

Konsistenzmanagement zum optimierten Data Management als Basis zur Anwendung von Data Science im Produktlebenszyklus von Materialflusssystemen

Data Science and Consistency Management in the Product Life Cycle of
Material Flow Systems

Max Wünnenberg¹

Dominik Hujo²

Fan Ji²

Rafael Schypula³

Johannes Fottner¹

Michael Goedicke³

Birgit Vogel-Heuser²

¹Lehrstuhl für Fördertechnik Materialfluss Logistik
Technische Universität München

²Lehrstuhl für Automatisierung und Informationssysteme
Technische Universität München

³Paluno
Universität Duisburg-Essen

Daten- und Konsistenzmanagement unterstützt dabei, den Produktlebenszyklus von Materialflusssystemen effizienter zu gestalten und Fehler zu vermeiden. Die Übertragung dieser Methode von der Softwareentwicklung auf Materialflusssysteme bietet zusätzlich auch das Potential, im laufenden Betrieb Prozessoptimierungen mit Methoden der Data Science zu befähigen. Dafür bedarf es verschiedener Arbeitsschritte wie der Modellierung organisatorischer Zusammenhänge im Projekt und inhaltlicher Abhängigkeiten involvierter Modelle sowie eines Reifegradmodells für entstehende Daten. In diesem Beitrag wird dargestellt, wie durch diese Arbeitsschritte ein durchgängiger Informationsfluss entlang aller Phasen des Produktlebenszyklus realisiert werden kann.

[*Schlüsselwörter: Data Science, Konsistenzmanagement, Materialflusssysteme, Produktentstehungsprozess, Produktlebenszyklus*]

Data and consistency management helps to make the product lifecycle of material flow systems more efficient and less error-prone. Additionally, the transfer of this method from software development to material flow systems also yields the potential for process optimizations within the running system by using data science methods. This

requires various preliminary work such as modelling organizational relations within the project, and context-wise dependencies of involved models, as well as a maturity model for generated data. This paper illustrates how, using this preliminary work, a continuous information flow along all phases of the product life cycle can be achieved.

[*Keywords: Consistency Management, Data Science, Material Flow Systems, Product Life Cycle, Product Development Process*]

1 EINLEITUNG UND STAND DER TECHNIK

Die Entwicklung von Materialflusssystemen (MFS) muss ein ständig wachsendes Spektrum von Anforderungen berücksichtigen. Das umfasst hohe Durchsätze und gleichzeitig eine große Zuverlässigkeit des Systems. Weiterhin soll die Anlage auch während des Betriebs noch in der Lage sein, sich verändernden Rahmenbedingungen anzupassen. Schließlich wird eine große Lebensdauer von einem MFS erwartet. Aus betrieblicher Perspektive wird es zunehmend bedeutsam, das MFS im laufenden Betrieb durch Methoden der Data Science analysieren und optimieren zu können [Kno16]. Um all diesen Anforderungen in der Betriebsphase von MFS genügen zu können, sind aus Sicht der Systementwicklung bereits während des

Produktentstehungsprozesses (PEP) reibungslose Abläufe anzustreben, wobei sowohl unplanmäßige Verzögerungen als auch Fehler im Endprodukt zu vermeiden sind [Wue22b].

Eines der größten Hindernisse dafür ist das Auftreten von einander widersprechenden Informationen in den von involvierten ExpertInnen benutzten Modellen. Diese Widersprüche, bezeichnet als Inkonsistenzen, können eine unterschiedliche Benennung von Systemelementen in verschiedenen Modellen, eine abweichende Parametrisierung des Modells, oder Verstöße gegen anzuwendende Entwicklungsrichtlinien umfassen [Kla21]. Während des gesamten Produktlebenszyklus (PLZ) des Systems können Inkonsistenzen auftreten. Auch ein niedriger Reifegrad der im späteren Betrieb entstehenden Systemdaten kann durch Inkonsistenzen verursacht werden [Mue22]. All diesen Phänomenen gemeinsam ist die Gefahr, die Zielerreichung eines Entwicklungsprojekts für MFS zu beeinträchtigen. In der industriellen Anwendung existiert zwar ein Bewusstsein hierfür, aber die Auswahl geeigneter Methoden zur Produktentwicklung erfolgt dennoch oft unter anderen Gesichtspunkten [Wün21].

1.1. PRODUKTLEBENSZYKLUS VON MATERIALFLUSSSYSTEMEN

Der PLZ von MFS lässt sich in die fünf Phasen *Produktplanung*, *Produktentwicklung*, *Realisierung*, *Betrieb* und *Ende des Produktlebens* unterteilen (siehe Abbildung 1). Die *Produktplanung* umfasst den Austausch von Anlagenspezifikationen zwischen lieferndem und abnehmendem Unternehmen. Ein gemeinsamer Stand der Anforderungen wird vom Auftraggeber zum Lastenheft zusammengefasst; der angestrebte Weg zur Erfüllung dieser Anforderungen des Auftragnehmers ergibt das Pflichtenheft. Die *Produktentwicklung* ist bei modernen MFS ein interdisziplinärer Prozess, an dem unter anderem ExpertInnen aus den Disziplinen Maschinenbau, Elektrotechnik, Softwareentwicklung, Logistikplanung und Vertrieb beteiligt sind. Die gestiegene Komplexität der mechatronischen Zusammenhänge, welche zur Erfüllung der steigenden Anforderungen erforderlich ist, führt zu einer Klassifikation von MFS als Cyber-Physische Systeme [Vei13]. Das bedeutet, dass Hardware- und Softwarekomponenten gemeinsam dazu eingesetzt werden, die Aufgaben des Systems zu erfüllen. Neben der Gliederung des Entwicklungsprozesses in Disziplinen erfolgt oft auch eine modulare Gliederung, sodass bestimmte Funktionen des Systems in Komponenten gekapselt werden [Vog18]. Es gibt den Ansatz, Komponenten agentenbasiert zu steuern, sodass keine

zentrale Bündelung der Entscheidungskompetenz bezüglich eines Förderauftrages in einem übergeordneten System erfolgt. Allerdings ist dies in der industriellen Anwendung noch nicht gängige Praxis. Die in der Vergangenheit klar abgrenzbaren Ebenen der Automatisierungspyramide verschwimmen somit zunehmend miteinander. Die Kapselung der Systemkomponenten in Module bietet auch das Potential, bereits in früheren Projekten entwickelte Systemkomponenten mit minimalen Anpassungen erneut zu verwenden [Fis20]. Bei der *Realisierung* des Systems werden die einzelnen Komponenten gefertigt und am Betriebsstandort aufgebaut sowie in Betrieb genommen. An Funktionstests schließt sich die Abnahme der Anlage an. In der *Betriebsphase* erfüllt das MFS seinen eigentlichen Zweck, also die auftragsbezogene Förderung von Gütern. Dabei teilen sich in der Regel die Anlagenbau- und Kundenseite den eigentlichen Betrieb sowie die Instandhaltung des Systems. Daneben sind auch Veränderungen am System durchzuführen, um einerseits die Anpassung an sich verändernde Rahmenbedingungen sicherzustellen. Andererseits wird durch ständige Optimierungsmaßnahmen versucht, die Wirtschaftlichkeit des MFS kontinuierlich zu steigern. Hier liegt auch das Einsatzgebiet von datenorientierten Methoden wie Machine Learning und Data Mining [Kno16]. Das *Ende des Produktlebens* wird meist dadurch eingeläutet, dass die bestehenden Anlagenkomponenten den Ansprüchen an Leistung oder Zuverlässigkeit nicht mehr gerecht werden. Während Softwaremodule oft während des Betriebs schon mehrfach ausgetauscht bzw. überspielt werden, stellen alternde Elektrik- und Mechanikkomponenten oft größere Herausforderungen dar, auch hinsichtlich der Verfügbarkeit von Ersatzteilen. Das gesamte System wird nun entweder einem Retrofit unterzogen, um seine Lebensdauer weiter zu erhöhen [Xu21]. Alternativ wird die Anlage abgebaut und durch ein Nachfolgemodell ersetzt [VDI21].

Der PLZ in seiner Gesamtheit wird dabei maßgeblich durch die Entscheidungen in der Produktentwicklung beeinflusst. In den vergangenen Jahren haben Methoden der Softwareentwicklung in der Entwicklung von MFS Einzug gehalten. Das lineare Vorgehen wurde zunehmend durch iterative Prozesse und kontinuierliche Verifizierung der Anforderungen erweitert, wodurch die Zielerreichung in engeren Zyklen abgesichert werden kann. Ein Beispiel hierfür ist das V-Modell für die Entwicklung Cyber-Physischer Produktionssysteme [VDI06]. Allerdings bedingt ein solches Vorgehen auch einen größeren Abstimmungs- und Kommunikationsaufwand, wodurch die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten von Inkonsistenzen steigt.

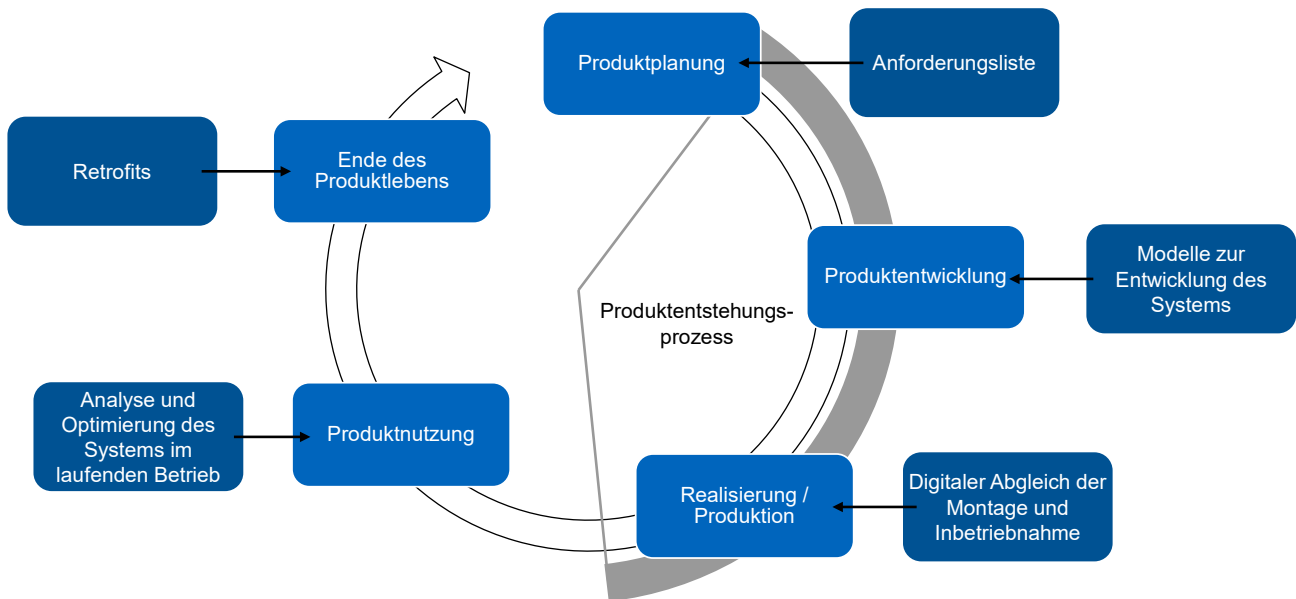


Abbildung 1. Produktlebenszyklus nach [VDI21] und Anknüpfungspunkte für Daten- und Konsistenzmanagement in der Materialflussdomäne

1.2 KONSISTENZMANAGEMENT

In sämtlichen Phasen des Produktlebenszyklus kann Konsistenzmanagement dabei helfen, schneller und wirtschaftlicher zu agieren. Zweck ist es, Widersprüche zwischen Dokumenten bzw. Modellen des Systems aufzudecken und zu beseitigen. Geschieht dies nicht, pflanzt sich der Fehler unerkannt fort und verursacht in späteren Phasen weitaus größere Verzögerungen und Mehrkosten. Ein Beispiel dafür sind unerkannt gebliebene Abweichungen von den Anlagenspezifikationen, welche die Wiederholung von Berechnungsschritten in der Entwicklungsphase erforderlich machen [Wün21]. Ebenso zählt die fehlende Anpassung von Datenprotokollen in der Planungsphase hierzu, die eine Anbindung der Systemdaten an eine zentrale Datenbank im laufenden Betrieb behindert und so einer datenbasierten Systemoptimierung im Weg steht [Wün21]. Vielfach erfolgt die Kommunikation der ExpertInnen in der Praxis noch unstrukturiert via E-Mail oder gar ausschließlich mündlich [Wün21]. Eine Weitergabe konkreter, insbesondere numerischer Informationen ist hierdurch kaum möglich. Dies erschwert es anderen Projektbeteiligten, durchgeführte Anpassungen an Modellen nachzuvollziehen. Unzureichende strukturierte Kommunikation ist die Hauptursache von durch Inkonsistenzen verursachten Fehlern in der Produktentstehung [Wün21]. Um Abstimmungen und Kommunikation möglichst zielgerichtet abwickeln zu können, ist eine klare Definition von Zuständigkeiten und Abläufen der Beteiligten im PLZ zu schaffen. Auch die bereits beschriebene Wiederverwendung modularer Systemelemente ist durch Inkonsistenzen beeinträchtigt. Grund ist, dass für jede Verwendung eines Moduls in einem neuen Projekt in der Regel geringfügige

Änderungen zu vollziehen sind. Damit diese jedoch gezielt durchgeführt werden können und alle ExpertInnen genaue Kenntnis über die durchzuführenden Arbeitsschritte haben, müssen sich die aus den Anforderungen resultierenden Änderungsschritte explizit ableiten lassen. Ist dies aufgrund von Inkonsistenzen nicht möglich, müssen die ExpertInnen unkoordiniert und aufgrund eigener Annahmen die Spezifikation des Moduls durchführen [Spi18].

Die größtmögliche Unterstützung durch Daten- und Konsistenzmanagement kann daher geschaffen werden, indem eine automatisierte Konsistenzprüfung und Modellanpassung durchgeführt wird. Idealerweise geschieht dies ohne Zutun der am Projekt beteiligten ExpertInnen, sodass diesen kein zusätzlicher Aufwand entsteht. Gleichzeitig bietet die Automatisierung den Vorteil, dass keine zusätzlichen Fehlerquellen durch die menschliche Übertragung von Information entstehen. Voraussetzung für Daten- und Konsistenzmanagement ist die zentrale Zusammenführung sämtlicher modellierter Informationen, ein *Single Underlying Model*. Das bedeutet, einzelne Modelle und Dokumente der ExpertInnen müssen entweder bei Bedarf miteinander verknüpft werden, oder alle am Projekt beteiligten müssen von vornherein an dem gleichen Modell arbeiten [Kla21].

Letzteres ist nicht zweckmäßig, weil sich starke Einschränkungen bei der Wahl von Entwicklungswerkzeugen ergeben. Daher stellt eine dynamische Verknüpfung der im Projekt entstehenden Modelle den Schlüssel für die praktische Umsetzung des Daten- und Konsistenzmanagements in der Materialflussdomäne dar – ein *Virtual Single Underlying Model*. Unterschiedliche Arten von Inkonsistenzen lassen

sich durch bereits existierende Arten des Konsistenzmanagements zudem verschieden gut beherrschen. Syntaktische Inkonsistenzen (wie Tippfehler) zu entdecken und zu beheben, ist in der Regel weniger komplex als das Auflösen semantischer Widersprüche wie verschiedenartig definierter Prozessabläufe [Vog15].

1.3 DATA SCIENCE

Die Nutzung von Analyseverfahren der Data Science setzt ein klar strukturiertes Vorgehen voraus. Dieses muss eine Definition der zu erreichenden Ziele, die Beschreibung der Daten und ihre Bewirtschaftung durch Datenextraktion und -transformation umfassen [VDI14]. Grundsätzliche Eigenschaft der Data Science ist, dass komplexe Systeme als Black Box, also ohne Kenntnis der internen Systemstruktur, modelliert und analysiert werden können. Im Fall der Intralogistik trägt das dazu bei, der zunehmenden Intransparenz von Prozessen begegnen zu können [You14]. Die Analyse erfolgt durch Verknüpfung der Eingangsdaten wie Zeitstempeln von Prozessen, Materialnummern und Mengenangaben mit relevanten Ausgangsdaten. Darunter fallen Key Performance Indicators (KPI), die aus betrieblicher Sicht interessant sind, also beispielsweise Durchlaufzeit, Durchsatz und Fehlerrate [Kno17]. Je nach Art der angestrebten Analyse kann eine vergangenheitsbezogene Betrachtung der Daten stattfinden, um Phänomene zu verstehen, oder eine zukunftsbezogene, um zukünftiges Verhalten vorauszusagen. Neben der mathematisch-statistisch korrekten Beschreibung und Interpretation der Daten ist jedoch aus Betreiberpersicht auch immer eine aussagekräftige Visualisierung der erhaltenen Ergebnisse relevant [Gha21].

Die weitere Vorgehensweise hängt davon ab, welches Ziel beim Betrieb der Anlage verfolgt wird, und damit schlussendlich, welches Feld der Data Science Anwendung findet. Das Data Mining zielt vordergründig auf eine Beschreibung von Mustern und Auffälligkeiten in den Daten ab [Sch19]. Dagegen strebt das Machine Learning danach, anhand eines Gütekriteriums ein Vorhersagemodell zu entwickeln und iterativ zu verbessern [Sch2019]. Darunter fallen Algorithmen wie k-nächste Nachbarn, Entscheidungsbäume oder künstliche neuronale Netze und viele weitere [Jos20]. Das Gütekriterium beschreibt dabei den Zusammenhang zwischen beeinflussbaren Prozessgrößen und den Auswirkungen auf KPI.

Durch die Schaffung einer Referenzarchitektur für Big Data-Anwendungen lassen sich die unterschiedlichen involvierten Forschungsgebiete – Statistik, Datenbanken, Prozessanalyse, Betriebswirtschaftslehre, Informatik und weitere – enger zusammenführen. Somit wird ein besserer Austausch gewährleistet und insbesondere der Aspekt der Datenbankerstellung und -verwaltung kann nach

international gültigen Standards durchgeführt werden [ISO47].

1.4 BISHERIGE FORSCHUNGSERGEBNISSE

In der Softwareentwicklung war das Konsistenzmanagement bereits Gegenstand mehrerer Forschungsprojekte und -arbeiten. Neben der technischen Umsetzung einer Verknüpfung von Modellen stand auch die Handhabung von Inkonsistenzen, also die Bewertung und ggf. Aufhebung von Inkonsistenzen im Vordergrund [Fel16; Gue13; Vog05].

Daneben wurde die Möglichkeit untersucht, aus den verschiedenen Modellen Darstellungen zu erzeugen, welche genau die für bestimmte ExpertInnen relevanten Informationen aus verschiedenen Modellen zusammenfasst. Diese Darstellungen werden als Sichten bezeichnet [Kra13].

Allerdings lassen sich nicht alle dieser Erkenntnisse auf die Domäne der MFS übertragen. Die Struktur der modellierten Information unterscheidet sich in den dort verwendeten Modellen deutlich stärker als in der Softwareentwicklung, und die Tätigkeitsfelder der beteiligten ExpertInnen weisen eine geringere Ähnlichkeit auf [Kra13]. Daher ist die zu erbringende Transferleistung eines solchen Ansatzes in der Materialflussdomäne deutlich größer. Hinzu kommt, dass sowohl die Struktur, also der Aufbau des Systems, als auch die realisierten Abläufe und Prozesse durch eine Methode des Konsistenzmanagements abgeglichen werden müssen. Es existiert bislang kein Ansatz, welcher Konsistenzmanagement in MFS entlang des gesamten PLZ betrachtet.

Die Anwendung verschiedener Ansätze aus dem Bereich der Data Science, wie Machine Learning oder Process Mining, wurde bereits in der Domäne der MFS untersucht. Allerdings stand hierbei die Analyse selbst, also die Verarbeitung bestehender Datenmengen im Vordergrund. Noch offen ist dagegen die Auswahl und Aggregation der relevanten Datenquellen aus technischer und prozessualer Perspektive sowie die Frage, welche KPI sich unter der Voraussetzung eines bestimmten Datenreifegrades bestimmen lassen [Kno16; Er15; Kle19].

Offene Fragestellungen sind daher die Vermeidung von Brüchen in der Prozesskette bei der Anlagenentwicklung, das dafür notwendige Herstellen von konsistenten Sichten, die Realisierung wiederverwendbarer Anlagenmodule zur Reduzierung des Entwicklungsaufwandes und der Aufbau einer Datenbasis zur Optimierung laufender Prozesse.

1.5 ZIELSETZUNG

Da das Daten- und Konsistenzmanagement im PLZ von MFS eine Herausforderung darstellt, die bisher nicht in allen Aspekten durch wissenschaftliche Arbeiten gelöst wurde, besteht erhebliches Potential in der Entwicklung einer Vorgehensweise auf diesem Gebiet. Der vorliegende Artikel stellt ein Konzept vor, wie ein Vorgehensmodell zum Aufbau einer für Data Science-basierte Prozessoptimierung geeigneten Datenstruktur durch Konsistenzmanagement unterstützt werden kann. Dazu werden verschiedene erforderliche Aspekte skizziert, wie eine Fördertechnik-Datenbank, ein Datenreifegradmodell für den Anlagenbetrieb sowie ein Ansatz zur Dokumentation der Projektstruktur. Dadurch adressiert die entstehende Methode sämtliche Phasen des PLZ. Durch ein solches Vorgehensmodell soll ein effizienterer PLZ ermöglicht werden. Aufgabenparallelisierung und die automatisierte Unterstützung beim Aufbau der Prozessdatenstruktur können somit zur Verkürzung der Entwicklungsdauer beitragen. So kann eine geeignete Systemarchitektur realisiert werden, um die Nutzung datengestützter Methoden zur Prozessanalyse und -verbesserung im laufenden Betrieb zu ermöglichen.

2 ANSATZ ZUR BEFÄHIGUNG VON DATA SCIENCE DURCH KONSISTENZMANAGEMENT

Konsistenzmanagement kann dabei unterstützen, die praktische Anwendung von Data Science im PLZ von MFS zu verbessern. Um einen generalisierbaren Ansatz hierfür zu entwickeln, müssen die in den einzelnen Modellen bzw. den daraus abgeleiteten Sichten dargestellten Informationen allgemeingültig beschrieben werden. Anschließend kann daraus abgeleitet werden, welche Regeln erfüllt sein müssen, damit Konsistenz vorhanden ist. Dies umfasst eine Kategorisierung von modellierten Informationen in relevanten Sichten, eine Klassifizierung möglicher Inkonsistenzen, sowie die Dokumentation bestehender Abhängigkeiten zwischen einzelnen Projektteilnehmenden. Weiterhin ist festzulegen, welche Datenreife zur Nutzung datengestützter Analyse- und Optimierungsmethoden notwendig ist. Schließlich ist der Ansatz durch Verwendung einer domänenspezifischen Bibliothek von Elementen auf den Einsatz in der innerbetrieblichen Logistik zu spezifizieren.

2.1 ERFORDERLICHE VORARBEITEN FÜR DAS VORGEHEN

Die Grundlagen für die Befähigung des Ansatzes werden gelegt, indem zuerst die erforderlichen Vorarbeiten erläutert werden (siehe Abbildung 2).

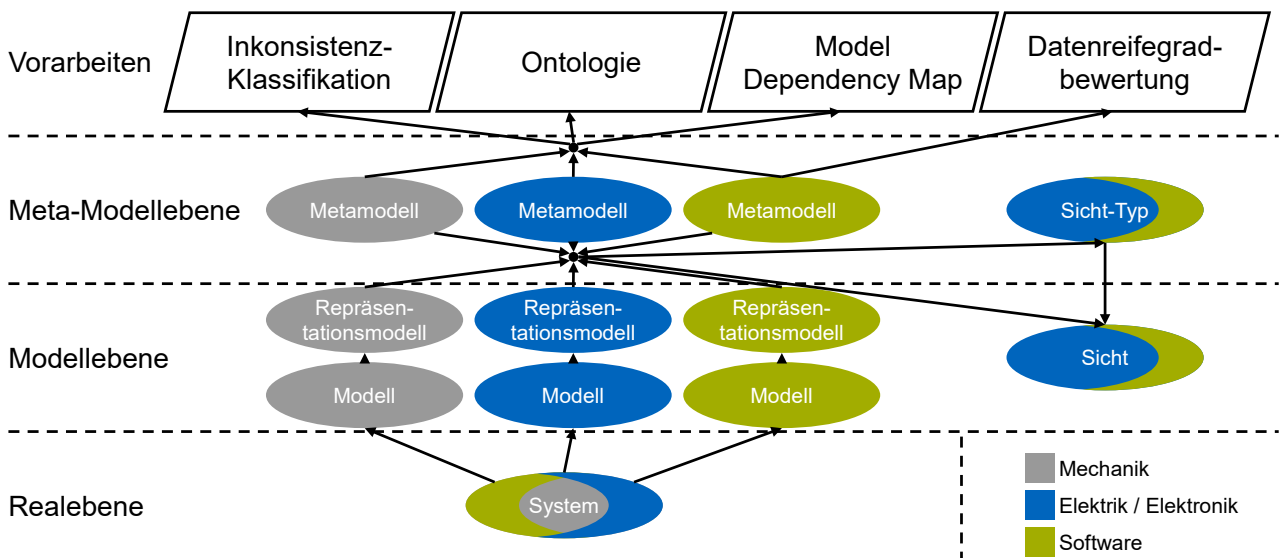


Abbildung 2. Zusammenhang zwischen Modellen und Sichten eines Systems auf Real-, Modell- und Meta-Modellebene sowie Bezug zu den zu leistenden Arbeitsschritten für das Vorgehen, in Anlehnung an [Vog18]

Die Modellierung der komplexen interdisziplinären Zusammenhänge kann nicht allgemeingültig für jedes Entwicklungsprojekt vorgenommen werden, da sich Projekte untereinander teils stark unterscheiden. Dies betrifft sowohl den Aspekt, welche Personen beteiligt sind, als auch die Frage, welche Arten von

Anlagenmodulen zu entwickeln sind. Aus diesem Grund bedarf es eines Modellierungsansatzes, anhand dessen festgehalten werden kann, welche Abhängigkeiten im Rahmen der Entwicklungsaufgabe zwischen verschiedenen handelnden Personen bestehen. Diesen Anforderungen genügen Model Dependency Maps

[Fri14]. Ausgehend hiervon sind auch quantitative Analysen durch matrixorientierte Quelle-Senke-Beschreibungen auf der Ebene einzelner Anlagenkomponenten möglich. Hierdurch kann genau beschrieben werden, welche Änderungen an einem Modell Auswirkungen auf andere Modelle haben [Qam12]. Eine Alternative ist die Verwendung sowie Erweiterung von Business Process Model and Notation (BPMN), was eine Modellierung von Geschäftsprozessen auf standardisierte Weise ermöglicht. Durch Erweiterungen der Sprache kann auch interdisziplinäre Kollaboration dezidiert integriert werden, und verschiedene Prozessalternativen lassen sich quantitativ miteinander vergleichen. Daneben können kollaborative Entwicklungsprozesse abgebildet werden [Vog22]. Neben dieser projektbezogenen Betrachtung der Zusammenhänge sind auch die inhaltlichen Überschneidungen der Modelle zu betrachten. Zu diesem Zweck empfiehlt es sich, modellierte Informationen je Modell auf einer allgemeinen Ebene, der Meta-Modellebene, zu untersuchen. Ein Materialflusssystem als technisches System kann somit auf drei Abstraktionsebenen betrachtet werden: Auf der Realebene als tatsächlich existierendes, physisches System; auf der Modellebene als Kombination verschiedener Formen einer abstrahierten Realität; sowie schließlich auf der Meta-Modellebene als allgemeingültige, projektunabhängige Dokumentation aller modellierbaren Eigenschaften des Systems. Insofern existiert zu jedem Modell ein zugehöriges Metamodell. Gleichzeitig lassen sich Sichten als Menge von modellierten Informationen aus einem oder mehreren Modellen auf der Meta-Modellebene spezifischen Sicht-Typen zuordnen [Kra13].

Jeder Sicht-Typ und jedes Metamodell spezifiziert lediglich bestimmte Arten von Information, enthält aber keine Aussage über Überschneidungen mit anderen Sicht-Typen. Um trotz unvollständiger Informationen eine Aussage zur Konsistenz von Sichten treffen zu können, ist ein weiterer Bestandteil des Vorgehens erforderlich. Hierfür hat sich die Ontologie als hilfreiches Instrument erwiesen. Es handelt sich hierbei um eine formalisierte Darstellung von bestimmten Begriffen und den zwischen ihnen bestehenden Beziehungen [Gui11]. So kann für jede Information aus einem bestimmten Metamodell spezifiziert werden, zu welchen Informationen aus anderen Metamodellen Abhängigkeiten bestehen. Dabei lassen sich auch Zusammenhänge spezifizieren, die mehr als zwei Eigenschaften umfassen. Beispielhaft kann die zu erreichende Fördergeschwindigkeit gemäß einer technischen Dokumentation genannt werden, die gleich dem Quotienten der Förderlänge (beispielsweise in einem Layout) und der Förderdauer (beispielsweise in einem Simulationsmodell) sein muss [Wue22].

Neben den rein informationsbezogenen Erwägungen sind bei der Erstellung der Ontologie auch die Besonderheiten der innerbetrieblichen Logistik zu berücksichtigen. Um den Umfang der festzulegenden

Zusammenhänge zu reduzieren, kann eine vertikale Strukturierung der Materialflusstechnik genutzt werden, bei welcher die Eigenschaften bestimmter Förderer-Klassen vererbt werden. So können einige allgemeine Parameter wie Fördererbreite oder Fördergeschwindigkeit allgemeingültig, zum Beispiel für alle Stetigförderer, festgelegt werden. Spezielle Förderer wie Staukettenförderer übernehmen diese allgemeinen Eigenschaften und sind außerdem um zusätzliche Spezifikationen (in diesem Beispiel etwa die Staufähigkeit) zu erweitern.

Da das Vorgehen der in diesem Beitrag vorgestellten Methode nicht allein die Planungsphase, sondern auch den laufenden Betrieb von Materialflusssystemen berücksichtigt, kommt auch der Dokumentation von entstehenden Anlagendaten eine große Bedeutung zu. Datengestützte Ansätze zur Prozessoptimierung, zum Beispiel mit Machine Learning oder künstlicher Intelligenz, weisen ein hohes Potential zur Rationalisierung des Systembetriebs auf. Um jedoch zu gewährleisten, dass diese Ansätze aussagekräftige und gültige Ergebnisse liefern können, ist eine Untersuchung des Datenreifegrads erforderlich (siehe Tabelle 1). Dafür sind verschiedene Kriterien wie die Erfassung und Bereitstellung der Daten sowie der verfügbare Datenumfang auf verschiedenen Stufen zu bewerten. Sowohl während der Planungs- als auch der Betriebsphase kann somit festgelegt werden, welche Arten von Prozessanalysen dadurch ermöglicht werden, und welche Daten insofern relevant sind. Gleichzeitig dient die Reifegradbewertung als Orientierungshilfe, um die Durchgängigkeit des Informationsflusses mit gezielten Maßnahmen zu steigern [Mue22].

2.2 DYNAMISCHE VERKNÜPFUNG DER ANLAGENMODELLE

Da die einzelnen Modelle im Laufe des Produktlebenszyklus kontinuierlich verändert werden, ist eine Modellverknüpfung zu verschiedenen Zeitpunkten erforderlich. Den Ausgangspunkt stellen einerseits die den Entwicklungswerkzeugen jeweils zugrundeliegenden Metamodelle dar, sowie die allgemeingültige Verknüpfung der daraus resultierenden Sichten in Form einer Ontologie. Auf der anderen Seite stehen die im jeweiligen Projekt konkret aufgebauten Modelle aus den eingesetzten Entwicklungswerkzeugen. Um den Umfang der für die Verknüpfung erforderlichen Transformationen von Modelldaten so gering wie möglich zu halten, erfolgt zunächst eine Beschränkung der modellierten Eigenschaften auf diejenigen, welche für die Konsistenzprüfung relevant sind. Daraufhin müssen die Modelle der Entwicklungswerkzeuge in die entsprechenden Repräsentationsmodelle überführt werden, was durch entsprechende Transformationsalgorithmen automatisiert geschehen kann (vgl. Abbildung 2). Die Art und Weise, wie

bestimmte Informationen in den Repräsentationsmodellen zu kodieren sind, ergibt sich aus den Metamodellen. Die Verknüpfungsregeln, welche den Metamodellen zugrunde liegen, lassen eine Ableitung der zu betrachtenden Konsistenzregeln zu. Konkret bedeutet das, welche Zusammenhänge zwischen Modellen aus Projektperspektive auf Widersprüche zu prüfen sind. Abbildung 3 veranschaulicht den Zusammenhang zwischen den Metamodellen der Entwicklungswerkzeuge und den Sicht-Typen. Um zu prüfen, ob die Konsistenzregeln zwischen den Modellen erfüllt sind,

müssen die Zusammenhänge der Meta-Modellebene auf den konkreten Anwendungsfall projiziert werden. Diese Projektion entspricht der dynamischen Modellverknüpfung [Kla21]. Hervorzuheben ist, dass auch eine bei Sicht-Typ 3 erkennbare gemeinsame Darstellung der Informationen von mehr als einem Modell in einer Sicht möglich ist. In diesem konkreten Fall ist das zum Beispiel durch eine kombinierte Spezifikation von Prozessverantwortung (BPMN) und numerischer Parametrierung der Prozesse (Simulation) möglich.

Tabelle 1. Kriterien für die Bestimmung des Datenreifegrads in fünf Stufen, nach [Mue22]

Kriterien	Reifegradstufen				
	0	1	2	3	4
1. Datenerfassung	keine	Manuell	Teilautomatisiert	Automatisiert	Online-basiert
2. Datenbreitstellung	keine	Papieraufzeichnungen (Papierarchiv)	Dezentrale Datenhaltung (Lokale Datentabellen)	Zentrale Datenhaltung (Data Lake)	Übergreifende strukturierte und zentrale Datenhaltung (Data Warehouse)
3. Datenformate	keine	Unformatierte Daten	Daten in Grundstruktur	Angereicherte Daten	Übergreifendes Standardformat
4. Initialer Datenumfang	keine	Daten in Tagen	Daten in Wochen	Daten in Monaten	Daten in Jahren
5. Datenkonsistenz	keine	Unvollständig und ungleichmäßig	Vollständig aber ungleichmäßig	Vollständig und gleiche Benennung von Meldepunkten	Vollständig und gleiche Benennung von Meldepunkten und Identifikatoren
6. Aktuelle Datennutzung	keine	Descriptive Analytics	Diagnostic Analytics	Predictive Analytics	Prescriptive Analytics
7. Dokumentation von Daten	keine	Dokumentation aller numerischen Kürzel	Dokumentation sämtlicher Prozessabläufe	Dokumentation und Einordnung in einem Gesamtprozess	Standardisierte Dokumentation
8. Häufigkeit der Abzüge	keine	Einmalabzug	Wöchentlicher Abzug	Täglicher Abzug	Echtzeitdaten

2.3 IDENTIFIKATION VON WIDERSPRÜCHEN

Nach der Betrachtung von modellierten Informationen und projekttechnischen Zusammenhängen ist zu definieren, welche Arten von Inkonsistenzen auftreten können. Durch Anwendung der auf Meta-Modellebene definierten Konsistenzregeln wird auf der eigentlichen Modellebene festgestellt, ob und welche Inkonsistenzen zwischen den Modellen bestehen. Dabei kann unter anderem unterschieden werden zwischen Aspekten der Existenz (Information fehlt in bestimmten Modellen völlig) und Äquivalenz (Information widerspricht sich in verschiedenen Modellen). Daneben ist auch eine Betrachtung aus Sicht der Syntax und Semantik möglich. Syntaktische Inkonsistenzen betreffen Falschschreibungen oder unterschiedliche Benennungen, also Unterschiede auf der Zeichenebene. Semantische Inkonsistenzen dagegen beziehen sich auf die Bedeutung der modellierten Information, die durch diese Zeichen ausgedrückt werden kann [Vog22]. Das beschriebene Beispiel einer Berechnung der Fördergeschwindigkeit fällt in diese Kategorie.

2.4 AUTOMATISIERTE SICHERSTELLUNG VON KONSISTENZ IN DER DATENSTRUKTUR

An die Identifikation und Klassifikation der Inkonsistenzen schließt sich als abschließender Schritt der Methode ihre Behebung, also die Sicherstellung der Konsistenz an (vgl. Abbildung 4). Dies kann entweder manuell, also durch Korrektur der entsprechenden Modelle durch die betroffenen Projektbeteiligten, oder automatisiert durch einen entsprechenden Algorithmus erfolgen. Da die Verknüpfung der Modelle dynamisch erfolgt und das Single Underlying Model analog Abbildung 3 virtuell erzeugt wird, müssen dafür unterschiedliche Modelle auf verschiedene Weisen angepasst werden. Dabei ergeben sich zwei Herausforderungen: Erstens müssen die tatsächlichen Modelle in den Entwicklungswerkzeugen angepasst werden, und nicht die für das Aufdecken von Inkonsistenzen erzeugten Repräsentationsmodelle. Das bedeutet, der Algorithmus muss dazu in der Lage sein, Anpassungen in unterschiedlichen Modellen vorzunehmen. Zweitens lassen sich Inkonsistenzen unter

Umständen auf unterschiedliche Weise beheben. Bei dem beschriebenen Beispiel der Fördergeschwindigkeit existieren drei Modelle, die betroffen sind. Schon die richtige Anpassung eines der drei Modelle genügt, um Konsistenz sicherzustellen. Es ist also die Frage zu klären, welche der drei Anpassungen bevorzugt wird. Daher muss der Algorithmus zunächst festlegen, welche Maßnahmen jeweils zu Konsistenz führen, und anschließend eine Priorisierung vornehmen. Kriterien für diese Priorisierung müssen unter anderem berücksichtigen, welche Parameter durch Anlagenspezifikationen vorgeschrieben sind und nicht verändert werden dürfen. Außerdem muss betrachtet werden, welche Eigenschaften durch physikalische oder

logische Prinzipien anderweitig festgelegt sind und daher nicht angepasst werden können. Auch ein hybrider Ansatz ist möglich, bei dem zunächst mögliche zulässige Maßnahmen zur Behebung von Inkonsistenzen automatisiert festgestellt und anschließend die bevorzugte Maßnahme durch eine für das Projekt verantwortliche Person ausgewählt wird. Nicht alle Inkonsistenzen unterliegen aber solch komplexen Zusammenhängen. Zum Beispiel kann der Ansatz auch dahingehend unterstützen, dass in jedem Modell überprüft wird, ob alle verwendeten Informationen dem jeweils aktuellen Stand des Projektes entsprechen.

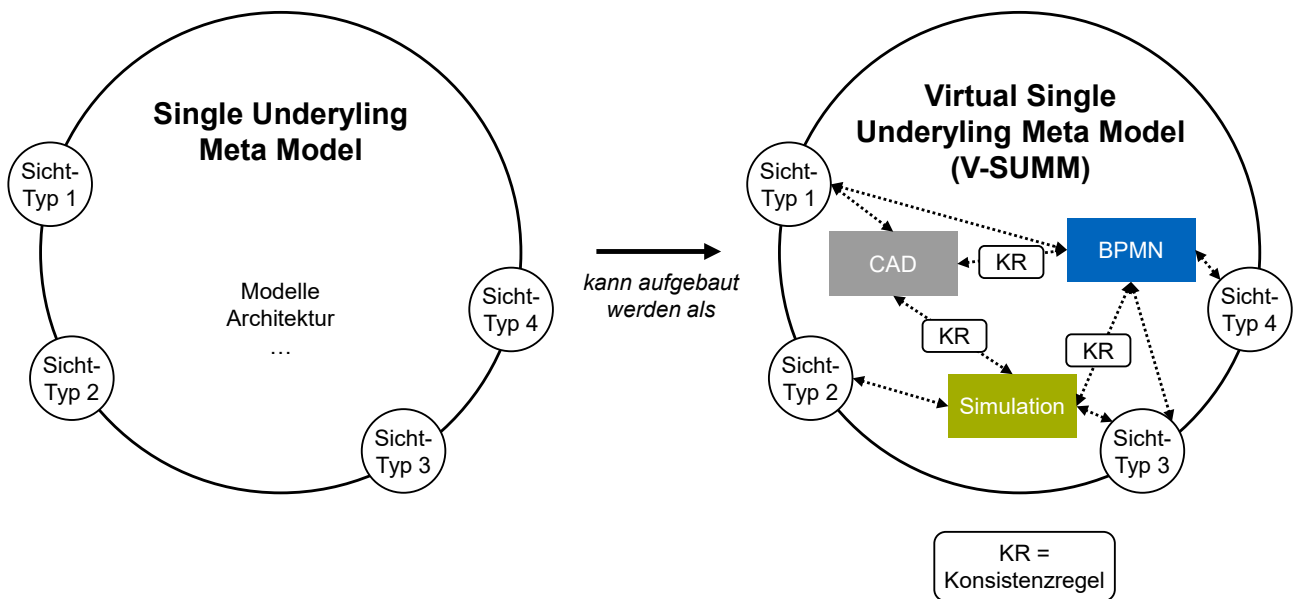


Abbildung 3. Gegenüberstellung eines monolithischen Single Underlying Meta Model mit einem dynamisch verknüpften Virtual Single Underlying Meta Model, in Anlehnung an [Kla21]

2.5 DATENSTRUKTUR ZUR NUTZUNG VON DATA SCIENCE

Die Nutzung datenorientierter Verfahren zur Prozessoptimierung und -analyse erfordert eine Datenbasis, die auf den angestrebten Anwendungsfall und das betreffende MFS abgestimmt ist.

Die möglichen Anwendungsfälle lassen sich nach den Einsatzszenarien deskriptive Analytik, Monitoring und Diagnostik, prädiktive Analytik und präskriptive Analytik gliedern [Kar20]. Diese Verfahren in dieser Reihenfolge kennzeichnet eine zunehmende Komplexität, aber auch ein größeres Potential hinsichtlich der Aussagekraft (siehe Abbildung 5). Deskriptive Analytik hat lediglich eine Beschreibung der betrachteten Daten zum Ziel, während bei Monitoring und Diagnostik bereits die Erklärung von Phänomenen im Vordergrund steht [Kar20]. Diese beiden Verfahren lassen sich somit dem Data Mining zuordnen. Prädiktive Analytik strebt danach, aus existierenden

Vergangenheitsdaten Aussagen über die Zukunft zu treffen, wohingegen präskriptive Analytik zusätzlich Handlungsempfehlungen abgibt [Kar20]. Diese Verfahren benötigen zur Verbesserung ihrer Aussagekraft Optimierungsansätze des Machine Learning. Das in Tabelle 1 dargestellte Datenreifegradmodell liefert Anhaltspunkte für die notwendige Datengrundlage, die abhängig von den angestrebten Ergebnissen zu schaffen ist. So benötigt ein Einsatz von deskriptiver Analytik mindestens einen Reifegrad 1, präskriptive Analytik dagegen Reifegrad 4 [Mue22].

Hinsichtlich des Einflusses verschiedener MFS ist zunächst die Unterscheidung zwischen unterschiedlichen Materialflussprozessen, also Kommissioniersystemen, automatischen Kleinteilelagern, Hochregallagern, und anderen zu treffen. Durch den entsprechenden Automatisierungsgrad besteht hier auch ein direkter Zusammenhang zum Datenreifegradmodell. Anschließend kann auf dieser Basis definiert werden,

welche Informationen über das System auf digitalem Weg festgehalten werden können. Dies betrifft insbesondere die betrachteten Meldepunkte und die möglichen Statusmeldungen.

Aus dieser Datenmenge ist anschließend eine geeignete Data-Warehouse-Architektur abzuleiten. Dabei müssen die unterschiedlichen Datenquellen miteinander verknüpft werden, wobei für jedes Paar von Datenquellen eine eindeutige Verbindung anhand entsprechender Felder

zu schaffen ist. Die Architektur muss den Anwendungsfall berücksichtigen, also insbesondere die zu betrachtenden sowie die ggf. vorherzusagenden Informationen miteinander in Zusammenhang bringen. Daneben müssen die verwendeten Felder der letztendlichen Datenstruktur auf die Besonderheiten des betrachteten MFS abgestimmt sein. Vor der Erweiterung des Data Warehouse ist eine Überprüfung und Bereinigung der Daten durchzuführen, um den angestrebten Datenreifegrad kontinuierlich aufrecht zu erhalten [van16].

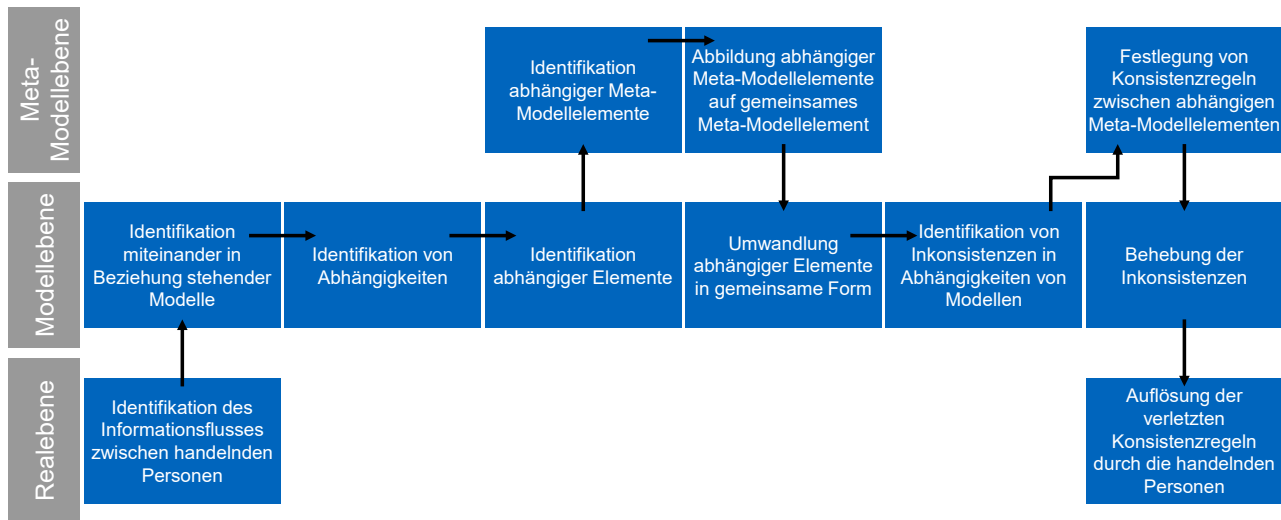


Abbildung 4. Schematischer Ablauf des allgemeinen Konsistenzmanagements nach [Kat19]

2.6 BEISPIEL: BESTANDSERMITTLUNG INNERHALB EINZELNER SYSTEMABSCHNITTE

Die Anwendbarkeit der in den vorherigen Abschnitten skizzierten Vorgehensweisen lässt sich anhand eines Beispiels verdeutlichen (siehe Abbildung 6): In verschiedenen Abschnitten des MFS, wie beispielsweise Förderstrecken, ist zur Beurteilung der Systemlast und der zu erwartenden Durchlaufzeiten die Kenntnis des im Systemabschnitt befindlichen Materialbestandes erforderlich. Dafür bestehen verschiedene Optionen, wie in der Abbildung dargestellt. Einerseits lassen sich bestimmte Positionen des Subsystems mit entsprechender Sensorik ausstatten, sodass die Anwesenheit von Fördergut an dieser Position überprüft werden kann. Durch Addieren der Positionen, an denen der Sensorwert „1“ beträgt, lässt sich der Systembestand ermitteln. Die alternative Option besteht darin, nach dem Inventurprinzip lediglich Ein- und Ausgang des Subsystems zu betrachten. Unter Kenntnis des Anfangsbestandes kann so auch für jeden weiteren Zeitpunkt bestimmt werden, wie groß der aktuelle Bestand ist. Bei dieser Variante der Bestandsermittlung besteht allerdings das Risiko, Fehler durch nicht berücksichtigte Ein- oder Ausschleusungen von Fördergut zu verursachen. In diesem Fall kann, wie in der Abbildung dargestellt, der errechnete vom realen Bestand abweichen.

Aus Sicht der Data Science treten jedoch darüber hinaus weitere Herausforderungen zutage: Verfügt ein System über unterschiedliche Komponenten (also in diesem Beispiel, über Subsysteme mit Bestandsermittlung nach Option 1 und solche mit Option 2), so müssen heterogene Datenquellen verarbeitet werden. Als zusätzliche Herausforderung kann dazukommen, dass die betrachtete Information in unterschiedlichen Datentypen vorliegt: so in diesem Fall bei Option 1 als Bool (Position belegt oder nicht), und bei Option 2 als Integer (Anzahl eingegangenen minus Anzahl ausgegangenen Förderguts). Gleichzeitig ist es für einen effizienten Einsatz von Data Science hilfreich, die zu betrachtende Datenmenge optimal auf die Erfordernisse des konkreten Anwendungsfalls abzustimmen. Redundanzen sind insofern zu vermeiden. Würde ein Systemabschnitt daher über beide Arten der Bestandsermittlung verfügen, so wäre es rationaler, lediglich Daten aus einer (gesicherten) Quelle zu importieren, in diesem Fall also vorzugsweise nach Option 1.

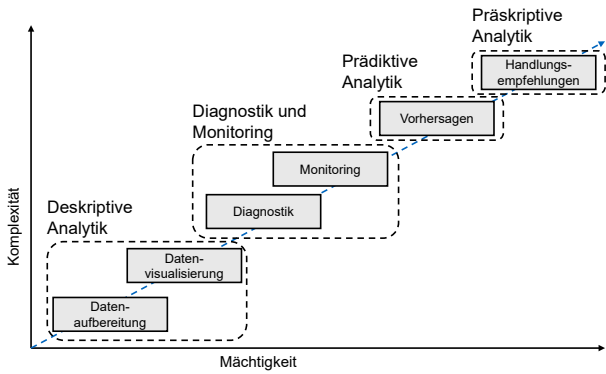


Abbildung 5. Evolutionäre Anwendungsfälle von Data Science nach [Kar20]

Wie aus diesem Beispiel ersichtlich wird, kann das Konsistenzmanagement dabei unterstützen, Anhaltspunkte zur Verbesserung von Data Science Anwendungen zu identifizieren. Dies unterstützt zudem bei der Strukturierung der Daten in einer Referenzarchitektur wie der bereits erwähnten nach ISO-20547.

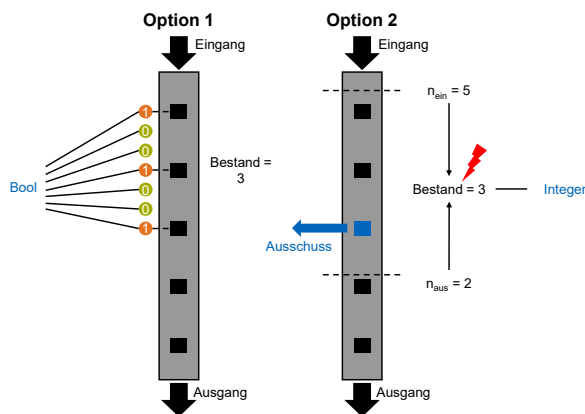


Abbildung 6. Beispiel für den Einsatz von Konsistenzmanagement in der Data Science

3 DISKUSSION

In diesem Beitrag wurde eine Perspektive für das Daten- und Konsistenzmanagement entlang des Produktlebenszyklus von Materialflusssystemen skizziert. Das Ziel dieses Ansatzes besteht in der Schaffung einer Datenarchitektur für die Nutzung von Analyse- und Optimierungsmethoden im laufenden Betrieb, befähigt durch die automatisierte Identifikation und Behebung von Inkonsistenzen über sämtliche Phasen des Produktlebenszyklus hinweg. Das Vorgehen ist unterteilt in notwendige Vorarbeiten, die dynamische Verknüpfung der Systemmodelle, die Identifikation und Klassifikation von Inkonsistenzen, deren manuelle, automatisierte oder hybride Behebung, und schließlich die Systemanalyse mit Methoden der Data Science. Künftige Forschungsfelder

auf diesem Themenfeld umfassen die Erarbeitung der beschriebenen Vorarbeiten sowie die Implementierung des Ansatzes in automatisierter Form einschließlich der Erprobung in einem realen Einsatzszenario.

LITERATURVERZEICHNIS

- [Er15] Er, M.; Astuti, H. M.; Wardhani, I. R. K.: Material Movement Analysis for Warehouse Business Process Improvement with Process Mining: A Case Study. In: Bae, J.; Suriadi, S.; Wen, L. (Hrsg.): Asia Pacific Business Process Management. Springer International Publishing, Cham, 2015, S. 115–127.
- [Fel16] Feldmann, S.; Wimmer, M.; Kernschmidt, K.; Vogel-Heuser, B.: A Comprehensive Approach for Managing Inter-Model Inconsistencies in Automated Production Systems Engineering2016 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, et al., Piscataway, NJ, 2016, S. 1120–1127.
- [Fis20] Fischer, J.; Lieberoth-Leden, C.; Fottner, J.; Vogel-Heuser, B.: Design, Application, and Evaluation of a Multiagent System in the Logistics Domain. In: IEEE Transactions on Automation Science and Engineering (2020), S. 1–14.
- [Fri14] Friedl, M.; Weingartner, L.; Hehenberger, P.; Scheidl, R.: Model Dependency Maps for transparent concurrent engineering processes. In: Vin, L. J. de; Solis, J. (Hrsg.): Proceedings of The 14th Mechatronics Forum International Conference, Mechatronics 2014, 2014.
- [Gha21] Ghavami, P.: Big data management – Data governance principles for big data analytics. De Gruyter, Berlin, Boston, 2021.
- [Gue13] Guerra, E.; Lara, J. de; Wimmer, M.; Kappel, G.; Kusel, A.; Retschitzegger, W.; Schönböck, J.; Schwinger, W.: Automated verification of model transformations based on visual contracts. In: Automated Software

- Engineering, Jg. 20 (2013) Nr. 1, S. 5–46.
- [Gui11] Guizzardi, G.; Wagner, G.: Can BPMN Be Used for Making Simulation Models? In: Barjis, J.; Eldabi, T.; Gupta, A. (Hrsg.): Enterprise and Organizational Modeling and Simulation. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2011, S. 100–115.
- [ISO47] International Organization for Standardization: Information technology — Big data reference architecture. ISO-Norm Nr. 20547 Blatt 1, 2020.
- [Jos20] Joshi, A. V.: Machine Learning and Artificial Intelligence. Springer International Publishing, Cham, 2020.
- [Kar20] Kargul, A.: Entwicklung eines Baumaschinenmanagements zur integrativen und adaptiven Steuerung des Maschinenbestandes über den Lebenszyklus. Dissertation. Lehrstuhl für Fördertechnik Materialfluss Logistik, Technische Universität München, Garching b. München, 2020.
- [Kat19] Kattner, N.; Bauer, H.; Basirati, M. R.; Zou, M.; Brandl, F.; Vogel-Heuser, B.; Böhm, M.; Krcmar, H.; Reinhart, G.; Lindemann, U.: Inconsistency Management in Heterogeneous Models - An Approach for the Identification of Model Dependencies and Potential Inconsistencies. In: Proceedings of the Design Society: International Conference on Engineering Design, Jg. 1 (2019) Nr. 1, S. 3661–3670.
- [Kla21] Klare, H.; Kramer, M. E.; Langhammer, M.; Werle, D.; Burger, E.; Reussner, R.: Enabling consistency in view-based system development — The Vitruvius approach. In: Journal of Systems and Software, Jg. 171 (2021) Nr. 110815, S. 1–35.
- [Kle19] Klenk, E.: Konzept zur systemdatenbasierten Wertstromanalyse. In: ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb, Jg. 114 (2019) Nr. 9, S. 513–516.
- [Kno16] Knoll, D.; Prüglmeier, M.; Reinhart, G.: Predicting Future Inbound Logistics Processes Using Machine Learning. In: Procedia CIRP, Jg. 52 (2016), S. 145–150.
- [Kno17] Knoll, D.; Prüglmeier, M.; Reinhart, G.: Materialflussanalyse mit ERP-Transportaufträgen – Automatisierte Ableitung und Visualisierung von Materialflüssen in der Produktionslogistik. In: Werkstattstechnik online, Jg. 107 (2017) Nr. 3, S. 129–133.
- [Kra13] Kramer, M. E.; Burger, E.; Langhammer, M.: View-Centric Engineering with Synchronized Heterogeneous Models. In: Atkinson, C.; Reussner, R. H.; Valecillo, A. (Hrsg.): Proceedings of the 1st Workshop on View-Based, Aspect-Oriented and Orthographic Software Modelling. ACM Special Interest Group on Programming Languages; ACM Special Interest Group on Software Engineering, New York, NY, 2013.
- [Mue22] Muehlbauer, K.; Wuennenberg, M.; Meissner, S.; Fottner, J.: Data driven logistics-oriented value stream mapping 4.0: A guideline for practitioners 18th IFAC Workshop on Control Applications of Optimization. IFAC - International Federation of Automatic Control, 2022.
- [Qam12] Qamar, A.; Paredis, C. J. J.: Dependency Modeling and Model Management in Mechatronic Design Volume 2: 32nd Computers and Information in Engineering Conference, Parts A and B, 2012, S. 1205–1216.
- [Sch19] Schuh, G.; Reinhart, G.; Prote, J.-P.; Sauermann, F.; Horsthofer, J.; Oppolzer, F.; Knoll, D.: Data Mining Definitions and Applications for the Management of Production Complexity. In: Procedia CIRP, Jg. 81 (2019), S. 874–879.
- [Spi18] Spindler, M.; Aicher, T.; Habenicht, S.; Vogel-Heuser, B.; Fottner, J.: Generischer Steuerungs-Algorithmus zur Erstellung von Modulen für die Steuerungssoftware von ortsfesten Materialflusssystemen. In: Forschung im Ingenieurwesen, Jg. 82 (2018) Nr. 3, S. 205–218.

- [van16] van der Aalst, W.: Process Mining – Data Science in Action. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2016.
- [VDI06] Verein Deutscher Ingenieure / Verband der Elektrotechnik, Elektronik, Informationstechnik: Entwicklung cyber-physischer mechatronischer Systeme (CPMS). VDI/VDE-Richtlinie Nr. 2206, 2020.
- [VDI21] Verein Deutscher Ingenieure: Entwicklung technischer Produkte und Systeme - Modell der Produktentwicklung. VDI-Richtlinie Nr. 2221 Blatt 1, 2019.
- [VDI14] Verein Deutscher Ingenieure: Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie. VDI-Richtlinie Nr. 3714 Blatt 1, 2019.
- [Vei13] Veigt, M.; Lappe, D.; Hribernik, K. A.: Entwicklung eines Cyber-Physischen Logistiksystems. In: Industrie Management, Jg. 29 (2013) Nr. 1, S. 15–18.
- [Vog05] Vogel-Heuser, B.; Witsch, D.; Katzke, U.: Automatic Code Generation from a UML model to IEC 61131-3 and system configuration tools 2005 International Conference on Control and Automation, 2005, S. 1034–1039.
- [Vog15] Vogel-Heuser, B.; Fay, A.; Schaefer, I.; Tichy, M.: Evolution of software in automated production systems: Challenges and research directions. In: Journal of Systems and Software, Jg. 110 (2015), S. 54–84.
- [Vog18] Vogel-Heuser, B.; Konersmann, M.; Aicher, T.; Fischer, J.; Ocker, F.; Goedicke, M.: Supporting evolution of automated Material Flow Systems as part of CPPS by using coupled meta models. In: IEEE Industrial Cyber-Physical Systems (Hrsg.): Proceedings 2018 IEEE Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS). IEEE International Conference on Industrial Cyber-Physical Systems, et al., Piscataway, NJ, 2018, S. 316–323.
- [Vog22] Vogel-Heuser, B.; Reif, J. A. M.; Passoth, J.-H.; Huber, C.; Brodbeck, F. C.; Maasen, S.; Lindemann, U.; Hujo, D.: BPMN++ to support managing organisational, multiteam and systems engineering aspects in cyber physical production systems design and operation. In: Design Science, Jg. 8 (2022)
- [Wün21] Wünnenberg, M.; Hujo, D.; Schypula, R.; Fottner, J.; Goedicke, M.; Vogel-Heuser, B.: Modellkonsistenz in der Entwicklung von Materialflusssystemen – Eine Studie über Entwicklungswerkzeuge und Einflüsse auf den Produktentstehungsprozess. In: ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb, Jg. 116 (2021) Nr. 11, S. 820–825.
- [Wue22a] Wuennenberg, M.; Wegerich, B.; Fottner, J.: Optimization of Internal Logistics using a combined BPMN and Simulation Approach. In: Hameed, I. A., et al. (Hrsg.): Proceedings of the 36 th ECMS International Conference on Modelling and Simulation ECMS 2022. ECMS - European Council for Modelling and Simulation, Saarbrücken, 2022, S. 13–19.
- [Wue22b] Wuennenberg, M.; Vollmuth, P.; Xu, J.; Fottner, J.; Vogel-Heuser, B.: Transformability in Material Flow Systems: Towards an Improved Product Development Process. In: Matt, D., et al. (Hrsg.): Proceedings of the 1st International Symposium on Industrial Engineering and Automation, 2022.
- [Xu21] Xu, J.; Fottner, J.: Retrofits von Regalbediengeräten. In: ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb, Jg. 116 (2021) Nr. 7-8, S. 501–504.
- You14] Yousefifar, R.; Wehking, K.-H.; Beyer, T.; Jazdi, N.; Göhner, P.: Dezentrale selbstorganisierte Grobplanung von Intralogistiksystemen mit Hilfe eines Software-Agentensystems, 2014.

Maximilian Wünnenberg, M. Sc., geb. 1994, studierte Maschinenwesen mit den Schwerpunkten Produktion, Logistik und Management und ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Fördertechnik Materialfluss Logistik (fml) der Technischen Universität München (TUM). Dort betreut er das Forschungsprojekt

„Konsistente Entwicklung von Materialflusssysteme durch eine modellbasierte Vorgehensweise“. Seine Forschungsinteressen umfassen Data Analytics, Materialflusstechnik und Systems Engineering.

Dominik Hujo, M. Sc., geb. 1995, studierte Mechatronik und Informationssysteme und ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Automatisierung und Informationssysteme (AIS) der TUM. Dort betreut er unter anderem das Forschungsprojekt „Konsistente Entwicklung von Materialflusssysteme durch eine modellbasierte Vorgehensweise“. Seine Forschungsinteressen umfassen intelligente verteilte Systeme, das Benchmarking ressourcenbegrenzter Steuerungen und modellbasierte Entwicklung.

Fan Ji, M. Sc., geb. 1993, studierte Maschinenbau und Management an der Technischen Universität München (TUM) und ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am Lehrstuhl für Automatisierung und Informationssysteme (AIS) der TUM. Dort bearbeitet sie unter anderem das Forschungsprojekt „Konsistente Entwicklung von Materialflusssysteme durch eine modellbasierte Vorgehensweise“. Ihre Forschungsinteressen umfassen Wissensformalisierung mittels Ontologien und Inkonsistenz-Management im interdisziplinären Engineering.

Rafael Schypula, M. Sc., geb. 1985, studierte Angewandte Informatik mit dem Schwerpunkt Industrie und Management an der Ruhr-Universität Bochum. Nach fünf Jahren als Softwareentwickler in der Privatwirtschaft wechselte er 2017 zur Arbeitsgruppe „Specification of Software Systems“ (S3) der Universität Duisburg-Essen. Dort beschäftigt er sich mit Entwurf und Entwicklung von Softwaresystemen.

Prof. Dr.-Ing. Johannes Fottner, geb. 1971, ist seit 2016 Professor für technische Logistik am Lehrstuhl fml der TUM. Er lehrt an der Fakultät für Maschinenwesen und forscht auf dem Gebiet innovativer Identifikationstechniken, der digitalisierten Logistikplanung sowie der Rolle des Menschen in der Logistik. Nach seiner Promotion 2002 am Lehrstuhl fml der TUM durchlief er verschiedene Managementpositionen bei Swisslog, bevor er 2008 die Geschäftsführung der MIAS Group übernahm. Seit 2015 ist er zudem Landesverbandsvorsitzender Bayern und stellvertretender Vorsitzender der Fachgesellschaft Produktion und Logistik im Verein Deutscher Ingenieure (VDI).

Prof. Dr. Michael Goedicke, geb. 1956, ist seit 1994 Professor für Praktische Informatik / Spezifikation von Software-Systemen an der Universität Duisburg-Essen. Er studierte Informatik an der Universität Dortmund und schrieb dort 1985 seine Promotion über Spezifikationssprachen für eingebettete Systeme. Anschließend forschte er in den Bereichen Spezifikation

von Software-Architekturen und Beschreibung von Softwarekomponenten. 1993 erfolgte die Habilitation zum Thema Spezifikation von Softwarekomponenten. Seit 2012 ist er Mitglied des Präsidiums der Gesellschaft für Informatik (GI).

Prof. Dr.-Ing. Birgit Vogel-Heuser, geb. 1961, leitet seit 2009 den Lehrstuhl für Automatisierung und Informationssysteme der TUM. Zuvor hatte sie Elektrotechnik und Maschinenbau in Aachen studiert. Nach ihrer Promotion 1991 durchlief sie verschiedene Managementpositionen in der Industrie und leitete in ihrer Rolle als Ordinaria den Sonderforschungsbereich (SFB) 768. Gegenwärtig ist sie Mitglied der Deutschen Akademie der Technikwissenschaften und Seniorsmitglied der IEEE. Ihre Forschungsinteressen liegen in den Bereichen Systems Engineering und Software Engineering sowie der Modellierung verteilter und zuverlässiger eingebetteter Systeme.

Adresse: Lehrstuhl für Fördertechnik Materialfluss Logistik, Technische Universität München, Boltzmannstraße 15, 85748 Garching bei München, Germany, Telefon: +49 89 289 15975, E-Mail: max.wuennenberg@tum.de