

Ein Simulationsmodell zur Nachbildung von unternehmensübergreifenden Produktionsfehlern

A Simulation Model for Cross-enterprise Manufacturing Nonconformities

Benjamin Rauch-Gebbensleben, FIN-ISG, Universität Magdeburg (Germany)
Florian Kähne, FIN-ITI, Universität Magdeburg (Germany)
Graham Horton, FIN-ISG, Universität Magdeburg (Germany)
Nico Schlitter, FIN-ITI, Universität Magdeburg (Germany)
Stiefen T. Schilz, FIN-ITI, Universität Magdeburg (Germany)
Michael Neike, Universität Magdeburg (Germany)

Abstract: This paper describes a simulation model for generating nonconformities in cross-enterprise manufacturing based on the process parameters tool wear and employee motivation. The work was motivated by a lack of real data needed to develop and test efficient data mining methods to identify nonconformities for quality management purposes. The goal of these new data mining methods is to reduce the necessary number of tested product samples by using detailed information about the entire manufacturing process, in order to save time and money. The simulation model creates a complete production history for products in a virtual cross-enterprise manufacturing. The history of each product documents the process parameters during its manufacture and their influence on the probability of nonconformities. The paper includes a description of the model parameters, the simulation scenario itself and it gives an overview of further work including the development and calibration of the data mining methods.

1 Einleitung

Eine wichtige Eigenschaft für erfolgreiche, produzierende Unternehmen ist, dass diese eine hohe Akzeptanz und Zufriedenheit bei ihren Kunden haben (Hinterhuber und Matzler 2006). Beides wird unter anderem dadurch erreicht, dass die hergestellten Produkte eine hohe Qualität besitzen und somit von Kunden kaum reklamiert werden. Daher sind die Unternehmen bestrebt, die Qualität ihrer Produkte kontinuierlich zu steigern, um den Kundenansprüchen stets gerecht zu werden.

Allerdings wird eine lückenlose Qualitätskontrolle heute zusätzlich erschwert, da Produkte selten an einem einzigen Standort gefertigt werden. Im Entstehungsprozess werden oftmals verschiedene Produktionsschritte an den unterschiedlichsten Stand-

orten durchlaufen. Dabei besteht die Gefahr, dass Produktionsfehler bereits in den ersten Produktionsschritten entstehen, aber erst am Ende der Produktionskette oder erst vom Kunden erkannt werden. Folglich ergeben sich erhöhte Kosten und eine geringere Effizienz für die gesamte Produktionskette, da wertvolle Ressourcen in ein mangelhaftes Produkt investiert werden. Weiterhin wird die Kundenzufriedenheit beeinträchtigt, wenn das fehlerhafte Produkt in den Handel gelangt und die Verbraucher es reklamieren.

Die Unternehmen sind daher bestrebt, die relevanten Informationen über ihre Prozessabläufe zu erfassen und auszuwerten. Auto-ID-Systeme wie etwa die RFID-Technologie können genutzt werden, um den Prozess der Datenerfassung zu unterstützen. Um aus dieser stetig wachsenden Datenmenge geschäftsrelevante Informationen extrahieren zu können, werden Methoden des Data Mining angewandt. Beim Data Mining werden manuell nicht mehr handhabbare Datenmengen analysiert, um darin bisher unbekannte Muster, Abhängigkeiten und Regeln zu entdecken (Fayyad et al. 1996; Tan et al. 2005). Diese Muster können anschließend genutzt werden, um Produktionsprozesse zu optimieren und so einen wirtschaftlichen Mehrwert zu generieren. Durch entdeckte Regeln zur Fehlererkennung kann Data Mining zum Beispiel helfen, das Qualitätsmanagement eines Unternehmens zu verbessern (Haas 2008).

Um unternehmensübergreifende Datenanalysen zu ermöglichen und dabei gleichzeitig Datensicherheit zu gewährleisten, müssen neue Methoden entwickelt werden, da Unternehmen nicht immer bereit sind, sensible Daten beispielsweise aus der Produktfertigung offen zu legen. Die so genannten Privacy Preserving Data Mining-Verfahren verfolgen dieses Ziel und werden bereits vereinzelt in der Praxis eingesetzt (Agrawal und Srikant 2000).

In dieser Veröffentlichung wird ein Simulationsmodell präsentiert, mit dem es möglich ist, einen realistischen unternehmensübergreifenden Produktionsverlauf nachzuvollziehen. Durch das entwickelte Materialflussmodell werden Informationen über die einzelnen Prozesse während der Bearbeitung eines Teils zur Verfügung gestellt. Die so erzeugten Daten dienen dazu geeignete Data Mining-Verfahren zu entwickeln und zu kalibrieren, damit diese die heutige Qualitätssicherung verbessern können. Diese Verfahren sollen potentielle Produktionsfehler zuverlässig aufdecken, bevor fehlerhafte Endprodukte zum Verbraucher gelangen. Ziel der Analysen ist, die Anzahl der notwendigen Stichproben bei Qualitätskontrollen bei gleich bleibender Qualität signifikant zu reduzieren. Dies wird dadurch erreicht, dass produktionspezifisches Wissen bei der Stichprobenauswahl berücksichtigt wird, um mit den neuen Analyseverfahren gezielt die Produkte zu identifizieren, die eine erhöhte Wahrscheinlichkeit für Produktionsfehler aufweisen.

Inhaltlich ist die Veröffentlichung wie folgt gegliedert: Im zweiten Kapitel werden grundlegende Informationen zur RFID-Technologie präsentiert. Im dritten Kapitel werden das erstellte Simulationsmodell und dessen Besonderheiten detailliert vorgestellt. Kapitel vier beschreibt das durchgeführte Simulationsszenario und das erzielte Ergebnis. Im fünften Kapitel wird dargelegt, wie das generierte Ergebnis verwendet wird, um Data Mining-Verfahren zur Qualitätssicherung zu entwickeln. Im abschließenden Kapitel folgen die Zusammenfassung und ein Ausblick auf die Weiterentwicklung des Simulationsmodells.

2 Informationen zur RFID-Technologie

RFID (Radio Frequency Identification) ist eine Technologie, welche auf der Basis elektromagnetischer Wellen die Möglichkeit bietet, Daten berührungsfrei von einem Objekt zu einem Empfänger zu übertragen. Die Hardware eines RFID-Systems besteht dabei aus einem Transponder und einem Lesegerät. Als Transponder wird eine Einheit aus einem Datenchip und einer Antenne bezeichnet. Auf dem Chip können verschiedene objektbezogene Daten gespeichert werden, die dieser bei Anregung durch ein Lesegerät aussendet. Durch die RFID-Technologie ist es beispielsweise möglich, zu jedem Teil, das über einen RFID-Transponder verfügt, die aktuellen Prozessparameter abzuspeichern. Somit kann der Entstehungsprozess eines jeden Produkts im Nachhinein fast vollständig zurückverfolgt und charakterisiert werden. Softwarekomponenten für den Betrieb der Hardware und das Management der Daten, die so genannte RFID-Middleware, komplettieren ein RFID-System und bilden die Schnittstelle zu nachgelagerten EDV-Systemen (Finkenzeller 2006).

Für einen detaillierten Überblick über unterschiedliche Anwendungsgebiete sei auf die Studie des Bundesamts für Sicherheit in der Informationstechnik verwiesen (BSI 2005). In dieser Studie wird der Einsatz der RFID-Technologie in Zusammenhang mit Behältermanagement, biometrischen Verfahren, Zutritts- und Routenkontrollen, Diebstahlsicherung und Instandhaltung genannt. Insbesondere wird der Einsatz im Supply Chain Management hervorgehoben. Neben der reinen Identifikation von Objekten ermöglichen die RFID-Transponder die Steuerung von Waren und Gütern in komplexen Systemen. So setzen Handelsketten wie Metro und Wal-Mart bereits die RFID-Technologie erfolgreich zur Optimierung ihrer logistischen Prozesse ein (Schlautmann und Delaney 2004; Portel 2007).

In der Motorenproduktion der Deutz AG wird seit 1992 RFID eingesetzt (Franke und Dangelmaier 2006). Zum einen wird der Speicher des RFID-Transponders genutzt, um Daten über Arbeitsschritte sowie Mess- und Prüfergebnisse direkt am Objekt zur Verfügung zu stellen. Zum anderen sind auf dem Chip Einsatzdatum, Motorstatus, Prüfstatus und Stammdaten hinterlegt.

3 Simulationsmodell

3.1 Unternehmensübergreifende Produktion

Beispiele für eine unternehmensübergreifende Produktion finden sich bei der Herstellung von Konsumgütern. Das können etwa Elektronikartikel wie Notebooks und Fernsehgeräte oder aber auch Fahrzeuge sein. Hier werden verschiedene Einzelteile an unterschiedlichen Standorten gefertigt und anschließend stufenweise montiert, bis am Ende der Produktionskette das komplexe Konsumgut entsteht.

Im gewählten Beispiel wird ein fiktives Konsumgut produziert. Die unternehmensübergreifende Produktion ist in Abbildung 1 schematisch dargestellt. Diese besteht aus insgesamt 19 Unternehmen, von denen sechs Unternehmen Teile für die Produktionskette zur Verfügung stellen. Zwölf Unternehmen verarbeiten diese Teile weiter oder montieren diese zu Komponenten zusammen. Am Ende der Lieferkette wird das finale Produkt in „Unternehmen M“ hergestellt.

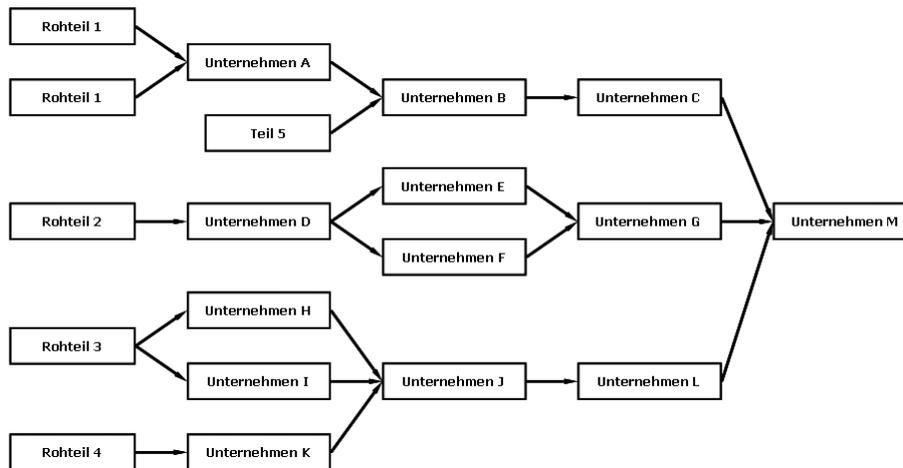


Abbildung 1: Darstellung der unternehmensübergreifenden Produktion

Jedes Unternehmen wird intern durch acht bis zwölf Arbeitsstationen abgebildet. Hierbei handelt es sich um verschiedene Kombinationen von maschineller und manueller Bearbeitung. In einigen Unternehmen findet auch eine parallele Bearbeitung von Teilen statt. Weiterhin gibt es Produktionsstätten wie etwa „Unternehmen A“, das von mehreren Lieferanten mit den gleichen Teilen versorgt wird. Dieses verfügt hierfür über ein Eingangslager für alle Lieferanten. In einer zufälligen Reihenfolge werden aus diesem Lager Teile entnommen und an die erste Arbeitsstation im „Unternehmen A“ übergeben. Diese Vorgehensweise modelliert eine Verwirbelung der Reihenfolge der angelieferten Teile und stellt dadurch eine realistische Anforderung an die zu entwickelnden Data Mining-Verfahren dar.

3.2 RFID-Technologie im Simulationsmodell

Im Simulationswerkzeug sind alle Arbeitsstationen und Teile als Objekte mit entsprechenden Eigenschaften abgebildet. So verfügt jedes modellierte Teil über die Fähigkeit Prozessparameter abzuspeichern, als wäre ein RFID-Transponder daran befestigt. Auf der anderen Seite können die abgebildeten Arbeitsstationen ihre aktuellen Parameter an die virtuellen Teile übertragen, die gerade in der jeweiligen Station bearbeitet werden. Bei den übertragenen Daten handelt es sich um Informationen und Prozessparameter, die in existierenden produzierenden Unternehmen verfügbar sein sollten. Dazu gehören im vorgestellten Beispiel:

- Name des Unternehmens
- Bezeichnung der aktuellen Arbeitsstation
- Zeitpunkte für Beginn und Ende der Bearbeitung in der Arbeitsstation
- Früh-, Spät- oder Nachtschicht
- Anzahl der bearbeiteten Teile nach dem letzten Rüsten der Maschine
- Bei einer Montage: Identifikationsnummern der Ausgangsteile

Alle Informationen werden in den virtuellen Teilen gespeichert, bis diese im Simulationsmodell das aktuelle Unternehmen verlassen oder mit weiteren Teilen zu einer neuen Komponente montiert werden. Ist zum Beispiel die Bearbeitung von Teilen abgeschlossen und sollen diese an die nachfolgende Produktionsstätte übergeben werden, dann werden die gespeicherten Informationen ausgelesen und in der zentralen Datenverwaltung im Simulationsmodell hinterlegt. Dies entspricht der Vorgehensweise, wenn Unternehmen die RFID-Transponder von den bearbeiteten Teilen oder Komponenten entfernen und anschließend die dort hinterlegten Informationen in ihren Betriebsdatenerfassungssystemen verwalten. Wird im Modell durch eine Montage aus mehreren Teilen eine neue Komponente gefertigt, werden die Daten der zu montierenden Teile ebenfalls ausgelesen und abgespeichert. Die neue virtuelle Komponente speichert dann zusätzlich die Identifikationsnummern der Teile ab, aus denen sie montiert wurde. Auf dem simulierten Endprodukt befinden sich also nicht alle Informationen über den komplett durchlaufenen Produktionsprozess. Durch die vorhandene Vorgänger-Nachfolger-Beziehung ist es aber möglich, den vollständigen Entstehungsprozess dieses Endproduktes nachzuvollziehen.

3.3 Validierungskenngröße Produktqualität

Um auf der Basis der generierten Informationen die Data Mining-Verfahren testen und kalibrieren zu können, muss durch das Simulationsmodell ebenfalls eine Validierungskenngröße in Form eines Qualitätsindex generiert werden. Dieser ist notwendig, um die Ergebnisse der neuen Analyseverfahren bewerten zu können.

Unter der Annahme, dass ungünstige Bedingungen bei der Produktion die Wahrscheinlichkeit für Produktionsfehler erhöhen, müssen im Simulationsmodell schwankende Produktionsbedingungen über geeignete Prozessparameter modelliert werden. Im entwickelten Simulationsmodell sind das Werkzeugverschleiß und Leistungsbereitschaft der Mitarbeiter. Diese sind als Funktionen umgesetzt und beeinflussen den Qualitätsindex der im Modell abgebildeten Teile. Am Ende der Produktionskette verfügt dann jedes Endprodukt über eine individuelle Qualität. Dabei bedeutet eine Produktqualität von 1.00, dass im gesamten Prozessverlauf die Bearbeitung durch Maschinen und Mitarbeiter keinen Qualitätsverlust verursacht hat. Dieser Wert wird im Simulationsmodell auf Grund der Implementierung aber nicht erreicht. Es muss anhand eines geeigneten Schwellwertes entschieden werden, ob das Endprodukt auf Grund der erreichten Qualität einen Produktionsfehler hat oder nicht.

3.4 Prozessparameter Verschleiß

Verschleiß ist der Masseverlust einer Oberfläche durch mechanische, chemische oder thermische Beanspruchung (VDI 1999). Ein Bohrer, der in einer Maschine eingesetzt wird, unterliegt mechanischem Verschleiß bei einem charakteristischen Verschleißprofil (Schmidt und Yen 2003). Es wird davon ausgegangen, dass ein Bohrer nach dem Rüsten der Werkzeugmaschine über die ideale Geometrie verfügt, um ein Teil fehlerfrei zu bearbeiten. Mit der Zeit nutzt sich der Bohrer ab und verbleibt dabei aber auf einem relativ konstanten Niveau. Nach einer gewissen Anzahl von bearbeiteten Teilen verschleißt der Bohrer weiter. Ist nun eine vordefinierte Anzahl von Bohrungen durchgeführt, wird die Maschine gerüstet. Das bedeutet, ein neuer Bohrer wird in die Maschine eingespannt und die Produktion wird fortgesetzt.

Das beschriebene Abnutzungsverhalten des Werkzeuges ist als gestrichelte Linie in Abbildung 2 dargestellt. Es zeigt den Verlauf der Veränderung der Werkzeuggeometrie. Es wird hier angenommen, dass der Qualitätsverlust des bearbeiteten Teils proportional ist zur Abnutzung dieses Werkzeuges. In Abbildung 2 ist ebenfalls der direkte Einfluss des Werkzeugverschleißes auf das Teil dargestellt, so wie er im Simulationsmodell angewandt wird. Das ursprüngliche Verschleißprofil wurde skaliert und gibt nun an, welche Qualität erreicht wird, wenn eine bestimmte Anzahl von Bearbeitungen durchgeführt wurde. Durch diese Art der Modellierung verlieren die bearbeiteten Teile stets an Qualität, wenn diese in einer Werkzeugmaschine bearbeitet werden. Eine Ausnahme stellt die Bearbeitung in Maschinen dar, die mit neuen Werkzeugen gerüstet sind.

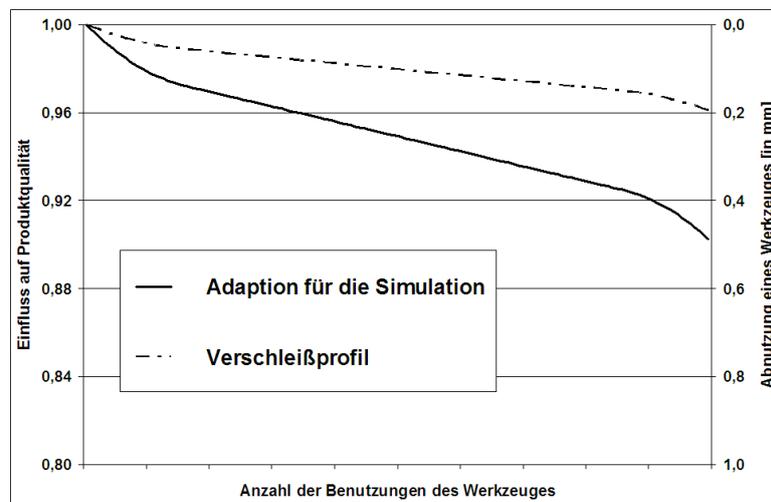


Abbildung 2: Verschleißprofil eines Werkzeuges und Adaption für die Simulation

3.5 Prozessparameter Leistungsbereitschaft

Untersuchungen von Krankenkassen haben gezeigt, dass die Leistungsbereitschaft von Mitarbeitern im Schichtdienst Schwankungen unterliegt (Schwefflinghaus 2006). Diese Beobachtung findet auch im vorliegenden Simulationsmodell Verwendung. Weiterhin wird angenommen, dass eine geringe Leistungsbereitschaft eines Mitarbeiters die Wahrscheinlichkeit für einen Produktionsfehler erhöht und somit die Produktqualität beeinflusst wird.

In Abbildung 3 ist als gestrichelte Linie der Verlauf der Leistungsbereitschaft von Mitarbeitern im Schichtbetrieb dargestellt. Dabei ist auffällig, dass die größte Leistungsbereitschaft gegen neun Uhr vorliegt und die geringste zwischen drei und vier Uhr nachts. Das bedeutet für das Simulationsmodell, dass in der Tagschicht weniger Produktionsfehler durch Mitarbeiter verursacht werden als zum Beispiel in der Nachtschicht. Die Adaption des Verlaufs der Leistungsbereitschaft für das entwickelte Modell ist in der Abbildung 3 als durchgezogene Linie dargestellt.

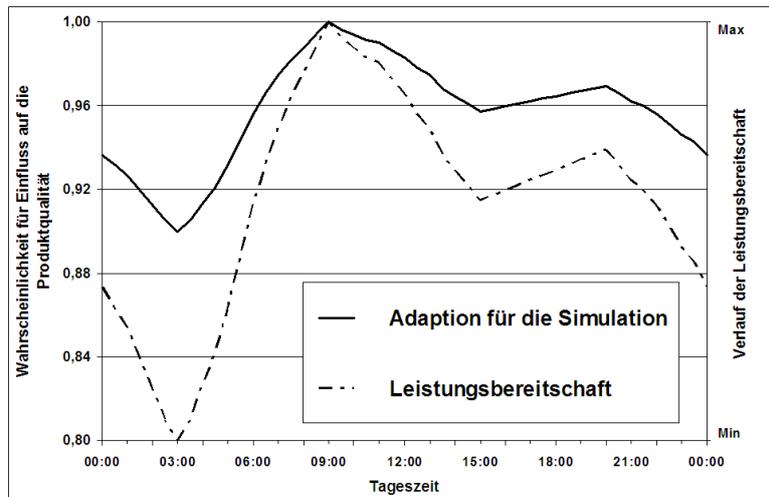


Abbildung 3: Verlauf der Leistungsbereitschaft und Adaption für die Simulation

Anders als bei der Umsetzung des Werkzeugverschleißes hat die implementierte Leistungsbereitschaft einen zufallsverteilten Einfluss auf die Qualität des gerade bearbeiteten Teils. Abhängig von der aktuellen Tageszeit beschreibt die verwendete Funktion die Wahrscheinlichkeit, dass dem Mitarbeiter ein Produktionsfehler bei der Bearbeitung unterläuft. Dabei ist die Wahrscheinlichkeit in der Tagschicht geringer als in der Nachtschicht. Wenn ein Fehler auftritt, ist der Einfluss auf den Qualitätsindex mit einem konstanten Faktor umgesetzt.

4 Generierung der Prozessinformationen

4.1 Szenario

Die im dritten Kapitel beschriebenen Eigenschaften werden in einem Materialflussmodell umgesetzt. Dieses wird dann mit Hilfe der diskreten Ereignissimulation analysiert (Banks et al. 2000). Bei der Definition eines geeigneten Simulationsszenarios muss beachtet werden, dass sich die im Modell enthaltenen Prozessparameter nicht synchron zu einander verändern. Wenn zum Beispiel alle Maschinen über ein gleich großes Rüstintervall verfügen, lassen sich die Produkte mit möglichen Produktionsfehlern relativ einfach über eine zeitliche Betrachtung identifizieren. Daher haben die Maschinen in diesem Szenario unterschiedliche Rüstintervalle, die in einem Bereich von 100 bis 1500 Bearbeitungen liegen. Weiterhin wird beim Schichtwechsel, der alle acht Stunden stattfindet, für jede manuelle Bearbeitung ein neues Profil für die Leistungsbereitschaft bestimmt. Dabei wird mit einem zufallsverteilten Skalierungsfaktor die Funktion verändert. Dies entspricht dem Umstand, dass ein anderer Mitarbeiter die Arbeit fortsetzt.

Für das Szenario gilt die Rahmenbedingung, dass alle Prozessinformationen aus den Unternehmen lückenlos vorliegen. Das bedeutet, dass jede im Modell vorhandene Bearbeitungsstation ihre aktuellen Prozessparameter an jedes Teil, das dort bear-

beitet wird, übergeben kann. Weiterhin gilt die Festlegung, dass bei der Montage zweier Teile zu einer neuen Komponente, die geringere Produktqualität der beiden Ausgangsteile der neue Qualitätsindex für diese Komponente ist.

Da in einer realistischen Produktion auch Produktionsfehler auf Grund weiterer Prozessparameter entstehen können, wird eine globale Wahrscheinlichkeit für Produktionsfehler verwendet. Unabhängig von der jeweiligen Bearbeitung können Fehler mit 0,05 Prozent Wahrscheinlichkeit auftreten. Diese Implementierung verursacht ein Rauschen innerhalb der generierten Daten und erhöht ebenfalls die Anforderungen an die zu entwickelnden Data Mining-Verfahren.

4.2 Ergebnis des Simulationsszenarios

Das Ergebnis des beschriebenen Szenarios ist eine Tabelle, die zu 100 Endprodukten den durchlaufenen Produktionsprozess innerhalb der Lieferkette dokumentiert. Die jeweiligen Werte der Prozessparameter sind hinterlegt und alle Bearbeitungsschritte für das Endprodukt können anhand der Vorgänger-Nachfolger-Beziehung nachvollzogen werden. Damit ist die notwendige Datengrundlage für die Data Mining-Verfahren geschaffen. Weiterhin ist die erzielte Qualität zu jedem Endprodukt in der Tabelle enthalten. Dieser Wert steht allerdings als Eingabe für die neuen Data Mining-Verfahren nicht zur Verfügung, sondern wird verwendet, um die entwickelten Verfahren zu bewerten und zu kalibrieren.

5 Data Mining verbessert Qualitätsmanagement

Aus Kostengründen wird besonders bei Massenwaren und deren Qualitätskontrolle auf eine vollständige Prüfung aller Produkte verzichtet. Existiert kein Vorwissen über die Produkte, werden diese einer zufälligen Stichprobe unterzogen (Bleymüller et al. 1996). In der folgenden Beispielrechnung werden zehn von 100 Produkten als fehlerhaft deklariert. Um diese Produktmenge stichprobenartig zu untersuchen und mit einer Sicherheit von 80 Prozent sieben der enthaltenen zehn fehlerhaften Produkte zu identifizieren, sind durchschnittlich 84 Einzelproduktprüfungen notwendig (Schlitter et al. 2007).

Falls jedoch Informationen über die Produkte vorhanden sind, können gezielte Stichproben mit verringertem Aufwand durchgeführt werden, ohne die Qualitätsanforderungen einzuschränken. Dieses Vorwissen entstammt den Informationen über die Historie der einzelnen Produkte. Eine auf Data Mining basierende Methode, die Klassifikation, kann so den Stichprobenaufwand durch die Nutzung der individuellen Produkthistorien reduzieren. Bei der Klassifikation wird der Wert eines Attributes in Abhängigkeit der anderen Attribute bestimmt. Ein Beispiel dafür ist das automatische Markieren von Spam-Mails (Tan et al. 2005). Die Email wird anhand der Schlagworte im Betreff, im Nachrichtentext, in der Adresse des Absenders oder etwa durch ihre Größe als Spam identifiziert.

Die Klassifikation verläuft in zwei Schritten. Im ersten Schritt wird ein Klassifikator mit Hilfe eines Lernalgorithmus und einer Übungsdatenmenge mit bekannter Klassenzuordnung entwickelt. In unserem Ansatz wird nun die Übungsdatenmenge in Form von 100 Produkthistorien vom Simulationsmodell geliefert und die Klassen-

zuordnung in „fehlerhaft“ und „fehlerfrei“ erfolgt über die Validierungskenngröße Produktqualität. Im zweiten Schritt soll der neue Klassifikator angewandt werden, um Datenmengen aus realen Produktionsketten zu analysieren.

Der Klassifikator wertet die Produktionshistorie aller Produkte aus und unterteilt diese dann in die zwei disjunkten Teilmengen P+ und P-. P+ beschreibt dabei die Menge der potenziell fehlerfreien und P- die Menge der potenziell fehlerhaften Produkte. Mit großer Wahrscheinlichkeit arbeitet der Klassifikator jedoch nicht perfekt. Die Menge P+ wird somit nicht ausschließlich fehlerfreie, und die Menge P- nicht ausschließlich fehlerhafte Produkte enthalten. In unserem exemplarischen Fall umfasst die Menge P+ 60 der ursprünglich 100 Produkte. Von diesen 60 ist allerdings ein Produkt in Folge von Fehlklassifikationen fehlerhaft. Die Menge P- umfasst folglich 40 Produkte, von denen neun tatsächlich fehlerhaft sind.

Durch das Wissen über die Klassifikationsgüte reicht es aus, die 40 Produkte aus der Menge P- stichprobenartig zu überprüfen. Bei einem Stichprobenumfang von mindestens 37 Stück werden mit einer Sicherheit von 80 Prozent durchschnittlich sieben der neun fehlerhaften Produkte in der Menge P- entdeckt. Durch den Einsatz des Klassifikators ist es somit möglich, den notwendigen Stichprobenumfang bei gleich bleibender Sicherheit und Aussagekraft von 84 auf 37 zu verringern. Das ist eine Reduzierung des Aufwandes für das Qualitätsmanagement von 56 Prozent.

6 Zusammenfassung und Konsequenzen

In dieser Veröffentlichung wird ein Simulationsmodell präsentiert, das Eingangs- und Validierungsdaten für effiziente Data Mining-Verfahren zur Verbesserung der Qualitätssicherung zur Verfügung stellt. Dabei werden vorerst die Prozessparameter Verschleiß und Leistungsbereitschaft von Mitarbeitern sowie deren Einfluss auf mögliche Produktionsfehler berücksichtigt.

Durch das entwickelte Simulationsmodell können beliebig komplexe Lieferketten abgebildet werden. Dies unterstützt die kontinuierliche und praxisnahe Entwicklung von Data Mining-Verfahren, da hierfür benötigte Daten schnell und in beliebigem Umfang erzeugt werden können. Je effizienter der Klassifikator eines Data Mining-Verfahrens arbeitet, umso stärker kann der Aufwand für Stichproben im Qualitätsmanagement reduziert werden. So lässt sich die exemplarisch aufgezeigte Aufwandsreduzierung von 56 Prozent weiter verbessern.

Für die Weiterentwicklung des Modells werden zusätzliche Prozessparameter, wie zum Beispiel die Abhängigkeit der Fehlerwahrscheinlichkeit vom Status einer Maschine, implementiert. Ebenso sollen Kombinationsfehler berücksichtigt werden, die nur bei der Montage zweier bestimmter Teile auftreten können. Weiterhin müssen die Methoden des Data Mining auf größeren Datenmengen getestet und für mögliche unvollständige Daten kalibriert werden. Die mit dem Simulationsmodell und den neuen Verfahren erzielten Erkenntnisse können anschließend genutzt werden, um einen detaillierten Anforderungskatalog für die Umsetzung der RFID-Technologie in der Praxis zu definieren, mit dem Ziel das Qualitätsmanagement weiter zu verbessern.

Literatur

- Agrawal, R.; Srikant, R. (2000) Privacy-preserving data mining. Proceedings of the ACM SIGMOD Conference on Management of Data. ACM Press, New York, S. 439-450
- Banks, J.; Carson, J. S.; Nelson B. L.; Nicol D. M. (2000) Discrete-event system simulation, 3. Aufl. Prentice-Hall, New Jersey, USA
- Bleymüller, J.; Gehlert, G.; Gülicher, H. (1996) Statistik für Wirtschaftswissenschaftler, 10. Aufl. Vahlen, München
- BSI (2005) Risiken und Chancen des Einsatzes von RFID-Systemen – Trends und Entwicklungen in Technologien, Anwendungen und Sicherheit, 1. Aufl. Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik. SecuMedia, Ingelheim
- Fayyad, U.M.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P.; Uthurusamy, R. (1996) Advances in knowledge discovery and data mining. AAAI/MIT Press, Cambridge, USA
- Finkenzeller, K. (2006) RFID-Handbuch: Grundlagen und praktische Anwendungen induktiver Funkanlagen, Transponder und kontaktloser Chipkarten, 4. Aufl. Hanser, München
- Franke, W.; Dangelmaier, W. (2006) RFID – Leitfaden für die Logistik, 1. Aufl. Gabler, Wiesbaden
- Haas, M. (2008) Qualitätsmanagement – Selbstlernfähigkeit gilt als Königsweg bei der Fertigungssteuerung. MM MaschinenMarkt (2008) 17, S. 42-44
- Hinterhuber, H.H.; Matzler, K. (2006) Kundenorientierte Unternehmensführung: Kundenorientierung – Kundenzufriedenheit – Kundenbindung. Gabler, Wiesbaden
- Portel (2007) Metro Group startet größten RFID-Einsatz im europäischen Handel. Portal für den deutschen Telekommunikationsmarkt, Portel.de Onlineverlag, Düsseldorf, www.portel.de, 06.11.07
- Schlautmann, C.; Delaney, K. (2004) Metro überwacht Lieferkette per Chip. Handelsblatt / Wall Street Journal vom 12.01.2004, S. 71-72
- Schlitter, N.; Kähne, F.; Schilz, S. T.; Mattke, H. (2007) Potential and problems of RFID-based cooperation in supply chains. Proceedings of HICL2007 – Hamburg International Conference of Logistics, Hamburg, S. 147-164
- Schmidt, C.; Yen, E. (2003) Tool wear prediction and verification in orthogonal cutting. Proceedings of the 6th CIRP Workshop on Modeling of Machining, Ontario, Canada, S. 93-100
- Schwefflinghaus, W. (2006) Besser leben mit Schichtarbeit. Bundesverband der Betriebskrankenkassen, Essen
- Tan, P.-N.; Steinbach, M.; Kumar V. (2005) Introduction to data mining, 1. Aufl. Pearson/Addison-Wesley, Boston, Massachusetts, USA
- VDI (1999) Richtlinie 3822 Blatt 5: Schäden durch tribologische Beanspruchungen. Beuth, Berlin