Bei diesem Beitrag handelt es sich um einen wissenschaftlich begutachteten und freigegebenen Fachaufsatz („reviewed paper“).

doi.org/10.37544/1436-4980-2025-09-6

KI-gestützte, datengetriebene Plattform für KI, Robotik und Mensch im nachhaltigen Produktionssystem

Humanzentriertes Zero Defect Manufacturing der Zukunft

B. Gal, N. Scheder, S. Roßkogler, J. Himmelbauer, S. Schlund

ZUSAMMENFASSUNG Die Nachhaltigkeit industrieller Produktion kann durch datenbasierte, KI-gestützte Systeme wesentlich verbessert werden. In diesem Beitrag wird eine Plattform vorgestellt, die auf den drei Zero³-Dimensionen „Zero Human Potential Loss“, „Zero Resource Loss“ und „Zero Data Loss“ basiert. Mithilfe eines Recommender-Systems, das nach dem Prinzip der Retrieval-Augmented Generation (RAG) arbeitet, werden Produktionsengpässe identifiziert, passende Basistechnologien vorgeschlagen und Handlungsempfehlungen abgeleitet. Die Plattform unterstützt Unternehmen bei der systematischen Bewertung und Verbesserung ihrer Produktionsprozesse mit Fokus auf Nachhaltigkeit.

STICHWÖRTER

Nachhaltigkeit, Zero Defect Manufacturing, Produktion

Human-centered zero-defect manufacturing of the future

ABSTRACT Sustainable industrial manufacturing can be significantly enhanced using data-driven, AI-supported systems. This paper presents a platform based on the three Zero³ dimensions: Zero Human Potential Loss, Zero Resource Loss, and Zero Data Loss. Using a recommender system designed with the retrieval-augmented generation principle, production bottlenecks are identified, suitable base technologies suggested, and recommendations for action derived. The platform supports companies in systematically evaluating and improving their production processes with a sustainability focus.

1 Einleitung

Der „Sechste Sachstandsbericht des Weltklimarats” [1] belegt, dass anthropogene Aktivitäten – vor allem der Energieverbrauch und die industrielle Produktion – signifikant zur globalen Klimaerwärmung beitragen. Nach dem Bericht „Klimaschutz in Zahlen” lag der Industriesektor in Deutschland im Jahr 2019 bei rund 23 % des gesamten Treibhausgasausstoßes, somit war er der zweitgrößte Emittent nach der Energiewirtschaft (32 %) [2]. Die Notwendigkeit einer konsequenten ökologischen Transformation industrieller Systeme ist damit sowohl wissenschaftlich fundiert als auch politisch anerkannt.

Auf europäischer Ebene wird dieser Handlungsdruck in verschiedenen Strategiedokumenten adressiert, etwa im Clean Industrial Deal [3]. Die österreichische Kreislaufwirtschaftsstrategie [4] hebt explizit die Bedeutung ressourcenschonender Produktionsmethoden hervor und verweist auf einen überdurchschnittlich hohen Pro-Kopf-Materialverbrauch von circa 19 Tonnen: ein Wert, der deutlich über dem EU-Durchschnitt von 14 Tonnen pro Person liegt. Ein zentrales Ziel der Strategie besteht in der Entkopplung von Ressourcenverbrauch und Wirtschaftswachstum. Zur Realisierung dieses Zielbildes bedarf es innovativer Technologien sowie der systematischen Optimierung von Stoff- und Energieflüssen entlang industrieller Wertschöpfungsketten. Vor diesem Hintergrund erlangt die digitale Transformation der industriellen Produktion eine zentrale Bedeutung. Sie bietet das Potenzial, Nachhaltigkeitsziele durch datengestützte Steuerungssysteme, vernetzte Produktionsprozesse und adaptive, ressourcenschonende Fertigungsansätze zu operationalisieren. Die konsequente Verknüpfung von Digitalisierung, Nachhaltigkeit und Effizienz ist dabei wesentlich für die Zukunftsfähigkeit produzierender Unternehmen.

Ein besonders vielversprechendes Konzept in diesem Kontext ist das Paradigma des Zero Defect Manufacturing (ZDM). Dieses verfolgt das Ziel, produktionsbedingte Fehler – und damit auch Ressourcenverluste – systematisch zu eliminieren oder signifikant zu reduzieren. Im Unterschied zum klassischen Lean Management, das primär auf die Reduktion von Verschwendung fokussiert ist [5], erweitert ZDM den Betrachtungsrahmen um zentrale Dimensionen der Nachhaltigkeit und Digitalisierung. Es integriert Aspekte wie die gezielte Berücksichtigung menschlicher Faktoren (Human in the Loop), die Optimierung von Rohstoffnutzung (Zero-Waste Value Chains) sowie die umfassende Datenintegration durch Informations- und Kommunikationstechnologien [6].

ZDM lässt sich methodisch in zwei komplementäre Ansätze unterteilen: das produktbasierte ZDM, das die Korrelation zwischen Produktqualität und Prozessparametern analysiert, sowie das prozessbasierte ZDM, das auf die Überwachung und Analyse des Maschinenzustands fokussiert. Beide Ansätze verfolgen ein präventives Qualitätsmanagement, das auf die frühzeitige Identifikation und Vermeidung potenzieller Fehlerquellen abzielt. Über die Qualitätssicherung hinaus leistet ZDM einen substanziellen Beitrag zur Umsetzung kreislaufwirtschaftlicher Prinzipien. Durch die Minimierung von Ausschussteilen sowie die

https://doi.org/10.37544/1436-4980-2025-09-6 https://www.inlibra.com/de/page/agb - Open Access - CC BY

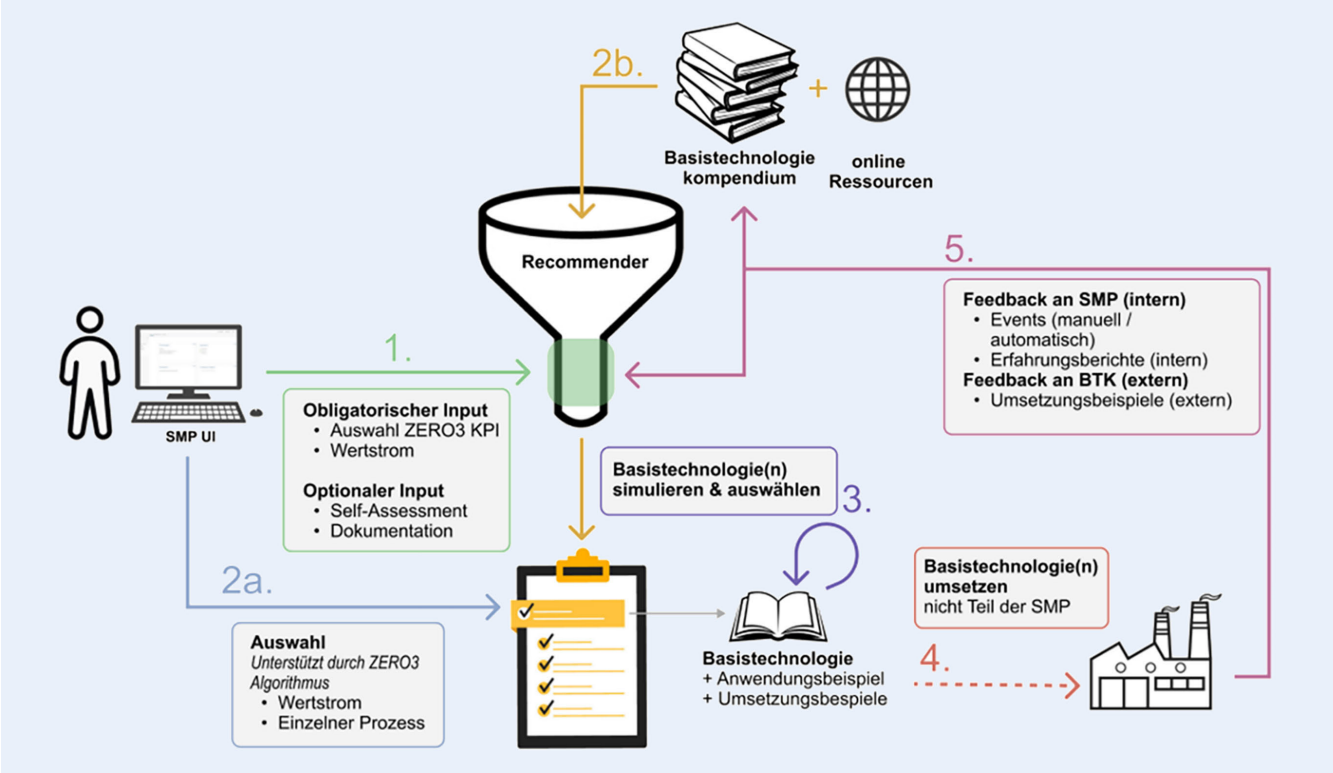

Bild Architektur der Sustainability Monitoring Platform (SMP). *Grafik: Fabasoft Research GmbH*

Reduktion des Bedarfs an Nacharbeit und zusätzlichem Materialeinsatz werden stoffliche Verluste verringert, Energieverbräuche gesenkt und ökologische Wirkungen über den gesamten Produktlebenszyklus hinweg reduziert.

Insgesamt stellt ZDM ein integratives, technologiegestütztes Steuerungs- und Optimierungskonzept dar, das in der Lage ist, Effizienz-, Qualitäts- und Nachhaltigkeitsziele gleichermaßen zu adressieren. Es fungiert damit als zukunftsweisendes Paradigma für eine resiliente, adaptive und verantwortungsvolle industrielle Produktion im Zeitalter globaler Transformationsprozesse.

2 Methodisches Vorgehen zur Analyse von ZDM

Das präventive sowie reparaturorientierte Wirkprinzip des Zero Defect Manufacturing (ZDM) verdeutlicht bereits in seiner Grundstruktur den inhärenten Beitrag zur Nachhaltigkeit. Aufbauend auf diesem Potenzial verfolgt die vorliegende Untersuchung das Ziel, ZDM systematisch im Hinblick auf nachhaltige Entwicklung zu analysieren und weiterzuentwickeln. Im Mittelpunkt stehen dabei drei wesentliche Nachhaltigkeitsdimensionen: Ökologie, Soziales und Ökonomie.

Zur systematischen Untersuchung wurde eine strukturierte Literaturrecherche auf Basis des Fünf-Phasen-Modells von vom Brocke et al. [7] durchgeführt, das methodisch auf den Grundlagen von Cooper [8] aufbaut:

- Phase 1: Bestimmung des Umfangs der Literaturrecherche – Der Umfang wurde anhand der Taxonomie von Cooper definiert und in einer morphologischen Matrix systematisiert (siehe Kapitel 3, Bild).
- Phase 2: Konzeptionalisierung – Die Suchbegriffe wurden gezielt gewählt: („Zero Defect Manufacturing“ AND „Resource“) OR („Zero Defect Manufacturing“ AND „Human“) OR („Zero Defect Manufacturing“ AND „Data“).
- Phase 3: Literatursuche – Die Recherche erfolgte in der wissenschaftlichen Datenbank Scopus, die einen umfassenden Zugriff auf peer-reviewed Publikationen bietet. Zum Stichtag 18.07.2023 wurden 278 Publikationen mit dem Begriff „Zero Defect Manufacturing“ identifiziert, von denen 152 die spezifizierte Kombination der Schlüsselwörter enthielten.
- Phase 4: Evaluation – Durch Sichtung von Titeln und Abstracts wurden 21 Beiträge als thematisch relevant ausgewählt.
- Phase 5: Analyse – Die Inhalte dieser 21 Beiträge wurden vertiefend analysiert und werden im folgenden Kapitel dargestellt.

2.1 ZDM im Kontext der Zero³-Dimensionen

Zur Auseinandersetzung mit aktuellen Herausforderungen, vor allem Rohstoffverknappung, Fachkräftemangel und datenbasierter Effizienz, wurden 23 relevante wissenschaftliche Beiträge untersucht. Die Gliederung folgt den drei Schwerpunktfeldern: Ressourcenverluste, Verlust menschlichen Potenzials und Datenverluste im Rahmen von ZDM.

2.2 Reduktion von Ressourcenverlusten im ZDM

Die ressourceneffiziente Gestaltung industrieller Prozesse ist ein zentrales Ziel von ZDM und steht in engem Zusammenhang mit der Etablierung zirkulärer Wirtschaftssysteme. Die Nutzung von Ressourcen beeinflusst nicht nur ökologische, sondern auch ökonomische Erfolgsgrößen: So führt etwa eine intensivere menschliche Eingriffstiefe oft zu suboptimaler Ressourcennutzung [9]. Mehrere Beiträge betonen die Relevanz von Qualitätsmanagement als strategisches Mittel zur Reduktion von Ressour-

https://doi.org/10.37544/1436-4980-2025-09-6 https://www.inlibra.com/de/page/agb - Open Access - CC BY

cenverschwendung im Rahmen von ZDM [10]. Qualitätssicherung – verstanden als ganzheitliche Planung, Steuerung und Verbesserung – trägt wesentlich zur Minimierung von Ausschuss, Materialverlusten und Energieverbrauch bei [11]. Dabei entspricht der Fokus auf Ressourcenschonung unmittelbar den Zielen von ZDM [12]. Die zunehmende Diversifizierung grüner Produktionsstrategien impliziert aber eine erhebliche Komplexität im Ressourcenmanagement. Daher ist eine systematische Zuordnung von Nachhaltigkeits-Key-Performance-Indicators (KPIs) zu unterschiedlichen Produktionsansätzen nötig, um Auswirkungen auf Prozessarchitekturen und Workflow-Designs besser bewerten zu können [13]. Zudem sollten bestehende Einschränkungen, wie veraltete Maschinenbestände oder begrenzte Investitionsspielräume, bei der Implementierung von ZDM explizit berücksichtigt werden [14]. Dies ist entscheidend für eine realistische Bewertung der Ressourceneffizienz in der Praxis.

Forschungsdefizite: Die Literatur verweist darauf, dass ZDM bislang primär reparaturorientierte Ansätze (etwa „Repair“ aus den R-Strategien) adressiert. Es fehlen übergreifende Modelle zur Integration mehrerer zirkulärer Strategien sowie Werkzeuge zur quantitativen Messung von Ressourceneinsparungen durch ZDM im Übergang zur Kreislaufwirtschaft [6].

Ein historischer Ursprung der „geplanten Obsoleszenz“ liegt im Designverständnis von Brooks Stevens, einem US-amerikanischen Industriegestalter, der dieses Konzept in den 1950er-Jahren populär machte. Unter geplanter Obsoleszenz wird die bewusste Reduktion der Produktlebensdauer verstanden, mit dem Ziel, die Konsumnachfrage in stagnierenden Märkten künstlich hochzuhalten [15]. Die Kritik an solchen Strategien zielt auf die Verschwendung von Ressourcen und die gezielte Erzeugung von Abfallmengen, die aus ökologischer Perspektive nicht mehr tragfähig sind. ZDM steht diesem Konzept diametral gegenüber: Es setzt auf Langlebigkeit, Wiederverwendbarkeit und präventive Fehlervermeidung. Damit eignet sich ZDM als technologisch-strategisches Gegenmodell zur Obsoleszenz – vor allem, wenn es gelingt, auch wirtschaftliche Ziele mit nachhaltigen Designprinzipien zu vereinen [16].

Durch die Erweiterung der Grenzen von ZDM und die Verknüpfung von geplanter Obsoleszenz mit den neuen Grundsätzen des Null-Ressourcen-Verlusts, des Null-Personen-Potenzial-Verlusts und der Null-Datenlücke könnten diese scheinbar disparaten Konzepte in Einklang gebracht werden. Durch die Minimierung von Abfällen, die Optimierung des menschlichen Potenzials und die Gewährleistung einer vollständigen Datenintegrität während des gesamten Lebenszyklus eines Produkts können Hersteller ein Gleichgewicht erreichen, bei dem die Produktentwicklung nachhaltig ist und mit den Grundsätzen des ZDM übereinstimmt. Dies kann zu einem verantwortungsvolleren Ansatz bei der Herstellung im Kontext des globalen Wettbewerbs führen.

2.3 Menschliches Potenzial und ZDM

Das menschliche Potenzial in Fertigungsprozessen ist aufgrund des hohen manuellen Anteils von Montageprozessen, Stress, Sicherheit und einzigartigen menschlichen Fähigkeiten entscheidend für die Erzielung qualitativ hochwertiger Produkte. Der umfassende Literaturüberblick zielt darauf ab, Erkenntnisse aus einer Vielzahl von Quellen zusammenzufassen, um einen Einblick in die vielfältige Rolle des Menschen im Zusammenhang mit ZDM zu geben.

Psarommatis et al. [17] heben die sich entwickelnde Rolle des Menschen als strategischer Entscheidungsträger und Problemlöser hervor. Sie betonen die Bedeutung von Fortbildung, kontinuierlichem Lernen und bidirektionalen Beziehungen zu Maschinen, um Leistung und Effizienz zu verbessern. Caiazzo [9] stellt eine Überwachungsplattform vor, die menschliche Stärken und Fachkenntnisse in die Algorithmen zur Erkennung von Anomalien integriert. Dieser Ansatz erkennt die Bedeutung des menschlichen Faktors bei der Problemlösung und Entscheidungsfindung an und fördert eine symbiotische Beziehung zwischen Mensch und Automatisierung. Schmidbauer et al. [18] zeigen, wie die Einführung der Cobot-Technologie traditionelle Arbeitsabläufe stören kann. Die Studie über die Aufgabenzuweisung deutet auch darauf hin, dass die Teilnehmer es vorziehen, kognitive Aufgaben, wie etwa die Überprüfung, sich selbst zuzuweisen und manuelle Aufgaben, wie die Handhabung, dem Roboter übertragen [18]. Silva et al. [19] stellen einen Human-in-the-Loop-Ansatz vor, der menschliches Urteilsvermögen und künstliche Intelligenz (KI) kombiniert, um die Qualitätsvorhersage und Prozessverbesserung in Echtzeit zu verbessern. Diese Integration menschlichen Fachwissens erhöht die Genauigkeit, reduziert die Ausfallzeiten und verringert die Anzahl fehlerhafter Teile.

Um ZDM zu erreichen, betonen Wan und Leirmo [20] die Zusammenarbeit von Managern, Ingenieuren und Bedienern. Die gemeinsame Nutzung von Wissen, unterstützende Technologien und interdisziplinäre Forschung werden als wesentlich für das Erreichen von Null-Fehler-Praktiken angesehen. Kollaborative Roboter, Softwareagenten und intelligente Benutzerschnittstellen unterstützen die Arbeiter bei komplexen Aufgaben und erlauben eine bessere Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine, soziale Partnerschaften und die Schaffung von Arbeitsplätzen.

Serrano-Ruiz et al. [21] untersuchen Bildverarbeitungssysteme in der Automobilindustrie und heben ihre Anwendung bei qualitätsbezogenen Aufgaben und der Automatisierung hervor. Die Integration von KI-Techniken und die Entwicklung von selbstanpassenden Fähigkeiten werden als künftige Wege zur Verbesserung von Bildverarbeitungssystemen und zur Erreichung einer Null-Fehler-Produktion genannt. Konstantinidis et al. [22], Fragapane et al. [5] und Psarommatis et al. [23] befassen sich mit den Herausforderungen der Prüfkosten- und Prozessoptimierung. Sie schlagen den Einsatz von Techniken des maschinellen Lernens und von Systemen zur Entscheidungsunterstützung vor, um Pseudofehler zu reduzieren, die Inspektionseffizienz zu steigern und datengestützte Optimierungsstrategien zu verbessern.

Künftige Forschungsarbeiten, die sich auf das menschliche Potenzial im Rahmen von ZDM stützen, sollten erweiterte Systeme zur Unterstützung der Mitarbeitenden untersuchen, um Produktionsfehler zu vermeiden und menschliche Faktoren wie Sicherheit, Stress und Kompetenzentwicklung stärker zu berücksichtigen [9].

2.4 Datenlücken und ZDM

Das Vorhandensein einer Datenlücke im ZDM kann die Fähigkeit, potenzielle Fehler zu erkennen und zu beheben, erheblich einschränken, was zu einer Beeinträchtigung der Produktqualität und einem erhöhten Risiko der Kundenunzufriedenheit führt. Ein umfassendes und genaues Datenerfassungssystem ist im ZDM unerlässlich, um die Datenlücke zu schließen und eine effektive Überwachung, Analyse und Qualitätskontrolle zu ermöglichen,

https://doi.org/10.37544/1436-4980-2025-09-6 https://www.inlibra.com/de/page/agb - Open Access -

die letztendlich zu fehlerfreien Produkten und einer hervorragenden Betriebsführung beitragen. Die Erfassung und automatische Analyse von Daten in einem mehrstufigen Fertigungsprozess wurde in Lughofer et al. [24] untersucht. Dort wurde eine ganze Reihe von Themen im Zusammenhang mit maschinellem Lernen erforscht, etwa die Interpretierbarkeit adaptiver Strukturen [24], die Erkennung von Anomalien in Produktionsprozessen [25] und Online-Lernmethoden [26] zur automatischen Modellanpassung. Der State of the Art (SOTA) umfasst auch Forschungen zur Datengewinnung durch die Entwicklung digitaler Zwillinge von Produkten[27], Berechnungsmethoden zur Optimierung des Teileflusses in einer ZDM-Fertigungsumgebung [28] und Sensordatenanalysemethoden auf der Grundlage von Deep Learning und neuronalen Netzen zur Verwaltung großer Datensätze [29].

Die Entwicklung von robusten Situationserkennungssystemen erfordert die Verfügbarkeit von qualitativ hochwertigen und strukturierten Daten. Zeitgleich herrscht aber eine Zurückhaltung bei der Weitergabe sensibler Daten. Zudem stellen Isaja et al. [30] das Product-Process-Data-Trusted Framework vor, das die Distributed-Ledger-Technologie nutzt, um den Austausch vertrauenswürdiger und rückverfolgbarer Qualitätsdaten zwischen Fabriken in einer Produktlieferkette zu ermöglichen. Forschungslücken, die sich auf datenbezogene Themen im ZDM beziehen, sollten bei der auf Deep Learning basierenden Erkennung von Anomalien und der Reduzierung unnötiger Datenerfassung für eine insgesamt effizientere Datenverarbeitung untersucht werden.

2.5 Umweltauswirkungen von ZDM

Die Anwendung des ZDM-Strategieansatzes bietet mehrere Vorteile. Dazu gehören niedrigere Kosten, kürzere Vorlaufzeiten, eine bessere Planung und eine geringere Umweltbelastung durch die industrielle Produktion, die zu einem geringeren Energieverbrauch und einer geringeren Verschwendung von Ressourcen führt [31]. Die Verringerung der Anzahl fehlerhafter Produkte in einem Fertigungsprozess führt zu weniger Ausschuss, was sich auf die Menge des entstehenden Abfalls auswirkt. Außerdem wird die Menge der Emissionen und möglicher schädlicher Nebenprodukte aus unnötiger Nacharbeit reduziert.

Im Kontext von Null-Ressourcen-Verlust und Null-Verlust an menschlichem Potenzial gibt es ein Potenzial für eine verbesserte Fehlererkennung und damit für eine verbesserte Nachhaltigkeit in der Fertigung aufgrund der Verfügbarkeit der technologischen Werkzeuge der Industrie 5.0 [32]. Wenn in einem breiteren Kontext langlebige und qualitativ hochwertige Produkte vorrangig zum Verbraucher gelangen, wird dies auch die Rücklaufquote senken, was zu einer Verringerung der Transportemissionen und der Ressourcenverschwendung führt.

3 Systemarchitektur und Funktionsweise der SMP

Die Sustainability Monitoring Platform (SMP) ist ein datengetriebenes Assistenzsystem, das Industrieunternehmen bei der nachhaltigen Transformation ihrer Produktionsprozesse unterstützt. Sie orientiert sich an drei wesentlichen Nachhaltigkeitsdimensionen, den Zero³-Dimensionen:

1. Zero Human Potential Loss: Minimierung von ungenutztem Humankapital und Förderung menschenzentrierter Arbeitsgestaltung
2. Zero Resource Loss: Reduktion von Material- und Energieverlusten entlang der Wertschöpfungskette
3. Zero Data Loss: optimale Nutzung und Integration betrieblicher Daten zur Effizienzsteigerung

Die SMP verfolgt das Ziel, betriebliche Engpässe und Potenziale transparent und individualisiert zu identifizieren und auf dieser Grundlage Handlungsempfehlungen sowie Umsetzungsmaßnahmen abzuleiten.

Die Sustainability Monitoring Platform (SMP) ist als modular aufgebautes, datengestütztes Assistenzsystem konzipiert, das produzierende Unternehmen bei der Identifikation und Umsetzung nachhaltiger Verbesserungsmaßnahmen entlang der Wertschöpfungskette unterstützt. Die nachfolgend dargestellte Prozesskette (siehe **Bild**) beschreibt den methodischen Ablauf sowie die zentralen Systemkomponenten im Detail.

3.1 Dateninput und Initialanalyse

Der erste Schritt des Analyseprozesses besteht in der digitalen Erfassung des betrieblichen Wertstroms, idealerweise mithilfe des Tools "Vasco". Dabei handelt es sich um ein speziell entwickeltes Add-In für Microsoft Visio, das eine anwenderfreundliche Modellierung von Produktionsprozessen ermöglicht.

In Vasco können relevante Prozessschritte detailliert abgebildet und mit quantitativen Kennzahlen wie Durchlaufzeiten, Ausschussquoten oder Rüstzeiten versehen werden. Darüber hinaus erlaubt das System die systematische Erfassung von Daten entlang der drei Zero³-Dimensionen:

1. Zero Human Potential Loss: wie etwa ergonomische Belastung, Schulungsgrad der Mitarbeitenden, Interaktionsanforderungen.
2. Zero Resource Loss: zum Beispiel Materialeinsatz, Energieverbrauch, Ressourcenausbeute.
3. Zero Data Loss: zum Beispiel Verfügbarkeit von Prozessdaten, Automatisierungsgrad, Datenkonsistenz.

Zusätzlich bietet die SMP die Möglichkeit, den Wertstrom mit weiteren Metainformationen zum Produktionsprozess oder zu einzelnen Produktionsschritten (wie etwa Prozessberschreibungen, Maschinenanleitungen, Expertenmeinungen) anzureichern. Die Bereitstellung solcher Dokumente kann im Anschluss das Recommender-System als zusätzliche Informationsquelle in seiner Recherche miteinbeziehen.

Nach Abschluss der Wertstromaufnahme werden die Daten auf die SMP hochgeladen. Dann erfolgt ein Sustainability Self-Assessment, bei dem unternehmensspezifische Rahmenbedingungen wie Branchenzugehörigkeit, Investitionsspielraum, Prozesskomplexität oder Nachhaltigkeitsstrategie erfasst werden. Darauf aufbauend wählt das Unternehmen eine oder mehrere relevante Zero³-KPIs aus. Diese dienen der Fokussierung des Algorithmus auf spezifische Zielbereiche und definieren das Bewertungskriterium für potenzielle technologische Maßnahmen.

3.2 KI-gestützte Analyse durch das Recommender-System

Im Zentrum der Plattform steht ein KI-gestützter Recommender-Algorithmus, der auf dem Prinzip der Retrieval-Augmented Generation (RAG) basiert. RAG-Systeme kombinieren klassische Information-Retrieval-Verfahren mit generativen Sprachmodellen, wodurch ein semantisch angereichertes, kontextsensitives Empfehlungssystem entsteht.

https://doi.org/10.37544/1436-4980-2025-09-6 https://www.inlibra.com/de/page/agb - Open Access - CC BY

Der Zero³-Recommender analysiert die übermittelten Wertstromdaten, identifiziert datenbasiert Engpassprozesse mit hohem Verbesserungspotenzial und ordnet diesen systematisch geeignete Technologien aus dem Basistechnologiekompendium zu. Dieses Kompendium umfasst eine strukturierte Sammlung bewährter Produktionsmethoden und Produktionstechnologien, die entlang der Zero³-Kennzahlen bewertet und mit Anwendungsbeispielen sowie Umsetzungshinweisen angereichert sind. Die Auswahl erfolgt dabei in zwei Stufen:

- Stufe 2a: Die Analyse des Wertstroms erfolgt ganzheitlich und zielt auf technologieübergreifende Verbesserungen ab.
- Stufe 2b: Einzelne kritische Prozesse werden separat analysiert und mit hochspezifischen Lösungen verknüpft.

3.3 Simulation und Bewertung empfohlener Technologien

Die im Analyseprozess vorgeschlagenen Basistechnologien werden anschließend hinsichtlich ihrer technologischen Relevanz, betrieblichen Umsetzbarkeit und nachhaltigen Wirkung simuliert. Dazu werden die durch die Einführung einer Technologie erwarteten Zero³-KPIs im entsprechenden Prozesskasten eingegeben und dem Anwender die Auswirkung auf den gesamten Wertstrom angezeigt. Die Integration erwarteter Änderungen im Prozesskasten innerhalb des Wertstroms sowie deren Abbildung in der Wertstromsimulation ermöglicht eine fundierte Bewertung potenzieller Optimierungsmaßnahmen. Durch die Simulation alternativer Prozessabläufe lassen sich beispielsweise Reduktionen der Durchlaufzeit quantifizieren und deren Verhältnis zum investiven oder operativen Kostenaufwand analysieren. So kann etwa eine Prozessänderung, die eine beispielsweise 20 % kürzere Durchlaufzeit erzielt, gleichzeitig mit einem spezifischen Kostenanstieg von X % einhergehen – eine entscheidungsrelevante Grundlage für die wirtschaftliche Bewertung und strategische Prozessgestaltung.

Die Plattform greift hierzu auf dokumentierte Anwendungsfälle und Umsetzungsbeispiele zurück, in denen die Technologien bereits erfolgreich implementiert wurden. Die Bewertung umfasst unter anderem:

- Technologischer Reifegrad (TRL-Level)
- Potenzielle KPI-Verbesserung (zum Beispiel –15 % Energieverbrauch)
- Aufwandsabschätzung (zum Beispiel Ressourcen, Zeit, Qualifikation)
- Schnittstellenanforderungen und Integrationsfähigkeit

Dieser Schritt dient als Entscheidungsgrundlage für eine technologiegestützte Optimierung, die individuell auf den jeweiligen betrieblichen Kontext zugeschnitten ist.

Die konkrete Implementierung der ausgewählten Technologien erfolgt außerhalb der SMP, ist jedoch inhaltlich vorbereitet und strukturell unterstützt. Die Plattform liefert hierfür Umsetzungsleitfäden, Schritt-für-Schritt-Pläne und Schnittstelleninformationen, um die Technologieeinführung systematisch zu planen und mit minimalem Risiko durchzuführen.

3.4 Erfahrungsrückfluss und kollektives Lernen

Ein wesentliches Element der SMP ist der strukturierte Wissensrückfluss in Form von Erfahrungsberichten und Umsetzungsbeispielen. Nach erfolgreicher Implementierung können Unternehmen ihre Vorgehensweise in Form von „Events“ dokumentieren, das heißt einzelnen Handlungsschritten, die mit konkreten Maßnahmen und KPIs verknüpft sind. Dabei wird auch die Entwicklung der gewählten KPIs im Vorher/Nachher-Vergleich sichtbar gemacht. Diese Erfahrungswerte werden:

- intern innerhalb des geschlossenen SMP-Nutzerkreises ausgetauscht (etwa über Events oder Best-Practice-Datenbanken),
- extern über öffentlich zugängliche Kompendien oder Fachbeiträge bereitgestellt (zum Beispiel bei Technologieanbietern oder im Rahmen von Forschungspartnerschaften).

Der Rückfluss ermöglicht ein kontinuierliches, kollektives Lernen im Netzwerk und stärkt die Evidenzbasis für weitere Nutzende, um eigene Entscheidungen auf validierten Informationen aufzubauen. Dadurch entsteht ein evolutives Assistenzsystem, das mit jeder Anwendung robuster und intelligenter wird.

Ein Beispiel aus der Industrie ist die Verwendung von thermografischer Bildaufnahmetechnik für die Defekterkennung bei der Herstellung von Bauteilen. Durch den Einsatz der Technologie wird eine signifikante Reduktion der Ausschussrate und somit eine Einsparung von Material erwartet. Durch das Teilen der Umsetzung mit der Community sehen andere Nutzende der Plattform das Anwendungsgebiet sowie die Effekte auf den Prozess und können die Einführung der Technologie ebenfalls anstreben.

4 Fazit zur Funktionslogik

Das Basistechnologiekompendium stellt ein zentrales Element der Wissensbasis innerhalb der SMP dar. Es fungiert nicht nur als reines Nachschlagewerk, sondern als intelligenter, strukturierter Wissensspeicher, der fortlaufend aktualisiert und durch praktische Rückmeldungen aus der industriellen Anwendung ergänzt wird. Jede im Kompendium enthaltene Technologie ist auf ihre Relevanz für die drei Zero³-Dimensionen (Zero Human Potential Loss, Zero Resource Loss und Zero Data Loss) bewertet und mit relevanten Key Performance Indicators (KPIs) verknüpft. Dies erlaubt es dem Recommender-System, nicht nur auf Basis heuristischer Regeln, sondern daten- und erfahrungsbasiert Empfehlungen auszusprechen.

Ein besonderer Mehrwert ergibt sich aus der Verknüpfung von theoretischen Anwendungsbeispielen – die den technologischen Einsatz im Modellkontext beschreiben – mit empirischen Umsetzungsbeispielen, welche den praktischen Implementierungsverlauf dokumentieren. Letztere enthalten Informationen zu Rahmenbedingungen, erforderlichen Ressourcen, Erfolgsfaktoren, aufgetretenen Herausforderungen sowie KPI-Entwicklungen vor und nach der Implementierung. Dieser duale Ansatz schafft Transparenz über den Transferprozess von der Theorie in die Praxis und erhöht so die Anwendbarkeit der vorgeschlagenen Technologien.

Die Rückkopplungsschleife zwischen Nutzenden und der Plattform, in der dokumentierte Umsetzungsprojekte systematisch zurück in das Kompendium einfließen, sichert einen kontinuierlichen Wissensaufbau und kollektives Lernen. Im Zusammenspiel mit den KI-gestützten Auswertungsmechanismen bildet die SMP eine dynamische Wissensplattform, die mit jeder Nutzung präziser, kontextsensitiver und leistungsfähiger wird. Dies unterscheidet sie fundamental von statischen, katalogbasierten Technologiesammlungen.

Die Evaluation der SMP erfolgt in mehreren Abschnitten. Zum einen werden Basistechnologien, die in Use Cases implementiert wurden, hinsichtlich der drei Zeros evaluiert. Um eine vollum-

https://doi.org/10.37544/1436-4980-2025-09-6 https://www.inlibra.com/de/page/agb - Open Access - CC BY

fängliche Evaluierung zu erhalten, wird derzeit in einem ersten Schritt aus ressourcenseitiger Perspektive an einem neuen Bewertungsmodell gearbeitet, das sowohl die Erfolge der SMP quantifiziert, diese aber den Energie- und Materialverbräuchen der SMP beziehungsweise den Basistechnologien gegenüberstellt. Ein weiterer Teil der Evaluation ist die vollumfängliche Testung der SMP nach Anbindung der Use Cases.

Im Ergebnis entsteht ein iteratives, adaptives Assistenzsystem, das nicht nur technologische Optionen aufzeigt, sondern auch deren betriebliche Umsetzbarkeit, Nachhaltigkeitseffekte und Erfolgsaussichten miteinbezieht. Die SMP unterstützt produzierende Unternehmen somit nicht nur bei der Auswahl, sondern auch bei der fundierten Bewertung und zielgerichteten Einführung nachhaltiger Technologien – und leistet damit einen wesentlichen Beitrag zur Operationalisierung von Nachhaltigkeit in der industriellen Praxis.

FÖRDERHINWEIS

Dieser Beitrag entstand im Rahmen des Forschungsprojekts Zero³ (Projekt-Nr. 44996253) und wurde durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft (FFG) gefördert.

DANKSAGUNG

Wir danken der FFG für die finanzielle Unterstützung und die Ermöglichung dieser Forschungsarbeiten im Kontext der nachhaltigen Transformation industrieller Wertschöpfungssysteme.

LITERATUR

[1] Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC): Climate Change 2021 – The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge: Cambridge University Press 2021

[2] Umweltbundesamt: Klimaschutz in Zahlen. Fakten, Trends und Impulse deutscher Klimapolitik. Stand: 2020. Internet: media.frag-den-staat.de/files/foi/699554/klimaschutz-in-zahlen-2020.pdf. Zugriff am 25.08.2025

[3] Europäische Kommission: Deal für eine saubere Industrie. Stand: 2025. Internet: commission.europa.eu/topics/eu-competitiveness/clean-industrial-deal_de. Zugriff am 14.08.2025

[4] Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (BMK): Österreich auf dem Weg zu einer nachhaltigen und zirkulären Gesellschaft Die österreichische Kreislaufwirtschaftsstrategie. Stand: 2022. Internet: www.bmluk.gv.at/dam/jcr:baacfdef-c63e-49f5-ab8f-e4be8c0d7504/Kreislaufwirtschaftsstrategie_2022_230215.pdf. Zugriff am 25.08.2025

[5] Fragapane, G.; Eleftheriadis, R.; Powell, D. et al.: A global survey on the current state of practice in Zero Defect Manufacturing and its impact on production performance. Computers in Industry 148 (2023), #103879

[6] Powell, D.; Magnanini, M. C.; Colledani, M. et al.: Advancing Zero Defect Manufacturing: A State-of-the-Art Perspective and Future Research Direction". Computers in Industry 136 (2022), #103596, doi.org/10.1016/j.compind.2021.103596

[7] vom Brocke, J.; Simons, A.; Niehaves, B. et al.: Reconstructing the Giant: On the Importance of Rigour in Documenting the Literature Search Process. ECIS 2009 Proceedings, 2009, paper #161

[8] Cooper, H. M.: Organizing knowledge syntheses: A taxonomy of literature reviews. Knowledge in Society 1 (1988) 1, pp. 104–126, doi.org/10.1007/BF03177550

[9] Caiazzo, B.; Di Nardo, M.; Murino, T. et al.: Towards Zero Defect Manufacturing paradigm: A review of the state-of-the-art methods and open challenges. Computers in Industry 134 (2022), #103548

[10] Nazarenko, A. A.; Sarraipa, J.; Camarinha-Matos, L. M. et al.: Analysis of Manufacturing Platforms in the Context of Zero-Defect Process Establishment. IFIP Advances in Information and Communication Technology (2020), pp. 583–596, doi.org/10.1007/978–3–030–62412–5_48

[11] Psarommatis F; Kiritsis D.: Identification of the Inspection Specifications for Achieving Zero Defect Manufacturing. IFIP Advances in Information and Communication Technology 566 (2019), pp. 267–273

[12] Panagiotopoulou V. C.; Papacharalampopoulos A.; Stavropoulos P.: Developing a Manufacturing Process Level Framework for Green Strategies KPIs Handling. Lecture Notes in Mechanical Engineering (2023), pp. 1008–1015, doi.org/10.1007/978–3–031–28839–5_112

[13] Psarommatis, F.; Fraile, F.; Ameri, F.: Zero Defect Manufacturing ontology: A preliminary version based on standardized terms. Computers in Industry 145 (2023), #103832

[14] Tanane B. Dafflon B. Bentaha M.L. Moalla N. Ferreiro V.: Toward a Collaborative Sensor Network Integration for SMEs' Zero-Defect Manufacturing. IFIP Advances in Information and Communication Technology 662 (2022), pp. 31–43, doi.org/10.1007/978–3–031–14844–6_3

[15] Adamson, G.; Gordon, D.: Industrial Strength Design: How Brooks Stevens Shaped Your World. Cambridge: MIT Press 2003

[16] Brondoni, S. M.: Planned Obsolescence, Total Quality, Zero Defects and Global Competition. Symphonya. Emerging Issues in Management (2018) 2, pp. 8–20, doi.org/10.4468/2018.2.02brondoni

[17] Psarommatis, F.; May, G.; Azamfirei, V.: Envisioning maintenance 5.0: Insights from a systematic literature review of Industry 4.0 and a proposed framework. Journal of Manufacturing Systems 68 (2023), pp. 376–399

[18] Schmidbauer, C.; Zafari, S.; Hader, B. et al.: An Empirical Study on Workers' Preferences in Human–Robot Task Assignment in Industrial Assembly Systems. IEEE Transactions on Human-Machine Systems 53 (2023) 2, pp. 293–302, doi.org/ 10.1109/THMS.2022.3230667

[19] Silva, B.; Marques, R.; Faustino, D. et al.: Enhance the Injection Molding Quality Prediction with Artificial Intelligence to Reach Zero-Defect Manufacturing. Processes 11 (2023) 1, p. 62, doi.org/10.3390/pr11010062

[20] Wan, P. K. L.; Leirmo T. L.: .: Human-centric zero-defect manufacturing: State-of-the-art review, perspectives, and challenges. Computers in Industry 144 (2023), #103792

[21] Serrano-Ruiz, J. C.; Mula, J.; Poler, R.: Smart manufacturing scheduling: A literature review. Journal of Manufacturing Systems 61 (2021), pp. 265–287

[22] Konstantinidis, F. K.; Mouroutsos, S. G.; Gasteratos, A.: The Role of Machine Vision in Industry 4.0: an automotive manufacturing perspective. 2021 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST), Kaohsiung/Taiwan, IEEE 2021, pp. 1–6

[23] Psarommatis, F.; Danishvar, M.; Mousavi, A. et al.: Cost-Based Decision Support System: A Dynamic Cost Estimation of Key Performance Indicators in Manufacturing. IEEE Transactions on Engineering Management 71 (2024), pp. 702–714, doi.org/10.1109/TEM.2021.3133619

[24] Lughofer, E.; Zavoianu, A. C.; Pollak, R. et al.: On-line anomaly detection with advanced independent component analysis of multi-variate residual signals from causal relation networks. Information Sciences 537 (2020), pp. 425–451

[25] Lughofer, E.; Eitzinger, C.; Guardiola, C.: Online Quality Control with Flexible Evolving Fuzzy Systems. In: Sayed-Mouchaweh, M.; Lughofer, E. (eds.): Learning in Non-Stationary Environments. New York/USA: Springer 2012, pp. 375–406

[26] Lughofer, E.; Pollak, R.; Zavoianu, A. C. et al.: Self-Adaptive Time-Series Based Forecast Models for Predicting Quality Criteria in Microfluidics Chip Production. 2017 3rd IEEE International Conference on Cybernetics (CYBCONF), pp. 1–8

[27] Zambal, S.; Eitzinger, C.; Clarke, M. et al.: A digital twin for composite parts manufacturing: Effects of defects analysis based on manufacturing data. 2018 IEEE 16th International Conference on Industrial Informatics (INDIN), pp. 803–808

[28] Zörrer, H.; Steringer, R.; Zambal, S. et al.: Using Business Analytics for Decision Support in Zero Defect Manufacturing of Composite Parts in the Aerospace Industry. IFAC-PapersOnLine 52 (2019) 13, pp. 1461–1466

[29] Zambal, S.; Heindl, C.; Eitzinger, C et al.: End-to-end defect detection in automated fiber placement based on artificially generated data. Fourteenth International Conference on Quality Control by Artificial Vision, SPIE 11172 (2019), pp. 371–378

https://doi.org/10.37544/1436-4980-2025-09-6 https://www.inlibra.com/de/page/agb - Open Access - CC BY

[30] Isaja, M.; Nguyen, P.; Goknil, A. et al..: A blockchain-based framework for trusted quality data sharing towards zero-defect manufacturing. Computers in Industry 146 (2023), #103853
[31] Lindström, J.; Lejon, E.; Kyösti, P. et al.: Towards intelligent and sustainable production systems with a zero-defect manufacturing approach in an Industry 4.0 context. Procedia CIRP 81 (2019), pp. 880–885
[32] Psarommatis, F.; May, G.: Optimization of zero defect manufacturing strategies: A comparative study on simplified modeling approaches for enhanced efficiency and accuracy. Computers & Industrial Engineering 187 (2024), #109783, doi.org/10.1016/j.cie.2023.109783

Dipl.-Ing. Barna Gal
barna.gal@fraunhofer.at

Dipl.-Ing. Noël Scheder

Fraunhofer Austria Research GmbH
Theresianumgasse 7, 1040 Wien
www.fraunhofer.at

Susanne Roßkogler, M.Sc.
susanne.rosskogler@unileoben.ac.at

Montanuniversität Leoben, Department
für Umwelt- und Energieverfahrenstechnik
Franz-Josef-Str. 18, 8700 Leoben
www.avaw-unileoben.at

Dipl.-Ing. Johannes Himmelbauer
johannes.himmelbauer@scch.at

Software Competence Center Hagenberg GmbH
Softwarepark 32a, 4232 Hagenberg

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Ing. Sebastian Schlund
sebastian.schlund@tuwien.ac.at

Technische Universität Wien
Institut für Managementwissenschaften
Karlsplatz 13, 1040 Wien

LIZENZ

Dieser Fachaufsatz steht unter der Lizenz Creative Commons Namensnennung 4.0 International (CC BY 4.0)

https://doi.org/10.37544/1436-4980-2025-09-6 https://www.inlibra.com/de/page/agb - Open Access -