alpha}_i)\langle \vec{x}_i, \vec{x} \rangle + b \tag{6}$$

Die Funktion $f(\vec{x})$ hängt somit nur vom Skalarprodukt $\langle \vec{x}, \vec{x}_i \rangle$ der Messwerte $\vec{x}$ ab. Dies bedeutet somit, dass Kernelfunktionen zur Projektion in einen höherdimensionalen Raum eingesetzt werden können, da eine Berechnung sonst zu rechenintensiv wäre. In dem hier vorliegenden Fall werden nur Gauss-Kernel betrachtet (da diese in der Praxis gute Ergebnisse erzielen), welche folgendermaßen definiert sind:

$$k(\langle \vec{x}_i, \vec{x} \rangle) = e^{\frac{-\|\vec{x}_i - \vec{x}\|^2}{2\sigma^2}} \tag{7}$$

Dies führt zu der folgenden Gleichung zur Berechnung einer Regressionsfunktion:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N} (\alpha_i - \hat{\alpha}_i) k(\langle \vec{x}, \vec{x}_i \rangle) + b \tag{8}$$

3 Konzept zur Identifikation optimaler Prozessführungsmuster

Die automatische Erfassung einer relevanten Anzahl von Merkmalen und die letztendliche Berechnung eines SVR Modells erfolgen durch den in Bild 2 dargestellten Entwurfsprozess. Zuerst werden die Rohdaten des Prozesses vorverarbeitet. Daraufhin werden in einem nächsten Schritt Merkmale halbautomatisch ausgewählt, bezüglich der definierten Qualitätsfunktion gewichtet und schlussendlich mit den relevanten Merkmalen ein SVR-Modell erzeugt. Diese Schritte werden im Folgenden näher erläutert.

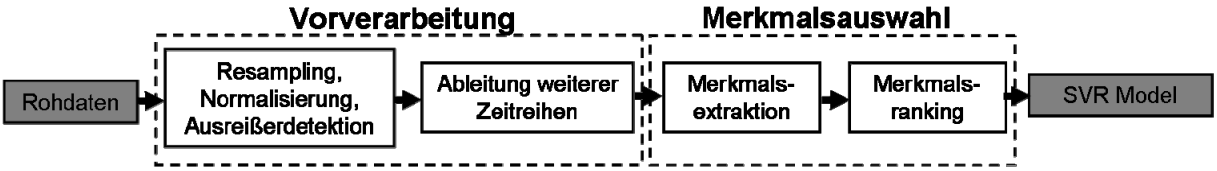

Bild. 2: Automatisierter Entwurfsprozess von Rohdaten zur Erzeugung eines SVR Models

3.1 Vorverarbeitung

Die Vorverarbeitung ist ein entscheidender Schritt für die spätere Merkmalsauswahl und Modellbildung, da die Datenqualität für die Anwendung von Data-Mining-Methoden essentiell ist. Dieser Schritt dient dazu, das Signal zu Rausch Verhältnis der Daten zu verbessern und die Datenmenge zu reduzieren [8].

Die Signalvorverarbeitung lässt sich in zwei Schritte unterteilen. Zuerst werden die Daten resampled und tiefpassgefiltert und Ausreißer werden aus den Daten entfernt.

Da in den Prozessdaten Informationen versteckt sein können, welche anhand der originalen Daten nicht erkannt werden können (beispielsweise schnelle Schwankungen oder große Steigungen) werden weitere Zeitreihen erzeugt. Dies beinhaltet das Berechnen von Ableitungen sowie das Berechnen von Kombinationen verschiedener Prozessdaten (z. B. Subtraktion oder Summation von zwei Zeitreihen)

3.2 Merkmalsauswahl

Der Bereich der Merkmalsselektion lässt sich ebenfalls in zwei Teilbereiche unterteilen. Zuerst erfolgt die eigentliche Merkmalsextraktion. Hierbei werden Merkmale aus den

einzelnen vorverarbeiteten Zeitreihen extrahiert. Hierbei kann es sich um physikalisch plausible oder mathematisch erzeugte Merkmale handeln [4]. Des Weiteren können diese Merkmale eine komplette Zeitreihe charakterisieren, aber auch nur ein Segment einer Zeitreihe. Ein Splitten der Zeitreihen kann anhand von A priori Wissen eingebracht werden, oder durch vordefinierte Zeitfenster.

Daraufhin erfolgt das eigentliche Merkmalsranking. Da dies ein wesentlicher Schritt zum Finden von günstigen Prozessmustern ist, ist dieser Schritt detaillierter in Abbildung 3 dargestellt. Auf die dort dargestellten Punkte wird in größerem Detail im Folgenden eingegangen.

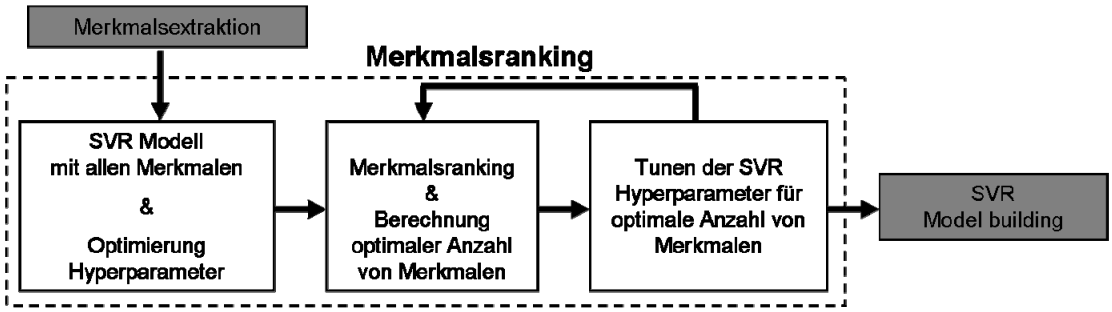

Bild. 3: Berechnung eines SVR Modells anhand zuvor extrahierter Merkmale

3.2.1 SVR Modellbildung mit allen Merkmalen und Optimierung der Hyperparameter

Die in Abschnitt 2 dargestellten Hyperparameter C und σ haben einen entscheidenden Einfluss auf das spätere Merkmalsranking. Daher werden diese unter Einfluss aller extrahierten Merkmale mittels eines Grid-search-Algorithmus optimiert. Das heißt, es werden für verschiedene Werte von C und von σ SVR Modelle berechnet und diese mittels einer 10-fach gefalteten Crossvalidierung überprüft. Dies bedeutet, zum Trainieren des Modells werden 9/10 der Daten verwendet und 1/10 der Daten wird fürs Testen eingesetzt. Dies geschieht je Modell zehnmal, sodass jeder Datensatz genau einmal zum Testen eingesetzt wurde. Der Mittelwert der Testergebnisse ergibt letztendlich die Qualität des Modells.

3.2.2 Merkmalsranking und Elimination redundanter Merkmale

Viele zuvor extrahierte Merkmale sind redundant zueinander oder irrelevant bezüglich der zuvor definierten Qualitätsfunktion. Daher wird ein Merkmalsranking durchgeführt, welches speziell diese Merkmale filtert und nur eine kleine Anzahl tatsächlich relevanter Merkmale ausgibt.

Wie zuvor beschrieben, bedeutet die Berechnung einer SVR die Berechnung von Lagrange Multiplikatoren $(\alpha, \hat{\alpha})$, um eine Regressionsfunktion zu beschreiben. Hier gilt, dass Multiplikatoren mit einem großen Wert auch einen großen Einfluss auf die berechnete

Regressionsfunktion haben. Daher können diese Multiplikatoren zum Ranking der einzelnen Merkmale eingesetzt werden.

Das erfolgt durch die Definition der folgenden Gewichtsfunktion [10], welche die Summe der einzelnen Lagrange Multiplikatoren von 1 bis *N* ist:

$$G(\alpha\ ,\hat{\alpha}) = \sum_{i=1}^{N} (\alpha_i + \hat{\alpha}_i) \tag{9}$$

Mittels eines Backward-selection-Algorithmus werden diese Merkmale schließlich gerankt. Dazu wird zuerst die Funktion $G(\alpha, \hat{\alpha})$ unter Berücksichtigung aller Merkmale berechnet. Daraufhin wird jeweils ein Merkmal entfernt und die Gewichtsfunktion erneut berechnet. Das Merkmal, welches dazu führt, dass die Funktion $G(\alpha, \hat{\alpha})$ maximal wird, wird entfernt, da dies bezüglich des SVR Models das unwichtigste Merkmal ist.

Hierbei verbleibt allerdings die Frage, welche Anzahl an Merkmalen tatsächlich notwendig ist um den Prozess zu beschreiben. Hierzu wird eine weitere Verlustfunktion, in diesem Fall der sogenannte Final Prediction Error (FPE), definiert. Dieser ergibt sich nach folgender Gleichung [5]:

$$FPE(p) = \hat{\sigma}^2 (1 + \frac{p}{M}) \tag{10}$$

p beschreibt hierbei die Anzahl der betrachteten Merkmale und $\hat{\sigma}^2$ die Varianz welche sich aus der geschätzten und der tatsächlichen Qualitätsfunktion ergibt. Die geschätzte Varianz wird mit der zunehmenden Anzahl an Merkmalen abnehmen, allerdings wirkt die Anzahl an verwendeten Merkmalen p als Bestrafungsfaktor, was dazu führt, dass das Minimum des FPE die letztendliche Anzahl an verwendeten Merkmalen ergibt.

3.2.3 Optimierung der SVR Hyperparameter für die relevanten Merkmale

Da die Hyperparameter unter Verwendung aller Merkmale optimiert wurden, ist die nach einem Schritt berechnete Anzahl an Merkmalen in der Regel noch zu groß und beinhaltet noch immer irrelevante oder redundante Merkmale.

Daher werden Parameter C und σ mittels eines weiteren Grid-Search Algorithmus und nur unter Berücksichtigung der zuvor ausgewählten Merkmale optimiert.

Diese Vorgehensweise wird solange wiederholt, bis das Verfahren gegen eine bestimmte Anzahl an Merkmalen konvergiert. Die letztendliche Anzahl Merkmale sowie das SVR-Modell werden schließlich zur Analyse und Optimierung des unterliegenden Prozesses verwendet. Das Verfahren wird im Folgenden anhand eines realen rheologischen Glasziehprozesses dargestellt.

4 Anwendung des Konzeptes zur Optimierung eines komplexen Batchprozesses

Das Konzept wird zur Optimierung der Anfahrphase eines komplexen rheologischen Batchprozesses [1] angewandt. Bei dem Prozess wird ein Glaszylinder mit der Heizleistung P_{oven} auf die Temperatur ϑ_{oven} aufgeheizt (Bild 4). Der Glaszylinder wird langsam durch den Ofen gefahren, wobei er mit der Geschwindigkeit v aus dem Ofen herausgezogen wird. Ziel der Prozessführung in der Anfahrphase des Batchprozesses ist es, in möglichst kurzer Zeit den nominalen Durchmesser D_{soll} des Glasrohres zu erreichen. Der Prozess zeigt ein stark nichtlineares Verhalten aufgrund des dominierenden Einflusses von Strahlungsaustausch sowie ein zeitvariantes Verhalten aufgrund der von Produktion zu Produktion schwankenden Ofeneigenschaften. Als Güteindex wird der Ausschuss während der Anfahrphase des Batchprozesses herangezogen. Das Ziel besteht darin, die relevanten Merkmale aus den Zeitverläufen der von v, ϑ_{oven}, P_{oven} sowie der Temperatur ϑ_{glass} des Glases unterhalb des Verformungsbereiches zu ermitteln.

Der betrachtete industrielle Batchprozess wird dazu eingesetzt Glasrohre aus dickwandigen Rohzylindern zu ziehen. Der prinzipielle Aufbau ist hierzu in Bild 4 dargestellt.

Die Rohzylinder werden mit einer langsamen Geschwindigkeit oberhalb in den Ofen befördert und mit einer höheren Geschwindigkeit v unterhalb des Ofens wieder herausgezogen. Hierzu wird der Ofen mit der Heizleistung P_{oven} auf die Temperatur ϑ_{oven} aufgeheizt. Der letztendlich gewünschte Durchmesser des Glasrohres wird durch die Abzugsgeschwindigkeit v und die Temperatur ϑ_{oven} mittels einem hierarchischem Regelungskonzept geregelt [2]. Zusätzlich wird die Temperatur des Glases durch den Parameter ϑ_{glass} kontrolliert.

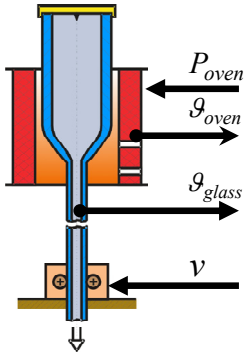

Bild. 4: Industrieller Batchprozess. Die verwendeten Prozessparameter zur Merkmalserzeugung und Modellbildung sind P_{oven}, ϑ_{oven}, ϑ_{glass} und v.

Der unterliegende Prozess zeigt eine stark nichtlineares Verhalten aufgrund der Abstrahlungseffekte des Glases und zudem ein zeitvariantes Verhalten aufgrund von Ablagerungseffekten im Ofen nach mehreren Produktionen.

4.1 Definition des Güteindex

Als Güteindex wird das gezogene kumulierte Verlustvolumen des Glasrohres, welches nicht verwendet werden kann, definiert. In Abbildung 5 ist hierzu exemplarisch der Verlauf einer Produktion mit den untersuchten Prozessparametern über dem Verlustvolumen aufgetragen. Das kumulierte Verlustvolumen ergibt sich, bis der Glasdurchmesser ein zuvor definiertes Toleranzband erreicht (in Bild 5 die vertikale Linie).

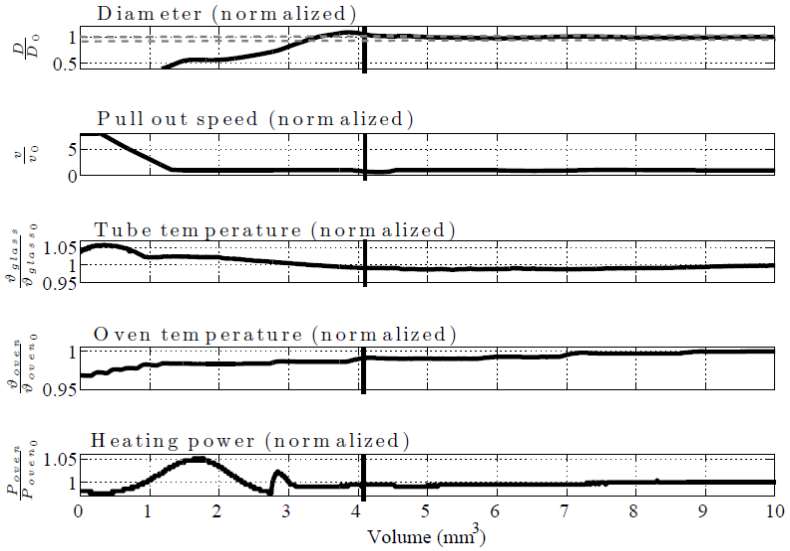

Bild.5: Exemplarischer Verlauf einer Produktion. Die vertikale Linie zeigt die Eintrittstelle in das Toleranzband

Das vorgeschlagene Konzept wird im Folgenden dazu verwendet, die relevanten Merkmale aus den Prozessgrößen $P_{oven}, \vartheta_{oven}, \vartheta_{glass}, v$ bezüglich des definierten Güteindexes zu bestimmen.

4.2 Untersuchter Produktionsdatensatz

Insgesamt werden zur Analyse 600 Produktionen verwendet. Wie zuvor beschrieben, werden die gemessenen Prozessdaten tiefpassgefiltert, Ausreißer werden entfernt und zudem wird Zeitreihe in zwei Segmente unterteilt. Der Unterteilungspunkt an der Stelle definiert, an der der Durchmesser des Glasrohres in das Toleranzband eintritt (siehe Bild 5).

Von diesen Zeitreihen wird nun automatisch ein Merkmalssatz erzeugt. Hierzu werden die Zeitreihen zweimal abgeleitet sowie von jeder Zeitreihe das Minimum, Maximum, die Fluktuation (Maximum – Minimum) sowie die linearen Regressionskoeffizienten berechnet (Gradient und Verschiebung).
Insgesamt werden hierdurch je Produktion insgesamt 216 Merkmale erzeugt. Daraufhin wird der Datensatz in einen Trainingssatz mit 400 Produktionen und einen Testdatensatz von 200 Produktionen unterteilt.

4.3 Ergebnis des angewendeten Verfahrens

Das Resultat der berechneten Merkmale ist in Tabelle 1 dargestellt. Letztendlich wurden aus den zuvor berechneten 216 Merkmalen 7 Merkmale ausgewählt.
Die Schwankung der Abzugsgeschwindigkeit v_n ist ein interessantes Resultat, da v_n direkt zur Durchmesserregelung eingesetzt wird. Eine starke Bewegung der Abzugsgeschwindigkeit lässt schon den Schluss zu, dass sich das Glasrohr innerhalb des Ofens nicht wie gewünscht verhält. Ein Blick auf die weiteren Merkmale bestätigt dies.
Die weiteren Merkmale exklusive Merkmal sechs beinhalten die Glasrohrtemperatur ϑ_{glass}. Zudem bestehen die Merkmale zwei bis fünf nur aus den Ableitungen von ϑ_{glass}. Das heißt, nicht die tatsächliche Glastemperatur, sondern nur die Schwankung hat letztendlich Einfluss auf die spätere Qualität des Rohres.

Tabelle 1
Merkmale, des berechneten SVR Modells

Rang	Name of feature
1	Schwankung v_n
2	Gradient 1. Ableitung ϑ_{glass} Segment 2
3	Fluktuation 1. Ableitung ϑ_{glass} Segment 2
4	Gradient 1. Ableitung ϑ_{glass} Segment 2
5	Offset 2. Ableitung ϑ_{glass} Segment 2
6	Minimum v Segment 1
7	Fluktuation ϑ_{glass} Segment 1

Dies wiederum führt zu dem Schluss, die Glasrohrtemperatur möglichst konstant zu halten um die Qualität zu erhöhen, also den Glasauschuss zu verringern. Dies ist beispielsweise durch eine verbesserte Regelung möglich. In Abbildung 6 ist der Güteindex über den ersten beiden gerankten Merkmalen aufgetragen. Hierbei wird die Notwendigkeit eines nichtlinearen SVR-Modelles deutlich und das komplexe Systemverhalten des Glasziehprozesses ist erkennbar. Das

Minimum der dargestellten Ebene bedeutet hierbei optimale Merkmalswerte zur Reduzierung des Glasausschusses.

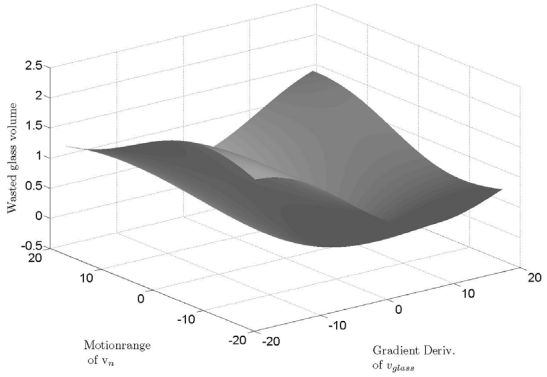

Bild. 6: Qualitätsfunktion abhängig von den ersten beiden Merkmalen. Gute Prozessmuster liegen in der Nähe des Minimums der Ebene

Des Weiteren ist in Abbildung 7 ein Vergleich zwischen den geschätzten Werten des SVR-Modelles und den tatsächlichen Prozessdaten dargestellt. Die Grafik zeigt ein lineares Verhalten, was eine gute Übereinstimmung zwischen Modell und tatsächlichem Prozess widerspiegelt.

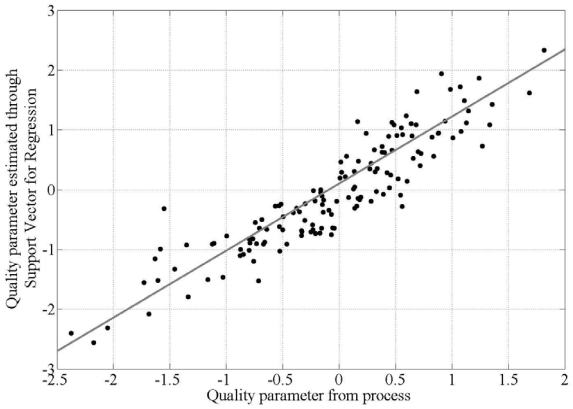

Bild. 7: Vergleich zwischen dem gemessenen und dem vom SVR-Modell prädizierten Güteindex

5 Fazit

Es wurde ein neuartiges Konzept zur Analyse und Optimierung von industriellen Produktionsprozessen unter Verwendung von Data-Mining-Methoden dargestellt. Die Idee des Verfahrens ist es, versteckte, für die Prozessführung relevante Informationen in einer großen Menge von Datensätzen (Zeitreihen von Produktionen) aufzudecken und nutzbar zu machen. Das Konzept umfasst Algorithmen zur Merkmalsauswahl, zum Merkmalsranking

und zur Generierung eines Modelles, welches mit einer möglichst geringen Anzahl von Merkmalen eine gute Prädiktion des Güteindex erlaubt.

Das Konzept wird zur Optimierung der Anfahrphase eines komplexen rheologischen Batchprozesses [1] angewandt. Es wurde gezeigt, dass aus dem ursprünglichen Merkmalspool (216 Merkmale) nur 7 Merkmale notwendig sind, um ein günstiges Prozessmuster zu definieren. Anhand des generierten Modelles konnten optimale Werte der relevanten Merkmale berechnet werden. Aktuelle Arbeiten befassen sich mit der Modifikation der Prozessführung, so dass die optimalen Merkmale eingehalten werden.

Literatur

[1] T. Bernard, E. Moghaddam, *Nonlinear Model Predictive Control of a Glass forming Process based on a Finite Element Model*, Proc. 2006 IEEE International Conference on Control Applications, (2006)

[2] T. Bernard, M. Sajidmann, H-. B Kuntze, *A new Fuzzy based multi-objective optimization concept for process control systems,* Proc. 7th Fuzzy Days, International Conference on Computational Intelligence, (2001)

[3] N. Cristianini, J. Shawe-Taylor *Support Vector Machines,* Cambridge University press, (2004)

[4] I. Guyon, A. Elisseff, *An introduction to variable and feature selection*, journal of Machine Learning Research, (2003)

[5] R. Johansson, *System Modeling & Identification*, Prentice Hall, (2006)

[6] Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P.: From Data-Mining to Knowledge Discovery: An overview. In: Advances in Knowledge Discovery and Data-Mining, pages 1-35, AAAI/MIT Press (1996)

[7] H.-B. Kuntze, T. Bernard, G. Bonn, C. Frey, *Entscheidungsunterstützung im Produktionsumfeld mit Data-Mining-Werkzeugen*, VDI/VDE-GMA-Kongress AUTOMATION, (2008)

[8] M. Last, A. Kandel, H. Bunke, *Data mining in time series databases,*World scientific publishing, (2004)

[9] R. Mikut, *Data mining in medical time series*, Biomed Tech, (2006)

[10] A. Rakotomamonjy, *Analysis of SVM regression bounds for variable ranking*. Neurocomputing, Vol 70, pp 1489-1491, (2007)

[11] A. Smola, B. Schölkopf, *A Tutorial on Support Vector Regression*, NeuroCOLT2 Technical Report Series, (1998)

[12] I. Witten, E. Frank, *Data Mining Practical Machine Learning tools and techniques*, Elsevier, (2005)