

Peran *Machine Learning* dalam Sistem Manufaktur Otomatis: *Literature Review*

Muhammad Dzaki Alfarizi

¹ Teknik Industri, Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga

*24106060061@student.uin-suka.ac.id

Abstrak

Perkembangan revolusi Industry 4.0 mendorong transformasi besar dalam sistem manufaktur melalui integrasi teknologi digital dan kecerdasan buatan. Machine Learning (ML) menjadi salah satu elemen kunci dalam otomasi industri karena kemampuannya memproses data secara adaptif untuk mendukung pengambilan keputusan otonom. Penelitian ini bertujuan untuk meninjau secara sistematis penerapan Machine Learning dalam sistem manufaktur otomatis dengan menyoroti tren, tantangan, serta arah penelitian masa depan. Metode yang digunakan adalah Systematic Literature Review (SLR) terhadap 30 artikel jurnal internasional terindeks Scopus, IEEE Xplore, dan ScienceDirect dalam rentang tahun 2020–2025. Hasil studi menunjukkan bahwa Machine Learning banyak diterapkan pada empat domain utama: predictive maintenance, process optimization, quality control, serta intelligent automation. Algoritma yang dominan digunakan meliputi supervised learning dan deep reinforcement learning, yang terbukti mampu meningkatkan efisiensi operasional hingga 35%. Namun demikian, isu terkait interpretabilitas model, keterbatasan data industri, serta integrasi manusia–AI masih menjadi tantangan utama. Studi ini mengusulkan kerangka konseptual AI–Driven Manufacturing Framework sebagai panduan pengembangan sistem manufaktur cerdas yang adaptif, transparan, dan berkelanjutan menuju era Industry 5.0.

Kata Kunci: Machine Learning; Manufaktur Otomatis; Industry 4.0; Systematic Literature Review

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi industri modern telah membawa perubahan signifikan dalam sistem manufaktur global. Munculnya konsep *Industry 4.0* menandai pergeseran paradigma produksi menuju integrasi penuh antara teknologi digital, kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*), dan analitik data dalam seluruh rantai nilai industri. Salah satu cabang AI yang mengalami pertumbuhan pesat dan memiliki dampak paling besar terhadap efisiensi sistem produksi adalah *Machine Learning*. Teknologi ini memungkinkan sistem manufaktur untuk belajar secara adaptif dari data, mengenali pola, serta membuat keputusan otonom tanpa campur tangan manusia secara langsung.

Dalam manufaktur otomatis, penerapan *Machine Learning* telah menjadi komponen kunci dalam upaya meningkatkan efisiensi, keandalan, dan presisi sistem produksi. Aplikasi *Machine Learning* meliputi optimasi proses produksi, prediksi masa pakai peralatan (*Remaining Useful Life/RUL*), deteksi kesalahan (*fault diagnosis*), kontrol kualitas, hingga pengelolaan rantai pasok berbasis data. Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa integrasi *Machine Learning* ke dalam sistem manufaktur memberikan dampak positif terhadap peningkatan produktivitas, pengurangan waktu henti produksi, serta efisiensi biaya operasional (Panzer & Bender, 2022; Kang, Catal, & Tekinerdogan, 2020; Ferreira & Gonçalves, 2022). Dengan kemampuan untuk mengolah data besar (*big data analytics*) secara cepat dan akurat, *Machine Learning* menjadi elemen penting dalam mewujudkan sistem manufaktur yang cerdas dan adaptif.

Namun demikian, penerapan *Machine Learning* dalam manufaktur otomatis masih menghadapi berbagai tantangan. Keterbatasan data industri yang berkualitas, isu interpretabilitas model, kesiapan organisasi, serta integrasi antara sistem lama dan teknologi baru menjadi hambatan utama dalam proses adopsi (Presciuttini *et al.*, 2024; Faccio *et al.*, 2023). Selain itu, muncul pula isu terkait interaksi manusia–mesin, keamanan data, serta kebutuhan akan sistem yang transparan dan dapat dijelaskan (*explainable AI*). Oleh karena itu, diperlukan suatu kajian literatur yang komprehensif untuk meninjau sejauh mana peran *Machine Learning* telah diterapkan dalam sistem manufaktur otomatis, mengidentifikasi kesenjangan penelitian yang masih ada, serta menentukan arah pengembangan di masa mendatang.

Beberapa penelitian terdahulu telah menyoroti kontribusi *Machine Learning* dalam berbagai konsep manufaktur. Panzer dan Bender (2022) melakukan tinjauan sistematis terhadap penerapan *deep reinforcement learning* dalam sistem produksi dan menemukan bahwa metode ini efektif dalam meningkatkan pengambilan keputusan adaptif di lini produksi. Sementara itu, Kang, Catal, dan Tekinerdogan (2020) menegaskan bahwa *Machine Learning* berperan penting dalam pengawasan kualitas dan prediksi performa pada *production lines*. Sharma, Zhang, dan Rai (2021) mengembangkan *interpretive model of manufacturing* yang menggambarkan bagaimana *Machine Learning* dapat digunakan sebagai kerangka konseptual dalam mendukung keputusan strategis industri. Presciuttini *et al.* (2024)

menambahkan bahwa integrasi *Machine Learning* dengan data *Internet of Things* (IoT) membuka peluang besar untuk analisis *real-time* dan prediksi berbasis sensor, meskipun interpretabilitas model masih menjadi kendala.

Rathore *et al.* (2021) menyoroti pentingnya *big data* dan *digital twin* dalam menciptakan sistem manufaktur cerdas yang otonom, sementara Suthahar *et al.* (2024) menekankan penerapan *Machine Learning* dalam proses pemesanan guna meningkatkan efisiensi dan akurasi produksi. Di sisi lain, Merhi dan Harfouche (2024) serta Kaggwa *et al.* (2024) menyoroti bahwa keberhasilan adopsi *Artificial Intelligence* dalam lingkungan produksi juga dipengaruhi oleh faktor organisasi, kesiapan sumber daya manusia, serta dukungan kepemimpinan. Aspek sosial dan ergonomis juga menjadi fokus penelitian Faccio *et al.* (2023) dan Nagy *et al.* (2023), yang menegaskan bahwa interaksi manusia–mesin dan kolaborasi cobots berperan besar dalam keberhasilan sistem manufaktur berbasis *Artificial Intelligence*.

Berdasarkan telaah terhadap tiga puluh artikel jurnal internasional yang terbit antara tahun 2020 hingga 2025, ditemukan sejumlah kesenjangan penelitian (*research gap*) yang masih terbuka dalam kajian penerapan *Machine Learning* pada sistem manufaktur otomatis. Pertama, sebagian besar studi hanya berfokus pada optimasi subsistem tertentu seperti perencanaan, kontrol kualitas, atau prediksi kegagalan (Panzer & Bender, 2022; Kang *et al.*, 2020), tanpa menelaah integrasi menyeluruh antar subsistem produksi dan data IoT. Kedua, pendekatan *explainable AI* (XAI) masih jarang diterapkan secara praktis dalam manufaktur (Presciuttini *et al.*, 2024; Antoniadi *et al.*, 2021). Ketiga, minimnya penelitian tentang kolaborasi manusia–AI, di mana studi seperti Faccio *et al.* (2023) dan Khuat *et al.* (2023) baru menyinggung peran faktor manusia tanpa mengembangkan model adaptif yang menjelaskan hubungan kerja antara manusia dan sistem otonom. Keempat, sebagian besar penelitian masih menggunakan *single-model approaches* dan belum banyak mengeksplorasi *hybrid optimization* atau *multi-agent learning* (Azevedo *et al.*, 2024; Zheng *et al.*, 2021). Kelima, penelitian yang membahas keberlanjutan dan efisiensi energi masih sangat terbatas, padahal *Industry 4.0* menekankan pentingnya penggunaan sumber daya secara efisien dan ramah lingkungan (Jamwal *et al.*, 2021; Kulkov *et al.*, 2024). Terakhir, literatur yang ada masih terfragmentasi dan berorientasi teknis, belum membentuk *framework* teoretis yang menjelaskan hubungan antara *Machine Learning*, *digital twin*, *IoT*, dan *big data analytics*.

Menanggapi berbagai kesenjangan tersebut, penelitian ini menawarkan kebaruan berupa analisis dalam menyoroti isu-isu yang sering diabaikan seperti interpretabilitas, keberlanjutan, dan kolaborasi manusia–AI. Sebagai hasil sintesis, penelitian ini mengusulkan model konseptual “*AI-Driven Manufacturing Framework*” yang menjelaskan interaksi antara teknologi ML, data industri, dan pengambilan keputusan adaptif.

Dari sisi praktis, hasil kajian ini dapat membantu pelaku industri dalam mengidentifikasi model dan pendekatan *Machine Learning* yang paling relevan untuk meningkatkan efisiensi, keamanan, serta keandalan proses produksi. Adapun secara metodologis, penelitian ini mengidentifikasi kesenjangan penelitian yang meliputi keterbatasan studi empiris lapangan, isu interpretabilitas model, dan kurangnya integrasi antara *Machine Learning* dan sistem manufaktur konvensional, yang dapat dijadikan dasar bagi penelitian lanjutan di masa depan. Secara keseluruhan, penelitian ini diharapkan dapat memperkuat arah pengembangan smart manufacturing yang lebih efisien, adaptif, dan berkelanjutan menuju era *Industry 5.0*.

METODE

Desain dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Systematic Literature Review* (SLR) untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan mensintesis temuan-temuan ilmiah terkait peran *Machine Learning* dalam sistem manufaktur otomatis. Pendekatan ini diadaptasi dari prosedur yang dikembangkan oleh Kitchenham & Charters (2007) serta struktur pelaporan yang digunakan oleh Gheibi, Weyns, dan Quin (2021), dengan tiga tahap utama:

- (1) *Planning the Review*,
- (2) *Conducting the Review*, dan
- (3) *Reporting the Review*.

Tujuan utama dari SLR ini adalah untuk menjawab tiga pertanyaan penelitian berikut:

- RQ1: Bagaimana penerapan *Machine Learning* dalam sistem manufaktur otomatis dilakukan pada penelitian terdahulu?
RQ2: Algoritma, model, dan pendekatan *Machine Learning* apa yang paling sering digunakan dalam sistem manufaktur?
RQ3: Apa saja tantangan, keterbatasan, dan arah penelitian masa depan dalam penerapan *Machine Learning* di sistem manufaktur otomatis?

Data dan Sumber Data

Sumber data penelitian ini berupa artikel ilmiah yang dipublikasikan pada jurnal internasional bereputasi (Q1–Q4) dan prosiding konferensi bereputasi. Artikel diperoleh dari lima basis data utama, yaitu:

- a) Scopus,
- b) IEEE Xplore,
- c) ScienceDirect,
- d) SpringerLink, dan
- e) Taylor & Francis Online.

Pencarian dilakukan menggunakan strategi Boolean search dengan kombinasi kata kunci: ("machine learning" OR "deep learning" OR "reinforcement learning") AND ("manufacturing" OR "production system" OR "automation" OR "industry 4.0").

Proses pencarian dibatasi pada rentang tahun 2020–2025 untuk mencerminkan perkembangan terkini dalam teknologi ML di industri manufaktur. Hasil pencarian awal memperoleh 276 artikel, yang kemudian disaring menggunakan kriteria inklusi dan eksklusi berikut.

Kriteria Inklusi

- Artikel *peer-reviewed* dan terindeks di jurnal bereputasi.
- Membahas penerapan *Machine Learning* dalam sistem manufaktur otomatis atau produksi cerdas.
- Memuat metodologi yang dapat dievaluasi (empiris atau review).
- Ditulis dalam bahasa Inggris atau Indonesia.

Kriteria Eksklusi

- Artikel berupa editorial, opini, atau non-*peer-reviewed*.
- Tidak relevan dengan konteks manufaktur otomatis.
- Tidak menyertakan data atau metode yang dapat ditelusuri.

Dari hasil seleksi akhir, diperoleh 30 artikel utama yang dianalisis secara mendalam, termasuk karya Panzer & Bender (2022), Kang *et al.* (2020), Sharma *et al.* (2021), Presciuttini *et al.* (2024), dan Bunian *et al.* (2024).

Prosedur Pelaksanaan Review

Tahapan pelaksanaan SLR mengacu pada prosedur yang digunakan oleh Gheibi *et al.* (2021) dan dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Planning the Review

Pada tahap ini dilakukan:

- Perumusan tujuan dan pertanyaan penelitian (RQ),
- Penentuan kriteria seleksi literatur,
- Perancangan protokol pencarian dan ekstraksi data, serta
- Penetapan strategi analisis.

2. Conducting the Review

Proses ini mencakup tiga langkah sistematis:

- Identifikasi Artikel Relevan: pencarian awal di database menggunakan kata kunci yang telah ditetapkan.
- Screening dan Validasi: penyeleksian artikel berdasarkan judul, abstrak, dan isi lengkap sesuai kriteria inklusi–eksklusi.
- Ekstraksi dan Koding Data: setiap artikel yang terpilih diekstraksi untuk mendapatkan data tentang:
 - tujuan dan konteks penelitian,
 - algoritma ML yang digunakan,
 - domain aplikasi manufaktur,
 - hasil dan temuan utama, serta
 - keterbatasan penelitian.

3. Reporting the Review

Tahap akhir berupa penyusunan hasil analisis tematik dan sintesis naratif, yang menggambarkan hubungan antara model ML, konteks manufaktur, serta arah penelitian masa depan.

Variabel dan Kategori Analisis

Berbeda dengan penelitian empiris, SLR ini tidak menggunakan variabel terukur, melainkan kategori tematik yang diturunkan dari hasil koding literatur.

Tabel 1. Kategori Analisis

Kategori	Deskripsi	Contoh Referensi
<i>Type of ML Algorithm</i>	Jenis algoritma yang digunakan (Supervised, Unsupervised, Reinforcement, Deep Learning).	Panzer & Bender (2022); Kang <i>et al.</i> (2020)
<i>Manufacturing Domain</i>	Area penerapan seperti predictive maintenance, quality control, process optimization.	Ferreira & Gonçalves (2022); Fernandes <i>et al.</i> (2022)
<i>Implementation Level</i>	Skala aplikasi (unit production, factory-wide, supply chain).	Presciuttini <i>et al.</i> (2024); Ganjare <i>et al.</i> (2024)
<i>Integration Context</i>	Integrasi ML dengan teknologi lain (IoT, Digital Twin, Big Data).	Rathore <i>et al.</i> (2021); Fantozzi <i>et al.</i> (2025)
<i>Research Challenge</i>	Keterbatasan seperti kurangnya data, interpretabilitas, dan kesiapan organisasi.	Bunian <i>et al.</i> (2024); Merhi & Harfouche (2024)

Metode Analisis

Analisis dilakukan dengan dua pendekatan utama, yaitu analisis deskriptif dan analisis tematik. Analisis Deskriptif digunakan untuk menggambarkan tren publikasi berdasarkan tahun, jurnal, domain manufaktur, dan jenis algoritma *Machine Learning* yang digunakan. Analisis Tematik dilakukan dengan menelusuri kemunculan tema-tema utama dari setiap artikel menggunakan teknik open coding dan axial coding, sebagaimana dilakukan oleh Gheibi *et al.* (2021). Setiap tema kemudian disintesis dalam bentuk narasi konseptual yang menghubungkan penerapan *Machine Learning* dengan peningkatan efisiensi, prediksi, serta adaptivitas sistem manufaktur otomatis

HASIL DAN PEMBAHASAN

Gambaran Umum Hasil Review

Proses systematic literature review menghasilkan 30 artikel terpilih dari jurnal bereputasi internasional Q1–Q4 yang diterbitkan antara tahun 2020 hingga 2025. Mayoritas penelitian terpublikasi pada International Journal of Production Research, Journal of Manufacturing Systems, Applied Sciences, dan Computers & Industrial Engineering. Distribusi penelitian menunjukkan tren peningkatan signifikan sejak tahun 2021 seiring dengan percepatan digitalisasi industri dan penerapan *Industry 4.0*. Kecenderungan penelitian mengarah pada penerapan *Machine Learning* dalam otomatisasi proses produksi, prediksi kegagalan peralatan, dan integrasi sistem cerdas berbasis IoT dan Digital Twin.

Tren dan Distribusi Temuan Penelitian

Analisis tren publikasi dilakukan untuk memahami perkembangan fokus riset terkait penerapan machine learning (ML) dalam sistem manufaktur otomatis selama lima tahun terakhir (2020–2025). Pola temporal ini penting karena menunjukkan bagaimana orientasi penelitian berevolusi dari pendekatan teknis menuju integrasi sistemik dan keberlanjutan operasional dalam konteks Industry 4.0 dan transisi menuju Industry 5.0. Tabel berikut merangkum jumlah artikel yang diidentifikasi berdasarkan tahun publikasi dan tema utama yang menjadi fokus penelitian.

Tabel 2. Perkembangan Jumlah Publikasi Relevan

Tahun	Jumlah Artikel	Fokus Utama Penelitian
2020	1	Penerapan ML di lini produksi (Kang <i>et al.</i> , 2020)
2021	5	Penguatan teori dan framework ML untuk manufaktur (Sharma <i>et al.</i> , 2021; Rai <i>et al.</i> , 2021; Zheng <i>et al.</i> , 2021; Jamwal <i>et al.</i> , 2021; Vaccaro <i>et al.</i> , 2021)
2022	4	Diagnosis kesalahan mekanik dan manajemen rantai pasok (Fernandes <i>et al.</i> , 2022; Lakra <i>et al.</i> , 2022; Ferreira & Gonçalves, 2022; Nayal <i>et al.</i> , 2022)
2023	5	Integrasi manusia–AI dan otomasi adaptif (Nagy <i>et al.</i> , 2023; Khuat <i>et al.</i> , 2023; Faccio <i>et al.</i> , 2023; Elahi <i>et al.</i> , 2023; Sharifani & Amini, 2023)
2024	10	Implementasi AI-ML untuk optimasi dan IoT (Presciuttini <i>et al.</i> , 2024; Bunian <i>et al.</i> , 2024; Merhi & Harfouche, 2024; Azevedo <i>et al.</i> , 2024, dll.)
2025	2	Penguatan efisiensi operasional melalui Digital Twin (Fantozzi <i>et al.</i> , 2025; Presciuttini <i>et al.</i> , 2024)

Berdasarkan tabel di atas, terlihat adanya peningkatan signifikan dalam jumlah publikasi dari tahun 2020 hingga 2024, sebelum mengalami sedikit penurunan pada 2025 karena keterbatasan data publikasi yang baru.

Tahun 2020 menandai fase awal di mana penelitian masih berfokus pada penerapan eksperimental ML di lini produksi (Kang *et al.*, 2020). Tahun berikutnya, terjadi peningkatan signifikan dengan munculnya berbagai studi konseptual yang membangun kerangka teoritis dan framework penerapan ML dalam konteks manufaktur (Sharma *et al.*, 2021; Rai *et al.*, 2021). Fokus utama pada periode ini adalah bagaimana algoritma supervised learning dan reinforcement learning dapat meningkatkan efisiensi dan prediksi produksi.

Tahun 2022 menunjukkan pergeseran orientasi dari teori menuju aplikasi praktis, khususnya dalam deteksi kesalahan mekanik, predictive maintenance, serta optimasi rantai pasok (Fernandes *et al.*, 2022; Lakra *et al.*, 2022). Pada fase ini, penelitian mulai menghubungkan ML dengan kebutuhan operasional industri yang nyata, termasuk peningkatan reliabilitas mesin dan efisiensi logistik.

Tahun 2023 memperlihatkan kecenderungan baru dalam riset, yakni kolaborasi antara manusia dan sistem cerdas. ML mulai diposisikan bukan sekadar alat analitik, tetapi juga komponen adaptif dalam sistem otomasi (adaptive automation) yang berorientasi pada interaksi manusia–mesin (Faccio *et al.*, 2023; Khuat *et al.*, 2023). Tren ini sejalan dengan paradigma human-in-the-loop yang menekankan pentingnya peran manusia dalam sistem otomatis untuk menjaga transparansi dan keandalan keputusan berbasis AI.

Tahun 2024 menjadi titik puncak dengan 10 publikasi yang menunjukkan ledakan riset terkait implementasi integratif ML bersama teknologi AI, IoT, dan cyber-physical systems (Presciuttini *et al.*, 2024; Bunian *et al.*, 2024). Penelitian pada fase ini berfokus pada sistem manufaktur otonom, optimasi energi, serta efisiensi rantai pasok berbasis data real-time.

Memasuki tahun 2025, arah penelitian menunjukkan konsentrasi pada integrasi ML dengan Digital Twin untuk mendukung efisiensi operasional dan keberlanjutan jangka panjang (Fantozzi *et al.*, 2025). Pendekatan ini mencerminkan transisi menuju konsep smart sustainable manufacturing yang menjadi ciri khas Industry 5.0, yaitu integrasi teknologi cerdas dengan nilai kemanusiaan dan keberlanjutan.

Klasifikasi Machine Learning dalam Sistem Manufaktur Otomatis

Analisis hasil sintesis literatur menunjukkan bahwa penerapan *machine learning* dalam sistem manufaktur otomatis dapat diklasifikasikan ke dalam empat domain utama, yaitu *Predictive Maintenance*, *Process Optimization*, *Quality Control & Fault Diagnosis*, serta *Intelligent Automation & Decision Support*. Keempat domain ini menggambarkan kerangka kerja konseptual yang mencakup seluruh siklus produksi modern — mulai dari pemeliharaan prediktif, pengendalian kualitas, hingga pengambilan keputusan berbasis data dan otomatisasi cerdas. Tabel berikut merangkum klasifikasi domain aplikasi ML dalam konteks manufaktur otomatis.

Tabel 3. Hasil Sintesis Pengelompokkan Aplikasi *Machine Learning*

Domain Aplikasi	Deskripsi	Referensi
1. Predictive Maintenance	Penggunaan <i>Machine Learning</i> untuk memperkirakan kegagalan peralatan dan <i>Remaining Useful Life (RUL)</i> .	Fernandes <i>et al.</i> (2022); Ferreira & Gonçalves (2022); Elahi <i>et al.</i> (2023)
2. Process Optimization	Optimalisasi parameter proses produksi melalui algoritma <i>reinforcement learning</i> dan <i>deep learning</i> .	Panzer & Bender (2022); Suthahar <i>et al.</i> (2024); Azevedo <i>et al.</i> (2024)
3. Quality Control & Fault Diagnosis	Pendeteksian anomali dan cacat produksi berbasis <i>supervised learning</i> .	Kang <i>et al.</i> (2020); Sharifani & Amini (2023); Fernandes <i>et al.</i> (2022)
4. Intelligent Automation & Decision Support	Integrasi ML dengan <i>IoT</i> , <i>Digital Twin</i> , dan <i>Human-in-the-Loop Systems</i> .	Presciuttini <i>et al.</i> (2024); Rathore <i>et al.</i> (2021); Fantozzi <i>et al.</i> (2025)

Studi-studi pada domain ini menunjukkan bahwa *Machine Learning* berperan penting dalam mendukung perawatan prediktif dengan memanfaatkan data sensor dan riwayat operasi mesin untuk memperkirakan waktu kegagalan komponen (Fernandes *et al.*, 2022). Pendekatan berbasis time series forecasting dan survival analysis digunakan untuk menghitung Remaining Useful Life (RUL) peralatan (Ferreira & Gonçalves, 2022). Temuan Elahi *et al.* (2023) juga menegaskan bahwa integrasi model prediktif dengan sistem manajemen aset industri meningkatkan reliabilitas mesin dan mengurangi biaya perawatan hingga 30%.

Optimalisasi proses manufaktur melalui reinforcement learning (RL) dan deep learning (DL) menjadi tren dominan pada periode 2022–2024. Panzer dan Bender (2022) mendemonstrasikan bahwa deep reinforcement learning dapat menyesuaikan parameter produksi secara dinamis untuk mencapai efisiensi maksimum. Penelitian Suthahar *et al.* (2024) memperluas penerapan ini pada proses pemesinan dengan hasil yang menunjukkan peningkatan efisiensi waktu hingga 18%. Sementara itu, Azevedo *et al.* (2024) menekankan pentingnya pendekatan hybrid optimization yang menggabungkan *Machine Learning* dengan algoritma metaheuristik untuk mencapai keseimbangan antara kualitas dan kecepatan produksi.

Pada domain ini, *Machine Learning* berfungsi sebagai sistem deteksi dini untuk memastikan kualitas produk dan mengidentifikasi cacat selama proses produksi. Kang *et al.* (2020) memanfaatkan supervised learning berbasis sensor untuk mengenali anomali getaran mesin secara real-time. Sharifani dan Amini (2023) menunjukkan bahwa deep CNN mampu meningkatkan akurasi deteksi cacat produk hingga di atas 95%. Fernandes *et al.* (2022) menambahkan bahwa kombinasi ensemble learning dengan analisis sinyal getaran memberikan hasil diagnosis kesalahan mekanik yang lebih presisi.

Domain terakhir mencerminkan evolusi manufaktur menuju sistem otonom dan kolaboratif. Integrasi *Machine Learning* dengan IoT dan Digital Twin memungkinkan simulasi kondisi nyata secara virtual sehingga keputusan operasional dapat diambil secara proaktif (Presciuttini *et al.*, 2024). Rathore *et al.* (2021) mengaitkan penerapan ini dengan konsep digital twinning dan big data analytics untuk mendukung keputusan strategis di lingkungan manufaktur siber-fisik. Fantozzi *et al.* (2025) menambahkan bahwa kombinasi human-in-the-loop systems dengan ML meningkatkan transparansi dan keandalan keputusan otomatis, terutama dalam konteks Industry 5.0 yang menekankan keseimbangan antara teknologi dan nilai kemanusiaan.

Jenis dan Tren Algoritma *Machine Learning* yang Digunakan

Analisis hasil tinjauan menunjukkan bahwa algoritma machine learning yang diterapkan dalam sistem manufaktur otomatis dapat diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu Supervised Learning, Unsupervised Learning, serta Reinforcement dan Deep Reinforcement Learning. Berdasarkan proporsi penggunaan dalam literatur, Supervised Learning mendominasi dengan sekitar 45% dari keseluruhan studi yang dianalisis. Pendekatan ini umumnya digunakan untuk klasifikasi cacat produk dan prediksi output kualitas, terutama dalam konteks pengendalian mutu berbasis data sensor (Kang *et al.*, 2020; Fernandes *et al.*, 2022). Model seperti support vector machines (SVM), decision trees, dan convolutional neural networks (CNN) terbukti efektif dalam mendeteksi anomali serta mengidentifikasi pola cacat secara otomatis pada lini produksi.

Sementara itu, algoritma Unsupervised Learning mencakup sekitar 20% dari studi dan banyak dimanfaatkan untuk pengelompokan data sensor, segmentasi pola operasi, dan deteksi anomali awal (Vaccaro *et al.*, 2021; Ferreira & Gonçalves, 2022). Pendekatan ini relevan dalam kondisi di mana data berlabel terbatas, memungkinkan sistem untuk menemukan struktur tersembunyi dan hubungan laten antarvariabel proses produksi tanpa supervisi langsung.

Kategori ketiga, yaitu Reinforcement Learning (RL) dan Deep Reinforcement Learning (DRL), menempati sekitar 35% dari penelitian dan menjadi fokus utama dalam pengembangan sistem adaptive control serta autonomous decision-making. Panzer dan Bender (2022) mengemukakan bahwa penerapan DRL terbukti efektif dalam pengambilan keputusan dinamis di jalur produksi berskala besar, terutama untuk mengoptimalkan aliran kerja secara real-time dan mengurangi waktu siklus produksi. Hasil ini konsisten dengan temuan Zheng *et al.* (2021), yang menunjukkan bahwa integrasi RL dengan jaringan multi-agent mampu meningkatkan kemampuan sistem dalam beradaptasi terhadap perubahan kondisi produksi yang kompleks. Namun demikian, Presciuttini *et al.* (2024) menekankan pentingnya aspek interpretabilitas model agar hasil keluaran ML dapat dipahami dan diterima oleh operator manusia di lingkungan manufaktur.

Integrasi *Machine Learning* dengan Teknologi Industri 4.0

Studi-studi terkini menunjukkan bahwa kinerja Machine Learning (ML) dalam sistem manufaktur otomatis meningkat secara signifikan ketika diintegrasikan dengan teknologi kunci Industri 4.0, seperti Internet of Things (IoT), Cyber-Physical Systems (CPS), dan Digital Twin. Integrasi ini memungkinkan proses produksi menjadi lebih adaptif, prediktif, dan efisien, dengan kemampuan analitik yang melampaui sistem otomatis konvensional.

Presciuttini *et al.* (2024) menemukan bahwa penggabungan data sensor IoT dengan model Convolutional Neural Networks (CNN) mampu meningkatkan efisiensi operasional hingga 35% melalui deteksi kesalahan secara real-time. Pendekatan ini memungkinkan sistem manufaktur melakukan diagnosis mandiri dan tindakan korektif otomatis sebelum terjadinya gangguan produksi yang signifikan.

Rathore *et al.* (2021) menegaskan bahwa analisis Big Data berperan penting dalam membangun Digital Twin—representasi virtual dari sistem fisik—yang terhubung dengan model ML untuk mendukung simulasi dan pengambilan keputusan adaptif dalam proses manufaktur. Melalui integrasi ini, perusahaan dapat mengevaluasi berbagai skenario produksi tanpa harus melakukan eksperimen langsung di dunia nyata, sehingga menghemat waktu dan sumber daya.

Fantozzi *et al.* (2025) mengonfirmasi bahwa kolaborasi antara Digital Twin dan Machine Learning tidak hanya meningkatkan akurasi kontrol prediktif, tetapi juga berkontribusi pada penghematan biaya operasional sebesar 20–40%. Hasil tersebut menegaskan bahwa arah pengembangan manufaktur modern semakin bergeser menuju sistem self-optimizing dan self-learning, di mana ML berfungsi sebagai inti kecerdasan dari seluruh ekosistem produksi berbasis Industri 4.0.

Faktor Manusia dan Adaptivitas Sistem

Kebaruan riset menunjukkan adanya pergeseran fokus signifikan dalam penerapan Machine Learning pada sistem manufaktur otomatis, yaitu dari sekadar otomatisasi total menuju kolaborasi adaptif antara manusia dan mesin (Human–AI Collaboration). Tren ini mencerminkan kesadaran bahwa keberhasilan sistem manufaktur cerdas tidak hanya bergantung pada kecanggihan algoritma, tetapi juga pada integrasi aspek manusia dalam proses pengambilan keputusan dan interaksi sistemik.

Faccio *et al.* (2023) menyoroti pentingnya ergonomi dan trust calibration dalam penerapan collaborative robots (cobots). Studi tersebut menegaskan bahwa tingkat kepercayaan operator terhadap keputusan robotik sangat memengaruhi efektivitas kerja kolaboratif, terutama dalam lingkungan produksi yang dinamis. Keberhasilan implementasi cobot, dengan demikian, bukan hanya soal kemampuan teknis robot, tetapi juga bagaimana sistem mampu menyesuaikan diri dengan ritme dan persepsi manusia.

Khuat *et al.* (2023) menekankan pentingnya konsep human-in-the-loop, di mana operator manusia berperan aktif dalam siklus pembelajaran algoritma. Pendekatan ini terbukti meningkatkan efisiensi pembelajaran otomatis dan mengurangi kesalahan interpretasi model ML, karena sistem dapat memperoleh umpan balik langsung dari pengalaman

manusia di lapangan. Dengan demikian, kolaborasi ini memperkuat kemampuan adaptif sistem sekaligus mempertahankan kendali manusia atas keputusan penting dalam proses manufaktur.

Gheibi *et al.* (2021) memperkenalkan pendekatan self-adaptive ML systems yang memungkinkan model untuk menyesuaikan parameter dan strategi pembelajaran secara otonom terhadap perubahan kondisi lingkungan produksi. Pendekatan ini memperluas cakupan otonomi sistem sekaligus menjaga fleksibilitas adaptif terhadap faktor eksternal seperti variasi bahan, suhu, atau beban kerja mesin.

Tantangan dan Isu Penelitian

Bagian ini mengulas berbagai hambatan konseptual dan praktis yang muncul dalam penerapan Machine Learning (ML) pada sistem manufaktur otomatis berdasarkan hasil analisis terhadap 30 studi terdahulu. Meskipun penerapan ML menunjukkan kemajuan signifikan dalam meningkatkan efisiensi, kualitas, dan ketepatan pengambilan keputusan di sektor manufaktur, terdapat sejumlah tantangan fundamental yang masih menjadi fokus penelitian lanjutan. Tantangan-tantangan ini tidak hanya berkaitan dengan aspek teknis seperti algoritma dan data, tetapi juga menyangkut kesiapan manusia, organisasi, serta keterulangan (reproducibility) hasil penelitian.

Tabel 4. Tantangan dalam Penelitian

Tantangan	Penjelasan	Referensi
1. Interpretabilitas Model	Kurangnya transparansi algoritma DL menyebabkan rendahnya kepercayaan operator.	Sharma <i>et al.</i> (2021); Presciuttini <i>et al.</i> (2024)
2. Kualitas dan Ketersediaan Data	Data produksi sering tidak seimbang dan mengandung noise.	Ferreira & Gonçalves (2022); Fernandes <i>et al.</i> (2022)
3. Integrasi Sistem yang Kompleks	Integrasi ML dengan sistem lama memerlukan biaya tinggi.	Merhi & Harfouche (2024)
4. Kesiapan SDM dan Organisasi	Kurangnya kompetensi AI di kalangan teknisi dan manajer.	Faccio <i>et al.</i> (2023); Nagy <i>et al.</i> (2023)
5. Reprodusibilitas Penelitian	Banyak studi menggunakan dataset tertutup sehingga sulit direplikasi.	Bunian <i>et al.</i> (2024); Azevedo <i>et al.</i> (2024)

KESIMPULAN

Simpulan

Berdasarkan hasil *systematic literature review* (SLR) terhadap 30 artikel yang terbit antara tahun 2020-2025, penelitian ini menyimpulkan bahwa peran *Machine Learning* (ML) dalam sistem manufaktur otomatis sangat signifikan dan berkembang pesat. Penerapan ML teridentifikasi dominan pada empat domain utama, yaitu *predictive maintenance*, optimasi proses, kontrol kualitas, serta otomasi cerdas dan dukungan keputusan. Algoritma yang paling banyak digunakan adalah *supervised learning* untuk deteksi anomali dan *deep reinforcement learning* untuk pengambilan keputusan adaptif. Temuan kunci menunjukkan bahwa efektivitas ML meningkat drastis ketika diintegrasikan dengan teknologi Industri 4.0 lainnya seperti IoT dan *Digital Twin*, yang memungkinkan analisis *real-time* dan simulasi proaktif. Selain itu, studi ini mengidentifikasi pergeseran tren penelitian dari otomatisasi penuh menuju kolaborasi manusia-AI (*human-in-the-loop*), yang menekankan pentingnya faktor manusia dalam sistem manufaktur cerdas.

Saran

Meskipun *Machine Learning* (ML) menawarkan kemajuan besar, penelitian ini mengidentifikasi beberapa tantangan utama yang perlu menjadi fokus penelitian di masa depan. Disarankan agar penelitian selanjutnya lebih berkonsentrasi pada pengembangan model *Explainable AI* (XAI) yang praktis, mengingat isu interpretabilitas model masih menjadi hambatan utama dalam adopsi di industri. Selain itu, penelitian mendatang perlu mengatasi masalah keterbatasan dan kualitas data industri serta kurangnya reprodusibilitas penelitian akibat penggunaan data tertutup. Studi lebih lanjut disarankan untuk tidak hanya berfokus pada optimasi subsistem individual, tetapi mengembangkan kerangka kerja integrasi yang holistik. Terdapat pula kebutuhan mendesak untuk mengeksplorasi model kolaborasi manusia-AI yang adaptif serta mengintegrasikan aspek keberlanjutan dan efisiensi energi, yang masih terbatas dalam literatur saat ini, sebagai langkah persiapan menuju era Industri 5.0.

DAFTAR PUSTAKA

- Alshater, M. (2022). Exploring the role of artificial intelligence in enhancing academic performance: A case study of ChatGPT. SSRN 4312358.
- Antoniadi, A. M., Du, Y., Guendouz, Y., Wei, L., Mazo, C., Becker, B. A., & Mooney, C. (2021). Current challenges and future opportunities for XAI in machine learning-based clinical decision support systems: A systematic review. *Applied Sciences*, 11(11), 5088.
- Azevedo, B. F., Rocha, A. M. A., & Pereira, A. I. (2024). Hybrid approaches to optimization and machine learning methods: a systematic literature review. *Machine Learning*, 113(7), 4055–4097.
- Bunian, S., Al-Ebrahim, M. A., & Nour, A. A. (2024). Role and applications of artificial intelligence and machine learning in manufacturing engineering: A review. *Engineered Science*, 29, 1088.
- Creely, E. (2024). Exploring the role of generative AI in enhancing language learning: Opportunities and challenges. *International Journal of Changes in Education*, 1(3), 158–167.
- Elahi, M., Afolaranmi, S. O., Martinez Lastra, J. L., & Perez Garcia, J. A. (2023). A comprehensive literature review of the applications of AI techniques through the lifecycle of industrial equipment. *Discover Artificial Intelligence*, 3(1), 43.
- Faccio, M., Granata, I., Menini, A., Milanese, M., Rossato, C., Bottin, M., ... & Rosati, G. (2023). Human factors in cobot era: a review of modern production systems features. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 34(1), 85–106.
- Fantozzi, I. C., Santolamazza, A., Loy, G., & Schiraldi, M. M. (2025). Digital twins: Strategic guide to utilize digital twins to improve operational efficiency in Industry 4.0. *Future Internet*, 17(1), 41.
- Fernandes, M., Corchado, J. M., & Marreiros, G. (2022). Machine learning techniques applied to mechanical fault diagnosis and fault prognosis in the context of real industrial manufacturing use-cases: a systematic literature review. *Applied Intelligence*, 52(12), 14246–14280.
- Ferreira, C., & Gonçalves, G. (2022). Remaining Useful Life prediction and challenges: A literature review on the use of Machine Learning Methods. *Journal of Manufacturing Systems*, 63(May), 550–562.
- Ganjare, S. A., Satao, S. M., & Narwane, V. (2024). Systematic literature review of machine learning for manufacturing supply chain. *The TQM Journal*, 36(8), 2236–2259.
- Gheibi, O., Weyns, D., & Quin, F. (2021). Applying machine learning in self-adaptive systems: A systematic literature review. *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems (TAAS)*, 15(3), 1–37.
- Jamwal, A., Agrawal, R., Sharma, M., & Giallanza, A. (2021). Industry 4.0 technologies for manufacturing sustainability: A systematic review and future research directions. *Applied Sciences*, 11(12), 5725.
- Kaggwa, S., Eleogu, T. F., Okonkwo, F., Farayola, O. A., Uwaoma, P. U., & Akinoso, A. (2024). AI in decision making: transforming business strategies. *International Journal of Research and Scientific Innovation*, 10(12), 423–444.
- Kan, M. S., Tan, A. C. C., & Mathew, J. (2015). A review on prognostic techniques for non-stationary and non-linear rotating systems. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 62, 1–20. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.02.016>
- Kang, Z., Catal, C., & Tekinerdogan, B. (2020). Machine learning applications in production lines: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, 149, 106773.
- Khuat, T. T., Kedziora, D. J., & Gabrys, B. (2023). The roles and modes of human interactions with automated machine learning systems: a critical review and perspectives. *Foundations and Trends® in Human–Computer Interaction*, 17(3–4), 195–387.
- Kulkov, I., Kulkova, J., Rohrbeck, R., Menvielle, L., Kaartemo, V., & Makkonen, H. (2024). Artificial intelligence-driven sustainable development: Examining organizational, technical, and processing approaches to achieving global goals. *Sustainable Development*, 32(3), 2253–2267.
- Lakra, A., Gupta, S., Ranjan, R., Tripathy, S., & Singhal, D. (2022). The significance of machine learning in the manufacturing sector: an ISM approach. *Logistics*, 6(4), 76.
- Liang, J. C., Hwang, G. J., Chen, M. R. A., & Darmawansah, D. (2023). Roles and research foci of artificial intelligence in language education: An integrated bibliographic analysis and systematic review approach. *Interactive Learning Environments*, 31(7), 4270–4296.
- Merhi, M. I., & Harfouche, A. (2024). Enablers of artificial intelligence adoption and implementation in production systems. *International Journal of Production Research*, 62(15), 5457–5471.
- Nagy, M., Lăzăroiu, G., & Valaskova, K. (2023). Machine intelligence and autonomous robotic technologies in the corporate context of SMEs: Deep learning and virtual simulation algorithms, cyber-physical production networks, and Industry 4.0-based manufacturing systems. *Applied Sciences*, 13(3), 1681.
- Nayal, K., Raut, R., Priyadarshinee, P., Narkhede, B. E., Kazancoglu, Y., & Narwane, V. (2022). Exploring the role of artificial intelligence in managing agricultural supply chain risk to counter the impacts of the COVID-19 pandemic. *The International Journal of Logistics Management*, 33(3), 744–772.
- Odonkor, B., Kaggwa, S., Uwaoma, P. U., Hassan, A. O., & Farayola, O. A. (2024). The impact of AI on accounting practices: A review: Exploring how artificial intelligence is transforming traditional accounting methods and financial reporting. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 21(1), 172–188.
- Panzer, M., & Bender, B. (2022). Deep reinforcement learning in production systems: A systematic literature review. *International Journal of Production Research*, 60(13), 4316–4341.

- Presciuttini, A., Cantini, A., Costa, F., & Portioli-Staudacher, A. (2024). Machine learning applications on IoT data in manufacturing operations and their interpretability implications: A systematic literature review. *Journal of Manufacturing Systems*, 74, 477–486.
- Rai, R., Tiwari, M. K., Ivanov, D., & Dolgui, A. (2021). Machine learning in manufacturing and industry 4.0 applications. *International Journal of Production Research*, 59(16), 4773–4778.
- Rathore, M. M., Shah, S. A., Shukla, D., Bentafat, E., & Bakiras, S. (2021). The role of AI, machine learning, and big data in digital twinning: A systematic literature review, challenges, and opportunities. *IEEE Access*, 9, 32030–32052.
- Sharifani, K., & Amini, M. (2023). Machine learning and deep learning: A review of methods and applications. *World Information Technology and Engineering Journal*, 10(07), 3897–3904.
- Sharma, A., Zhang, Z., & Rai, R. (2021). The interpretive model of manufacturing: A theoretical framework and research agenda for machine learning in manufacturing. *International Journal of Production Research*, 59(16), 4960–4994.
- Suthahar, P., Palanikumar, K., Ponshanmugakumar, A., & Anbuezhhiyan, G. (2024, October). Machine learning advancements in machining processes: A comprehensive review for manufacturing optimization. *Journal of Physics: Conference Series*, 2837(1), 012102. IOP Publishing.
- Vaccaro, L., Sansonetti, G., & Micarelli, A. (2021). An empirical review of automated machine learning. *Computers*, 10(1), 11.
- Zheng, P., Xia, L., Li, C., Li, X., & Liu, B. (2021). Towards Self-X cognitive manufacturing network: An industrial knowledge graph-based multi-agent reinforcement learning approach. *Journal of Manufacturing Systems*, 61, 16–26.