

EVALUASI EKONOMI TEKNIK PREDICTIVE MAINTENANCE DI INDUSTRI MANUFAKTUR: SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW

Zustian¹

¹Program Studi Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Al-Azhar Medan
Corresponding e-mail: zustianzustian@gmail.com

Abstract

This study evaluates the integration of engineering-economy analysis into predictive maintenance research in manufacturing and formulates a structured framework for investment assessment. A systematic literature review following PRISMA 2020 was conducted using Google Scholar, ScienceDirect, IEEE Xplore, SpringerLink, and Emerald. From 250 records identified, 25 articles published between 2020 and 2025 met the inclusion criteria. Narrative and thematic synthesis was complemented by VOSviewer keyword mapping to examine conceptual relationships among technologies, operational outcomes, and economic variables. The results show that machine learning, IoT-based monitoring, vibration analysis, digital twins, and condition-based monitoring are the dominant approaches. Their economic value is generally expressed indirectly through reduced downtime, lower emergency-maintenance costs, improved reliability, asset utilization, and productivity. Explicit calculations of ROI, NPV, IRR, payback period, life-cycle cost, and cost-benefit analysis remain limited because many studies do not report baseline costs, cash-flow horizons, discount rates, or uncertainty. The main scientific contribution is a four-layer evaluation framework linking predictive technologies, technical performance, operational outcomes, and monetized investment indicators. This framework clarifies how technical improvements should be converted into avoided-cost and cash-flow measures before investment decisions are made. The review therefore extends technically oriented predictive maintenance studies by providing an economic-engineering pathway for comparing implementation alternatives in manufacturing.

Keywords: predictive maintenance, engineering economy, manufacturing industry, systematic literature review, economic feasibility, VOSviewer

A. PENDAHULUAN

Perkembangan industri 4.0 telah mendorong pemanfaatan teknologi digital, sensor, Internet of Things (IoT), kecerdasan buatan, dan analitik data dalam sistem manufaktur. Perubahan ini juga memengaruhi strategi pemeliharaan mesin dan aset industri (Ali 2021). Gangguan mesin dapat menyebabkan *downtime*, peningkatan biaya perbaikan,

keterlambatan produksi, serta penurunan produktivitas (Sipil et al. 2024). Oleh karena itu, pemeliharaan perlu dipandang sebagai keputusan ekonomi yang berpengaruh terhadap efisiensi operasional dan daya saing perusahaan.

Pemeliharaan korektif dan preventif merupakan landasan dari strategi pemeliharaan yang telah mapan. Saat ini, strategi tersebut mulai bergeser ke arah predictive maintenance, yaitu pendekatan pemeliharaan yang bertujuan mengantisipasi potensi kegagalan sebelum terjadi dengan memanfaatkan data historis, kondisi mesin, sensor, model statistik, dan algoritma pembelajaran mesin (Mol, Ding, and Sunderam 2023).

Namun, implementasinya membutuhkan investasi besar, seperti pengadaan sensor, perangkat lunak analitik, infrastruktur komputasi, pelatihan tenaga kerja, dan integrasi sistem.

Permasalahan utama penelitian ini bukan hanya terbatasnya penggunaan indikator ekonomi, tetapi juga terputusnya rantai penilaian antara keluaran teknis dan nilai finansial. Studi terdahulu umumnya melaporkan akurasi prediksi, estimasi remaining useful life, deteksi anomali, atau kemampuan pemantauan real-time, kemudian menyimpulkan manfaat berupa penurunan downtime dan biaya tanpa menjelaskan proses monetisasinya. Akibatnya, manfaat teknis belum dapat langsung digunakan untuk membandingkan alternatif investasi karena biaya dasar, nilai kehilangan produksi, horizon analisis, tingkat diskonto, dan ketidakpastian sering tidak disajikan secara memadai (Çınar et al. 2020); (Achouch et al. 2022); (Yang and Iqbal 2025).

Kesenjangan penelitian ini terdiri atas tiga lapisan. Pertama, kesenjangan empiris berupa terbatasnya studi yang menghitung arus kas dan indikator kelayakan secara eksplisit. Kedua, kesenjangan metodologis berupa belum konsistennya prosedur untuk mengonversi perubahan technical performance menjadi manfaat operasional dan selanjutnya menjadi manfaat moneter. Ketiga, kesenjangan sintesis berupa belum terpetakannya hubungan antara teknologi predictive maintenance, indikator teknis, manfaat operasional, dan keputusan investasi dalam satu kerangka ekonomi teknik.

Komponen	Penjelasan
Masalah inti	Kinerja teknis predictive maintenance belum terhubung secara sistematis dengan nilai ekonomi dan keputusan investasi.
Kesenjangan empiris	Sebagian besar studi melaporkan downtime, reliabilitas, atau efisiensi sebagai proksi manfaat, tetapi tidak menghitung arus kas dan indikator kelayakan secara lengkap.
Kesenjangan metodologis	Belum terdapat prosedur yang konsisten untuk mengonversi kinerja teknis menjadi manfaat operasional, nilai moneter, dan indikator investasi.
Kesenjangan sintesis	Hubungan antara teknologi, indikator teknis, dampak operasional, biaya, manfaat, dan kelayakan investasi belum dipetakan dalam satu alur evaluasi.
Kontribusi penelitian	Kerangka evaluasi empat lapis: teknologi dan data, kinerja teknis, dampak operasional, serta indikator ekonomi teknik.

Tabel 1. Identifikasi Permasalahan dan Gap Penelitian Predictive Maintenance

Penelitian ini menggunakan pendekatan Systematic Literature Review untuk menjawab tiga pertanyaan: (1) teknologi dan indikator teknis apa yang dominan dalam implementasi predictive maintenance di industri manufaktur; (2) bagaimana biaya, manfaat, dan indikator kelayakan ekonomi dilaporkan; serta (3) kerangka integrasi apa yang dapat menjembatani kinerja teknis dan kelayakan investasi. Penelitian bertujuan mengklasifikasikan metode implementasi, mengidentifikasi biaya dan manfaat langsung maupun tidak langsung, menilai kedalaman analisis finansial, serta merumuskan kerangka empat lapis yang menghubungkan teknologi dan data, kinerja teknis, dampak operasional, dan indikator ekonomi. Kontribusi teoretis penelitian terletak pada penempatan ekonomi teknik sebagai lapisan akhir evaluasi predictive maintenance, sedangkan kontribusi praktisnya berupa alur keputusan untuk mengubah penurunan downtime, pencegahan kegagalan, dan peningkatan produktivitas menjadi masukan arus kas bagi ROI, NPV, IRR, payback period, LCC, dan CBA.

B. METODE

Penelitian ini menggunakan metode Systematic Literature Review (SLR) dengan pendekatan kualitatif-deskriptif. Metode ini dipilih karena bukti penelitian predictive maintenance bersifat heterogen, mencakup teknologi, indikator teknis, konteks manufaktur, biaya, dan manfaat yang tidak selalu dapat dibandingkan secara kuantitatif. SLR memungkinkan proses penelusuran dan seleksi dilakukan secara transparan, sedangkan

sintesis tematik digunakan untuk membandingkan pola temuan lintas artikel dan mengidentifikasi kedalaman evaluasi ekonominya.

Teknik pengumpulan data dilakukan melalui penelusuran literatur pada lima basis data ilmiah, yaitu Google Scholar, ScienceDirect, IEEE Xplore, SpringerLink, dan Emerald. Kata kunci yang digunakan dalam pencarian meliputi “predictive maintenance”, “condition-based maintenance”, “manufacturing industry”, “engineering economy”, “economic analysis”, “cost-benefit analysis”, “return on investment”, “payback period”, “life cycle cost”, dan “maintenance cost”. Penggunaan kata kunci tersebut bertujuan untuk memperoleh artikel yang relevan dengan implementasi predictive maintenance sekaligus memuat aspek ekonomi teknik.

Artikel yang dianalisis dalam penelitian ini berjumlah 25 artikel. Artikel tersebut dipilih berdasarkan kriteria inklusi, yaitu diterbitkan pada periode 2020–2025, membahas predictive maintenance atau condition-based maintenance, relevan dengan industri manufaktur atau sistem produksi, tersedia dalam bentuk full-text, serta memuat aspek ekonomi seperti biaya pemeliharaan, downtime, efisiensi operasional, ROI, NPV, IRR, Payback Period, Life Cycle Cost, atau Cost-Benefit Analysis (Liu et al. 2021). Artikel yang hanya membahas aspek teknis tanpa keterkaitan dengan biaya, manfaat ekonomi, atau kelayakan investasi tidak dimasukkan dalam analisis.

Database	Kata Kunci Utama	Jumlah Artikel Ditemukan
Google Scholar	“predictive maintenance” AND “economic analysis” AND “manufacturing”	120
ScienceDirect	“predictive maintenance” AND “cost-benefit analysis” AND “manufacturing industry”	45
IEEE Xplore	“predictive maintenance” AND “manufacturing industry” AND “machine learning”	38

SpringerLink	“predictive maintenance” AND “engineering economy” AND “life cycle cost”	27
Emerald	“predictive maintenance” AND “maintenance cost” AND “return on investment”	20
Total		250

Tabel 2. Hasil Penelusuran Literatur pada Database Ilmiah

Proses penelusuran literatur dilakukan melalui lima database ilmiah, yaitu Google Scholar, ScienceDirect, IEEE Xplore, SpringerLink, dan Emerald. Hasil pencarian awal memperoleh 250 artikel yang berkaitan dengan predictive maintenance, industri manufaktur, dan analisis ekonomi teknik. Setelah proses penghapusan duplikasi, screening judul dan abstrak, dan penilaian kelayakan full-text, jumlah artikel yang akan dianalisis dalam penelitian ini dipilih. Untuk memastikan artikel yang dianalisis sesuai dengan tujuan penelitian, proses seleksi literatur dilakukan berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi. Kriteria ini digunakan untuk menyaring artikel yang relevan dengan predictive maintenance, industri manufaktur, dan aspek ekonomi teknik. Kriteria inklusi dan eksklusi literatur ditampilkan pada Tabel 3.

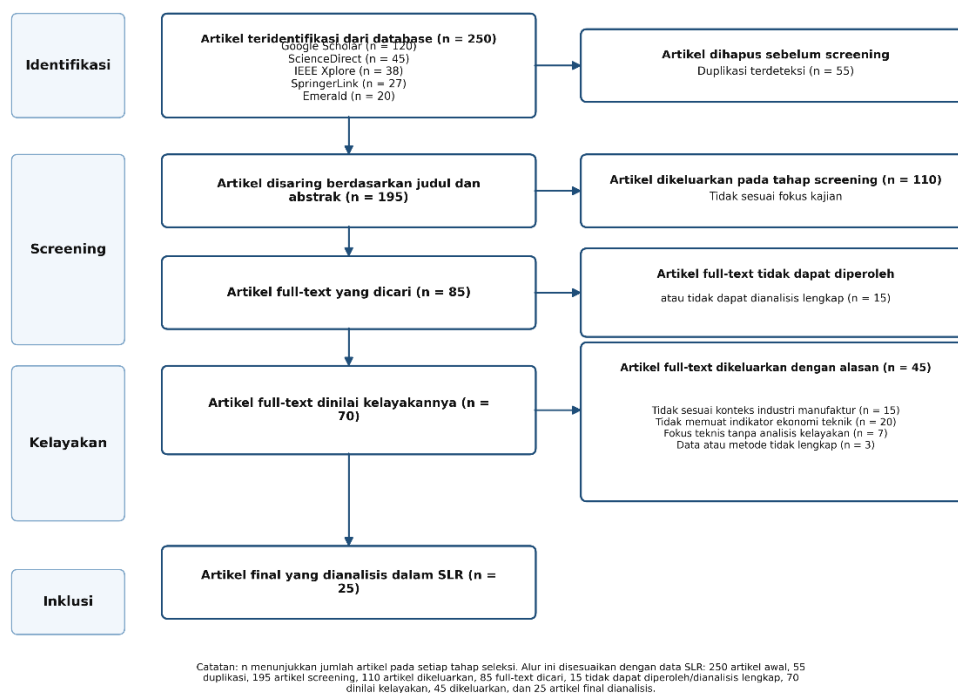
Aspek Seleksi	Kriteria Inklusi	Kriteria Eksklusi
Tahun publikasi	Artikel yang diterbitkan pada periode 2020-2025	Artikel yang diterbitkan sebelum tahun 2020
Jenis Publikasi	Artikel jurnal ilmiah, prosiding konferensi, dan publikasi akademik yang relevan	Buku, blog, opini, laporan populer, artikel berita, dan sumber non-akademik
Fokus topik	Artikel yang membahas predictive maintenance, condition-based maintenance, atau pemeliharaan berbasis data	Artikel yang hanya membahas maintenance umum tanpa keterkaitan dengan predictive maintenance
Konteks penelitian	Artikel yang membahas penerapan predictive maintenance pada industri	Artikel yang membahas sektor non-manufaktur dan tidak

	manufaktur, mesin produksi, atau sistem produksi	relevan dengan sistem produksi
Aspek ekonomi teknik	Artikel yang memuat pembahasan biaya, efisiensi ekonomi, downtime, ROI, NPV, IRR, Payback Period, Life Cycle Cost, atau Cost-Benefit Analysis	Artikel yang hanya membahas aspek teknis, algoritma, akurasi prediksi, atau pemodelan data tanpa aspek ekonomi
Ketersediaan dokumen	Artikel tersedia dalam bentuk full-text dan dapat dianalisis secara lengkap	Artikel hanya tersedia dalam bentuk abstrak atau tidak dapat diakses secara penuh
Bahasa	Artikel berbahasa Indonesia atau Inggris	Artikel dengan bahasa lain yang tidak dapat dianalisis secara memadai
Kualitas Artikel	Artikel memiliki tujuan, metode, hasil, dan pembahasan yang jelas	Artikel tidak memiliki struktur ilmiah yang jelas atau informasi metodologis yang tidak memadai
Relevansi Artikel	Artikel memberikan informasi tentang manfaat, biaya, tantangan, atau kelayakan implementasi predictive maintenance	Artikel tidak memberikan kontribusi langsung terhadap tujuan kajian

Tabel 3. Kriteria Inklusi dan Eksklusi Literatur

Berdasarkan Tabel 3, artikel yang dipilih dalam penelitian ini dibatasi pada publikasi ilmiah tahun 2020 sampai 2025 yang membahas predictive maintenance dalam konteks industri manufaktur dan memiliki keterkaitan dengan aspek ekonomi teknik. Artikel yang hanya membahas aspek teknis, algoritma, atau akurasi prediksi tanpa pembahasan biaya, manfaat ekonomi, atau kelayakan investasi tidak dimasukkan dalam analisis. Dengan kriteria tersebut, proses seleksi literatur menjadi lebih terarah, sistematis, dan sesuai dengan tujuan penelitian.

Proses seleksi artikel dalam penelitian ini dilakukan secara bertahap dengan mengacu pada alur PRISMA 2020. Proses seleksi mencakup identifikasi artikel dari basis data ilmiah, penghapusan artikel duplikat, penyaringan judul dan abstrak, penelusuran teks lengkap, evaluasi kelayakan, serta penetapan artikel final yang akan dianalisis dalam tinjauan literatur sistematis. Alur seleksi artikel ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Seleksi Artikel Berdasarkan PRISMA 2020

Berdasarkan Gambar 1, proses seleksi artikel dilakukan melalui empat tahapan, yaitu identifikasi, *screening*, kelayakan, dan inklusi. Pada tahap identifikasi, ditemukan 250 artikel dari lima database ilmiah, meliputi Google Scholar, ScienceDirect, IEEE Xplore, SpringerLink, dan Emerald. Setelah menghapus 55 artikel duplikat, tersisa 195 artikel yang diseleksi berdasarkan judul dan abstrak. Dari proses *screening*, 110 artikel dikeluarkan karena tidak sesuai dengan fokus kajian. Selanjutnya, 85 artikel ditelusuri untuk memperoleh dokumen *full-text*, namun 15 artikel tidak dapat dianalisis secara lengkap. Dengan demikian, 70 artikel dinilai kelayakannya menggunakan kriteria inklusi dan eksklusi. Pada tahap ini, 45 artikel kembali dikeluarkan karena tidak sesuai dengan konteks industri manufaktur, tidak membahas indikator ekonomi teknik, terlalu berfokus pada aspek teknis, atau memiliki data dan metode yang kurang lengkap. Akhirnya, 25 artikel ditetapkan sebagai artikel final untuk dianalisis dalam penelitian ini.

Analisis data dilakukan melalui tiga tahap. Pertama, setiap artikel diekstraksi berdasarkan konteks industri, teknologi yang digunakan, jenis data, indikator teknis, dampak operasional, komponen biaya dan manfaat, indikator ekonomi, serta keterbatasan penelitian. Kedua, data dikodekan dan dikelompokkan ke dalam lima tema, yaitu bentuk

penerapan predictive maintenance, kinerja teknis, dampak operasional, evaluasi ekonomi, dan tantangan implementasi. Ketiga, sintesis lintas artikel disusun dalam alur kausal teknologi menuju keluaran teknis, dampak operasional, nilai finansial, dan keputusan investasi. Alur ini digunakan untuk membedakan studi yang hanya menyatakan manfaat ekonomi dari studi yang benar-benar mengukurnya.

VOSviewer digunakan sebagai alat bibliometrik pelengkap karena sintesis naratif belum dapat memperlihatkan struktur keterhubungan dan perkembangan temporal antartermu secara visual. Pemetaan co-occurrence digunakan untuk mengidentifikasi tema sentral dan hubungan antara istilah teknis, operasional, dan ekonomi, sedangkan overlay visualization digunakan untuk melihat pergeseran relatif tema berdasarkan tahun publikasi. Sebelum pemetaan, istilah yang bersinonim diseragamkan dan istilah umum yang tidak informatif dikeluarkan. Hasil VOSviewer ditafsirkan bersama isi artikel, sehingga ukuran simpul, garis, dan warna tidak diperlakukan sebagai bukti kelayakan ekonomi secara mandiri.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil Penelitian

Artikel yang memenuhi kriteria inklusi selanjutnya dianalisis berdasarkan karakteristik publikasi, metode predictive maintenance, indikator ekonomi teknik, serta temuan utama yang berkaitan dengan kelayakan implementasi predictive maintenance di industri manufaktur.

Penulis/Tahun	Judul Artikel	Sumber Publikasi	Data yang Diekstraksi
(Mourtzis, Angelopoulos, and Panopoulos 2020)	Intelligent Predictive Maintenance and Remote Monitoring Framework for Industrial Equipment Based on Mixed Reality	<i>Frontiers in Mechanical Engineering</i> , 6, 578379	Relevan untuk pembahasan predictive maintenance pada peralatan industri, remote monitoring, pemanfaatan artificial intelligence, dan

			efisiensi pemeliharaan berbasis data.
(Çınar et al. 2020)	Machine learning in predictive maintenance towards sustainable smart manufacturing in Industry 4.0	<i>Sustainability</i> , 12(19), 8211	Menjelaskan peran machine learning dalam smart manufacturing, minimasi downtime, peningkatan utilisasi, dan umur komponen.
(Dolatabadi and Budinska 2021)	Systematic Literature Review Predictive Maintenance Solutions for SMEs	<i>Machines</i> , 9(9), 191	Relevan untuk mengkaji kebutuhan, tantangan, dan solusi predictive maintenance pada skala industri kecil dan menengah, terutama terkait biaya rendah, adaptabilitas sistem, dan kesiapan implementasi.
Calabrese et al. (2020.)	SOPHIA: An event-based IoT and machine learning architecture for predictive maintenance in Industry 4.0	<i>Information</i> , 11(4), 202	Relevan untuk IoT, machine learning, arsitektur sistem, dan penerapan predictive maintenance berbasis data.
(Welte et al. 2020)	A method for implementation of machine learning solutions for predictive maintenance in small	<i>Procedia CIRP</i> , 93, 909–914	Menguatkan aspek implementasi predictive maintenance pada UKM/SME dan kendala kapasitas, kompetensi, serta penerapan praktis.

	and medium sized enterprises		
(Sang, Xu, and Vrieze 2021)	A Predictive Maintenance Model for Flexible Manufacturing in the Context of Industry 4.0	<i>Frontiers in Big Data</i> , 4, 663466	Relevan untuk predictive maintenance pada flexible manufacturing, estimasi remaining useful life, optimasi jadwal pemeliharaan, dan pengurangan downtime berbasis data industri nyata.
(Putnik et al. 2021)	Semi-Double-loop machine learning based CPS approach for predictive maintenance in manufacturing system based on machine status indications	<i>CIRP Annals</i> , 70(1), 365–368	Relevan untuk cyber-physical system, status mesin, dan predictive maintenance dalam sistem manufaktur.
(Martin et al. 2023)	Application of Sensor Data Based Predictive Maintenance and Artificial Neural Networks to Enable Industry 4.0	<i>Advances in Manufacturing</i> , 11, 248–263	Relevan untuk penerapan predictive maintenance berbasis data sensor dan artificial neural networks dalam konteks Industry 4.0 serta peningkatan keandalan peralatan industri.
(Nacchia et al. 2021)	A systematic mapping of the advancing use of machine learning	<i>Applied Sciences</i> , 11(6), 2546	Relevan sebagai review khusus sektor manufaktur dan

	techniques for predictive maintenance in the manufacturing sector		pemetaan machine learning untuk predictive maintenance.
(Abidi, Mohammed, and Alkhalefah 2022)	Predictive maintenance planning for Industry 4.0 using machine learning for sustainable manufacturing	<i>Sustainability</i> , 14(6), 3387	Mendukung pembahasan perencanaan predictive maintenance, sustainable manufacturing, dan optimasi pemeliharaan.
(Pejić Bach et al. 2023)	Predictive Maintenance in Industry 4.0 for the SMEs	<i>HighTech and Innovation Journal</i> , 7(4), 98	Relevan untuk decision support system, penggunaan sensor, machine learning, artificial intelligence, dan implementasi predictive maintenance berbasis perangkat lunak open-source pada SMEs.
(Belim et al. 2024)	Forecasting Models Analysis for Predictive Maintenance	<i>Frontiers in Manufacturing Technology</i>	Relevan untuk analisis model forecasting dalam predictive maintenance, real-time data analytics, minimasi downtime mesin, dan peningkatan efisiensi operasional.
(Yang and Iqbal 2025)	Cost-Optimised Machine Learning Model Comparison	<i>Electronics</i> , 14(12), 2497	Relevan untuk evaluasi predictive maintenance berbasis machine

	for Predictive Maintenance		learning dengan pendekatan cost-sensitive, terutama dalam menilai downtime, biaya kesalahan prediksi, dan optimasi biaya pemeliharaan.
(Rabello et al. 2022)	A machine learning modeling framework for predictive maintenance based on equipment load cycle: An application in a real world case	<i>Energies</i> , 15(10), 3724	Relevan karena memakai kasus nyata, load cycle equipment, dan model machine learning untuk predictive maintenance.
(Luis et al. 2022)	Multi-agent deep reinforcement learning based predictive maintenance on parallel machines	<i>Robotics and Computer-Integrated Manufacturing</i> , 78, 102406	Sangat sesuai untuk mesin paralel, sistem produksi, dan optimasi keputusan predictive maintenance.
(Taoufyq 2025)	Predictive Maintenance Approaches: A Systematic Review	<i>Journal of Industrial Engineering and Management</i>	Relevan untuk membandingkan pendekatan knowledge-based, physics-based, dan data-driven dalam predictive maintenance serta menyoroti pengurangan unplanned downtime dan peningkatan akurasi prediksi.

(Achouch et al. 2022)	On predictive maintenance in Industry 4.0: Overview, models, and challenges	<i>Applied Sciences</i> , 12(16), 8081	Menguatkan konsep CBM, PHM, RUL, model predictive maintenance, dan tantangan implementasi.
(Omar and Ayvaz 2022)	Remaining useful lifetime prediction for predictive maintenance in manufacturing	<i>Computers & Industrial Engineering</i> , 184, 109566	Sangat relevan untuk RUL pada production lines manufaktur, downtime, pemborosan material, waktu, dan biaya.
(Ghasemkhani and Aktas 2023)	Balanced K-Star: An explainable machine learning method for Internet-of-Things-enabled predictive maintenance in manufacturing	<i>Machines</i> , 11(3), 322	Relevan untuk IoT-enabled predictive maintenance, explainable ML, data imbalance, dan manufaktur.
(Sanchez-londono, Barbieri, and Fumagalli 2023)	Smart retrofitting in maintenance: A systematic literature review	<i>Journal of Intelligent Manufacturing</i> , 34(1), 1–19	Mendukung bagian smart retrofitting, modernisasi aset lama, dan strategi maintenance pada manufaktur cerdas.
(Rosati et al. 2023)	From knowledge-based to big data analytic model: A novel IoT and machine learning based decision support system for	<i>Journal of Intelligent Manufacturing</i> , 34(1), 107–121	Relevan untuk DSS, IoT, big data, machine learning, dan keputusan pemeliharaan berbasis data.

	predictive maintenance in Industry 4.0		
(Meddaoui 2023)	The benefits of predictive maintenance in manufacturing excellence: A case study to establish reliable methods for predicting failures	<i>The International Journal of Advanced Manufacturing Technology</i> , 128, 3685–3690	Sangat kuat untuk manfaat ekonomi: reduced downtime, lower costs, dan improved production quality.
(Pulcini and Modoni 2024)	Machine learning-based digital twin of a conveyor belt for predictive maintenance	<i>The International Journal of Advanced Manufacturing Technology</i> , 133, 6095–6110	Relevan untuk digital twin, conveyor belt, sensor industri, dan prediksi fault dalam skenario nyata.
(Elkateb et al. 2024)	Machine learning and IoT-based predictive maintenance approach for industrial applications	<i>Alexandria Engineering Journal</i> , 88, 298–309	Relevan untuk IoT, machine learning, industrial application, production losses, dan maintenance cost.
(Nagy, Figura, and Valaskova 2025)	Predictive maintenance algorithms, artificial intelligence applications, digital twin technologies, and Internet of Robotic Things in big data-driven Industry	<i>Mathematics</i> , 13(6), 981	Paling kuat untuk mempertegas gap ekonomi karena mengkaji dampak economic performance pada perusahaan manufaktur.

	4.0 manufacturing systems		
--	---------------------------	--	--

Tabel 4. Matriks Ekstraksi Data Artikel Final tentang Predictive Maintenance dan Aspek Ekonomi Teknik

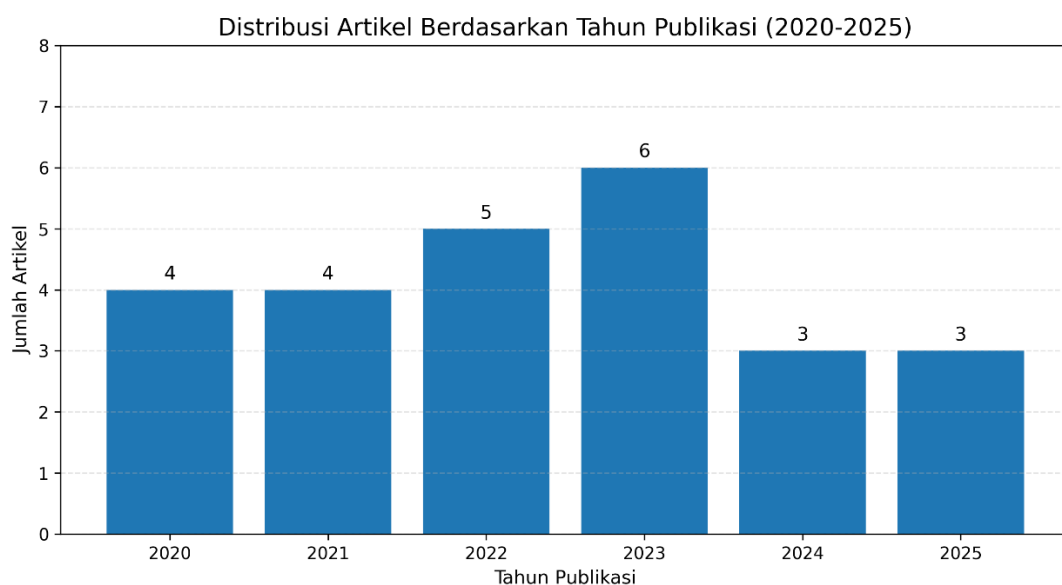
Berdasarkan Tabel 4, Berfungsi sebagai matriks ekstraksi pada tingkat artikel, bukan sebagai hasil sintesis akhir. Perbandingan lintas artikel menunjukkan bahwa bukti paling banyak terkonsentrasi pada teknologi, kinerja teknis, dan dampak operasional. Bukti pada lapisan finansial masih lebih lemah karena penurunan downtime, peningkatan reliabilitas, atau efisiensi sering dinyatakan sebagai manfaat ekonomi tanpa konversi nilai moneter dan arus kas. Untuk memperjelas hubungan tersebut, hasil lintas artikel disintesis dalam kerangka empat lapis pada Tabel 5.

Lapisan Sintesis	Temuan Lintas Artikel	Implikasi Ekonomi Teknik
1. Teknologi dan data	Machine learning, IoT sensor monitoring, vibration analysis, digital twin, dan condition-based monitoring menjadi pendekatan dominan.	Menimbulkan biaya awal dan biaya berulang berupa sensor, konektivitas, perangkat lunak, integrasi, penyimpanan data, dan kompetensi tenaga kerja.
2. Kinerja Teknis	Studi terutama mengukur akurasi prediksi, deteksi anomali, remaining useful life, lead time, dan kemampuan pemantauan real-time.	Kinerja teknis belum bernilai ekonomi sebelum dikaitkan dengan biaya kesalahan prediksi, kegagalan yang dapat dicegah, dan perubahan jadwal pemeliharaan.
3. Dampak Operasional	Manfaat yang paling konsisten ialah penurunan unplanned downtime, biaya perawatan darurat, gangguan produksi, serta peningkatan reliabilitas dan utilisasi aset.	Dampak operasional menjadi jembatan utama untuk menghitung avoided cost, tambahan output, pengurangan scrap, dan penghematan suku cadang.

4. Nilai Finansial	Sebagian besar artikel menggunakan proksi operasional; monetisasi manfaat dan penyusunan arus kas masih terbatas.	Diperlukan data biaya dasar, nilai kehilangan produksi per jam, biaya tenaga kerja, biaya kualitas, biaya operasional sistem, dan horizon manfaat.
5. Kelayakan Investasi	ROI, payback period, NPV, IRR, LCC, dan CBA lebih sering direkomendasikan daripada dihitung secara lengkap.	Keputusan investasi harus memasukkan nilai waktu uang, risiko, sensitivitas, umur sistem, dan perbedaan skala perusahaan.

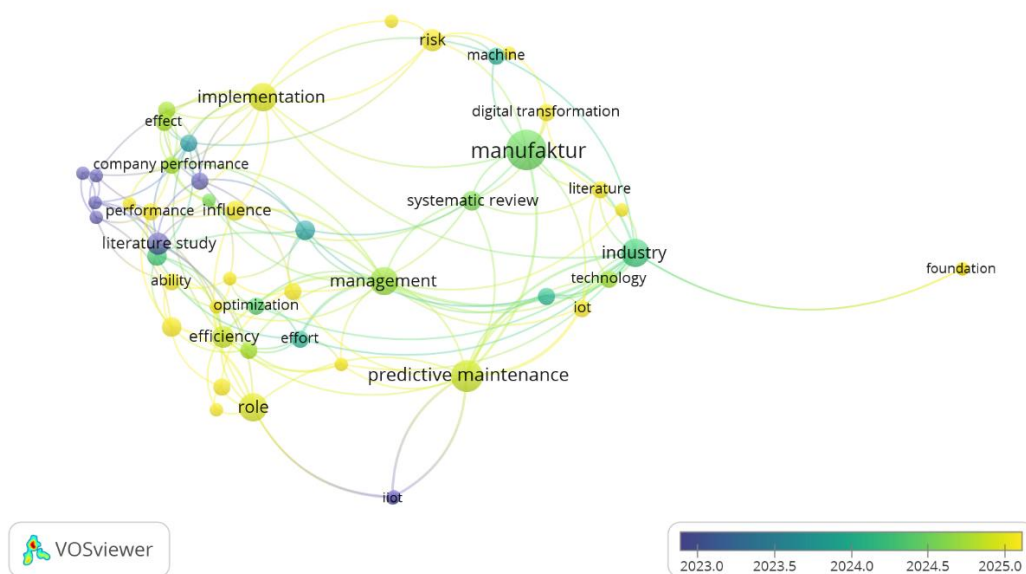
Tabel 5. Sintesis Lintas Artikel: Hubungan Teknologi, Kinerja, dan Ekonomi Teknik

Berdasarkan Tabel 5, Menunjukkan bahwa kesenjangan utama bukan terletak pada ketiadaan manfaat, melainkan pada proses konversi manfaat. Rantai bukti umumnya berhenti pada pernyataan bahwa sistem menurunkan downtime atau meningkatkan reliabilitas. Agar dapat digunakan dalam keputusan investasi, perubahan tersebut perlu dikonversi menjadi avoided production loss, penghematan biaya perbaikan, pengurangan persediaan suku cadang, peningkatan output, dan arus kas bersih setelah dikurangi biaya sistem.



Gambar 2. Distribusi Artikel Berdasarkan Tahun Publikasi

Berdasarkan Gambar 2, Menunjukkan distribusi 25 artikel yang lolos seleksi, bukan tren seluruh populasi publikasi predictive maintenance. Konsentrasi artikel pada 2022 dan 2023 memperlihatkan bahwa sampel kajian banyak membahas integrasi machine learning, IoT, digital twin, dan analitik data. Artikel pada 2024 dan 2025 mulai menonjolkan optimasi biaya, kinerja perusahaan, dan penerapan pada kasus industri. Pola ini menunjukkan pergeseran dari pengembangan model prediktif menuju pembahasan implementasi dan nilai operasional, meskipun evaluasi investasi formal masih belum menjadi arus utama.



Gambar 3. Overlay Visualization Kata Kunci Penelitian Predictive Maintenance Menggunakan VOSviewer

Berdasarkan Gambar 3, menempatkan predictive maintenance sebagai simpul penghubung antara tema manufaktur, industri, implementasi, manajemen, efisiensi, dan kinerja. Keterhubungan machine learning serta transformasi digital dengan tema implementasi menunjukkan bahwa teknologi diposisikan sebagai penggerak perubahan proses pemeliharaan. Sebaliknya, istilah biaya, downtime, dan kinerja tampak memiliki ukuran serta keterhubungan yang lebih terbatas daripada istilah teknologi dan implementasi. Indikator investasi formal seperti NPV, IRR, LCC, dan payback period juga tidak muncul sebagai tema dominan. Secara ilmiah, pola jaringan ini menguatkan sintesis

tematik bahwa literatur telah bergerak dari orientasi algoritmik menuju nilai operasional, tetapi integrasi antara keluaran teknis dan kelayakan investasi belum matang. Warna overlay yang lebih baru pada tema implementasi, efisiensi, dan transformasi digital juga menunjukkan bahwa perhatian mutakhir mulai bergeser ke penerapan dan dampak, bukan hanya pengembangan model.

Metode Predictive Maintenance	Bentuk Penerapan	Relevansi Ekonomi Teknik
Machine learning	Prediksi kerusakan berdasarkan data historis mesin	Mengurangi downtime dan biaya perawatan darurat
IoT sensor monitoring	Pemantauan kondisi mesin secara real-time	Mendukung efisiensi biaya operasional
Vibration analysis	Deteksi kerusakan melalui getaran mekanis	Mengurangi risiko kegagalan komponen
Digital twin	Simulasi kondisi mesin secara virtual	Membantu evaluasi investasi dan optimasi aset
Condition-based monitoring	Perawatan berdasarkan kondisi aktual mesin	Menekan biaya preventive maintenance yang tidak perlu

Tabel 6. Klasifikasi Metode Predictive Maintenance dalam Literatur

Berdasarkan Tabel 6, setiap metode menghasilkan nilai ekonomi melalui mekanisme yang berbeda. Machine learning dapat mengurangi kegagalan tidak terencana, tetapi manfaatnya dipengaruhi oleh biaya false alarm dan kegagalan yang tidak terdeteksi. Pemantauan IoT menambah lead time keputusan, namun memerlukan biaya sensor, jaringan, keamanan, dan penyimpanan data. Analisis getaran relatif terarah untuk komponen berputar, sedangkan digital twin memungkinkan simulasi skenario tetapi memerlukan biaya pemodelan dan integrasi yang lebih tinggi. Condition-based monitoring dapat mengurangi perawatan terjadwal yang tidak perlu, tetapi keberhasilannya bergantung pada kualitas data dan ketepatan ambang kondisi. Dengan demikian, perbandingan metode harus menilai manfaat dan biaya spesifik, bukan hanya akurasi teknis.

Indikator Ekonomi Teknik	Fungsi Evaluasi	Temuan dalam Literatur
Return on Investment (ROI)	Menilai tingkat pengembalian investasi dari implementasi predictive maintenance.	ROI sering disebut sebagai indikator yang relevan, tetapi perhitungan eksplisit masih terbatas. Banyak artikel hanya mengasumsikan adanya pengembalian dari penurunan downtime dan biaya pemeliharaan.
Payback Period	Mengukur waktu yang dibutuhkan untuk mengembalikan biaya investasi awal.	Payback Period direkomendasikan untuk penilaian awal investasi, tetapi rincian investasi, arus kas tahunan, dan periode manfaat sering tidak tersedia secara lengkap.
Net Present Value (NPV)	Menilai nilai sekarang dari manfaat ekonomi jangka panjang yang dihasilkan oleh investasi predictive maintenance.	Penggunaan NPV sangat terbatas karena memerlukan horizon analisis, tingkat diskonto, investasi awal, biaya operasi, dan manfaat moneter yang konsisten.
Internal Rate of Return (IRR)	Mengukur tingkat pengembalian internal dari investasi predictive maintenance.	IRR jarang dihitung karena sebagian besar studi belum menyusun arus kas proyek secara lengkap dan belum melakukan analisis sensitivitas.
Life Cycle Cost (LCC)	Menghitung total biaya selama siklus hidup aset atau sistem predictive maintenance.	LCC lebih banyak dibahas secara konseptual. Komponen biaya pengadaan, integrasi, lisensi, pelatihan, operasi, pembaruan, dan penghentian sistem belum selalu dihitung sepanjang umur aset.

Cost-Benefit Analysis (CBA)	Membandingkan total biaya implementasi dengan manfaat ekonomi yang diperoleh.	CBA umumnya digunakan sebagai logika perbandingan manfaat dan biaya, tetapi kuantifikasi manfaat, risiko, dan ketidakpastian masih terbatas.
-----------------------------	---	--

Tabel 7. Sintesis Indikator Ekonomi Teknik dalam Literatur Predictive Maintenance

Berdasarkan Tabel 7, literatur tidak menunjukkan dominasi perhitungan ROI dan payback period yang telah selesai. Kedua indikator tersebut lebih sering disebut atau direkomendasikan karena sederhana dan mudah dipahami. Evaluasi aktual masih didominasi proksi operasional berupa penurunan downtime, pengurangan biaya pemeliharaan darurat, peningkatan reliabilitas, dan produktivitas. NPV, IRR, LCC, serta CBA lebih jarang digunakan karena memerlukan data arus kas, nilai waktu uang, umur investasi, dan estimasi risiko. Temuan ini memperjelas bahwa evaluasi ekonomi predictive maintenance masih berada pada tahap atribusi manfaat, belum pada pembuktian kelayakan investasi yang komprehensif.

Manfaat ekonomi yang diidentifikasi meliputi pengurangan unplanned downtime, biaya perbaikan darurat, kehilangan produksi, scrap, persediaan suku cadang, dan konsumsi sumber daya, serta peningkatan umur aset, kualitas, dan produktivitas (Meddaoui 2023); (Elkateb et al. 2024); (Nagy et al. 2025). Namun, manfaat tersebut harus dibandingkan dengan investasi sensor, perangkat lunak, infrastruktur komputasi, integrasi, keamanan data, pelatihan, dan biaya operasi sistem. Tanpa garis dasar sebelum implementasi dan periode pembanding yang jelas, perubahan kinerja tidak dapat diatribusikan secara meyakinkan kepada predictive maintenance.

2. Pembahasan

Hasil sintesis menunjukkan bahwa nilai ekonomi predictive maintenance terbentuk melalui rantai sebab akibat. Sensor dan model prediksi menghasilkan informasi kondisi mesin; informasi tersebut meningkatkan ketepatan waktu tindakan pemeliharaan; tindakan yang tepat menurunkan kegagalan, downtime, dan gangguan kualitas; dampak operasional kemudian menghasilkan penghematan atau tambahan pendapatan. Rantai ini menjelaskan bahwa akurasi model bukan tujuan akhir. Model dengan akurasi lebih tinggi belum tentu

lebih ekonomis apabila biaya komputasi, false alarm, integrasi, atau intervensinya melebihi manfaat yang diperoleh.

Keterbatasan utama literatur terletak pada penggunaan indikator operasional sebagai pengganti ukuran finansial. Penurunan downtime baru menjadi manfaat ekonomi setelah dikalikan dengan nilai kehilangan produksi per satuan waktu dan disesuaikan dengan probabilitas kegagalan yang dapat dicegah. Penghematan pemeliharaan harus memasukkan perubahan biaya tenaga kerja, suku cadang, inspeksi, serta biaya intervensi akibat prediksi salah. Dengan demikian, manfaat bersih tahunan dapat dirumuskan sebagai jumlah biaya kehilangan produksi yang dihindari, penghematan pemeliharaan, dan peningkatan output, kemudian dikurangi biaya operasi predictive maintenance.

Setelah manfaat bersih dihitung, kelayakan investasi perlu dinilai secara bertingkat. ROI dan payback period berguna untuk penyaringan awal. NPV dan IRR diperlukan untuk investasi multiyear karena mempertimbangkan nilai waktu uang. LCC menilai total biaya selama umur sistem, sedangkan CBA membandingkan seluruh manfaat dan biaya, termasuk risiko yang dapat dikuantifikasi. Analisis sensitivitas perlu diterapkan pada nilai kehilangan produksi, tingkat kegagalan, biaya sensor, umur sistem, tingkat diskonto, serta efektivitas model karena parameter tersebut sangat menentukan hasil kelayakan.

Kerangka empat lapis yang dihasilkan penelitian ini memberi kontribusi ilmiah dengan memisahkan validitas teknis, validitas operasional, dan validitas ekonomi. Pemisahan tersebut mencegah klaim bahwa peningkatan akurasi otomatis menghasilkan keuntungan finansial. Kerangka ini juga dapat digunakan untuk membandingkan skala implementasi, misalnya sistem sensor terbatas pada mesin kritis, solusi berbasis perangkat lunak terbuka untuk UKM, atau integrasi digital twin pada perusahaan besar. Pilihan terbaik ditentukan oleh rasio antara nilai risiko kegagalan yang dapat dihindari dan total biaya siklus hidup sistem, bukan oleh kompleksitas teknologi semata.

C. PENUTUP

Simpulan

Berdasarkan 25 artikel, implementasi predictive maintenance di industri manufaktur didominasi oleh machine learning, pemantauan IoT, analisis getaran, digital twin, dan condition-based monitoring. Bukti penelitian paling kuat terdapat pada kinerja teknis dan dampak operasional, terutama deteksi dini, estimasi umur sisa, penurunan

downtime, peningkatan reliabilitas, dan efisiensi pemeliharaan. Evaluasi ekonomi masih bersifat tidak langsung karena ROI, payback period, NPV, IRR, LCC, dan CBA lebih sering direkomendasikan daripada dihitung dengan data arus kas yang lengkap.

Kontribusi ilmiah utama penelitian ini adalah kerangka evaluasi empat lapis yang menghubungkan teknologi dan data, kinerja teknis, dampak operasional, serta indikator ekonomi teknik. Secara teoretis, kerangka ini menegaskan bahwa keberhasilan teknis, operasional, dan ekonomi merupakan tiga tingkat bukti yang berbeda. Secara metodologis, kerangka ini menetapkan alur konversi dari penurunan kegagalan dan downtime menuju avoided cost, arus kas bersih, dan kelayakan investasi. Secara praktis, kerangka tersebut membantu industri membandingkan alternatif implementasi berdasarkan manfaat bersih, risiko, dan biaya siklus hidup, bukan hanya berdasarkan akurasi algoritma.

Saran

Penelitian selanjutnya disarankan menguji kerangka empat lapis pada studi kasus industri nyata dengan data sebelum dan sesudah implementasi. Pengumpulan data perlu mencakup frekuensi kegagalan, durasi downtime, nilai kehilangan produksi per jam, biaya tenaga kerja, suku cadang, kualitas, investasi sensor, lisensi, integrasi, pelatihan, dan biaya operasi sistem.

Analisis berikutnya perlu menghitung ROI, payback period, NPV, IRR, LCC, dan CBA dengan horizon waktu yang konsisten serta melakukan analisis sensitivitas dan skenario. Pendekatan ini diperlukan untuk menguji ketahanan hasil terhadap perubahan tingkat diskonto, biaya teknologi, efektivitas prediksi, dan nilai risiko kegagalan.

Bagi industri manufaktur, implementasi sebaiknya dimulai pada aset yang memiliki tingkat kritis dan biaya kegagalan tinggi. Perusahaan perlu menetapkan garis dasar kinerja, memilih indikator teknis dan ekonomi sejak tahap perencanaan, serta mengevaluasi biaya siklus hidup sebelum memperluas sistem. Langkah ini memastikan bahwa investasi predictive maintenance memberikan nilai finansial yang terukur dan berkelanjutan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abidi, Mustufa Haider, Muneer Khan Mohammed, and Hisham Alkhalefah. 2022. "Predictive Maintenance Planning for Industry 4 . 0 Using Machine Learning for Sustainable Manufacturing." 14(6):1–27.

- Achouch, Mounia, Mariya Dimitrova, Khaled Ziane, Sasan Sattarpanah Karganroudi, Rizck Dhoub, Hussein Ibrahim, and Mehdi Adda. 2022. "On Predictive Maintenance in Industry 4.0: Overview, Models, and Challenges." 12(16):1–22.
- Ali, Muhammad Intizar. 2021. "Scholar Commons Cognitive Digital Twins for Smart Manufacturing Cognitive Digital Twins for Smart Manufacturing." 1–8.
- Belim, Marco, Tiago Meireles, Gil Gonçalves, and Rui Pinto. 2024. "Forecasting Models Analysis for Predictive Maintenance." (September):1–21. doi: 10.3389/fmtec.2024.1475078.
- Calabrese, Matteo, Martin Cimmino, Francesca Fiume, Martina Manfrin, Luca Romeo, Silvia Ceccacci, Marina Paolanti, Giuseppe Toscano, Giovanni Ciandrini, Alberto Carrotta, Maura Mengoni, and Emanuele Frontoni. n.d. "SOPHIA : An Event-Based IoT and Machine Learning Architecture for Predictive Maintenance in Industry 4 . 0." 11(4):1–17. doi: 10.3390/info11040202.
- Çınar, Zeki Murat, Abubakar Abdussalam Nuhu, Qasim Zeeshan, and Orhan Korhan. 2020. "Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart Manufacturing in Industry 4 . 0." 12(19):1–42.
- Dolatabadi, Sepideh Hassankhani, and Ivana Budinska. 2021. "For SMEs from the Last Decade." 9(9):1–15.
- Elkateb, Sherien, M. Ahmed, Abdelrahman Shendy, and Ahmed E. B. Abu-elanien. 2024. "Machine Learning and IoT – Based Predictive Maintenance Approach for Industrial Applications." 88(October 2023):1–12. doi: 10.1016/j.aej.2023.12.065.
- Ghasemkhani, Bitan, and Ozlem Aktas. 2023. "Balanced K-Star : An Explainable Machine Learning Method for Internet-of-Things-Enabled Predictive Maintenance in Manufacturing." 11(3):1–20.
- Liu, Changchun, Dunbing Tang, Haihua Zhu, and Qingwei Nie. 2021. "A Novel Predictive Maintenance Method Based on Deep Adversarial Learning in the Intelligent Manufacturing System." 9:1–19.
- Luis, Marcelo, Ruiz Rodríguez, Sylvain Kubler, Andrea De Giorgio, Maxime Cordy, Jérémy Robert, and Yves Le. 2022. "Robotics and Computer-Integrated Manufacturing Multi-Agent Deep Reinforcement Learning Based Predictive Maintenance on Parallel Machines." 78(June):1–12.
- Martin, Jon, Fordal Per, Schjølberg Hallvard, Helgetun Tor, and Øistein Skjermo. 2023.

- “Application of Sensor Data Based Predictive Maintenance and Artificial Neural Networks to Enable Industry 4 . 0.” *Advances in Manufacturing* 11(2):1–16. doi: 10.1007/s40436-022-00433-x.
- Meddaoui, Anwar. 2023. “The Benefits of Predictive Maintenance in Manufacturing Excellence : A Case Study to Establish Reliable Methods for Predicting Failures .” 1–9.
- Mol, Marek, Weiping Ding, and Vaidy Sunderam. 2023. “From Corrective to Predictive Maintenance — A Review of Maintenance Approaches for the Power Industry.” 23(13):1–47.
- Mourtzis, Dimitris, John Angelopoulos, and Nikos Panopoulos. 2020. “Intelligent Predictive Maintenance and Remote Monitoring Framework for Industrial Equipment Based on Mixed Reality.” 6(December):1–12. doi: 10.3389/fmech.2020.578379.
- Nacchia, Milena, Fabio Fruggiero, Alfredo Lambiase, and Ken Bruton. 2021. “Applied Sciences A Systematic Mapping of the Advancing Use of Machine Learning Techniques for Predictive Maintenance in the Manufacturing Sector.” 11(6):1–34.
- Nagy, Marek, Marcel Figura, and Katarina Valaskova. 2025. “Predictive Maintenance Algorithms , Artificial Intelligence Digital Twin Technologies , and Internet of Robotic Things in Big Data-Driven Industry 4 . 0 Manufacturing Systems.” 13(6):1–28.
- Omar, Ammar, and Serkan Ayvaz. 2022. “Remaining Useful Lifetime Prediction for Predictive Maintenance in Manufacturing.” 1–37.
- Peji, Mirjana. 2023. “Predictive Maintenance in Industry 4 . 0 for the SMEs : A Decision Support System Case Study Using Open-Source Software.” 7(4):1–23.
- Pulcini, Valerio, and Gianfranco Modoni. 2024. “Machine Learning-Based Digital Twin of a Conveyor Belt for Predictive Maintenance.” 133:1–16. doi: 10.1007/s00170-024-14097-3.
- Putnik, Goran D., Vijaya Kumar, Sai Krishna, Leonilde Varela, and Francisco Ferreira. 2021. “CIRP Annals - Manufacturing Technology Semi-Double-Loop Machine Learning Based CPS Approach for Predictive Maintenance in Manufacturing System Based on Machine Status Indications.” *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 70(1):1–4. doi: 10.1016/j.cirp.2021.04.046.
- Rabello, Arnaldo, De Aguiar Vallim, Daniel Farina Moraes, Marco Vinicius, Bhering De

- Aguiar, Leilton Santos, and Leandro Augusto. 2022. "A Machine Learning Modeling Framework for Predictive Maintenance Based on Equipment Load Cycle : An Application in a Real World Case." 15(10):1–41.
- Rosati, Riccardo, Luca Romeo, Gianalberto Cecchini, Flavio Tonetto, Paolo Viti, Adriano Mancini, and Emanuele Frontoni. 2023. "From Knowledge-Based to Big Data Analytic Model : A Novel IoT and Machine Learning Based Decision Support System for Predictive Maintenance in Industry 4 . 0." *Journal of Intelligent Manufacturing* 34(1):1–15. doi: 10.1007/s10845-022-01960-x.
- Sanchez-londono, David, Giacomo Barbieri, and Luca Fumagalli. 2023. "Smart Retrofitting in Maintenance : A Systematic Literature Review." *Journal of Intelligent Manufacturing* 34(1):1–19. doi: 10.1007/s10845-022-02002-2.
- Sang, Go Muan, Lai Xu, and Paul De Vrieze. 2021. "A Predictive Maintenance Model for Flexible Manufacturing in the Context." 4(August):1–23. doi: 10.3389/fdata.2021.663466.
- Sipil, Elektro D. A. N., Riana Puspita, Yudi Daeng Polewangi, Muhammad Fazri, and Zufri Hasrudy Siregar. 2024. "LEAN SIX SIGMA APPROACH TO INCREASE PROCESS CYCLE EFFICIENCY IN PALM OIL PROCESSING AT PT . X." 05(01):1–9. doi: 10.54123/vorteks.v5i1.357.
- Taoufyq, Hicham. 2025. "Predictive Maintenance Approaches : A Systematic Literature Review." 18(3):1–32.
- Welte, Rebecca, Manfred Estler, Dominik Lucke, Paul Stief, Jean-yves Dantan, Alain Etienne, and Ali Siadat. 2019. "ScienceDirect ScienceDirect ScienceDirect A Method for Implementation of Machine Learning Solutions for Predictive 28th CIRP Design of A Method for Implementation Machine Learning for Predictive Maintenance in Small and Medium Sized Solutions Enterprises." *Procedia CIRP* 93:1–6. doi: 10.1016/j.procir.2020.04.052.
- Yang, Yating, and Muhammad Zahid Iqbal. 2025. "Cost-Optimised Machine Learning Model Comparison for Predictive Maintenance." 14(12):1–19.