

# ENERGIEEFFIZIENZ 4.0 IN DER PRODUKTION: BESTANDSAUFNAHME UND AUSBLICK

Martin PACZONA<sup>1</sup>

## Problem- und Fragestellung

Die industrielle Produktion steht vor der Aufgabe, Energieeffizienz als zentralen Hebel der Dekarbonisierung systematisch zu nutzen. Trotz fortschreitender Digitalisierung bleiben erhebliche Effizienzpotenziale ungenutzt – bedingt durch fragmentierte Datenlandschaften, heterogene Maschinenparks und fehlende modellbasierte Optimierungsmechanismen [1–4]. Gleichzeitig erhöhen EU-Green-Deal, Energieeffizienzrichtlinie (EED) sowie die zunehmende Elektrifizierung industrieller Prozesse den Transformationsdruck. Bestehende Normen wie ISO 50001 schaffen organisatorische Grundlagen, adressieren digitale Schlüsseltechnologien wie Digital Twins, Prognosemodelle, semantische Interoperabilität oder autonome Energiesysteme jedoch nur in Ansätzen [4].

Zentrales Konzept aktueller Forschung ist „Energy Waste“ – definiert als Energieverbrauch über dem minimal notwendigen Niveau. Studien zeigen, dass 20–40 % der Energie in industriellen Systemen als vermeidbare Verschwendungen gelten können, während 40–70 % auf notwendige, aber nicht wertschöpfende Energie entfallen [4, 5]. Besonders Peripheriesysteme wie Druckluft, Hydraulik oder Kühlsysteme verursachen häufig höhere Lasten als die wertschöpfenden Kernprozesse und erfordern eine explizite digitale Modellierung, Diagnose und Überwachung [6–8]. Gleichzeitig verbleiben viele Energiemanagementsysteme auf reines Monitoring beschränkt – infolge eingeschränkter Datenqualität, fehlender Interoperabilität sowie mangelnder Integration in Steuerungs- und Planungssystemen [1, 3, 4].

## Methodik und Ergebnisse

Auf Basis einer systematischen Literaturanalyse (2015–2025) von 75 Publikationen, davon zehn vertieft ausgewertet [1]–[10], wird ein konsolidiertes Framework „Energieeffizienz 4.0“ vorgeschlagen. Dieses Framework integriert physikalische Grundprinzipien systematisch mit digitalen Technologien und basiert auf folgenden fünf Säulen, welche eine Effizienzsteigerung ermöglichen:

- 1) **Dateninfrastruktur:** Energieoptimierung erfordert eine durchgängige digitale Infrastruktur. Zentrale Bestandteile sind skalierbare IoT-, Cloud/Fog- und Big-Data-Architekturen [1], hochauflösende Messsysteme [2, 7, 8] sowie eine durchgängige OT/IT-Integration als Grundlage energetischer Transparenz [3].
- 2) **Digitale Zwillinge:** Die Kopplung physikalischer Modelle mit datengetriebenen Verfahren ermöglicht digitale Prozessabbilder, die energiebezogene Diagnose, Szenarienanalysen und die Ableitung energieoptimierter Betriebsmodi unterstützen [3, 9].
- 3) **Maschinelles Lernen:** Maschinelles Lernen mit Concept-Drift-Erkennung stellt langfristig robuste Energieprognosen sicher – trotz Maschinenalterung, variierender Prozessbedingungen und dynamischer Lastprofile. Non-Intrusive-Load-Monitoring (NILM) erschließt maschinen- und zustandsspezifische Verbräuche aus einem einzigen Messkanal und reduziert damit Sensorik- und Retrofit-Aufwand [2].
- 4) **Cyber-Physische Systeme:** Die enge Integration von Maschinen, Peripheriesystemen, Steuerungstechnik, IoT-Infrastrukturen und digitalen Diensten führt zu echtzeitfähigen, vernetzten und lernfähigen Energiesystemen. Diese verbinden Monitoring, Diagnose, Optimierung und autonome Eingriffe in einem integrierten System-of-Systems-Ansatz [1, 3, 9, 10].
- 5) **Standardisierung:** Es bestehen normative Lücken hinsichtlich semantischer Energiedatenmodelle, digitaler Energieindikatoren und hybrider Optimierungslogiken, die in den bestehenden Normen (z. B. ISO 50001 und ISO 50006) bislang nicht adressiert

---

<sup>1</sup> Martin Paczona, 8330 Feldbach, [contact@martin-paczona.com](mailto:contact@martin-paczona.com),

werden. Aktuelle Forschung weist zudem auf strukturelle digitale Reifegraddefizite und fehlende Standardisierung hin [4].

Diese technologischen Säulen werden durch ein fünfstufiges Prozessmodell systematisch orchestriert: Problemerkennung durch datengestützte Monitoring-Systeme [1,10], Ursachenanalyse zur Quantifizierung von Verlustquellen [4], modellbasierte Lösungsentwicklung und Simulation von Optimierungsmaßnahmen [1], technische Implementation in cyber-physischen Systemen [10, 3] und kontinuierliche Evaluation mit adaptiver Optimierung [2, 4]. Die praktische Anwendbarkeit wird exemplarisch an Druckluftsystemen und 3D-Druckern demonstriert [2,9].

## Schlussfolgerungen

Die Auswertung der Literatur zeigt, dass Energieeffizienzmaßnahmen künftig durch stärker integrierte, teils autonome Funktionen geprägt sein werden, die Lastverschiebung, Prozessoptimierung, Anomalie-Erkennung und prädiktive Wartung systemisch vereinen [1, 3, 4]. Praxisbeispiele – von NILM-basierten Energieprognosen [2] über durch digitale Zwillinge optimierte Bewegungsprofile von Robotern [9] bis zu containerisierten Hochfrequenzmesssystemen [7, 8] – verdeutlichen das Potenzial skalierbarer, modular einsetzbarer Lösungen. Das vorgeschlagene Framework „Energieeffizienz 4.0“ markiert damit den Übergang vom reinen Monitoring hin zu selbstoptimierenden, modellbasierten Energiesystemen und skizziert einen strukturierten Pfad für zukünftige Forschung und industrielle Umsetzung.

## Referenzen

- [1] Y. Meng, Y. Yang, H. Chung, P.-H. Lee, and C. Shao, "Enhancing sustainability and energy efficiency in smart factories: A review," *Sustainability*, vol. 10, no. 12, Art. 4779, 2018, doi: 10.3390/su10124779.
- [2] M. A. Bermeo-Ayerbe, C. Ocampo-Martinez, and J. Diaz-Rozo, "Data-driven energy prediction modeling for both energy efficiency and maintenance in smart manufacturing systems," *Energy*, vol. 238, pt. B, Art. 121691, 2022, doi: 10.1016/j.energy.2021.121691.
- [3] N. Mohamed, J. Al-Jaroodi, and S. Lazarova-Molnar, "Leveraging the capabilities of Industry 4.0 for improving energy efficiency in smart factories," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 18008–18020, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2897045.
- [4] T. Schmitt, S. Mattsson, E. Flores-García, and L. Hanson, "Achieving energy efficiency in industrial manufacturing," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 216, Art. 115619, 2025, doi: 10.1016/j.rser.2025.115619.
- [5] D. Geng and S. Evans, "A literature review of energy waste in the manufacturing industry," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 173, Art. 108713, 2022, doi: 10.1016/j.cie.2022.108713.
- [6] J. L. Diaz C. and C. Ocampo-Martinez, "Energy efficiency in discrete-manufacturing systems: Insights, trends, and control strategies," *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 52, pt. A, pp. 131–145, 2019, doi: 10.1016/j.jmsy.2019.05.002.
- [7] K. Kulterer, "Industrie 4.0 Lösungen für Energieeffizienz in Motorsystemen," in Proc. Internationale Energiewirtschaftstagung (IEWT), Wien, Austria, 2019.
- [8] C. Wolf, D. Umgelter, C. Schneider, and A. Sauer, "Von der Datenerfassung zur Energieeffizienz: Messsysteme im Fokus der Energieeffizienzoptimierung," in Proc. Symposium Energieinnovation, Graz, Austria, 2024.
- [9] A. V. Barenji, X. Liu, H. Guo, and Z. Li, "A digital twin-driven approach towards smart manufacturing: Reduced energy consumption for a robotic cell," *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, vol. 34, no. 7–8, pp. 844–859, 2021, doi: 10.1080/0951192X.2020.1775297.
- [10] M. Ghobakhloo and M. Fathi, "Industry 4.0 and opportunities for energy sustainability," *Journal of Cleaner Production*, vol. 295, Art. 126427, 2021, doi: 10.1016/j.jclepro.2021.126427.