

Entwicklung eines Ansatzes zur proaktiven Identifikation und Bestandsplanung von langsamdrehenden Materialien

Development of an integrated approach to proactively classify and manage slow-moving inventory

*Steffi Hoppenheit
Willibald A. Günthner*

*Lehrstuhl für Fördertechnik Materialfluss Logistik
Technische Universität München*

Dem Bestandsmanagement wird in Unternehmen eine stetig steigende Bedeutung beigemessen. Die Möglichkeit, durch ein effizientes Bestandsmanagement Kosten zu reduzieren, ist für viele Unternehmen im Hinblick auf einen langfristigen Unternehmenserfolg wichtig. Im Fokus des Bestandsmanagements stehen oft schnell-drehende Materialien, die sich durch geringe Reichweiten und hohe Lagerumschläge auszeichnen. Das Potenzial eines systematischen Managements von langsamdrehenden Materialien wurde bisher noch nicht untersucht. Dieses Paper greift diese Thematik auf und liefert einen Beitrag zum Bestandsmanagement für langsamdrehende Materialien.

[Schlüsselwörter: Bestand, Langsamdreher, Bestandsmanagement, Materialklassifikation]

Inventory management becomes a more important role within companies. Cost minimization through efficient inventory management is an important aspect with regards to a long-term profitability. Inventory management often focuses on fast moving materials, which are defined through low reach of stock values or high inventory turnrates. A possible systematic management of slow moving materials has not been analyzed yet. This paper therefore investigates this potential and makes a contribution to inventory management for slow moving materials.

[Keywords: Inventory, Slow mover, Inventory management, materials' classification]

1 EINFÜHRUNG

1.1 AUSGANGSSITUATION

Bestand ist Verschwendung, so wird es innerhalb des aus dem Toyota Produktionssystem hervorgehenden Lean

Management definiert. Lean Management wurde in den letzten Jahrzehnten immer stärker in den Unternehmen implementiert, wodurch auch das Bestandsmanagement eine immer wichtigere Rolle einnimmt. Die Möglichkeit, durch Bestandsoptimierung Kosten zu senken und diese Art der Verschwendung zu minimieren, ist in vielen Verbesserungsprozessen ein wichtiger Bestandteil [Gün13]. Bestände setzen sich aus unterschiedlichen Materialien zusammen: So wird allgemein unterschieden zwischen Roh-, Hilfs- und Betriebsstoffen, Halbfertigwaren, Handelswaren und Fertigwaren. Eine weitere Einteilung des Bestands erfolgt in schnell- und langsamdrehende Materialien. Je nach Unternehmen und Branche variiert die Berechnungsgrundlage dieser Einteilung. Schnelldreher zeichnen sich oft durch hohe Lagerumschlagraten und geringe Reichweiten aus. Durch den hohen Beitrag von Schnelldrehern zum Unternehmensumsatz zielen viele Ansätze innerhalb des Bestandsmanagements auf die Planung dieser Materialien ab. Langsamdrehende Materialien werden aufgrund der oft geringen Materialstückkosten und dem geringen Beitrag zum Unternehmensumsatz oft nicht explizit berücksichtigt und ausreichend beplant. Langsamdrehender Bestand kann entweder bereits in einer Unternehmung existent sein durch zum Beispiel falsche Disposition, fehlerhaftes Produktlebenszyklusmanagement oder mangelhafte Bedarfsplanung. Des Weiteren können Langsamdreher zukünftig weiter aufgebaut werden, wenn genau die Fehler aus der Vergangenheit im Hinblick auf eine effiziente Bestandsplanung wiederholt und nicht erkannt werden. Diese Materialien zeichnen sich im Gegensatz zu den Schnelldrehern durch eher hohe Reichweiten aus, wodurch sie trotz geringer Materialstückkosten ein großes Risiko der Kapitalbindung, einen hohen Finanzierungsaufwand und hohe Bestandskosten mit sich bringen. Durch den Einfluss der Bestandskosten auf den Kapitalumschlag und somit auf den Return on Invest ist es daher sinnvoll, auch langsamdrehende Materialien und Bestände kostenminimal zu planen. Der bestehende Trade off zwischen der Erfüllung von

Kundennachfrage durch Bestand und der Vermeidung von Fehlmengen durch zu wenig Bestand betrifft auch Langsamdreher und erfordert daher einen ganzheitlichen Planungsansatz für diese Materialklasse.

Gängige Literatur zum Bestandsmanagement beinhaltet unterschiedliche Ansätze, die in keinem systematischen Zusammenhang stehen und sich auf bestimmte Bereiche innerhalb der Supply Chain beziehen, wie z.B. die Beschaffungs- oder Bedarfsplanung. Diese Ansätze beschreiben oft eine Reaktion auf bereits bestehende, nicht-optimale Bestände und basieren hauptsächlich auf verbrauchsgestützten Informationen/Daten. Die Methoden machen dem Disponenten die tatsächlichen Gründe für derartigen nicht-optimalen Bestand nicht transparent. Gleichzeitig fehlen Ansätze, die dem Disponenten Informationen geben, ob anhand prognostizierter Entwicklungen potenzielle langsamdrehende Materialien bereits heute identifiziert werden können und die Bestandsplanungsparameter dementsprechend angepasst oder gesetzt werden können.

Es fehlt daher ein ganzheitliches Vorgehen zur proaktiven Identifikation und Bestandsplanung von bestehenden oder zukünftigen langsamdrehenden Materialien. Dieses Paper beschreibt dazu einen Ansatz, der folgende Anforderungen erfüllt: Die frühzeitige Identifikation von Langsamdreher und reaktive und proaktive Bestandsplanung dieser Materialien. Durch das entwickelte Vorgehen soll es möglich sein, Langsamdreher eindeutig von anderen Materialien abzugrenzen. Zudem sollen Materialien proaktiv identifiziert werden im Hinblick darauf, ob bereits bestehende Langsamdreher sich zukünftig in eine andere Materialklasse verschieben werden, oder sich Materialien zukünftig in die Klasse Langsamdreher einteilen lassen. Sobald Langsamdreher und die zukünftige Entwicklung innerhalb der Materialklassen identifiziert sind soll dem Disponenten aufgezeigt werden, welchen Stellhebeln er beeinflussen kann, um hinsichtlich eines definierten Bestandsniveaus einen Einfluss auf bestehenden und zukünftigen Bestand zu erzielen.

1.2 AUFBAU DES PAPERS

Das Paper gliedert sich aufbauend auf der oben beschriebenen Ausgangssituation in folgende Kapitel: Kapitel zwei beschreibt gängige Ansätze der Materialklassifikation und Bestandsplanung innerhalb des Bestandsmanagements für Langsamdreher. Die Methodenauswahl im Hinblick auf den zu entwickelnden Ansatz und die Beschreibung zum Vorgehen zum Langsamdrehermanagement beinhaltet Kapitel drei. Die erzielten Ergebnisse und das weitere Vorgehen werden in Kapitel vier vorgestellt.

2 LITERATURÜBERSICHT – BESTANDSMANAGEMENT FÜR LANGSAMDREHER

Bestand setzt sich aus unterschiedlichen Materialien zusammen, zum Beispiel aus Roh-, Hilfs- und Betriebsstoffen, Halbfertigprodukten, Handelsware und Fertigprodukten. Je nach Materialart fallen diese Bestände an unterschiedlichen Stellen innerhalb der Supply Chain an und sind unterschiedlichen Einflüssen ausgesetzt. Eine Möglichkeit der Strukturierung der Bestände innerhalb der kompletten Supply Chain bietet das Supply Chain Operation Reference (SCOR) Modell. Das Modell beschreibt in fünf Managementprozessen den Fluss von unter anderem Materialien, Produkten, Informationen¹. Materialbestände können somit zu den einzelnen Supply Chain Stellen zugeordnet werden. Die Nachfrage je Material gibt zudem Aufschluss über die Verbrauchshäufigkeiten und die Verweildauer im Lager, was zur Erklärung von Bestandshöhen beiträgt. Materialien lassen sich über den Verbrauch und den Bestand oft in sogenannte Schnell- und Langsamdreher unterteilen. Schnelldreher repräsentieren dabei Materialien, die einen hohen Lagerumschlag und geringe Lagerreichweiten aufweisen. Langsamdreher zeichnen sich entsprechend gegensätzlich aus. Je nach Verbrauchshäufigkeit müssen Bestände individuell disponiert werden. Diese Disposition erfolgt im Rahmen des Bestandsmanagements.

In der Literatur werden dem Bestandsmanagement unterschiedliche Definitionen, Aufgaben und Eigenschaften zugesprochen. Bestandsmanagement wird oft als Querschnitts- und Koordinationsfunktion zwischen Abteilungen oder innerhalb der Supply Chain bezeichnet [Wag03], [Sta02]. Zudem hat es die Aufgabe der Materialplanung und -steuerung zur termingerechten Versorgung [Fri98] sowie der Optimierung der Zieldimensionen Lieferservice, Bestandskosten und Kapitalbindung [Mey09], [Pfo10]. Als Synonym für Bestandsmanagement wird oft der Begriff Bestandsoptimierung verwendet [Hom11], [Küp01]. Für [Wan09] sind die Bedarfsrechnung, die Sicherheitsbestandsrechnung, die Bestimmung von Bestellmenge und Bestellpunkt, die Betrachtung der Wiederbeschaffungszeit und die Berechnung der Fehlmengenkosten die wesentlichen Bestandteile der Materialbestandsplanung.

Durch die unterschiedlich definierten Aufgaben und Funktionen von Bestandsmanagement variieren die Inhalte und Methoden entsprechend. Allgemein finden sich in den unterschiedlichen Ansätzen immer wiederkehrende Komponenten, die das Gebiet Bestandsmanagement beschreiben: Bestandsklassifikation, Bedarfsplanung, Bestandsplanung, Beschaffungsplanung und Bestandscontrolling. Innerhalb der Themenfelder sind im Hinblick auf langsamdrehende Bestände hauptsächlich Ansätze in der

¹ Vgl. hierzu [www.supply-chain.org]

Bestandsklassifikation und Bestandsplanung zu finden, welche im Folgenden kurz dargestellt werden.

2.1 BESTANDSKLASSIFIKATION

Die Bestandsklassifikation dient als Hilfsmittel zur Steuerung und Planung. Durch die Bestandsklassifikation sollen lagerhaltige Materialien klassifiziert und anschließend entsprechend disponiert werden. Mögliche Charakteristika zur Klassifizierung von Artikeln sind die Haltbarkeit, Volatilität der Nachfrage, Gewicht / Volumen oder der Umsatzanteil [Har11], [Gud10]. Ein gängiges Verfahren ist dabei die ABC Analyse, bei der Materialien anhand ihres Umsatzanteils klassifiziert werden [Gud12], [Hop08]. Ein weiteres Verfahren ist die XYZ Analyse. Die XYZ Analyse nimmt eine Einteilung bezüglich der Prognostizierbarkeit der Materialien vor. Auch eine Kombination beider Verfahren wird in der Literatur oft beschrieben und in der Praxis angewendet. Die Kombination beider Verfahren bietet die Möglichkeit einer Matrixdarstellung, in der je Kombination Dispositionsstrategien auch für Materialien mit sporadischem oder unregelmäßigem Verbrauch vorgeschlagen werden [Gud12], [Sch00], [Stö04]. Neben der oft verwendeten ABC/XYZ Analyse wird die Reichweitenanalyse beschrieben, bei der Artikel je nach Höhe der Reichweite in Schnell- oder Langsamdreher eingeteilt werden [Har11]. Ergänzt wird die Reichweitenanalyse durch die Altersstrukturanalyse, mit dem Ziel Bestände mit bestimmten Bewegungskennziffern (Bewegungshäufigkeit des Materials innerhalb einer definierten Periode) zu klassifizieren [Har11]. Vaisakh et al. beschrieben in ihrem Paper die sogenannte Combined Fast Slow Nonmoving und Vital Essential (CFSNVED) Analyse, eine Kombination aus Fast Slow Nonmoving (FSN) Analyse und Vital Essential Desirable (VED) Analyse [Vai13]. Die VED-Analyse teilt das Sortiment anhand der Kritikalität ein, wobei Kritikalität die Bedeutung für die Durchführung eines Prozesses beschreibt. Beispielsweise besitzt ein Ersatzteil, welches für eine in vielen Prozessen vorkommende Maschine eingesetzt wird, eine hohe Kritikalität. Die FSN-Analyse klassifiziert Materialien anhand der Bewegung im Sortiment, wobei das Sortiment in die Gruppen Fast-, Slow- und Nonmoving Items eingeteilt wird. Die Methode basiert auf der ABC-Analyse, verwendet jedoch die Kriterien durchschnittliche Lagerdauer und den kumulierten Verbrauch, anstatt der üblichen wertmäßigen Einteilung [Vai13]. Die CFSNVED Analyse dient der Einteilung von Ersatzteilen. Bei dieser Methode erfolgt zunächst die Anwendung der FSN-Analyse. Für die Nonmoving items wird anschließend eine VED-Analyse durchgeführt [Vai13].

2.2 BESTANDSPLANUNG

Die Bestandsplanung umfasst die Festlegung der notwendigen Sicherheitsbestände und der richtigen Bestandshöhe im Hinblick auf eine ausreichende Teileverfügbarkeit. Voraussetzung für eine effiziente Bestands-

planung ist eine konsistente Bestandsführung und exakte Prognosewerte aus der Bedarfsplanung. Ansätze zur Berechnung des optimalen Sicherheitsbestandes werden unter anderem genannt von [Mey09], [Wan09], [Wag03], [Gün09]. Für die Bestimmung der richtigen Bestandshöhe existieren unterschiedliche mathematische deterministische und stochastische Ansätze. Die optimale Bestandshöhe wird dabei oft über die Minimierung der Bestands- und Fehlmengenkosten definiert. In diesem Zusammenhang existieren mathematische Ansätze für die Bestandsberechnung von veralteten / alternden Materialien, zu denen auch Langsamdreher gezählt werden können.

Ghare et al. veröffentlichten die ersten Ansätze zur Alterung von Beständen [Gha63]. In diesem Ansatz formulierten sie ein mathematisches Modell mit einer unveränderlichen Verfallrate. Der Bestand wurde unter anderem unterteilt in die Typen physische Ermüdung und Verfall. Darauf aufbauend untersuchte Elsayed et al. dazu zwei Modelle zur Berechnung der optimalen Bestellmenge zur Bestimmung des resultierenden Bestandsniveaus für veraltete Lagerartikel. Das erste Modell berücksichtigt dabei einen deterministischen Bedarf, eine feste Produktionsleistung und die Existenz von Fehlmengen. Das zweite Modell beschreibt den Bedarf als normalverteilte Zufallsvariable, wobei die Produktionsleistung einer zweiparametrischen Weibull Verteilung unterliegt [Els83]. Hollier et al. diskutierten zwei mathematische Modelle zur Implementierung von Nachschubstrategien für abgekündigte Materialien. Die Optimierung erfolgt mittels dynamischer Programmierung, wobei der Nachschub für obsolete Materialien als negativ exponentiell verteilt angenommen wird [Hol83]. Wee formulierte ein deterministisches Beschaffungslosgrößenmodell zur Bestandsoptimierung für veraltete Materialien in rückläufigen Märkten. Dabei wird der Verbrauch als exponentiell fallend über einen festen Zeithorizont beschrieben. Die obsoleteren Materialien werden als Teil des Gesamtbestandes betrachtet sowie kumulierte Auftragsrückstände berücksichtigt. Es wird gezeigt, dass die Gesamtkosten bei erlaubten Rückständen sinken [Wee95]. Chu et al. entwickelten in ihrem Paper einen Ansatz zur Nachschubpolitik für exponentiell rückläufige Märkte. Dabei wird gezeigt, dass Bestandskosten proportional zu Kosten von obsoleten Materialien sind. Mittels Sensitivitätsanalysen wird die Robustheit der ermittelten Lösung bestätigt [Chu02]. Valliathal et al. generierten ein Produktionsmodell für veraltete Produkte mit kumuliertem Rückstand über einen unendlichen Zeitraum. Ziel ist die Minimierung der Gesamtkosten, die sich in diesem Modell aus Rüstkosten, Produktionskosten, Lagerhaltungskosten und Fehlmengenkosten zusammensetzen [Val13]. Shah et al. beschrieben ein Bestandssystem für obsoletere Materialien in dem die Nachfrage als eine Funktion von Verkaufspreis und Marketingaufwand eines Artikels ist. Das Ziel ist die Gewinnmaximierung durch Ermittlung von optimalen Bestands- und Marketingparametern [Sha13].

2.3 FAZIT UND FORSCHUNGSLÜCKE

Die beschriebenen Komponenten des Bestandsmanagements beziehen sich auf spezielle Bereiche innerhalb der Supply Chain, in denen Bestände auftreten können. Ein ganzheitliches Management über alle Bereiche wird unzureichend beschrieben. Die Methoden werden unabhängig voneinander eingesetzt, eine Integration in einen ganzheitlichen Ansatz fehlt. Die Bestandsklassifikation grenzt Materialien anhand definierter Kriterien voneinander ab, beschreibt jedoch keine zukünftigen Änderungen der Materialklasse auf Basis von Bedarfsverschiebungen. Der Fokus bei der Bestandsplanung liegt in der mathematischen Berechnung der optimalen Bestandshöhe für bestimmte Bereiche innerhalb der Supply Chain. Neben der Bestandshöhe werden hierbei keine weiteren Aspekte im Hinblick auf ein ganzheitliches Management berücksichtigt. Hinsichtlich einer spezifischen Planung von Langsamdrehern gibt es nach Kenntnis der Autoren keinen beschriebenen ganzheitlichen Ansatz, der die Planung bereits bestehender und zukünftiger langsamdrehender Bestände beschreibt und unterstützt.

Der hier entwickelte Ansatz zum reaktiven und proaktiven Management von langsamdrehenden Beständen impliziert den Bereich der Materialklassifikation des Bestandsmanagements und ergänzt diesen mit bestehenden analytischen Methoden. Daraus wird ein systematisches Vorgehen speziell für das Langsamdrehermanagement abgeleitet, welches im Folgenden beschrieben wird.

3 METHODENAUSWAHL UND ENTWICKLUNG EINES MANAGEMENTANSATZES

3.1 LANGSAMDREHERKLASSIFIKATION UND PROAKTIVE IDENTIFIKATION

Um langsamdrehende Materialien branchenunabhängig eindeutig von anderen Materialklassen abzugrenzen muss ein methodischer Ansatz ermittelt werden, der nach Möglichkeit zum einen Erfahrungswerte und unternehmensspezifische Definitionen von bestehenden Materialklassifikationen nutzt, zum anderen Klassengrenzen analytisch herleitet. Das Verfahren soll die Möglichkeit einer rollierenden Analyse der Materialklassen bieten und proaktiv mögliche Wechsel der Materialien aufgrund von Zukunftsinformationen in andere Materialklassen aufzeigen. Die analytische Herleitung der Klassengrenzen soll dabei von einem Algorithmus gestützt werden. Kriterien bei der Auswahl der Algorithmen sind dabei eine minimale Anzahl an subjektiv zu setzenden Eingabeparametern (z.B. Klassengröße und -anzahl), eine mögliche Erweiterung / Anpassung bei einer sich ändernden Datengrundlage sowie die Robustheit gegenüber Rauschen innerhalb der Datensätze. Tabelle 1 fasst die Anforderungen an den algorithmisch gestützten, methodischen Ansatz zusammen und spezifiziert die Anforderungsart.

Tabelle 1. Anforderungen an einen algorithmisch gestützten, methodischen Ansatz zur Materialklassifikation

Nr.	Anforderung	Beschreibung	Anforderungsart (Muss (M) / Soll (S))
1	Datenbasierte Bestimmung der Klassengrenze	Algorithmisch gestützte Ermittlung der Klassengrenze zwischen Materialarten zur eindeutigen Abgrenzung von Langsamdrehern	M
2	Rollierende Einteilung in Materialklassen bei festen Klassengrenzen	Rollierende Berücksichtigung von Zeitreihen zur Klassifikation	M
3	Unabhängigkeit von Ausreißern	Ausreißer in den Datensätzen sollen durch das Verfahren eliminiert bzw. reduziert werden	M
4	Proaktive Markierung von Wechseln zwischen Materialklassen	Wechsel der Materialien zwischen Materialklassen sollen erkennbar sein	M
5	Erweiterbarkeit	Erweiterbarkeit des Verfahrens durch andere / weitere Datensätze	M
6	Möglichst objektive Parameterwahl zu Beginn des Verfahrens	Möglichst objektive Auswahl von Parametern vor Anwendung der Methode	M
7	Berücksichtigung von Erfahrungswissen und bestehenden Einteilungslogi-	Möglichkeit der Berücksichtigung von unternehmensspezifischen Klassifizierungsansätzen	S

	ken		
8	Hohe Performance	Geringe Rechenzeit auch bei großen Datenmengen	S

Es existieren unterschiedliche Ansätze zur Klassifikation von Datensätzen, wobei jedes Material als einzelner Datensatz gesehen werden kann.

Ein Ansatz sind Clusteranalysen (CA), die zu den Segmentierungsverfahren zählen [Bac00]. Insgesamt werden zwei Vorgehensweisen unterschieden: Die partitionierenden CA und die hierarchischen CA [Han11], [Zän11]. Beim partitionierenden Clustering wird der Abstand zwischen jedem Restpunkt im Datensatz und den jeweiligen Initialpunkten (Clusterzentren) berechnet. CA zählen zu den Methoden des unüberwachten Lernens. Beim unüberwachten Lernen benötigen die Algorithmen keine vordefinierte Trainingsmenge, sondern weisen durch Selbstbeobachtung Objekte zu vordefinierten Klassen zu.

Eine weitere Möglichkeit der Klassifizierung ist die Bayes-Klassifikation (BK). Der sogenannte Bayes-Klassifikator weist jeden Datenpunkt einer Klasse zu, zu der er mit der größten Wahrscheinlichkeit gehört. Es handelt sich dabei um eine mathematische Funktion [Mus06], [Han11]. Der Bayes-Klassifikator zählt zu den Methoden des überwachten Lernens, welches ein Teilgebiet des maschinellen Lernens ist. Der Algorithmus lernt dabei anhand von Trainingsdaten und nutzt diese zur Klassifikation.

Zur Klassifikation von Daten eignet sich zudem der Support Vector Machine Algorithmus (SVM). SVM sind Lernsysteme, die zur automatischen Klassifizierung von Objekten und Bildung von Klassengrenzen dienen. SVM Algorithmen zählen ebenfalls in den Bereich des überwachten Lernens und nutzen somit Trainingsmengen zur Klassifikation [Wan05], [Han11], [Cri00]. Der SVM lernt die Objekte nach bestimmten Merkmalen / Attributen kennen und ordnet den Objekten dann entsprechende Klassen zu. Die gebildeten Klassengrenzen haben dabei einen größtmöglichen Abstand zu den zu klassifizierenden Objekten. Die Separierbarkeit kann dabei linear oder nicht-linear erfolgen. Bis zur zweidimensionalen Klassifikation lässt sich die Klassengrenze in Geradenform beschreiben, bei einer dreidimensionalen Klassifikation wird die Klassengrenze in Form einer Ebene realisiert [Han11].

Zur Auswahl eines geeigneten Verfahrens werden die in der Literatur beschriebenen Charakteristika der Methoden mit den gestellten Anforderungen verglichen, wie in Tabelle 2 dargestellt. Somit kann die Auswahl für eine Methode zur Langsamdreherklassifikation getroffen werden.

Tabelle 2. Bewertung der Methoden zur Materialklassifikation

Nr.	Anforderung	CA	BK	SVM
1	Datenbasierte Bestimmung der Klassengrenze	-	-	+
2	Rollierende Einteilung in Materialklassen bei festen Klassengrenzen	+	+	+
3	Robustheit ggü. Ausreißern	-	-	-
4	Proaktive Erkennung von Wechseln zwischen Materialklassen	-	-	-
5	Erweiterbarkeit	o	o	+
6	Geringe subjektive Parameterwahl zu Beginn des Verfahrens	-	o	o
7	Berücksichtigung von Erfahrungswissen und bestehenden Einteilungslogiken	-	+	+
8	Hohe Performance	o	o	+

Als geeignete Methode im Hinblick auf die in Tabelle 2 gestellten Anforderungen wird der SVM ausgewählt. Gründe dafür liegen in den Vorteilen zu den anderen Methoden im Hinblick auf die Anforderungen eins, fünf und sieben. Der SVM zeigt in realen Anwendungen eine gute Performance [Dio10]. SVM kann für Klassifikationen mit mehreren Attributen eingesetzt werden, wodurch eine mehrdimensionale Einteilung möglich ist. Eine Erweiterbarkeit um weitere Materialmerkmale ist dadurch ebenfalls gegeben. Durch das überwachte Lernen können Erfahrungswissen und bereits bestehende Einteilungslogiken an den Algorithmus weitergegeben und von diesem genutzt werden. Dadurch wird gewährleistet, dass unternehmensspezifische Logiken beibehalten werden und bei der Klassifikation genutzt werden können.

Die Anwendung des SVM im Hinblick auf die Einteilung und Abgrenzung der Langsamdreher wird im Beispiel mittels realer Daten eines Zulieferers der Nutzfahrzeugindustrie durchgeführt. Die Einteilung der Materialien soll gemäß dem bisherigen Vorgehen in vier Klassen er-

folgen und mittels SVM die Klassengrenzen bestimmt werden:

- Schnelldreher
- Mitteldreher
- Langsamdreher
- (Quasi) Nichtdreher

Unter Schnelldrehern sind dabei Materialien mit hohem jährlichen Verbrauch je Entnahme und einer hohen Anzahl an Entnahmen pro Jahr zu verstehen. Entsprechend geringer sind die Stück- und Entnahmezahlen für Mittel- und Langsamdreher. (Quasi) Nichtdreher können im Unterschied zu den anderen Materialklassen keinen Verbrauch und somit keine Entnahmen aufweisen.

Für die Nutzung des SVM wird eine Trainingsmenge definiert. Damit Expertenwissen und unternehmensspezifische Informationen zur Materialeinteilung genutzt werden können, bilden die bestehenden Materialklassendefinitionen einen Bestandteil der Trainingsdaten. Die dort hinterlegte Logik zur Berechnung von unter anderem Langsamdrehern fließt somit als Trainingswert in den Algorithmus zur Bestimmung der Klassengrenzen ein. Zusätzlich wird der durchschnittliche Verbrauch je Material in die Trainingsmenge aufgenommen. Der Verbrauch wird als Eingangsgröße ausgewählt, da es sich hierbei um eine absolute Kennzahl handelt. Bei relativen Kennzahlen, wie zum Beispiel der Reichweite oder dem Lagerumschlag, werden Informationen in Quotientenform zueinander in Beziehung gesetzt, wodurch die tatsächliche Ausgangsinformation der einzelnen, betrachteten Größen nicht berücksichtigt werden kann. Dies ist für eine möglichst exakte Trainingsmenge von Nachteil, da Informationen nicht bestmöglich genutzt werden können. Praxiseinflüsse auf den Bestand, wie zum Beispiel definierte Sicherheitsbestände oder definierte Maximalbestände, können den Aussagegrad dieser Kennzahlen verfälschen. Darüber hinaus ist der Bestand stochastisch abhängig vom Verbrauch, was ein Ausschlusskriterium bei der Festlegung der Trainingsmenge ist. Der Verbrauch wird daher als zuverlässigste Größe ausgewählt. Die Trainingsmenge besteht daher aus den Daten Materialklassifikation und den gemittelten, sechsmonatigen Vergangenheitsdaten des Verbrauchs je Material. Insgesamt werden 11.120 Datensätze für die Trainingsmenge verwendet. Die Daten entstammen einem Enterprise Resource Planning (ERP) System und repräsentieren Daten aus fünf unterschiedlichen europäischen Ländern. Die Trainingsmenge lässt sich zusammenfassend beschreiben als:

$$\mathcal{X} = \{x_i, y_i\}_{i=1}^n$$

mit

X – Trainingsmenge

x_i – durchschnittlicher Verbrauch je Material i

y_i – Materialklassifikation je Material i

$n = 11.120$

Die Trainingsmenge wird anschließend hinsichtlich Plausibilität untersucht. Als Kriterium wird definiert, dass schnelldrehende Materialien dabei die höchsten Verbrauchswerte aufzeigen sollen, Langsamdreher entsprechend geringe Verbrauchshöhen. Die Analyse der Trainingsmenge weist Überschneidungen der Materialklassen auf: Es existieren Mitteldreher mit einem höheren Verbrauch als Langsamdreher und (quasi) Nichtdreher mit einem Verbrauch größer als null. Um diese Ausreißer in der Trainingsmenge zu eliminieren und die Datenqualität zu erhöhen werden 20%/80% Quantile verwendet. Die Trainingsmenge wird je Materialklasse entsprechend um Datensätze bereinigt, welche im 20% Quantil und über dem 80% Quantil liegen. Dadurch werden Ausreißer eliminiert und Materialklassen durch das Abschneiden der Daten an den jeweiligen Rändern der Datensätze genauer voneinander getrennt. Das Vorgehen lässt sich wie in Abbildung 1 zusammenfassen:

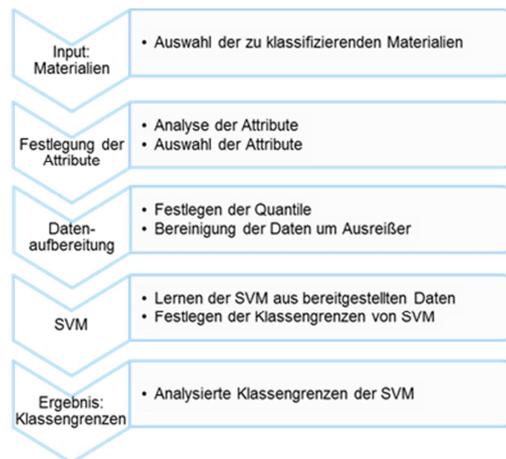


Abbildung 1. Vorgehen zur Bestimmung der Klassengrenzen

Tabelle 3 zeigt die mittels SVM ermittelten Klassengrenzen im Vergleich zu den bisher bestehenden:

Tabelle 3. Vergleich der heutigen Klassengrenze mit den durch SVM ermittelten Klassengrenzen anhand des Verbrauchs

Übergang	Heutige Klassengrenze [St. / Halbjahr]	Neue Klassengrenze [St. / Halbjahr]
Schnelldreher – Mitteldreher	600	1030

Mitteldreher – Langsamdreher	79	87
Langsamdreher – (Quasi) Nicht- dreher	12	13

Durch die Verschiebung der Klassengrenze zwischen Schnell- und Mitteldrehern von 600 Stück auf 1030 Stück wird die neue Klasse Mitteldreher größer. Die anderen Klassengrenzen zeigen nur geringe Abweichungen zwischen vorher und nachher.

Um eine proaktive Identifikation von Änderungen der Materialklassen zu realisieren wird der Bedarf in das Vorgehen mit aufgenommen. Die oben beschriebenen Klassengrenzen werden anhand der bestehenden Materialklasse und des Verbrauches durch den SVM ermittelt. Da der Bedarf in etwa den zukünftigen Verbrauch darstellt, werden die gleichen Klassengrenzen für den Bedarf gesetzt, wie sie für den Verbrauch gelten. Auch die Bedarfsdaten beziehen sich auf einen Zeitraum von sechs Monaten und bilden den Bedarfsdurchschnittswert je Material ab. Daraus lässt sich folgende Einteilung auf Basis der Trainingsmenge ableiten:

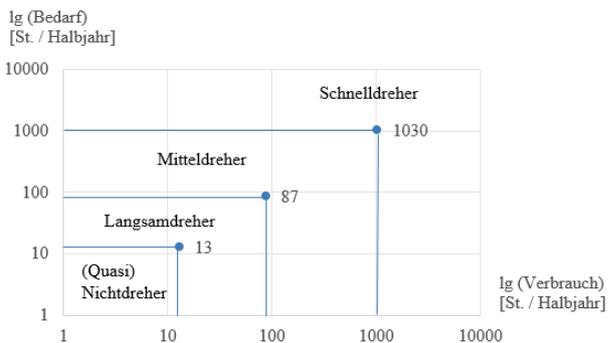


Abbildung 2. Schematische Darstellung der Klassengrenzen

Durch die Berücksichtigung des Bedarfes werden zukünftige Informationen je Material inkludiert. Verbrauchs- und Bedarfsdaten ändern sich je Material über die Zeit. Das Einspielen aktueller Daten zum Beispiel aus ERP-Systemen bei festen Klassengrenzen ermöglicht eine rollierende Klassifikation.

Die proaktive Identifikation von Wechseln der Materialklasse ist für eine Bestandsplanung von Langsamdrehern essenziell, da bestandsrelevante Parameter wie die Losgröße oder die Nachschubfrequenz für Langsamdreher anders gesetzt werden sollten als für Schnelldreher. Nicht jeder Wechsel der Materialklasse erfordert sofortige Maßnahmen der Disponenten. Besonders große Sprünge zwischen den Klassen erfordern jedoch zur Minimierung der Obsoleszenzgefahr oder Gewährleistung der Versorgungssicherheit große Aufmerksamkeit. Diese kritischen

Änderungen oder Sprünge zwischen den Materialklassen werden innerhalb des methodischen Vorgehens wie folgt definiert:

Bei Wechseln der Materialklasse kann es sich entweder um einen „Abschwung“ handeln, also einer Veränderung der Klasse nach „links unten“, oder um einen „Aufschwung“, sprich einer Veränderung der Klasse nach „rechts oben“. Bei einem Abschwung sollten rechtzeitig Maßnahmen ergriffen werden, um das Risiko der Obsoleszenz zu minimieren. Bei entsprechend rollierender Anwendung kann als Frühwarnindikator schon das „Nachunterswandern“ des entsprechenden Materials dienen (Schritt 1 von Material x in Abbildung 3), bevor bei der nächsten Anwendung durch den sich ändernden Verbrauch ein Wechsel in eine andere Materialklasse erfolgen kann (Schritt 2 von Material x in Abbildung 3). Durch eine Reduzierung des Verbrauchs und/oder Bedarfs können bereits beschaffte Materialien im Lager veralten und zukünftig nicht benötigter Bestand aufgebaut werden. Im Gegenzug besteht bei einem Aufschwung das Risiko, die Kundennachfrage nicht bedienen zu können, sollten bestandsrelevante Parameter nicht entsprechend proaktiv angepasst werden. Die Gefahr besteht hierbei, dass Bestände aufgebraucht und Fehlmen gen generiert werden, da zu spät auf steigenden Bedarf reagiert wird.

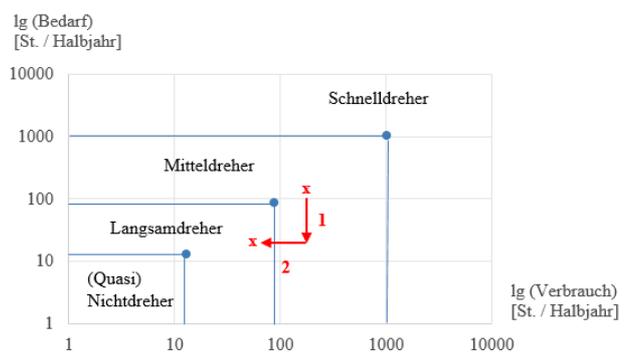


Abbildung 3. Beispiel eines Abschwungs und Wechsel der Materialklasse für Material x

Je nach Veränderungsrichtung werden unterschiedliche kritische Fälle definiert, die dem Disponenten frühzeitig aufgezeigt werden sollen.

Die kritischen Grenzbereiche werden über die Klassengrenze für den Bedarf hergeleitet und sind in Tabelle 4 aufgelistet:

Tabelle 4. Kritische Grenzbereiche

Beschreibung Grenzbereiche	Kritischer Grenzbereich [St./Halbjahr]
Kritischer Grenzbereich	1030

Schnelldreher	
Kritischer Grenzbereich Mitteldreher	87
Kritischer Grenzbereich Langsamdreher	13

Die Klasse (Quasi) Nichtdreher bekommt keinen expliziten kritischen Grenzbereich, da sie nach unten an keine Materialklasse angrenzt und am oberen Rand durch den kritischen Grenzbereich der Langsamdreher definiert ist. Abbildung 4 zeigt die definierten kritischen Grenzbereiche je Materialklasse:

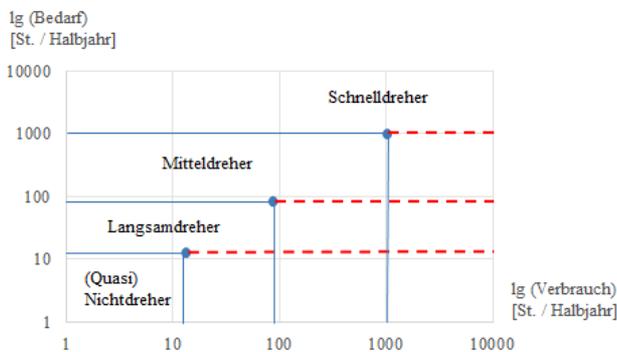


Abbildung 4. Klassengrenzen und kritische Grenzbereiche

Tabelle 5 und Tabelle 6 zeigen die Definition der als kritisch einzustufenden Wechsel der Materialklassen sowie die Frühwarnindikatoren in Form der kritischen Grenzbereiche:

Tabelle 5. Kritische Wechsel und Frühwarnindikatoren beim Abschwung

Heutige Klassifikation	Zukünftige Klassifikation / Frühwarnindikator
Schnelldreher	Kritischer Grenzbereich Schnelldreher
Schnelldreher	Langsamdreher
Schnelldreher	(Quasi) Nichtdreher
Mitteldreher	Kritischer Grenzbereich Mitteldreher
Mitteldreher	(Quasi) Nichtdreher
Langsamdreher	Kritischer Grenzbereich Langsamdreher
Langsamdreher	(Quasi) Nichtdreher

(Quasi) Nichtdreher	(Quasi) Nichtdreher
---------------------	---------------------

Tabelle 6. Kritische Wechsel und Frühwarnindikatoren beim Aufschwung

Heutige Klassifikation	Zukünftige Klassifikation / Frühwarnindikator
(Quasi) Nichtdreher	Kritischer Grenzbereich Langsamdreher
(Quasi) Nichtdreher	Mitteldreher
(Quasi) Nichtdreher	Schnelldreher
Langsamdreher	Kritischer Grenzbereich Mitteldreher
Langsamdreher	Schnelldreher
Mitteldreher	Kritischer Grenzbereich Schnelldreher

Bei diesen kritischen Wechseln wird mindestens eine Materialklasse übersprungen (zum Beispiel Wechsel von Schnelldreher zu Langsamdreher). Ein Wechsel in die Klasse (quasi) Nichtdreher wird immer als kritisch betrachtet, deshalb wird die komplette Klasse als kritisch eingestuft. Als Frühwarnindikator zählt zudem das Überschreiten des kritischen Grenzbereichs zur nächst angrenzenden Materialklasse.

Mit dem beschriebenen Vorgehen lassen sich Langsamdreher eindeutig von anderen Materialklassen abgrenzen. Die Klassengrenze kann dabei empirisch gesetzt werden. Durch die rollierende Datenanalyse können Materialien kontinuierlich klassifiziert und Wechsel der Materialklasse proaktiv identifiziert werden. Darauf aufbauend sollen die Haupttreiber von langsamdrehenden Beständen identifiziert und den Disponenten zur Bestandsoptimierung zur Verfügung gestellt werden.

3.2 METHODE ZUR ERMITTLUNG DER BESTANDSTREIBER

Im Hinblick auf eine effiziente Bestandsplanung für Langsamdreher sollen bestandsrelevante Parameter für diese Materialart optimal gesetzt werden. Dafür ist entscheidend zu wissen, welche Faktoren maßgeblich den Langsamdreherbestand in der Vergangenheit beeinflusst haben. Anforderungen an eine Methode zur Bestimmung der Haupteinflussfaktoren auf den Bestand sind eine quantitative Bewertbarkeit des Einflusses zwischen einer Zielvariablen (hier: Bestand) und möglichen Einflussfaktoren. Unterschiedliche Kombinationen und Wirkweisen der Einflussfaktoren sollen abbildbar sein. Neben quanti-

tativen Faktoren soll auch der Einfluss qualitativer Daten analysierbar sein. Die Methode soll beliebig um Faktoren erweiterbar sein und eine gute Performance aufweisen. Tabelle 7 weist den beschriebenen Anforderungen die jeweilige Anforderungsart zu.

Tabelle 7. Anforderungen an eine Methodik zur Identifikation von Bestandstreibern

Nr.	Anforderung	Beschreibung	Anforderungsart (Muss (M) / Soll (S))
1	Identifikation der Haupteinflussfaktoren	Eindeutige Identifikation der Haupteinflussfaktoren innerhalb der Stichprobe	M
2	Quantifizierbarkeit des Einfluss auf Zielvariable	Der Einfluss der Haupteinflussfaktoren auf die Zielvariable muss quantifizierbar sein	M
3	Abbilden des linearen Zusammenhangs zwischen Zielvariable und Einflussfaktoren	Identifikation der Haupteinflussfaktoren mit dem größten linearen Einfluss auf die Zielvariable	M
4	Möglichkeit der Faktorkombinationen	Berechnung des Einflusses aller möglichen Faktorkombinationen auf die Zielvariable	M
5	Berücksichtigung qualitativer Faktoren	Berechnung des Einflusses qualitativer Faktoren	S
6	Erweiterbarkeit	Erweiterbarkeit des Verfahrens durch andere / weitere Datensätze	M
7	Hohe Performance	Geringe Rechenzeit auch bei großen Datenmengen	S

Im Folgenden werden drei mögliche Methoden zur Analyse von Haupteinflussfaktoren vorgestellt: Die Hauptkomponentenanalyse (HA), künstliche Neuronale Netze

(NN) sowie die multiple lineare Regressionsanalyse (RA).

Die HA ist eine variablenorientierte Methode, welche die Originalvariablen durch eine kleinere Anzahl Variablen ersetzt. Die Dimension des Parameterraums wird dabei vor dem Ziel des minimalen Datenverlusts reduziert. Die Sortierung der ermittelten Hauptkomponenten erfolgt nach dem Anteil der Gesamtstreuung im Datensatz [Ize08]. Die Hauptkomponenten sind Linearkombinationen der ursprünglichen Variablen [Krz00].

Eine weitere Möglichkeit der Ermittlung von Haupteinflussfaktoren sind die NN. NN bestehen aus einem Netzwerk von Verarbeitungseinheiten, sogenannten Neuronen. Über Kommunikationskanäle sind Neuronen miteinander verbunden und arbeiten mit lokalen Daten und denen, die sie über die Konnektoren erhalten. Darüber können komplexe, nicht-lineare Prozesse analysiert werden. Ohne spezifisches Vorwissen werden Wirkzusammenhänge von Einflussfaktoren modelliert [Fra00], [Che94].

Darüber hinaus existiert die Methode der RA. Generell wird in die nicht-lineare und die lineare RA unterschieden. Bei der linearen RA wird ein Vorhersagemodell erstellt, welches einen linearen Zusammenhang zwischen einer erklärenden und der Zielvariablen beschreibt. Den Gegensatz dazu bildet die nicht-lineare Analyse. Das Ziel der linearen Regression ist die möglichst exakte Vorhersage der Zielvariablen durch erklärende Variablen [Fah09], [Hat11], [Cra07], [Bac11]. Das optimale Modell zeichnet sich dadurch aus, dass möglichst wenig erklärende Variablen die Zielvariable hinreichend genau erklären.

Zur Auswahl einer geeigneten Methode zur Bestimmung der Haupteinflussfaktoren auf langsamdrehenden Bestand werden die Charakteristika der Methoden mit den Anforderungen in Tabelle 8 verglichen und bewertet.

Tabelle 8. Bewertung der Methoden zur Ermittlung der Bestandstreiber

Nr.	Anforderung	HA	NN	RA
1	Identifikation der Haupteinflussfaktoren	+	o	+
2	Quantifizierbarkeit des Einfluss auf Zielvariable	o	-	+
3	Abbilden des linearen Zusammenhangs zwischen Zielvariable	+	-	+

	und Einflussfaktoren			
4	Möglichkeit der Faktorenkombinationen	+	+	+
5	Berücksichtigung qualitativer Faktoren	-	+	+
6	Erweiterbarkeit	+	+	+
7	Hohe Performance	o	-	o

Die multiple lineare RA erfüllt die gestellten Anforderungen in hohem Maße und wird daher für die Ermittlung der Haupteinflussfaktoren auf langsamdrehenden Bestand ausgewählt. Durch diese Methode wird der lineare Einfluss mehrerer Haupteinflussfaktoren auf die Zielvariable quantifiziert. Es können die Faktoren identifiziert werden, welche die Zielvariable bestmöglich beschreiben. Die Methode kann durch Hinzunahme von weiteren Datensätzen beliebig erweitert werden und bietet die Möglichkeit, qualitative Faktoren durch entweder Addition oder Interaktion (multiplikative Verknüpfung) zu berücksichtigen.

Zur Durchführung der multiplen linearen RA werden die quantitativen und qualitativen Faktoren in das Regressionsmodell überführt. Eine additive Berücksichtigung einer qualitativen Variablen bewirkt eine rein vertikale Verschiebung der Regressionsfunktion [Fah09]. Werden bspw. eine quantitative Variable X_1 sowie eine binär kodierte qualitative Variable X_2 mit $X_2 = \epsilon\{0,1\}$ in einem Vorhersagemodell berücksichtigt, ergibt sich folgende Regressionsgerade:

$$\hat{Y} = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$$

Eine Interaktion der qualitativen Variablen bewirkt hingegen eine Änderung der Steigung der Regressionsgeraden, indem die Variable multiplikativ mit einer quantitativen Variable verbunden wird [Fah09]. Das Vorhersagemodell lautet entsprechend:

$$\hat{Y} = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 (X_1 X_2)$$

Als Datengrundlage für die multiple lineare RA dient eine Literatursammlung aller möglichen Einflussfaktoren auf Bestände. Neben der Datensammlung wurde im Rahmen einer Umfrage mit 40 Teilnehmern aus unterschiedlichen Industriezweigen (u.a. Automobilindustrie, Konsumgüterindustrie, Maschinenbau) weitere Faktoren aufgenommen und die gesammelten Faktoren bewertet, um Expertenwissen und -erfahrung mit zu berücksichtigen.

Insgesamt werden 111 Faktoren aufgenommen, die sich in 58 quantitative und 53 qualitative Faktoren aufteilen lassen.

Die quantitativen Faktoren werden mit realen Daten aus einem ERP-System und einer Produktlebenszyklusdatenbank hinterlegt. Es handelt sich dabei um halbjährige Durchschnittswerte bzw. um kumulierte Absolutwerte je Faktor. Die Daten beziehen sich auf drei internationale Standorte eines Zulieferers der Nutzfahrzeugindustrie. Insgesamt werden die Daten für 31.000 Materialien aufgenommen. Nicht alle recherchierten Faktoren können mit Datensätzen hinterlegt werden. Die Stichprobe für die multiple lineare RA reduziert sich daher auf 46 quantitativen und 10 qualitativen Faktoren.

Die Beurteilungskriterien für die Identifikation der Haupteinflussfaktoren auf langsamdrehenden Bestand sind wie folgt festgelegt:

- Das korrigierte Bestimmtheitsmaß (R^2) mit $\text{korr. } R^2 \geq 0,7^2$
- F-Test bzw. p-Wert mit $p < 0,001$ [Hat-2011],
- Vier graphische Diagramme (Q-Q plots),
- AIC (An Information Criterion) mit kleinstmöglichem AIC und
- Variance Inflation Factor (VIF) mit VIF nahe 1
- Stichprobengröße ≥ 500

Zur Ermittlung des besten multiplen Regressionsmodells wird sowohl der Einfluss der einzelnen Faktoren auf den langsamdrehenden Bestand als auch die Kombination mehrerer Faktoren auf den Bestand untersucht. Als Ausgangspunkt wird das Modell betrachtet, welches alle erklärenden Variablen beinhaltet. Mittels Rückwärtsselektion werden nach und nach einzelne erklärende Variablen entfernt, so lange die definierten statistischen Kennzahlen eingehalten werden [Gro10], [Sac06], [Bac11]. Tabelle 9 zeigt einen Auszug der durchgeführten Faktorenkombinationen und der jeweiligen Stichprobengröße mit dem jeweiligen korrigierten Bestimmtheitsmaßes.

In Abbildung 5 sind die Faktoren mit „x“ gekennzeichnet, die in die Regression eingehen und einen großen linearen Einfluss auf den Bestand beschreiben. Je Faktorenkombination sind die drei besten Ergebnisse aufgezeigt, die alle oben aufgeführten statistischen Kenn-

² Für *adjusted R²* existieren in der bisher verwendeten Literatur keine konkreten Grenzwerte, sondern nur Aussagen analog zu Groh: „Je näher der Wert von R^2 an 1 herankommt, umso besser ist die Anpassung.“ [Gro10, S.208] Um im Folgenden dennoch die Relevanz beurteilen zu können, werden Werte größer 0,7 als „relativ gut“ und Werte unter 0,3 als „weniger gut“ geeignet angenommen.

Zusätzlich zu den Regressionsanalysen werden Korrelationstests durchgeführt und der sogenannte VIF berechnet. Dies dient dazu eine Korrelation der einzelnen identifizierten Haupteinflussfaktoren auszuschließen. Tabelle 9 zeigt die VIF Werte.

Tabelle 9. VIF der Haupteinflussfaktoren auf Bestand

Faktor	VIF
Bestellmenge	1,00
Kundenliefermenge	1,72
Anz. Kundenlieferungen	1,74
Sortimentstiefe	1,08
Vorzugsmaterialien	1,03
Interne Liefertreue	1,08
Anz. Lieferantenlieferungen	1,02

Ein VIF nahe 1 spricht für (nahezu) lineare Unabhängigkeit der Variablen, weshalb der Wert von 1,74 bzw. 1,72 der Faktoren Kundenliefermenge und Anzahl der Kundenlieferungen auf eine lineare Abhängigkeit schließen lässt. Aus Gründen der statistischen Genauigkeit sollte einer der beiden Faktoren ausgeschlossen werden.

Um dem Disponenten eine Entscheidungshilfe zu geben, welche der identifizierten Haupteinflussfaktoren den größten Einfluss auf den Bestand haben, wird eine lokale Sensitivitätsanalyse durchgeführt. Mit Hilfe der Sensitivitätsanalyse können Veränderungen des Bestands bei Änderung einer erklärenden Variablen ceteris paribus berechnet werden. Für die Analyse werden die jeweiligen Regressionsmodelle genutzt, in denen die Haupteinflussfaktoren enthalten sind. Da die identifizierten sieben Haupteinflussfaktoren nicht gemeinsam in einem Regressionsmodell auftreten werden die Sensitivitätsanalysen auf die Regressionsmodelle in Abbildung 5 angewendet, in denen ein Großteil der Haupteinflussfaktoren enthalten ist. Die Sensitivitätsanalyse kann zudem als Entscheidungsgrundlage dienen, welche der beiden linear abhängigen Faktoren (Anz. Kundenlieferungen und Kundenliefermenge) eliminiert werden soll. Tabelle 10 zeigt exemplarisch die lokale Sensitivitätsanalyse für folgendes Regressionsmodell, welches aus den Haupteinflussfaktoren Bestellmenge, Anzahl Lieferantenlieferungen und Vorzugsmaterialien besteht:

$$\text{Bestand} = -65,76 + 2,52 \cdot \text{Bestellmenge} + 38,33 \cdot \text{Anz. Lieferantenlieferungen} + 3,25 \cdot \text{Vorzugsmaterial}$$

Eine Änderung der Bestellmenge um plus zehn Prozent führt zu einer Bestandsänderung von 9,8 Prozent. Bei einer Erhöhung der Anzahl an Lieferantenlieferungen und Vorzugsmaterialien um jeweils zehn Prozent ändert sich der Bestand lediglich um 0,6 Prozent bzw. 0,02 Prozent. Bei Betrachtung aller Haupteinflussfaktoren weisen die Schwankungen der Bestellmenge, Sortimentstiefe und interne Liefertreue die größten Änderungen der Zielvariable Bestand auf. Der Vergleich des Einflusses der Schwankungen der linear abhängigen Faktoren zeigt, dass die Kundenliefermenge zu größeren Bestandschwankungen führt. Dies dient als Argumentation für den Ausschluss des Haupteinflussfaktors Anzahl Kundenlieferungen.

Tabelle 10. Auszug aus lokaler Sensitivitätsanalyse

Schwankende Faktoren	Ausgangswert	+10%	-10%
Bestellmenge [St]	448,15	492,97	403,34
Bestand [St]	1.144,1	1.257,3	1.030,9
Bestandsdelta [%]	-	+9,8%	-9,8%
Anz. Lieferantenlieferungen [St]	1,95	2,14	1,75
Bestand [St]	1.144,1	1.151,6	1.136,6
Bestandsdelta [%]	-	+0,6%	-0,6%
Vorzugsmaterialien [St]	1,01	1,11	0,91
Bestand [St]	1.144,1	1.144,4	1.143,8
Bestandsdelta [%]	-	+0,03%	-0,03%

Die identifizierten Haupteinflussfaktoren können im Folgenden für die Bestandsplanung genutzt werden. Zur reaktiven Bestandsoptimierung und proaktiven Bestandsplanung werden die identifizierten Haupteinflussfaktoren zusätzlich in die Bereiche Source (S), Make (M), Deliver (D) und Plan (P) in Anlehnung an das SCOR Modell eingeteilt. Der Vollständigkeit halber wird auch der Faktor Anzahl Kundenlieferungen eingeteilt. Diese Unterteilung ist wichtig, um die Wirkung der Haupteinflussfaktoren entlang der Supply Chain aufzuzeigen und später Handlungsempfehlungen gezielt ableiten zu können. Tabelle 11 zeigt exemplarisch die Einteilung einiger Faktoren basierend auf dem SCOR Modell und der Unterteilung in qualitative oder quantitative Faktoren.

Tabelle 11. Einteilung der Haupteinflussfaktoren anhand des SCOR Modells

Faktor	S	M	D	P	Qualitativ	Quantitativ
Bestellmenge	x					x
Anz. Lieferantenlieferungen	x					x
Sortiments-tiefe				x		x
Vorzugsma-terialien		x				x
Kundenlie-fermenge			x			x
Anz. Kun-denlieferun-gen			x			x
Interne Lie-fertreue	x	x				x

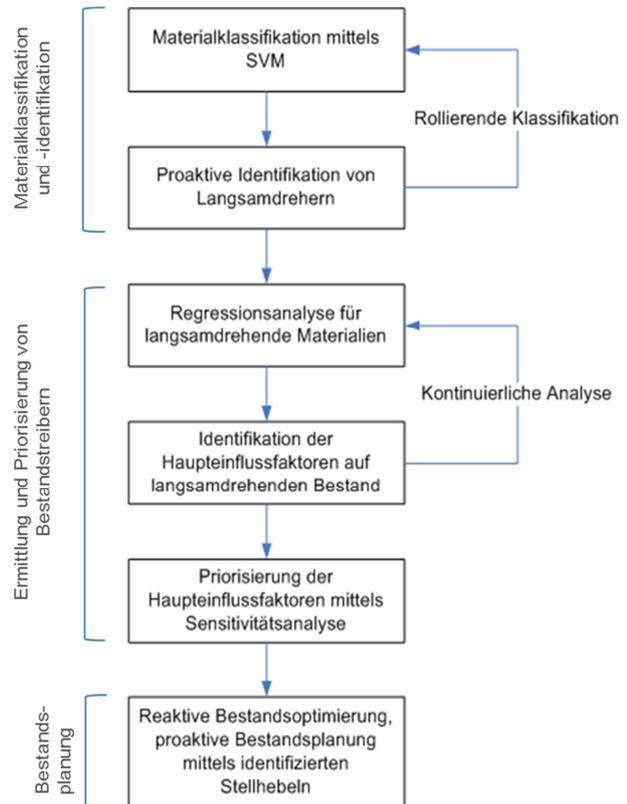


Abbildung 6. Systematisches Vorgehen zum Langsamdrehermanagement

3.3 ZUSAMMENFÜHRUNG DER METHODEN ZU EINEM SYSTEMATISCHEN VORGEHEN

Die oben beschriebenen Teilschritte werden in Abbildung 6 zu einem ganzheitlichen Vorgehen zur proaktiven Identifikation und Bestandsplanung von Langsamdrehermanagement zusammenfassen. Das systematische Vorgehen teilt sich dabei in die Komponenten Materialklassifikation und -identifikation, die Ermittlung und Priorisierung von Bestandstreibern sowie die Bestandsplanung ein. Durch die rollierende Materialklassifikation und kontinuierliche Analyse der Haupteinflussfaktoren auf Bestände können Langsamdreher kontinuierlich geplant werden. Die Haupteinflussfaktoren können kurzfristig zur Reaktion auf bestehende Bestände angewendet und proaktiv zur zukünftigen Bestandsplanung genutzt werden.

4 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

Die im Hinblick auf eine Klassifikation der Materialien gestellten Anforderungen wurden durch die beschriebene Vorgehensweise zur Materialklassifikation erfüllt. Die alten Klassengrenzen wurden basierend auf Expertenwissen und strategischer Unternehmensentscheidungen festgelegt. Die neuen Klassengrenzen konnten mittels SVM hergeleitet werden und subjektive, strategische Entscheidungen bei der Festlegung der Klassengrenzen unberücksichtigt bleiben. Durch die Verwendung der Quantile können Ausreißer innerhalb des Datensatzes eliminiert werden, wodurch ein genaueres Lernen des SVM möglich ist. Effizientes Materialmanagement erfordert unter anderem eine exakte Klassifikation der Materialien. Je exakter Langsamdreher klassifiziert werden, desto gezielter können Dispositionsparameter im Hinblick auf die Bestandsplanung gesetzt werden. Gleichzeitig wird das Risiko des ungewollten Bestandsaufbaus minimiert und ein positiver Effekt auf den Return on Invest erzielt.

Durch die Berücksichtigung des Bedarfes können zukünftige Langsamdreher dem Disponenten aufgezeigt werden. Durch die Definition sogenannter kritischer Klassenwechsel kann der Disponent proaktiv informiert werden, in welche Materialklasse sich ein Material zukünftig verändern kann. Dies war bei der bestehenden,

rein auf Vergangenheitsdaten basierenden Klassifikation nicht möglich. Die definierten kritischen Klassenwechsel und Grenzbereiche ermöglichen eine konkrete Warnung der Disponenten, wenn eine Änderung der bestandsrelevanten Parameter in Betracht gezogen werden sollte. Durch die Berücksichtigung der bestehenden Materialklassendefinitionen in der Trainingsmenge können die unterschiedlichen Einteilungslogiken je Unternehmen weiterhin berücksichtigt werden. Zum Beispiel kann die bestehende Materialklassifikation über die Berechnung der Reichweite existieren. Diese Logik bleibt bei der hier vorgeschlagenen Methode weiterhin bestehen. Da jedes Material einen Verbrauch und einen Bedarf hat, kann die Festlegung der Klassengrenzen und proaktive Identifikation von Klassenwechseln branchenunabhängig und unternehmensspezifisch ergänzt werden.

Die multiple lineare Regressionsanalyse in Kombination mit der lokalen Sensitivitätsanalyse ermöglicht die Ermittlung und Priorisierung von Haupteinflussfaktoren auf langsamdrehenden Bestand. Diese liefert dem Disponenten eine Art Checkliste, an welchen Stellhebeln er im Hinblick auf die Planung von langsamdrehenden Beständen ansetzen kann. Aus einer Sammlung von 111 Faktoren wurden sieben Haupteinflussfaktoren gefiltert. Der Einfluss qualitativer Faktoren kann durch Addition innerhalb der Regressionsanalyse berücksichtigt werden. Die ermittelten Haupteinflussfaktoren hatten in der Vergangenheit einen starken Einfluss auf den Bestand und lassen sich somit als Stellhebel für die Bestandsplanung nutzen.

Die durch die Sensitivitätsanalyse untersuchten Bestandsänderungen zeigen, dass der Bestand unterschiedlich sensitiv auf Änderungen der Haupteinflussfaktoren reagiert. Änderungen der entsprechenden Faktoren können somit genutzt werden, um ein eventuelles bestehendes, nicht-optimales Bestandsniveau kurzfristig anzupassen. Eine Priorisierung der Haupteinflussfaktoren kann dadurch erfolgen, dass diejenigen Haupteinflussfaktoren ausgewählt werden, die zu großen Schwankungen in der Zielvariablen Bestand führen. Langfristig können die ermittelten Haupteinflussfaktoren, die in der Vergangenheit einen großen Einfluss auf den Bestand hatten, zur proaktiven Bestandsplanung von Langsamdrehern und Parametrisierung genutzt werden. Eine Bestandsplanung unter Berücksichtigung der tatsächlichen Bestandstreiber ist somit realisierbar. Die Einteilung der Haupteinflussfaktoren anhand des SCOR Modells ermöglicht eine gezielte Allokation der identifizierten Haupteinflussfaktoren zu den jeweiligen Bereichen der Supply Chain. Dadurch können Handlungsempfehlungen gezielt platziert werden.

Nicht alle Faktoren, die sich bei der einzelnen Betrachtung als relevant herausgestellt haben, sind auch in den multiplen Regressionsmodellen enthalten. Auf die individuelle Aussagekraft der einzelnen Faktoren hat dies jedoch keine Auswirkung. Das Nichtberücksichtigen von

Faktoren in einem Regressionsmodell bedeutet lediglich, dass die Faktoren keinen zusätzlichen Erklärungsanteil liefern. Dennoch können sie für sich genommen sehr relevant sein und müssen weiter in Plausibilitätschecks analysiert werden. Ein Grund des Wegfallens der Faktoren in Kombination mit anderen ist die Datenbasis. Dies führte zu einer maximalen Kombination von gleichzeitig 11 Faktoren.

In einem nächsten Schritt wird zukünftig das optimale Bestandsniveau für langsamdrehende Materialien mittels mathematischer Optimierung berechnet. Dadurch ist eine Anpassung der Dispositionsparameter im Hinblick auf ein optimal berechnetes Bestandsniveau möglich.

Darüber hinaus wird eine Klassifikation der Materialien über Verteilungsanalysen und Stetigkeitsberechnungen untersucht.

Aus dem beschriebenen Vorgehen werden derzeit noch keine konkreten Handlungsempfehlungen für die Parameterberechnung für Langsamdreher abgeleitet. Deshalb wird in einem nächsten Schritt die Parametrisierung der Materialien zur Erreichung des optimalen Bestandsniveaus basierend auf den identifizierten Haupteinflussfaktoren untersucht und beschrieben.

Die Anwendung der ausgewählten Methoden im Rahmen des ganzheitlichen Vorgehens zur proaktiven Identifikation und Bestandsplanung von Langsamdrehern berücksichtigt derzeit nicht notwendige Regelmäßigkeiten und Verantwortlichkeiten für die Anwendung des Vorgehens. Verschiebungen oder Veränderungen des Gesamtumsatzes je Unternehmen können zum Beispiel zu einer Verschiebung der Materialklassengrenzen führen, wodurch eine zyklische Überprüfung der Klassengrenzen notwendig wird. Darüber hinaus kann ein dynamisches Unternehmensumfeld oder interne Umstrukturierungen zu Änderungen der Haupteinflussfaktoren auf Bestand führen. Als nächsten Schritt werden daher die jeweiligen Häufigkeiten und Verantwortlichkeiten der Methodenanwendung definiert und in das ganzheitliche Vorgehen inkludiert.

LITERATUR

- [Bac06] Backhaus, K.; Erichson, B.; Plinke, W.; Weiber R. : *Multivariate Analysemethoden. Eine anwendungsorientierte Einführung*. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg u.a.: 2006.
- [Che94] Cheng, Bing; Titterington, Michael D.: *Neural Networks: A review from a Statistical Perspective*. Scientific Article: 1994.

- [Chu02] Chu, Peter; Chen, Patrick S.: *A note on inventory replenishment policies for deteriorating items in an exponentially declining market*. In: *Computers & Operations Research*, November 2002, Jg. 29, Ausgabe 13: S. 1827-1842.
- [Cra07] Crawley, Michael J.: *The R book*. Wiley, Chichester, West Sussex: 2007.
- [Cri00] Cristianini, Nello; Shawe-Taylor, John: *An Introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods*. Cambridge University Press, Cambridge u.a.: 2000.
- [Dio10] Diosan, Laura; Rogozan, Alexandrina, Pecuchet, Jean-Pierre: *Improving classification performance of Support Vector Machine by genetically optimizing kernel shape and hyper parameters*. In: *Applied Intelligence*, 2010, Nr. 36, S.280.
- [Els83] Elsayed EA; Teresi C.: *Analysis of inventory systems with deteriorating items*. In: *International Journal of Production Research*, 1983, Jg. 21, Ausgabe 4: S. 449–60.
- [Fri98] Friemuth, Ullrich; Stich, Volker: *Industrielle Logistik*. Verlag der Augustinus Buchhandlung, Aachen: 1998.
- [Gha63] Ghare PM; Schrader GF: *A model for exponential decaying inventory*. In: *Journal of Industrial Engineering*, 1963, Jg. 14, Ausgabe 6: S. 238–43.
- [Gro10] Groß, Jürgen: *Grundlegende Statistik mit R - Eine anwendungsorientierte Einführung in die Verwendung der Statistik Software R*. Vieweg+Teubner, Wiesbaden: 2010.
- [Fah09] Fahrmeir, Ludwig; Kneib, Thomas; Lang, Stefan: *Regression - Modelle, Methoden und Anwendungen*. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg: 2009.
- [Fra00] Franke, Jürgen; Härdle, Wolfgang Karl, Hafner, Christian Matthias: *Statistics of Financial Markets*. Springer Verlag, Berlin: 2000.
- [Gud10] Gudehus, Timm: *Logistik. Grundlagen - Strategien - Anwendungen*. Springer Verlag, Berlin u.a.: 2010.
- [Gud12] Gudehus, Timm: *Dynamische Disposition. Strategien, Algorithmen und Werkzeuge zur optimalen Auftrags-, Bestands- und Fertigungsdisposition*. Springer Verlag, Berlin u.a.: 2012.
- [Gün09] Günther, Hans-Otto; Tempelmeier, Horst: *Produktion und Logistik*. Springer Verlag, Berlin u.a.: 2009.
- [Gün13] Günthner, Willibald A.; Durchholz, Janina; Klenk, Eva; Boppert, Julia: *Schlanke Logistikprozesse. Handbuch für den Planer*. Springer Vieweg, Berlin u.a.: 2013.
- [Han11] Han, Jiawei; Kamber, Micheline: *Data Mining: Concepts and Techniques*. Elsevier, Waltham: 2011.
- [Har11] Hartmann, Horst: *Bestandsmanagement und -controlling. Optimierungsstrategien mit Beispielen aus der Praxis*. Deutscher Betriebswirte – Verlag, Gernsbach: 2011.
- [Hat11] Hatzinger, Reinhold; Hornik, Kurt; Nagel, Herbert: *R - Einführung durch angewandte Statistik*. Pearson Studium, München: 2011.
- [Hol83] Hollier, R.H.; Mak, K.L.: *Inventory replenishment policies for deteriorating items in a declining market*. In: *International Journal of Production Research*, November/Dezember 1983, Vol. 21 Ausgabe 6: S. 813.
- [Hom11] ten Hompel, Michael; Heidenblut, Volker: *Taschenlexikon Logistik: Abkürzungen, Definitionen und Erläuterungen der wichtigsten Begriffe aus Materialfluss und Logistik*. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg: 2011.
- [Hop08] Hoppe, Marc: *Bestandsoptimierung mit SAP. Effektives Bestandsmanagement mit SAP ERP und SAP SCM*. Galileo Press, Bonn: 2008.
- [Ize08] Izenman, Alan J.: *Modern Multivariate Statistical Techniques: Regression, Classification, and Manifold Learning*. Springer Science and Business Media, NewYork: 2008.
- [Küp01] Küpper, Hans-Ulrich: *Controlling*. Schaeffer-Poeschel, Stuttgart: 2001.

- [Krz00] Krzanowski, Wojtek J.: *Principles of Multivariate Analysis*. Rev. ed. Oxford University Press, Oxford: 2000.
- [Mey09] Meyer, Jan Christoph; Sander, Ulrich: *Bestände senken, Lieferservice steigern – Ansatzpunkt Bestandsmanagement*. Klinkenberg, Aachen, 2. Auflage: 2009.
- [Mur06] Murken, Jan; Grimm, Timo; Holinski-Feder, Elke: *Humangenetik*. Georg Thieme Verlag, Stuttgart: 2006.
- [Pfo10] Pfohl, Hans-Christian: *Logistiksysteme. Betriebswirtschaftliche Grundlagen*. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, u.a.: 2010.
- [Sac06] Sachs, Lothar; Hedderich, Jürgen: *Angewandte Statistik - Methodensammlung mit R*. Springer Verlag, Berlin Heidelberg: 2006.
- [Sch00] Schönsleben, Paul: *Integrales Logistikmanagement. Planung und Steuerung von umfassenden Geschäftsprozessen*. Springer Verlag: Berlin, Heidelberg, New York: 2000.
- [Sha13] Shah, Nita H.; Soni, Hardik N.; Patel, Kamlesh A.: Optimizing inventory and marketing policy for non-instantaneous deteriorating items with generalized type deterioration and holding cost rates. In: *Omega*, April 2013, Jg. 41 Ausgabe 2: S. 421-430.
- [Sta02] Stadtler, Hartmut: *Supply Chain Management – An Overview*. In Stadtler, Hartmut, Kilger, Christoph. (Hg.): *Supply Chain Management And Advanced Planning*. Springer Verlag: Berlin u.a.: 2002.
- [Stö04] Stölzle, Wolfgang; Heusler, Klaus Felix; Karrer, Michael: *Erfolgsfaktor Bestandsmanagement. Konzept Anwendung Perspektiven*. Versus Verlag, Zürich: 2004.
- [Tem10] Tempelmeier, Horst: *Bestandsmanagement in Supply Chains*. Books on Demand GmbH, Norderstedt: 2010.
- [Vai13] Vaisakh, P. S.; Dileepal, J.; Narayanan Unni, V.: *Inventory Management of Spare Part by Combined FSN and VED (CFSNVED) Analysis*. In: *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, 2013, Nr.2: S. 303–309.
- [Val13] Valliathal, M.; Uthayakumar, R.: *Designing and computing optimal policies on a production model for non-instantaneous deteriorating items with shortages*. In: *International Journal of Production Research*, Januar 2013, Jg. 51, Ausgabe 1: S. 215-229.
- [Wag03] Wagner, Michael: *Bestandsmanagement in Produktions- und Distributionssystemen*. Shaker Verlag, Aachen: 2003.
- [Wan05] Wang, Lipo: *Support vector Machines: Theory and Applications*. Springer Verlag, Berlin u.a.: 2005.
- [Wan09] Wannenwetsch, Helmut: *Integrierte Materialwirtschaft und Logistik: Beschaffung, Logistik, Materialwirtschaft und Produktion*. Springer Verlag, Berlin u.a.: 2009.
- [Wee95] Wee, H.M.: *A deterministic lot-size inventory model for deteriorating items with shortages and a declining market*. In: *Computers and Operations Research*, 1995, Jg. 22, Ausgabe 3: S. 345–56.
- [Zän11] Zänker, Norman; Zietzsch, Christian: *Text Mining und dessen Implementierung*. Diplomica Verlag, Hamburg: 2011.

Dipl.-Wirtsch.-Ing. Steffi Hoppenheit, Research Assistant at the Chair of Materials Handling, Material Flow, Logistics, Technische Universität München.

Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wi.-Ing. Willibald A. Günthner, Chairholder of the Chair of Materials Handling, Material Flow, Logistics, Technische Universität München.

Address: Lehrstuhl für Fördertechnik, Materialfluss, Logistik, Technische Universität München, Boltzmannstraße 15, 85748 Garching, Germany,
Phone: +49 89 / 289-159 21, Fax: +49 89 / 289-159 22,
E-Mail: kontakt@fml.mw.tum.de