

Eliza Herawati

Integrasi Real-Time Digital Twin dan AI untuk Operasi Prediktif pada Sistem Manufaktur

 Quick Submit Quick Submit Universitas 17 Agustus 1945 Semarang

Document Details

Submission ID

trn:oid::1:3635820627

Submission Date

Aug 29, 2026, 10:26 PM GMT+7

Download Date

Aug 29, 2026, 10:38 PM GMT+7

File Name

Eliza_Herawati_-_jurnal.docx

File Size

116.3 KB

11 Pages

3,049 Words

20,795 Characters

14% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Top Sources

- 14%  Internet sources
- 0%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags

0 Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.

Top Sources

- 14% Internet sources
- 0% Publications
- 0% Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Internet	jurnal.muaraedukasi.id	6%
2	Internet	www.mdpi.com	1%
3	Internet	scholar.archive.org	<1%
4	Internet	ieeexplore.ieee.org	<1%
5	Internet	research.aston.ac.uk	<1%
6	Internet	www.medrxiv.org	<1%
7	Internet	etheses.uin-malang.ac.id	<1%
8	Internet	scientia-tss.com	<1%
9	Internet	www.ejournal.aibpmjournals.com	<1%
10	Internet	dspace.utalca.cl	<1%
11	Internet	ia-fip.org	<1%

12	Internet	jurnal.unigal.ac.id	<1%
13	Internet	plc.te.ugm.ac.id	<1%
14	Internet	www.sci-hub.box	<1%
15	Internet	www.cerik.re.kr	<1%
16	Internet	adoc.pub	<1%
17	Internet	det.dco.org	<1%
18	Internet	biztechacademy.id	<1%
19	Internet	pt.scribd.com	<1%



Integrasi Real-Time Digital Twin dan AI untuk Operasi Prediktif pada Sistem Manufaktur

Eliza Herawati^{1*}, Siti Maimunah²

^{1*2} Universitas Padjadjaran, Indonesia

Alamat: alan Ir. Soekarno KM 21, Jatinangor, Kabupaten Sumedang, Jawa Barat

Email : Elizaherawati@Unpad.ac.id¹, Sitimaimunah@Unpad.ac.id²

Korespondensi penulis: Elizaherawati@Unpad.ac.id

Abstract The integration of real-time Digital Twin (DT) with Artificial Intelligence (AI) has become the foundation for transforming manufacturing systems toward intelligent and adaptive predictive operations. This study examines the architecture, implementation, and impact of real-time DT-AI integration in manufacturing systems through a systematic literature review and analysis of recent case studies. The findings reveal that real-time DT-AI integration operates through a four-layer architecture: the physical layer (IoT sensors and production equipment), the connectivity layer (protocols such as OPC-UA and MQTT), the DT model layer (virtual representation synchronized in real-time), and the AI analytics layer (predictive and prescriptive models). Case studies from various manufacturing sectors show consistent results: failure response time reduction of up to 85%, productivity improvement of 10%, AI model prediction accuracy reaching 98.91%, and DT synchronization error margin as low as 0.66%. Implementation of CNN-LSTM and RF-LSTM models within the PdMDT framework demonstrates very high failure prediction accuracy, enabling preventive action 10 minutes before failure occurs. Studies at a 30-year-old cold forging company show that DT-AI integration successfully achieved 100% of PQCD (Productivity, Quality, Cost, Delivery) indicators and reduced equipment repair response time from 1-2 hours to less than 10 minutes. This research concludes that real-time DT-AI integration brings significant benefits in downtime reduction, product quality improvement, and operational cost efficiency, with recommendations for phased adoption for SMEs and the development of interoperability standards.

Keywords: digital twin, artificial intelligence, predictive operations, manufacturing, real-time, predictive maintenance, Industry 4.0

Abstrak Integrasi Digital Twin (DT) real-time dengan Kecerdasan Buatan (AI) telah menjadi fondasi transformasi sistem manufaktur menuju operasi prediktif yang cerdas dan adaptif. Penelitian ini mengkaji arsitektur, implementasi, dan dampak integrasi real-time DT dan AI pada sistem manufaktur melalui tinjauan literatur sistematis dan analisis studi kasus terkini. Temuan menunjukkan bahwa integrasi real-time DT-AI beroperasi melalui arsitektur empat lapis: lapisan fisik (sensor IoT dan peralatan produksi), lapisan konektivitas (protokol seperti OPC-UA dan MQTT), lapisan model DT (representasi virtual yang disinkronkan secara real-time), dan lapisan analitik AI (model prediktif dan preskriptif). Studi kasus dari berbagai sektor manufaktur menunjukkan hasil yang konsisten: pengurangan waktu respons kegagalan hingga 85%, peningkatan produktivitas 10%, akurasi prediksi model AI mencapai 98.91%, dan error margin sinkronisasi DT serendah 0.66%. Implementasi model CNN-LSTM dan RF-LSTM dalam framework PdMDT menunjukkan akurasi prediksi kegagalan yang sangat tinggi, memungkinkan tindakan preventif 10 menit sebelum kegagalan terjadi. Studi di perusahaan cold forging 30 tahun menunjukkan bahwa integrasi DT-AI berhasil mencapai 100% indikator PQCD (Productivity, Quality, Cost, Delivery) dan mengurangi waktu respons perbaikan peralatan dari 1-2 jam menjadi kurang dari 10 menit. Penelitian ini menyimpulkan bahwa integrasi real-time DT dan AI membawa manfaat signifikan dalam pengurangan downtime, peningkatan kualitas produk, dan efisiensi biaya operasional, dengan rekomendasi untuk adopsi bertahap bagi UMKM dan pengembangan standar interoperabilitas.

Kata Kunci: digital twin, kecerdasan buatan, operasi prediktif, manufaktur, real-time, predictive maintenance, Industry 4.0

Received: April 19, 2026; Revised: Mei 10, 2026; Accepted: Mei 25, 2026; Online Available: juni 15, 2026;
Published: Juli 10, 2026

1. LATAR BELAKANG

1.1 Era Transformasi Menuju Manufaktur Cerdas

Industri manufaktur tengah mengalami transformasi fundamental di bawah pengaruh Industry 4.0 dan kelanjutannya menuju Industry 5.0. Namun, banyak infrastruktur otomatisasi yang ada, terutama yang mengandalkan **Programmable Logic Controller (PLC)** dan **Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA)** konvensional, masih menunjukkan keterbatasan signifikan, khususnya dalam konteks pemeliharaan prediktif. Sistem konvensional ini sering bercirikan aliran data searah dan kurangnya analitik real-time terintegrasi, yang menghambat kemampuan mereka untuk mendukung deteksi proaktif dan optimalisasi kinerja operasional.

Digital Twin (DT) muncul sebagai konsep fundamental dalam revolusi Industry 4.0, menyediakan representasi virtual yang dinamis dari aset fisik yang terus diperbarui melalui aliran data dari sensor Internet of Things (IoT). Namun, model DT statis tidak cukup untuk menangkap kompleksitas dan dinamika lingkungan manufaktur modern. Integrasi dengan Kecerdasan Buatan (AI) menjadi kebutuhan untuk mengubah DT dari alat visualisasi pasif menjadi sistem prediktif yang cerdas.

1.2 Digital Twin: Definisi dan Konsep

Digital Twin adalah representasi virtual dari aset, proses, atau sistem fisik yang terus berevolusi seiring dengan kondisi dunia nyata. DT memungkinkan pengamatan real-time, optimasi, dan kontrol melalui pengambilan keputusan berbasis data dan kecerdasan buatan. Dalam konteks sistem manufaktur, DT menyediakan replika digital berkualitas tinggi dari mesin dan lini produksi, memungkinkan simulasi dan validasi perilaku sistem sebelum diterapkan di dunia nyata.

Berbeda dengan simulasi konvensional yang bersifat statis dan offline, DT memiliki karakteristik unik: (1) disinkronkan secara real-time dengan aset fisik melalui aliran data bidirectional; (2) terus diperbarui sepanjang siklus hidup aset; dan (3) mampu melakukan prediksi serta optimasi. Pengembangan DT melibatkan pembuatan representasi virtual berbasis CAD yang akurat secara geometris, serta integrasi dengan data operasional dari sensor dan sistem kontrol.

1.3 Kecerdasan Buatan dalam Sistem Manufaktur

AI dalam manufaktur mencakup berbagai teknik pembelajaran mesin yang diterapkan untuk berbagai tujuan: (1) deteksi anomali dan diagnosis kesalahan; (2) prediksi kegagalan dan estimasi sisa usia pakai; (3) optimasi parameter proses; dan (4)

kontrol adaptif. Penelitian menunjukkan bahwa model AI seperti *Random Forest* (RF), *Support Vector Machine* (SVM), *Artificial Neural Network* (ANN), dan *Gradient Boosting Machine* (GBM) telah dievaluasi untuk pemeliharaan prediktif dan diagnosis kesalahan di industry.

ANN menunjukkan keandalan prediktif tertinggi dengan penghematan biaya operasional hingga 22.7% dan penghematan energi hingga 25.6% . Namun, pemilihan model yang tepat harus mempertimbangkan trade-off antara akurasi, kompleksitas komputasi, dan interpretabilitas.

1.4 Urgensi Integrasi Real-Time DT dan AI

Meskipun masing-masing teknologi telah maju secara signifikan, masih terdapat kesenjangan yang signifikan dalam integrasi real-time DT dan AI untuk operasi prediktif di sistem manufaktur. Banyak studi mencapai kemajuan dalam satu atau dua domain, namun tidak ada yang menggabungkan tiga elemen kunci: (1) pemodelan DT berbasis Hardware-in-the-Loop (HIL) dengan sinkronisasi fisik-digital; (2) integrasi cloud dan bidirectional data exchange; dan (3) pembuatan dataset sintetis untuk mendukung pemeliharaan prediktif berbasis AI . Kesenjangan penelitian ini menjadi motivasi utama untuk mengkaji arsitektur dan implementasi integrasi real-time DT-AI secara komprehensif.

2. KAJIAN TEORITIS

2.1 Arsitektur Integrasi Real-Time DT dan AI

2.1.1 Arsitektur Empat Lapis

Berdasarkan sintesis dari berbagai studi, arsitektur integrasi real-time DT dan AI untuk sistem manufaktur terdiri dari empat lapisan utama:

- a. Lapisan Fisik: Terdiri dari peralatan manufaktur, sensor IoT, PLC, dan sistem kontrol. Sensor mengumpulkan data multimodal seperti suhu, tekanan, getaran, dan konsumsi energi . Lapisan ini mencakup peralatan metrologi presisi tinggi seperti *Coordinate Measuring Machine* (CMM) dan FARO Arm untuk pengukuran dimensi.
- b. Lapisan Konektivitas dan Data: Menyediakan infrastruktur untuk pengumpulan dan transmisi data real-time. Protokol yang umum digunakan meliputi OPC-UA, MQTT, dan RESTful API . Industri modern mengadopsi industrial embedded PCs (IEPCs) dan jaringan IIoT untuk mengatasi keterbatasan PLC dan SCADA konvensional. Lapisan ini juga mencakup

- preprocessing data seperti noise reduction, imputasi missing values, normalisasi, dan feature engineering.
- c. Lapisan Digital Twin: Representasi virtual dari sistem fisik. Pengembangan DT melibatkan: (a) pemodelan 3D menggunakan platform seperti Unity, Siemens NX MCD, atau NVIDIA Omniverse ; (b) sinkronisasi real-time melalui protokol seperti OPC-UA ; dan (c) validasi sinkronisasi fisik-virtual, dengan penelitian mencapai error margin serendah 0.66% . Lapisan ini juga mencakup pemodelan dinamika proses, baik melalui pendekatan berbasis fisika (physics-based) maupun hibrida yang menggabungkan pemodelan fisika dengan data-driven.
 - d. Lapisan Analitik AI: Terdiri dari model AI untuk prediksi, deteksi, dan optimasi. Model yang umum digunakan meliputi CNN-LSTM dengan attention mechanism (akurasi 98.29%) dan RF-LSTM ringan yang cocok untuk edge devices . Pendekatan hybrid yang menggabungkan data-driven dan physics-based juga diusulkan untuk meningkatkan akurasi prediktif.

2.1.2 Sinkronisasi Real-Time dan Bidirectional Data Flow

Salah satu aspek paling kritis dalam integrasi DT-AI adalah kemampuan sinkronisasi real-time dan aliran data dua arah antara sistem fisik dan virtual. Berbeda dengan pendekatan tradisional yang bercirikan aliran data searah, arsitektur modern memungkinkan interaksi bidirectional yang memungkinkan DT tidak hanya menerima data dari sistem fisik tetapi juga mengirimkan rekomendasi dan instruksi kontrol kembali ke lapisan fisik.

Studi di perusahaan manufaktur berhasil mengimplementasikan sinkronisasi real-time dengan data integration time kurang dari 1 detik menggunakan protokol OPC-UA . Framework MM-DT yang mengintegrasikan metrologi presisi tinggi menunjukkan bahwa loop umpan balik bidirectional antara sistem metrologi, model DT virtual, dan lapisan analitik ML memungkinkan pembelajaran dua arah, di mana DT secara dinamis memperbarui parameter proses berdasarkan wawasan dimensional real-time.

2.1.3 Interpretability dan Manusia dalam Loop

Meskipun integrasi DT-AI memberikan kemampuan prediktif yang kuat, interpretabilitas dan peran manusia tetap menjadi pertimbangan penting. Penelitian tentang kerangka prediktif berbasis DT menekankan pentingnya model yang interpretable untuk memungkinkan analisis akar penyebab (*root cause analysis*). Selain

itu, pendekatan Industry 5.0 menekankan integrasi elemen manusia dan keberlanjutan dalam sistem manufaktur.

2.2 Metodologi Implementasi

2.2.1 Hardware-in-the-Loop (HIL) dan Validasi

Pendekatan *Hardware-in-the-Loop* (HIL) telah muncul sebagai metodologi penting dalam pengembangan DT. Studi terbaru menggunakan OPAL-RT untuk eksekusi real-time model elektromekanis dengan resolusi 10 ms, memungkinkan validasi DT dalam kondisi operasi normal dan abnormal . Pendekatan ini memungkinkan pembuatan dataset sintetis di bawah berbagai kondisi operasi, termasuk kondisi kesalahan, untuk melatih model AI .

2.2.2 Pendekatan Hybrid: Data-Driven dan Physics-Based

Pendekatan hybrid yang menggabungkan model berbasis fisika (physics-based) dan data-driven (*machine learning*) telah menunjukkan potensi besar dalam meningkatkan akurasi prediksi. Studi pada proses manufaktur detergent mengintegrasikan Machine Learning dengan Ordinary Differential Equations (ODEs) dalam kerangka DT real-time, yang secara signifikan meningkatkan prediksi akurasi dalam konsumsi bahan baku, alokasi reaktor, dan waktu loading batch.

Pendekatan hybrid juga diimplementasikan dalam model kompresor sentrifugal S-CO₂, di mana model mekanistik 1D dikalibrasi dengan data operasi untuk memberikan akurasi prediksi tinggi dengan error total temperature 1.64%, total pressure ratio 4.09%, dan isentropic efficiency 3.74%.

2.2.3 Generative AI dan Synthetic Data Generation

Penggunaan Generative AI (GAI) untuk augmentasi data telah menjadi strategi penting dalam mengatasi keterbatasan data pelatihan. Framework AI-DT mengintegrasikan GAI untuk menambah data pelatihan, melakukan inspeksi geometrik, dan menghasilkan lingkungan pengujian virtual 3D dari input video multiview. Synthetic dataset generation di bawah kondisi operasi normal dan abnormal juga diusulkan untuk mendukung pemeliharaan prediktif berbasis AI.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode studi literatur sistematis dan analisis studi kasus. Metode ini dipilih untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan mensintesis secara komprehensif berbagai bukti ilmiah dan praktik industri tentang integrasi real-time DT dan AI untuk operasi prediktif pada sistem manufaktur.

3.2 Sumber Data

Data diperoleh dari sumber-sumber berikut:

3.2.1 Literatur Akademik

- Artikel jurnal peer-review dari ScienceDirect, IEEE Xplore, Wiley Online Library, dan Frontiers
- Prosiding konferensi (IEEE, SAE International)
- Preprints dan laporan teknis

3.2.2 Studi Kasus Industri

- Implementasi di perusahaan *automotive parts cold forging*
- Implementasi di pabrik kimia *detergent*
- Implementasi di pabrik tekstil dengan *framework Industrial Metaverse*
- Studi kasus dari Sight Machine dengan NVIDIA Omniverse

3.3 Kriteria Inklusi dan Eksklusi

- Inklusi:** Artikel dan studi kasus yang membahas integrasi DT dan AI dalam sistem manufaktur, implementasi real-time, dan hasil kuantitatif atau kualitatif dari implementasi.
- Eksklusi:** Studi yang hanya membahas salah satu komponen (DT tanpa AI atau AI tanpa DT), studi teoritis tanpa implementasi, dan literatur yang tidak tersedia teks lengkap.

3.4 Analisis Data

Data dianalisis menggunakan analisis tematik dengan pendekatan komparatif untuk mengidentifikasi pola, kesamaan, dan perbedaan dalam arsitektur, implementasi, dan hasil dari berbagai studi dan implementasi industri.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Temuan Utama

4.1.1 Arsitektur Integrasi Real-Time

Tabel 4.1: Perbandingan Arsitektur Integrasi DT-AI

Komponen	Deskripsi
Lapisan Fisik	Sensor IoT, PLC, peralatan produksi, CMM/FARO Arm
Konektivitas	OPC-UA, MQTT, RESTful API

Komponen	Deskripsi
Platform DT	Unity, Siemens NX MCD, NVIDIA Omniverse
Model AI	CNN-LSTM, RF-LSTM, ANN, GBM, RF, SVM
Validasi	HIL (OPAL-RT), error margin 0.66%

4.2 Pembahasan

4.2.1 Efektivitas Arsitektur Empat Lapis

Temuan penelitian menunjukkan bahwa arsitektur empat lapis fisik, konektivitas, DT, dan analitik AI telah terbukti efektif dalam berbagai konteks manufaktur. Keberhasilan implementasi di perusahaan cold forging dengan arsitektur empat lapis (Data & Connectivity, Infra & Platform, Digital Twin & Visualization, AI Analytics & Simulation) mencapai 100% indikator PQCD . Demikian pula, framework MM-DT dengan empat lapisan interkoneksi (Physical, Data Integration, Analytics, Decision Support) berhasil mengintegrasikan metrologi presisi tinggi dengan ML untuk kontrol dimensional prediktif.

Arsitektur ini memungkinkan perusahaan dengan infrastruktur 30 tahun untuk bertransformasi menjadi pabrik cerdas, menunjukkan bahwa integrasi DT-AI bukan hanya untuk industri baru tetapi dapat diimplementasikan secara bertahap pada fasilitas yang sudah ada .

4.2.2 Peran Sinkronisasi Real-Time dan Bidirectional Data Flow

Salah satu temuan paling signifikan adalah pentingnya sinkronisasi real-time dan aliran data dua arah. Penelitian berhasil mencapai data integration time kurang dari 1 detik menggunakan protokol OPC-UA , sementara studi lain mencatat error margin sinkronisasi serendah 0.66% . Kemampuan ini memungkinkan DT tidak hanya merefleksikan kondisi sistem fisik secara akurat tetapi juga memberikan rekomendasi yang dapat ditindaklanjuti secara real-time.

Framework MM-DT menekankan bahwa lapisan analitik ML tidak hanya berfungsi sebagai model prediktif, tetapi juga sebagai "intelligence hub" yang secara aktif mempengaruhi keputusan manufaktur melalui rekomendasi kontrol adaptif . Ini merupakan pergeseran dari DT yang semata-mata memantau kinerja sistem menuju DT yang secara aktif terlibat dalam optimasi proses.

4.2.3 Efektivitas Model AI untuk Prediksi

Perbandingan model AI menunjukkan bahwa ANN memberikan keandalan prediktif tertinggi, sementara pendekatan hybrid CNN-LSTM dan RF-LSTM dalam framework PdMDT mencapai akurasi F1 98.29% dan 98.91%. Kemampuan model RF-LSTM yang ringan untuk beroperasi pada edge devices menunjukkan bahwa prediksi canggih tidak selalu memerlukan komputasi cloud yang intensif. Ini penting untuk implementasi di lingkungan dengan konektivitas terbatas atau kebutuhan latensi rendah.

Yang juga menarik adalah kemungkinan prediksi kegagalan 10 menit sebelumnya, memungkinkan tindakan preventif daripada reaktif. Dalam konteks manufaktur, waktu 10 menit dapat berarti perbedaan antara downtime yang dapat dijadwalkan dan kegagalan yang tidak terduga yang mengganggu seluruh lini produksi.

4.2.4 Tantangan Implementasi

Meskipun hasil yang mengesankan, beberapa tantangan tetap ada.

- Pertama, biaya dan kompleksitas integrasi dapat menjadi hambatan, terutama bagi UMKM. Namun, studi kasus di perusahaan cold forging menunjukkan bahwa transformasi digital dapat dicapai meskipun pada fasilitas yang sudah berusia 30 tahun.
- Kedua, interoperabilitas data tetap menjadi tantangan. Framework Nexifi11D mengatasi hal ini dengan menggunakan protokol edge industry-standard seperti MQTT, OPC-UA, dan RESTful API. Namun, standarisasi lebih lanjut diperlukan untuk memfasilitasi integrasi lintas vendor.
- Ketiga, keamanan siber dan interpretabilitas model menjadi perhatian. Meskipun pendekatan explainable AI (XAI) diusulkan sebagai ekstensi di masa depan, interpretabilitas model saat ini seringkali masih terbatas, yang dapat mengurangi kepercayaan pengguna.

4.2.5 Implikasi untuk Era Manufacturing 5.0

Temuan penelitian ini memiliki implikasi penting untuk transisi menuju Industry 5.0, yang menekankan integrasi elemen manusia dan keberlanjutan. Kemampuan DT-AI tidak hanya meningkatkan efisiensi operasional tetapi juga memungkinkan pemantauan dan optimalisasi keberlanjutan.

Framework Industrial Metaverse yang diimplementasikan di pabrik tekstil menunjukkan bahwa integrasi DT dengan VR/AR tidak hanya memungkinkan kolaborasi jarak jauh tetapi juga pemantauan KPI keberlanjutan seperti efisiensi energi, emisi CO₂, dan konsumsi air secara real-time. Pendekatan ini menyejajarkan dengan tujuan SDGs (7, 12, dan 13).

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

- a. Integrasi real-time Digital Twin dan AI pada sistem manufaktur telah terbukti memberikan manfaat signifikan, termasuk pengurangan waktu respons kegagalan hingga 85%, peningkatan produktivitas 10%, dan akurasi prediksi model AI mencapai 98.91%. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi DT-AI bukan hanya konsep teoretis tetapi telah mencapai kematangan implementasi di industri.
- b. Arsitektur empat lapis fisik, konektivitas, DT, dan analitik AI telah terbukti efektif di berbagai konteks. Keberhasilan implementasi di berbagai industri menunjukkan bahwa arsitektur ini dapat diadaptasi, baik untuk fasilitas baru maupun untuk transformasi digital bertahap pada pabrik yang sudah beroperasi selama puluhan tahun.
- c. Sinkronisasi real-time dan aliran data dua arah merupakan aspek kritis yang membedakan DT-AI dari simulasi konvensional. Pencapaian error margin serendah 0.66% dan waktu integrasi data kurang dari 1 detik menunjukkan kematangan teknologi, meskipun kompleksitas implementasi tetap menjadi tantangan.
- d. Pendekatan hybrid yang menggabungkan data-driven dan physics-based menunjukkan potensi besar dalam meningkatkan akurasi prediksi dan interpretabilitas model. Pendekatan ini memungkinkan pemanfaatan keunggulan kedua pendekatan fleksibilitas machine learning dan konsistensi fisika sambil mengatasi keterbatasan masing-masing.
- e. Keberhasilan implementasi di berbagai industri, dari cold forging hingga kimia dan tekstil, menunjukkan bahwa manfaat integrasi DT-AI dapat direalisasikan di berbagai sektor manufaktur.

5.2 Saran

Bagi Pengembang dan Praktisi Industri:

- Adopsi pendekatan bertahap untuk transformasi digital, seperti yang ditunjukkan oleh perusahaan cold forging 30 tahun yang berhasil mentransformasi operasinya. Mulailah dengan pilot project pada satu lini produksi sebelum memperluas ke seluruh fasilitas.
- Prioritaskan interoperabilitas data dengan mengadopsi standar industri seperti OPC-UA, MQTT, dan RESTful API untuk memfasilitasi integrasi dengan ekosistem yang ada.
- Kembangkan kerangka interpretabilitas untuk model AI agar operator dan manajer dapat memahami dan mempercayai rekomendasi yang dihasilkan oleh sistem.
- Pertimbangkan pendekatan hybrid yang menggabungkan model berbasis fisika dan data-driven untuk meningkatkan akurasi dan keandalan prediksi.

Bagi Peneliti:

- Teliti lebih lanjut tentang integrasi Explainable AI (XAI) untuk meningkatkan interpretabilitas dan kepercayaan pengguna terhadap sistem DT-AI.
- Kembangkan standar dan framework untuk evaluasi dampak keberlanjutan dari implementasi DT-AI, sejalan dengan transisi menuju Industry 5.0.
- Eksplorasi pendekatan edge computing dan model ringan untuk memungkinkan implementasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas.
- Kaji strategi mitigasi risiko keamanan siber dan perlindungan data dalam ekosistem DT-AI yang terhubung.

DAFTAR REFERENSI

- ScienceDirect. (2025). A novel approach to digital twin-based energy efficiency monitoring and failure analysis in industrial applications. ScienceDirect.
- IEEE Xplore. (2026). Architecting the Future Factory: Industrial PLC-IoT, Digital Twins and Predictive AI based Maintenance. IEEE.
- SAE Mobilus. (2026). Nexifi11D: A Comprehensive Multidimensional Framework for Futuristic Manufacturing Ecosystems. SAE International.
- Zenodo. (2025). Bridging Virtual and Physical Worlds: AI in Digital Twin Development for Mechanical Systems. Zenodo.

- KCI. (2026). Manufacturing Process Optimization through AI-based Digital Twin Virtual Convergence Factory: A Case Study of Cold Forging Company. Korean Citation Index.
- 2 IEEE Xplore. (2025). Real-Time Digital Twin-Driven Optimization of Industrial Machinery. IEEE.
- IEEE Xplore. (2026). AI-Driven Simulation and Digital Twin Technologies for Smart Business Planning. IEEE.
- 9 ScienceDirect. (2025). Machine Learning-integrated digital twins for process optimization in Industry 5.0. ScienceDirect.
- 3 ScienceDirect. (2025). Metrology and manufacturing-integrated digital twin (MM-DT) for advanced manufacturing. ScienceDirect.
- Wiley. (2026). A Real-Time Physics-Driven Digital Twin for S-CO₂ Centrifugal Compressors. Wiley Online Library.
- 5 Frontiers. (2025). Generative and Predictive AI for digital twin systems in manufacturing. Frontiers in Artificial Intelligence.
- NVIDIA. (2026). Sight Machine Uses OpenUSD & NVIDIA Omniverse Technologies. NVIDIA Case Studies.
- Wiley. (2026). An Industrial Metaverse Platform for Collaborative and Sustainable Manufacturing in Industry 5.0. Wiley Online Library.
- Skysong Innovations. (2026). MERINDA: Real-Time Digital Twins for Physical AI and Autonomous Systems. Skysong Innovations.
- 14 IEEE Xplore. (2025). Optimizing Predictive Maintenance Based on Digital Twins Using Artificial Intelligence Tools. IEEE.
- 2 Pillai, R. K. S., O'Connell, E., & Denny, P. (2026). Role of Unified Namespace (UNS) and Digital Twins in Predictive and Adaptive Industrial Systems. *Machines*, 14(2), 252. <https://doi.org/10.3390/machines14020252>
- 15 BMW Group. (2025). BMW Group scales Virtual Factory. BMW Group Press, 11 June 2025. <https://www.press.bmwgroup.com/global/article/detail/T0450699EN/>
- 17