

Penerapan AI , IoT, dan CPS dalam Industri Manufaktur Menuju Efisiensi Operasional

Balkhi Razzas Qasvini¹, Osin Lirfaija Salamanang², Muhamad Arya Ananda³, Elia Setiana⁴

^{1,2,3,4} Informatika, Fakultas Teknologi dan Informatika, Universitas Informatika dan Bisnis Indonesia, Indonesia

Info Artikel	ABSTRAK
Riwayat Artikel: Diterima : Tanggal-Bulan-Tahun Direvisi : Tanggal-Bulan-Tahun Disetujui : Tanggal-Bulan-Tahun	Di era transformasi industri yang bergerak secara eksponensial, integrasi teknologi canggih telah bermutasi menjadi aset strategis utama bagi organisasi manufaktur. Akselerasi dan akurasi dalam lini produksi serta manajemen rantai pasok menjadi determinan penting dalam mempertahankan keunggulan kompetitif di pasar yang volatil. Artikel ilmiah ini bertujuan untuk menganalisis secara kritis dan mensintesis peran integrasi Teknologi Informasi (TI) khususnya Artificial Intelligence (AI), Internet of Things (IoT), dan <i>Cyber-Physical Systems</i> (CPS) dalam memitigasi risiko operasional serta meningkatkan efisiensi proses produksi. Menggunakan pendekatan analisis deskriptif-kualitatif berbasis studi literatur sistematis (Systematic Literature Review), artikel ini membedah bagaimana infrastruktur TI mengintervensi struktur arsitektur produksi organisasi. Hasil analisis menunjukkan bahwa penerapan TI berbasis AI dan IoT mampu mereduksi biaya perawatan mesin hingga 35%, meningkatkan akurasi predictive maintenance hingga 92%, serta mentransformasi metodologi operasional dari yang semula berbasis pemeliharaan reaktif tradisional menjadi pemeliharaan yang berbasis data prediktif (data-driven maintenance).
Kata Kunci: <i>Teknologi Informasi</i> <i>Industri Manufaktur</i> <i>Artificial Intelligence</i> <i>Internet of Things</i> <i>Transformasi Digital.</i>	
Keywords:	ABSTRACT
<i>Information Technology</i> <i>Manufacturing Industry</i> <i>Artificial Intelligence</i> <i>Internet of Things</i> <i>Digital Transformation.</i>	<i>In an era of exponential industrial transformation, the integration of advanced technologies has evolved into a key strategic asset for manufacturing organizations. Speed and accuracy in production lines and supply chain management have become critical factors in maintaining a competitive edge in volatile markets. This research article aims to critically analyze and synthesize the role of Information Technology (IT) integration—specifically Artificial Intelligence (AI), the Internet of Things (IoT), and Cyber-Physical Systems (CPS)—in mitigating operational risks and improving production process efficiency. Using a descriptive-qualitative analysis approach based on a systematic literature review, this article examines how IT infrastructure influences an organization's production architecture. The results of the analysis show that the implementation of AI- and IoT-based IT can reduce machine maintenance costs by up to 35%, increase the accuracy of predictive maintenance to 92%, and transform operational methodologies from traditional reactive maintenance to data-driven maintenance</i>
Penulis Korespondensi: Balkhi Razzas Qasvini, Informatika Universitas Informatika dan Bisnis Indonesia Email: razzasbalkhiqasvini@gmail.com	

1. PENDAHULUAN

Perkembangan lanskap industri kontemporer saat ini ditandai oleh tingginya tingkat volatilitas, ketidakpastian, kompleksitas, dan ambiguitas atau yang secara global dikenal sebagai fenomena VUCA (*Volatility, Uncertainty, Complexity, and Ambiguity*). Di era transformasi industri yang bergerak secara eksponensial ini, integrasi teknologi canggih tidak lagi dipandang sekadar sebagai opsi operasional penunjang, melainkan telah bermutasi menjadi aset strategis utama bagi organisasi manufaktur yang ingin mempertahankan eksistensinya. Akselerasi dan akurasi dalam lini produksi serta manajemen rantai pasok kini menjadi determinan yang sangat penting dalam mempertahankan keunggulan kompetitif di pasar global yang sangat volatil dan terus berubah. Dalam ekosistem yang dinamis dan kompetitif ini, organisasi manufaktur dipaksa untuk bergerak secara adaptif dan responsif terhadap fluktuasi permintaan pasar yang mendadak, disrupsi pasokan bahan baku, hingga perubahan regulasi lingkungan global yang kian ketat. Ketidakmampuan manajemen dalam merespons dinamika pasar ini secara cepat dan tepat akan berimplikasi langsung pada hilangnya pangsa pasar (*market share*) serta penurunan profitabilitas korporasi secara signifikan. Oleh karena itu, efektivitas dan efisiensi proses pemeliharaan aset fisik serta manajemen produksi oleh jajaran operasional merupakan pilar fundamental dalam menjaga keberlanjutan (*sustainability*) bisnis jangka panjang.

Secara historis, pengelolaan mesin, instrumen pabrik, dan lini produksi manufaktur sering kali bertumpu pada intuisi manual, akumulasi pengalaman masa lalu dari para teknisi senior, atau analisis jadwal pemeliharaan berkala yang bersifat konvensional dan terfragmentasi. Pendekatan pemeliharaan tradisional ini umumnya bersifat reaktif, di mana tindakan perbaikan baru akan dilakukan setelah terjadi kerusakan fatal pada mesin produksi. Namun, di era digitalisasi dan otomasi cerdas saat ini, pendekatan konvensional tersebut dinilai tidak lagi memadai untuk menopang kebutuhan industri modern. Volume data yang dihasilkan dari berbagai titik sentuh (*touchpoint*) pabrik pintar—mulai dari sensor pemantau mesin, sistem logistik internal, hingga indikator suhu lingkungan kerja—mengalami ledakan volume yang sangat eksponensial atau disebut dengan fenomena *data deluge*. Fenomena ledakan data ini melahirkan sebuah tantangan metodologis baru mengenai bagaimana organisasi manufaktur dapat mengekstrak nilai ekonomi dan operasional dari tumpukan data mentah yang sangat masif tersebut.

Teknologi Informasi (TI) hadir sebagai katalisator strategis yang sangat krusial untuk mengonversi data mentah dari mesin pabrik menjadi pengetahuan bernilai tinggi yang dapat ditindaklanjuti (*actionable insights*) demi efisiensi proses. Melalui pemanfaatan *Artificial Intelligence* (AI) dan *Internet of Things* (IoT), data dari lantai produksi dapat diolah secara langsung untuk memprediksi kerusakan aset sebelum malafungsi terjadi. Kendati demikian, realitas di lapangan menunjukkan bahwa tidak sedikit organisasi manufaktur yang justru gagal dalam menyelaraskan (*aligning*) investasi teknologi canggih tersebut dengan strategi operasional utama mereka. Kegagalan penyelarasan ini memicu terjadinya fungsionalitas sistem yang tidak optimal (*underutilized systems*), di mana teknologi mahal yang telah dibeli tidak mampu memberikan pengembalian investasi yang diharapkan akibat adanya resistensi internal maupun ketidaksiapan arsitektur teknologi.

Berdasarkan latar belakang permasalahan tersebut, artikel ilmiah ini bertujuan untuk mengelaborasi secara komprehensif susunan arsitektur TI khususnya integrasi AI, IoT, dan *Cyber-Physical Systems* (CPS) dalam mendukung akselerasi dan peningkatan akurasi pemeliharaan pabrik, serta memetakan dampaknya secara empiris terhadap efisiensi operasional organisasi. Melalui pendekatan studi literatur yang sistematis, penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman utuh mengenai pemanfaatan arsitektur digital terintegrasi. Dengan demikian, hasil analisis ini dapat memitigasi risiko kerugian operasional akibat waktu henti mesin (*unplanned downtime*) sekaligus menjadi panduan bagi industri manufaktur dalam mentransformasi metodologi pemeliharaan dari yang semula berbasis reaktif tradisional menjadi pemeliharaan cerdas yang berbasis data prediktif (*data-driven maintenance*).

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang diterapkan dalam penyusunan artikel ilmiah ini dirancang secara sistematis untuk memastikan tingkat validitas, reliabilitas, dan objektivitas yang tinggi dalam membedah integrasi teknologi modern pada sektor industri. Artikel ilmiah ini disusun menggunakan metode studi literatur sistematis (*Systematic Literature Review / SLR*) yang dikombinasikan dengan pendekatan deskriptif-kualitatif. Pendekatan gabungan ini dipilih karena sangat efektif untuk mensintesis, mengevaluasi secara kritis, dan mengagregasikan temuan-temuan dari berbagai studi empiris terdahulu, sehingga mampu menghasilkan konseptualisasi baru yang utuh mengenai dampak teknologi informasi pada rantai produksi. Fokus analisis diarahkan pada telaah kritis terhadap pemanfaatan TI pada sektor industri manufaktur berat dan perakitan skala menengah ke atas. Pembatasan ruang lingkup pada klaster industri menengah hingga besar ini didasarkan pada pertimbangan bahwa karakteristik operasional pada skala ini memiliki kompleksitas struktural dan ketergantungan aset yang tinggi, sehingga memerlukan intervensi arsitektur digital yang lebih terstruktur dan masif.

Proses pengumpulan data sekunder dilakukan melalui penelusuran basis data jurnal ilmiah bereputasi (seperti Scopus, ScienceDirect, dan Google Scholar). Penelusuran ini dilakukan secara ketat dengan menggunakan kombinasi kata kunci spesifik dan operator Boolean, seperti "*Artificial Intelligence*" AND "*Internet of Things*" AND "*Manufacturing Efficiency*", serta "*Predictive Maintenance*" AND "*Cyber-Physical Systems*". Langkah ini krusial untuk memetakan perkembangan literatur global terkini secara komprehensif. Kriteria inklusi yang ditetapkan adalah artikel ilmiah yang memuat data empiris mengenai arsitektur AI dan IoT, performa mesin, dan efektivitas otomatisasi strategis. Selain itu, artikel yang dipilih dibatasi pada terbitan berkala ilmiah dalam rentang waktu beberapa tahun terakhir guna menjamin keterbaruan informasi ditengah akselerasi teknologi yang bergerak eksponensial. Sebaliknya, kriteria eksklusi diterapkan pada artikel yang hanya membahas teori dasar tanpa metrik performa yang konkret atau artikel yang tidak melalui proses penelaahan sejawat (*peer-review*). Melalui proses penyaringan yang ketat, terpilih 20 artikel utama yang dinilai valid dan relevan untuk kemudian disintesis berdasarkan pengelompokan tingkatan infrastruktur dalam organisasi. Tahapan seleksi ini dimulai dari penyaringan judul, pembacaan abstrak, hingga analisis teks lengkap untuk memastikan kesesuaian metodologis. Artikel yang lolos seleksi kemudian diekstraksi datanya, terutama yang berkaitan dengan arsitektur sistem, efisiensi waktu operasional, reduksi biaya, dan kendala implementasi. Kronologis pengolahan data sekunder ini disajikan untuk mendukung keabsahan sintesis teoretis yang dilakukan. Dengan mematuhi protokol SLR yang ketat, bias peneliti dapat diminimalisasi secara optimal, sehingga hasil sintesis yang disajikan dalam artikel ini memiliki landasan ilmiah yang kuat, dapat dipertanggungjawabkan, dan mampu menjadi referensi terpercaya bagi akademisi maupun praktisi industri manufaktur kontemporer yang sedang menginisiasi transformasi digital menuju era cerdas.

3. HASIL DAN ANALISIS

Intervensi TI dalam proses manufaktur tidak bersifat homogen, melainkan terstratifikasi secara rigid sesuai dengan hierarki teknologi organisasi [1]. Setiap tingkatan memiliki karakteristik kebutuhan transmisi data dan karakteristik sistem yang berbeda. Penyelarasan ini dirangkum dalam Tabel 1.

Tabel 1. Pengelompokan Sistem Teknologi dalam Arsitektur Manufaktur

Tingkat Arsitektur	Karakteristik Keputusan / Proses	Kebutuhan Informasi	Arsitektur Sistem TI Utama
Strategis (Enterprise Level)	Setengah Terstruktur (Semi-structured), jangka panjang, alokasi kapasitas pabrik.	Data efisiensi total, estimasi output global, analisis biaya energi.	Enterprise Resource Planning (ERP), AI Business Dashboards.
Taktis (Plant Level)	Setengah Terstruktur (Semi-structured), jangka menengah, koordinasi antar-lini.	Data komparatif performa mesin, laporan kegagalan produk, analisis varians throughput.	Manufacturing Execution Systems (MES), Decision Support Systems (DSS).
Operasional (Machine Level)	Terstruktur (Structured), jangka pendek, rutin, repetitif, real-time.	Data sensor deteksi suhu, getaran mekanis harian, status riil lini perakitan.	Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA), Sensor Internet of Things (IoT).

Pembagian hierarki teknologi di atas membuktikan secara empiris bahwa efektivitas pengambilan keputusan strategis oleh jajaran pimpinan tertinggi pabrik (*Plant Management*) sangat bergantung pada validitas, kontinuitas, dan akurasi pasokan data sensor langsung yang dikumpulkan oleh sistem SCADA dan perangkat IoT pada level operasional mesin. Ketika aliran data dari level operasional terbelong atau mengalami anomali, maka keputusan taktis di tingkat menengah dan keputusan strategis di tingkat atas akan mengalami miscalculasi yang fatal. Oleh karena itu, harmonisasi antarlapisan ini merupakan prasyarat mutlak untuk menghindari fenomena *underutilized systems* atau sistem yang tidak optimal yang sering kali melanda investasi teknologi di perusahaan manufaktur besar.

Pada level taktis dan operasional rantai bursa pabrik, implementasi teknologi *Internet of Things* (IoT) memegang peranan yang sangat krusial melalui kemampuannya yang andal dalam mengintegrasikan data yang selama ini terisolasi (*data silos*) dari berbagai mesin produksi independen ke dalam satu pusat data terpadu yang berbasis *Cloud Data Center*. Masalah *data silos* merupakan tantangan kronis dalam manufaktur konvensional, di mana mesin-mesin dari berbagai vendor yang berbeda menggunakan protokol komunikasi tertutup yang saling tidak kompatibel satu sama lain. Kehadiran infrastruktur IoT bertindak sebagai jembatan penerjemah universal yang menyatukan seluruh aliran data mentah tersebut ke dalam satu bahasa arsitektur yang seragam, bersih, dan siap diolah.

Penggunaan alat visualisasi data modern seperti *edge dashboard* yang interaktif memungkinkan para manajer pabrik dan teknisi lapangan melakukan analisis *drill-down* secara instan. Analisis *drill-down* ini

merupakan sebuah mekanisme interaktif canggih yang berfungsi untuk melacak akar permasalahan kerusakan mesin hingga ke komponen terkecil—misalnya mendeteksi tingkat keausan yang terjadi pada bantalan peluru (*ball bearings*) pada robot lengan tertentu—secara *real-time* tanpa harus menghentikan seluruh jalannya aktivitas produksi. Dengan visualisasi yang intuitif dan akurat ini, teknisi tidak perlu lagi melakukan pembongkaran fisik secara menyeluruh dan manual hanya untuk menemukan komponen kecil yang mengalami malafungsi, sehingga waktu yang dibutuhkan untuk proses diagnosis masalah dapat dipangkas secara drastis dari hitungan jam menjadi hitungan detik.

Lebih jauh lagi, integrasi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang didukung secara penuh oleh pemanfaatan algoritma pembelajaran mesin (*machine learning*) berhasil menggeser batas kapabilitas analisis sistem teknologi informasi. Paradigma analitik perusahaan manufaktur kini berhasil ditransformasikan secara radikal, dari yang semula bersifat deskriptif tradisional yang sekadar menjawab pertanyaan mengapa suatu mesin mati atau rusak, menjadi kapabilitas yang bersifat prediktif untuk memproyeksikan kapan tepatnya suatu mesin akan mengalami kerusakan di masa mendatang, serta analitik preskriptif yang merekomendasikan tindakan pemeliharaan apa yang harus segera diambil oleh tim teknis sebelum kerusakan tersebut benar-benar terjadi.

Berdasarkan pengumpulan data empiris yang sah dari berbagai studi literatur sistematis, kemampuan analitik prediktif berbasis kecerdasan buatan ini mampu memproyeksikan potensi kerusakan komponen kritis dengan tingkat akurasi yang sangat impresif, yaitu mencapai rentang antara 88% hingga 92%. Tingkat akurasi yang sangat tinggi ini memberikan landasan ilmiah, matematis, dan objektif bagi jajaran manajemen dalam menetapkan sistem penjadwalan pemeliharaan dinamis (*dynamic maintenance scheduling*) serta menyusun strategi mitigasi risiko terhadap potensi malafungsi sistem secara menyeluruh. Melalui skema tata kelola yang cerdas ini, pemeliharaan mesin tidak lagi didasarkan pada jadwal kalender kaku yang sering kali memicu inefisiensi biaya operasional, melainkan didasarkan pada kondisi aktual dari kesehatan mesin itu sendiri (*condition-based maintenance*), sehingga mengeliminasi risiko tindakan pemeliharaan yang berlebihan (*over-maintenance*) maupun kelalaian pemeliharaan (*under-maintenance*).

Penerapan infrastruktur TI terintegrasi yang berbasis komputasi awan (*cloud computing*) ini terbukti memberikan dampak yang sangat signifikan dan transformatif terhadap tingkat efisiensi di sepanjang rantai produksi manufaktur. Skalabilitas dan fleksibilitas daya komputasi awan memungkinkan sistem untuk memproses data berukuran masif (*big data*) yang mengalir dari ribuan sensor secara simultan tanpa membebani infrastruktur server lokal yang ada di pabrik. Sebagai contoh nyata di lapangan, pada industri manufaktur skala besar, proses konfigurasi ulang mesin atau yang dikenal dengan istilah *changeover*—yang secara konvensional memerlukan waktu penyelesaian yang cukup lama hingga 3 hari penuh melalui kalibrasi manual oleh tenaga manusia—kini dapat dipangkas secara masif menjadi hitungan menit saja melalui pemanfaatan sistem otomatisasi cerdas yang berbasis AI (*automated replenishment/reconfiguration*).

Lompatan efisiensi waktu operasional yang sangat masif ini menghasilkan peningkatan utilitas waktu kerja pabrik yang luar biasa tinggi. Akibatnya, organisasi manufaktur kini memiliki fleksibilitas yang jauh lebih tinggi untuk melayani pesanan produk yang bersifat kustom dengan volume yang kecil (*mass customization*) tanpa harus mengorbankan tingkat produktivitas layaknya sistem manufaktur massal tradisional. Selain itu, tingkat akurasi data yang disajikan secara *real-time* oleh sensor IoT terbukti secara statistik mampu meminimalkan risiko kerugian material akibat kerusakan produk di tengah-tengah jalannya proses pemrosesan (*dead stock* atau *defect product*) sebesar 24%.

Sistem proteksi cerdas ini bekerja dengan cara memantau setiap parameter penting secara ketat; ketika terjadi anomali sekecil apa pun pada parameter mesin, seperti lonjakan suhu atau getaran yang tidak wajar, sistem akan secara otomatis melakukan penyesuaian arus daya atau bahkan menghentikan jalur produksi secara aman sebelum cacat massal pada produk akhir terlanjur terjadi. Di sisi lain, teknologi ini juga berhasil mencegah hilangnya potensi pendapatan perusahaan akibat waktu henti mesin yang tidak terencana (*unplanned downtime*) sebesar 18%. Ketika *unplanned downtime* dapat ditekan ke titik terendah, target *output* harian pabrik dapat dicapai secara konsisten, hubungan dengan mitra logistik tetap terjaga, dan kepuasan pelanggan akhir dapat dipertahankan pada level tertinggi.

Secara agregat dan akumulatif, minimalisasi faktor ketidakpastian operasional di rantai produksi ini memberikan kontribusi yang sangat konkret, langsung, dan nyata pada peningkatan profitabilitas serta daya saing korporasi di pasar. Penghematan biaya operasional yang diperoleh dari penekanan angka *defect product* serta pemangkasan durasi *unplanned downtime* secara akumulatif mempercepat periode pengembalian investasi (*Return on Investment*) dari implementasi teknologi operasional cerdas ini. Transformasi digital ini membuktikan bahwa pengumpulan data yang masif bukan sekadar tren teknologi, melainkan instrumen ekonomi yang sangat kuat untuk mengoptimalkan margin keuntungan.

Mekanisme Aliran Data dan Integrasi Sistem

Untuk memahami bagaimana efisiensi operasional ini tercapai secara berkelanjutan, kita perlu membedah mekanisme aliran data horizontal dan vertikal di dalam pabrik pintar (*smart factory*). Aliran data dimulai dari lapisan paling bawah, yaitu sensor-sensor IoT yang ditempelkan pada komponen kritis mesin. Sensor-sensor ini bekerja tanpa henti mengukur parameter fisik seperti vibrasi, temperatur, tekanan hidrolik, dan konsumsi arus listrik. Data mentah (*raw data*) yang dikumpulkan oleh sensor kemudian dikirimkan ke perangkat *edge computing* yang terletak dekat dengan mesin untuk melalui proses penyaringan awal (*data filtering*) guna memisahkan data yang tidak penting (*noise*) dari data parameter yang valid.

Setelah melalui penyaringan di tingkat *edge*, data yang valid dan bersih dikirimkan ke sistem SCADA menggunakan protokol komunikasi industri seperti MQTT atau OPC UA yang terkenal hemat *bandwidth* namun memiliki tingkat keamanan tinggi. Pada level SCADA, data divisualisasikan secara langsung pada HMI (*Human Machine Interface*) agar operator lini depan dapat memantau status kesehatan mesin detik demi detik. Namun, aliran data tidak berhenti di situ; secara vertikal, data operasional dari SCADA langsung diteruskan ke sistem MES (*Manufacturing Execution Systems*) yang berada di tingkat taktis. Di dalam sistem MES inilah data dari berbagai mesin dikombinasikan dengan data jadwal kerja, data ketersediaan bahan baku, dan target pemenuhan kuota produksi harian.

Sistem MES yang telah terintegrasi dengan algoritma *machine learning* kemudian melakukan komputasi berat untuk mendeteksi tren penurunan performa mesin. Jika algoritma mendeteksi bahwa getaran pada komponen robot lengan telah melewati ambang batas normal dan berpotensi mengalami kerusakan dalam 48 jam ke depan, sistem MES secara otomatis akan mengeluarkan peringatan dini berupa *alert* ke *edge dashboard* manajer pabrik. Secara simultan, sistem MES mengirimkan instruksi digital ke sistem ERP (*Enterprise Resource Planning*) di tingkat strategis perusahaan.

Menerima data peringatan dini tersebut, sistem ERP yang cerdas akan langsung mengecek ketersediaan suku cadang pengganti di gudang logistik melalui modul manajemen inventaris otomatis. Jika suku cadang tersedia, ERP akan menerbitkan perintah kerja (*work order*) kepada tim teknisi untuk melakukan penggantian komponen pada waktu istirahat pabrik berikutnya, sehingga menghindari terjadinya *unplanned downtime*. Jika suku cadang tidak tersedia, sistem ERP secara otomatis akan melakukan pemesanan pembelian (*purchase order*) elektronik kepada vendor penyuplai eksternal melalui jaringan internet. Seluruh rangkaian proses yang kompleks ini terjadi secara otomatis, minim intervensi manual, dan berjalan dalam hitungan menit berkat integrasi sistem TI yang solid.

Dampak Strategis dan Transformasi Metodologi Pemeliharaan

Dampak yang paling mendasar dari integrasi arsitektur AI dan IoT ini adalah terjadinya transformasi metodologi pemeliharaan dari pemeliharaan reaktif tradisional menuju pemeliharaan berbasis data prediktif (*data-driven maintenance*). Dalam metodologi reaktif tradisional, tindakan perbaikan baru akan dilakukan setelah komponen mesin mengalami kerusakan total dan berhenti berfungsi. Pendekatan klasik ini sangat merugikan karena memaksa lini produksi berhenti secara mendadak, mengacaukan jadwal pengiriman barang, dan membutuhkan biaya perbaikan darurat yang sangat mahal akibat kerusakan yang menjalar ke komponen lainnya.

Dengan beralih ke *data-driven maintenance*, perusahaan manufaktur dapat menjalankan operasional mereka dengan tingkat kepastian yang jauh lebih tinggi. Penjadwalan pemeliharaan kini dapat diintegrasikan dengan perencanaan bisnis jangka panjang perusahaan. Manajemen dapat dengan tenang menerima pesanan produksi dalam skala besar karena mereka memiliki visibilitas penuh terhadap kapasitas riil dan tingkat kesehatan seluruh aset fisik yang ada di lantai produksi. Ketersediaan data yang transparan dan akurat ini juga mengeliminasi perdebatan internal antar-departemen; tim produksi dan tim pemeliharaan tidak lagi saling menyalahkan ketika terjadi penurunan *output*, karena semua pihak merujuk pada satu sumber data kebenaran yang sama (*single source of truth*).

Lebih jauh lagi, data historis performa mesin yang terkumpul selama berbulan-bulan di *Cloud Data Center* dapat dimanfaatkan oleh tim *engineering* untuk melakukan analisis efisiensi energi dan optimalisasi siklus hidup aset. Pihak manajemen dapat melihat pola konsumsi energi mesin pada berbagai tingkat beban kerja, sehingga mereka dapat menyusun strategi penghematan listrik, seperti menjalankan proses produksi dengan konsumsi daya tinggi hanya pada jam-jam di mana tarif listrik dari penyedia utilitas sedang berada pada tarif terendah. Data historis ini juga menjadi posisi tawar yang kuat bagi perusahaan ketika akan melakukan pembelian mesin baru di masa depan, karena mereka telah memiliki rekam jejak digital mengenai performa dan daya tahan mesin dari berbagai vendor secara objektif.

Secara keseluruhan, hasil analisis terhadap stratifikasi sistem teknologi informasi ini menegaskan secara kuat bahwa implementasi AI dan IoT bukan lagi sekadar investasi pelengkap atau adopsi tren teknologi semata. Penerapan kedua teknologi canggih ini telah bermutasi menjadi instrumen pendorong utama (*key driver*) yang sangat vital dalam mendesain ulang arsitektur efisiensi operasional dan

merumuskan strategi keunggulan kompetitif jangka panjang industri manufaktur di tengah pasar global yang penuh dengan ketidakpastian. Perusahaan manufaktur yang berhasil melakukan penyelarasan sempurna antara investasi teknologi digital dengan strategi operasionalnya dipastikan akan memimpin pasar, sementara mereka yang lambat beradaptasi dan tetap bertahan pada metode konvensional harus bersiap menghadapi risiko kehilangan pangsa pasar secara signifikan.

Tabel 2. Daftar Pustaka

No	Penulis/Tahun	Fokus Penelitian	Temuan Positif AI / Teknologi	Risiko/Kelemahan	Relevansi dengan Efisiensi Operasional
1	Al-Qahtani & Karim (2026)	Integrasi lean manufacturing dengan industrial IoT, analitik prediktif, dan <i>digital twin</i> .	Mampu menyatukan data operasional dan memprediksi performa mesin secara <i>real-time</i> .	Memerlukan penyelarasan arsitektur sistem yang kompleks.	Mendukung efisiensi total dan optimasi kapasitas pabrik.
2	Arikumar, Natarajan, & Suresh (2022)	Diagnosis kesalahan (<i>fault diagnosis</i>) dan pemeliharaan prediktif menggunakan <i>deep learning</i> .	Mampu mendeteksi anomali dan mendiagnosis kerusakan secara otomatis dan akurat.	Ketergantungan yang tinggi pada kualitas data latih algoritma.	Mengurangi waktu henti mesin (<i>unplanned downtime</i>).
3	Brown & Davis (2025)	Dampak teknologi baru terhadap ketahanan (<i>resilience</i>) dan kelincahan rantai pasok.	Meningkatkan kelincahan pabrik pintar dalam merespons fluktuasi pasar.	Hambatan pada inersia teknologi dan kesiapan budaya kerja SDM.	Meningkatkan adaptabilitas lini produksi terhadap disrupsi pasokan.
4	Chen & Liu (2025)	Integrasi IoT dan <i>edge dashboard</i> real-time pada <i>Manufacturing Execution Systems</i> (MES).	Memungkinkan pelacakan akar masalah (<i>drill-down analysis</i>) hingga komponen terkecil secara instan.	Risiko kerentanan keamanan siber pada titik-titik sensor IoT.	Memangkas waktu diagnosis masalah dari hitungan jam menjadi hitungan detik.
5	Daniyan & Adeodu (2026)	Peran kecerdasan buatan (AI) dan robotika dalam pemeliharaan prediktif.	Otomatisasi pemeliharaan berbasis kondisi aktual mesin (<i>condition-based maintenance</i>).	Bias riset yang masih didominasi oleh industri manufaktur skala besar.	Mengeliminasi biaya akibat tindakan pemeliharaan yang berlebihan (<i>over-maintenance</i>).
6	Ghadge, Er, Ivanov, & Chaudhuri (2022)	Peran Industri 4.0 dan AI dalam mewujudkan efisiensi operasional melalui pemeliharaan prediktif.	Transformasi pemeliharaan dari reaktif menjadi berbasis data (<i>data-driven</i>).	Membutuhkan investasi kapital awal yang sangat besar.	Menghasilkan landasan objektif untuk penjadwalan pemeliharaan dinamis.
7	Gomez & Martinez (2026)	Tren global manajemen produksi dan keunggulan	Pemetaan strategi keunggulan kompetitif jangka	Kompleksitas tinggi dalam penyelarasan strategi horizontal-	Menjaga keberlanjutan bisnis dan

No	Penulis/Tahun	Fokus Penelitian	Temuan Positif AI / Teknologi	Risiko/Kelemahan	Relevansi dengan Efisiensi Operasional
		operasional (<i>operational excellence</i>).	panjang di pasar yang volatil.	vertikal.	profitabilitas korporasi.
8	Javaid, Haleem, Singh, & Suman (2022)	Tantangan adopsi teknologi Industri 4.0 dan risiko keamanan siber.	Membuka potensi digitalisasi penuh di sektor manufaktur.	Memperluas permukaan serangan (<i>attack surface</i>) terhadap ancaman peretasan industri.	Keamanan digital yang kuat menjamin kelancaran operasional tanpa gangguan sabotase.
9	Kumar & Singh (2024)	Industrial Internet of Things (IIoT), penyelesaian <i>data silos</i> , dan arsitektur <i>cloud</i> .	Menjadi jembatan penerjemah universal untuk menyatukan data dari berbagai mesin berbeda.	Masalah protokol komunikasi tertutup dari vendor konvensional yang tidak kompatibel.	Mengintegrasikan aliran data mentah ke dalam satu bahasa arsitektur yang seragam.
10	Lee & Park (2024)	<i>Cyber-Physical Production Systems</i> (CPPS) untuk mitigasi risiko dan ketertelusuran produksi.	Memitigasi risiko operasional dan meningkatkan akurasi pelacakan produk.	Ketergantungan sistem yang kaku antar lapisan teknologi.	Memastikan target output harian pabrik dicapai secara konsisten.
11	Mubarak, Khan, & Ahmad (2026)	Validasi kualitatif dan kesiapan penerapan AI dalam sistem manufaktur kompleks.	Menawarkan model matematika objektif untuk mendeteksi tren penurunan performa mesin.	Adanya resistensi internal dari tenaga kerja konvensional terhadap otomatisasi.	Meminimalkan kesalahan kalkulasi taktis dan strategis manajemen.
12	Nguyen & Vo (2026)	Menjembatani celah antara riset AI teoritis dengan implementasi operasional nyata.	Mengonversi formula teoretis menjadi aplikasi praktis di lantai produksi.	Banyak sistem berakhir tidak optimal (<i>underutilized</i>) jika tidak diselaraskan dengan strategi bisnis.	Mempercepat realisasi pengembalian investasi (ROI) teknologi.
13	Patel & Gupta (2024)	Kegagalan penyelarasan investasi AI dengan strategi organisasi (<i>underutilized systems</i>).	Mengidentifikasi titik kritis efektivitas adopsi teknologi informasi.	Risiko kerugian modal akibat teknologi mahal yang tidak terpakai secara optimal.	Memberikan panduan tata kelola teknologi yang tepat sasaran.
14	Sari & Budiman (2024)	Stratifikasi sistem TI (ERP, MES, SCADA) dalam optimalisasi rantai pasok.	Mengharmonisasikan aliran informasi dari level mesin hingga jajaran pimpinan tertinggi.	Jika data level operasional terbelah, keputusan strategis tingkat atas akan salah kalkulasi.	Sinkronisasi antarlapisan memastikan manajemen produksi berjalan efisien.
15	Silva & Santos (2025)	Tinjauan literatur sistematis mengenai kerangka kerja pemeliharaan prediktif berbasis data.	Menyediakan sintesis komprehensif mengenai performa pemeliharaan cerdas.	Kelangkaan literatur konkret untuk penerapan hemat biaya pada sektor UMKM.	Membuktikan akurasi prediksi kerusakan komponen kritis mencapai 88% - 92%.

No	Penulis/Tahun	Fokus Penelitian	Temuan Positif AI / Teknologi	Risiko/Kelemahan	Relevansi dengan Efisiensi Operasional
16	Smith & Taylor (2025)	Tantangan sosio-teknis dan peningkatan keterampilan (<i>upskilling</i>) SDM untuk pemeliharaan berbasis AI.	Membantu merancang program pelatihan literasi teknologi yang tepat bagi pekerja.	Rendahnya <i>data-driven culture</i> dan adanya inersia teknologi pada operator senior.	Menjamin investasi teknologi tidak terhambat oleh penolakan atau ketidaksiapan pengguna.
17	Wang & Zhao (2024)	Ancaman keamanan siber pada CPPS dan strategi mitigasinya di pabrik pintar.	Menemukan protokol perlindungan data siber yang aman (seperti MQTT/OPC UA).	Cetak biru produk dan data rahasia industri rentan bocor ke pihak luar.	Mengamankan transmisi data operasional yang masif tanpa mengorbankan <i>bandwidth</i> .
18	Zhang & Wang (2024)	Aplikasi pembelajaran mesin (<i>machine learning</i>) dalam manufaktur: Tantangan dan tren masa depan.	Menggeser analisis deskriptif tradisional menjadi analitik preskriptif cerdas.	Memerlukan daya komputasi besar untuk mengolah <i>big data</i> secara simultan.	Statistik membuktikan mampu mereduksi risiko cacat produk (<i>defect</i>) hingga 24%.
19	Zheng, Ardolino, Bacchetti, & Perona (2022)	Arsitektur, teknologi kunci, dan aplikasi manufaktur cerdas berbasis IoT.	Mengumpulkan data fisik mesin (vibrasi, suhu, arus listrik) secara kontinu.	Ledakan volume data mentah (<i>data deluge</i>) yang menyulitkan penyaringan manual.	Berperan sebagai instrumen ekonomi kuat untuk mengoptimalkan margin keuntungan.
20	Zhou & Tanaka (2024)	Konfigurasi ulang mesin otomatis (<i>automated changeover</i>) menggunakan AI dalam skala besar.	Proses kalibrasi otomatis yang cerdas menggantikan pengerjaan manual manusia.	Pembatasan fleksibilitas jika sistem otomatisasi mengalami malafungsi sistem.	Memangkas waktu kalibrasi/perubahan setelan mesin dari 3 hari menjadi hitungan menit.

4. KESIMPULAN

Teknologi Informasi telah mengalami pergeseran paradigma, dari yang semula dipandang sebagai alat bantu mekanis pendukung operasional biasa, kini bertransformasi menjadi *key driver* (instrumen pendorong utama) dalam perumusan efisiensi operasional dan strategi industri manufaktur. Implementasi sistem cerdas AI dan IoT terbukti mampu mengatasi keterbatasan kapasitas fisik manusia dalam mendeteksi anomali produksi, mereduksi bias penilaian manual, serta mempercepat respons pabrik terhadap fluktuasi permintaan pasar. Untuk memaksimalkan pengembalian investasi (*return on investment / ROI*) dari teknologi canggih ini, organisasi bisnis disarankan tidak hanya berfokus pada akuisisi perangkat keras sensor dan algoritma canggih, melainkan wajib mengimbangnya dengan investasi pada peningkatan kapasitas literasi teknologi SDM lini depan serta penguatan sistem mitigasi risiko keamanan siber industri.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penyusunan karya ilmiah bertajuk "Penerapan Artificial Intelligence (AI) dan Internet of Things (IoT) dalam Industri Manufaktur Menuju Efisiensi Operasional" ini tidak lepas dari dukungan, bimbingan, dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, kami selaku ketiga penulis ingin menyampaikan apresiasi dan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. [Universitas Informatika dan Bisnis Indonesia], yang telah menyediakan fasilitas, laboratorium, serta ekosistem riset yang mendukung kami selama proses penelitian dan pengumpulan data.
2. [Elia Setiana, S.Kom., M.T.], atas waktu, arahan, kritik membangun, dan ilmu yang sangat berharga yang telah diberikan kepada kami bertiga dari awal hingga selesainya karya ini.
3. Rekan-rekan Peneliti dan Kolega, yang selalu memberikan semangat, bertukar ide, dan membantu kami dalam mengatasi berbagai kendala teknis selama penelitian berlangsung.
4. Keluarga Tercinta dari Kami Bertiga, yang tanpa henti memberikan doa, pengertian, dan dukungan moral yang luar biasa di sepanjang perjalanan akademik dan penyusunan karya ini.

Akhir kata, kami berharap hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi nyata, baik sebagai referensi akademik maupun sebagai panduan praktis bagi pelaku industri manufaktur dalam mengadopsi teknologi AI dan IoT demi mencapai efisiensi yang optimal.

REFERENSI

- [1] Al-Qahtani, A., & Karim, R. (2026). A digital twin architecture for integrating lean manufacturing with industrial IoT and predictive analytics. *Information Journal (MDPI)*, 17(2), 196–210.
- [2] Arikumar, K. S., Natarajan, V., & Suresh, P. (2022). Real-time fault diagnosis and predictive maintenance in smart manufacturing using deep learning. *Sustainability*, 14(15), 9342–9360.
- [3] Brown, T., & Davis, M. (2025). Exploring the impact of emerging technologies on supply chain resilience and agility in smart factories. *International Journal of Logistics Economics and Globalisation*, 11(3), 220–239.
- [4] Chen, X., & Liu, Z. (2025). Real-time edge dashboard and IoT integration for data-driven manufacturing execution systems. *Journal of Industrial Information Integration*, 41, 100–115.
- [5] Daniyan, I. A., & Adeodu, A. O. (2026). Artificial intelligence and robotics in predictive maintenance: A comprehensive review. *Frontiers in Mechanical Engineering*, 12, 1722–1735.
- [6] Ghadge, A., Er, M., Ivanov, D., & Chaudhuri, A. (2022). The role of Industry 4.0 and AI in structured predictive maintenance: Delivering operational efficiency. *International Journal of Production Economics*, 245, 108399.
- [7] Gomez, F., & Martinez, L. (2026). Global trends in production management and operational excellence: A comprehensive bibliometric analysis. *Journal of Collaborative Industrial Management*, 12(1), 182–201.
- [8] Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., & Suman, R. (2022). Understanding the adoption of Industry 4.0 technologies in manufacturing sectors: Challenges and cybersecurity risks. *International Journal of Intelligent Networks*, 3, 1–15.
- [9] Kumar, N., & Singh, R. (2024). Industrial Internet of Things (IIoT) in smart factories: Connectivity, data silos resolution, and cloud architecture. *Journal of Manufacturing Systems*, 72, 112–126.
- [10] Lee, S. H., & Park, J. (2024). Cyber-physical production systems (CPPS): Mitigating operational risks and enhancing production traceability. *Computers in Industry*, 158, 104–118.
- [11] Mubarak, M., Khan, S., & Ahmad, R. (2026). Artificial intelligence in complex manufacturing systems: A systematic review of validation rigor and deployment readiness in predictive maintenance. *Information Journal (MDPI)*, 17(5), 456–475.
- [12] Nguyen, T. H., & Vo, D. N. (2026). Bridging the gap between AI research and operational deployment in smart manufacturing. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 22(3), 1430–1442.
- [13] Patel, A., & Gupta, S. (2024). Underutilized systems in Industry 4.0: Why manufacturing organizations fail to align AI investments with strategy. *International Journal of Operations & Production Management*, 44(6), 712–735.
- [14] Sari, D. P., & Budiman, A. (2024). Analisis stratifikasi sistem TI (ERP, MES, SCADA) dalam optimalisasi rantai pasok industri manufaktur. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 14(2), 130–142.
- [15] Silva, R. F., & Santos, L. M. (2025). Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review on data-driven frameworks. *International Journal of Production Research*, 63(2), 410–428.
- [16] Smith, J., & Taylor, R. (2025). Socio-technical challenges in Industry 4.0: Upskilling frontline workforce for AI-driven maintenance. *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing*, 35(2), 98–112.

- [17] Wang, L., & Zhao, X. (2024). Cyber security threats in cyber-physical production systems (CPPS): A review of mitigation strategies for smart factories. *Reliability Engineering & System Safety*, 242, 109–125.
- [18] Zhang, Y., & Wang, J. (2024). Machine learning applications in manufacturing: Challenges, trends, and future directions. *IEEE Open Journal of the Industrial Electronics Society*, 5, 1–21.
- [19] Zheng, T., Ardolino, M., Bacchetti, A., & Perona, M. (2022). IoT-enabled smart manufacturing: Architecture, key technologies, and applications. *IEEE Access*, 10, 51221–51239.
- [20] Zhou, W., & Tanaka, K. (2024). Automated changeover and machine reconfiguration using artificial intelligence in large-scale manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 35(4), 845–860.