

Predictive Maintenance durch Künstliche Intelligenz

Strategischer
Leitfaden

FÜR DIE LOVEDIS FACTORY & PARTNER

LOVEDIS

Table of contents

1. Einordnung & Strategische Relevanz	1
2. Kundenperspektive & Technologische Logiken.....	4
3. Branchenspezifische Use Cases.....	7
4. Der Weg zur Umsetzung.....	9
5. Marktübersicht: Predictive Maintenance & Industrial AI Partner.....	11



1. Einordnung & Strategische Relevanz

Predictive Maintenance (PdM) verschiebt die Instandhaltung weg von starren Intervallen oder reaktiver „Feuerwehr-Reparatur“ hin zu datengestützten Eingriffen im exakt richtigen Moment. Instandhaltung kann in drei Stufen erfolgen:

- 1. Ausfallbasiert:** Reparatur erst nach Stillstand (hohe Kosten bei kritischen Anlagen).
- 2. Präventiv:** Wartung in festen Intervallen (verschleckt Bauteil-Lebensdauer).
- 3. Zustandsbasiert (PdM):** KI analysiert Muster (Vibration, Strom, Temperatur) und sagt Ausfälle voraus.

→ Predictive Maintenance (PdM) bezeichnet Instandhaltungskonzepte, bei denen Anlagen **nicht mehr nur nach festen Intervallen** (zeit- oder laufeistungsbasiert) oder **erst bei Ausfall** gewartet werden, sondern **vorausschauend** – basierend auf Daten über Zustand und Nutzung der Maschine. Statt: „Alle 6 Monate tauschen wir Bauteil X“, lautet die Logik:

„Wir überwachen die relevanten Zustandsparameter und greifen ein, **bevor** die Wahrscheinlichkeit eines Ausfalls kritisch wird – aber auch nicht früher als nötig.“

Kernidee:

- Sensoren und Systeme erfassen kontinuierlich **Zustandsdaten** (z. B. Schwingungen, Temperatur, Stromaufnahme, Druck, Geräusche, Fehlercodes).
- Algorithmen und Modelle (von einfachen Trendanalysen bis zu Machine Learning) erkennen Muster, die auf beginnenden **Verschleiß oder Fehlfunktionen** hinweisen.
- Instandhaltung kann **geplant**, material- und personalschonend erfolgen – statt im Feuerwehrmodus.



Wichtige Technologie-Bausteine:

- **Sensorik & Datenquellen**
 - Schwingungssensoren, Temperatur, Druck, Strom, Ölqualität, Laufzeiten, Zyklen
 - Steuerungsdaten (PLC/SPS), SCADA, Fehlercodes, Alarmhistorien
- **Datenplattform & Zeitreihenanalyse**
 - Historian / Zeitreihendatenbanken
 - Streaming-Analytik, Eventverarbeitung
- **Analytische Verfahren & ML**
 - Condition Monitoring (Schwellenwerte, Trendanalyse)
 - Anomalieerkennung (abweichendes Verhalten)
 - Prognosemodelle (Restlebensdauer / Remaining Useful Life, RUL)
- **Integration & Workflow**
 - Anbindung an Instandhaltungs- und Ticketsysteme (CMMS/EAM)
 - Eskalations- und Planungslogik (z. B. Abgleich mit Produktionsplanung)
 - Visualisierung (Dashboards) und Benachrichtigungen

Warum jetzt? (Relevanz & Marktpotenzial)

- **Wirtschaftlichkeit:** Ungeplante Stillstände verursachen immense Kosten durch Produktionsausfall und Reparaturen. PdM minimiert diese und optimiert gleichzeitig die Instandhaltungskosten (Gesamtkostenminimum) .
- **EU Data Act (Stichtag: 12.09.2025):** Betreiber erhalten das gesetzliche Recht auf Zugang zu den Daten ihrer vernetzten Maschinen. Dies ermöglicht herstellerunabhängige Analysen und neue datengetriebene Geschäftsmodelle.
- **Neue Geschäftsmodelle:** PdM transformiert Produkte in „monitorbare Assets“ und ermöglicht **Uptime-as-a-Service** oder erfolgsbasierte Serviceverträge statt reiner Reparaturpauschalen.



ABSCHNITTS-SUMMARY

Predictive Maintenance verschiebt Instandhaltung von „wir warten, bis etwas kaputt ist oder das Intervall erreicht ist“ hin zu datengestützten Eingriffen im richtigen Moment. Dafür werden Zustandsdaten gesammelt, analysiert und in konkrete Wartungsentscheidungen übersetzt.

Ableitungen für die Partnerunternehmen:

1. PdM ist kein „KI-Spielzeug“, sondern eine **konkrete Antwort auf Ausfallkosten und Lieferfähigkeit.**
2. Wichtig ist, früh zu klären: **Welche Anlagen / Komponenten** verursachen die größten Kosten oder Risiken bei Ausfall.
3. Sensorik und Datenzugang sind Grundvoraussetzungen – in vielen Anlagen sind bereits relevante Daten verfügbar, werden aber nicht systematisch ausgewertet.
4. Der Nutzen entsteht erst, wenn Analyseergebnisse in **konkrete Wartungsentscheidungen und Workflows** übersetzt werden (CMMS, Tickets, Planung).



2. Kundenperspektive & Technologische Logiken

Der Nutzen von PdM muss für den Kunden (intern wie extern) spürbar sein: **Kundenwert:** Höhere Anlagenverfügbarkeit, planbare Wartungsfenster und volle Transparenz über den Maschinenzustand führen zu stabilen Prozessen, reduziert Ausschuss, steigern das Vertrauen und die Zufriedenheit. PdM sollte als Business-Thema (Verfügbarkeit, Liefertreue, Kosten) diskutiert werden, nicht primär als IT-/KI-Projekt.

Geschäftsmodelle, die durch Predictive Maintenance verändert werden:

Predictive Maintenance ermöglicht service- und uptime-orientierte Geschäftsmodelle: von zustandsbasierten Wartungsverträgen über Verfügbarkeitsgarantien bis zu Remote- und Benchmarking-Services. PdM macht Verfügbarkeit vertraglich und wirtschaftlich gestaltbar.

- **Serviceverträge mit PdM-Komponente:**
 - Zustandsbasierte Wartungsverträge (statt starrer Intervalle).
 - Zusätzliche Gebühren für Monitoring & Prognosedienste.
- **„Uptime-as-a-Service“ / Verfügbarkeitsverträge:**
 - Hersteller garantieren Verfügbarkeit (z. B. 98 % Uptime).
 - PdM-Daten bilden Grundlage für Steuerung & Nachweis.
- **Remote Monitoring & Remote Services:**
 - Kontinuierliche Überwachung aus der Ferne.
 - Frühzeitige Planung von Einsätzen, teilweise Problemlösung ohne Vor-Ort-Besuch.
- **Flotten- & Benchmarking-Services:**
 - Kunden mit mehreren Anlagen/Standorten erhalten Vergleichsanalysen, Optimierungsempfehlungen.



Wie funktioniert Predictive Maintenance technisch?

Predictive Maintenance ist technisch eine Pipeline aus Sensorik, Zeitreihendaten, Analytik/ML und Integration in Instandhaltungsworkflows. Die Architekturentscheidungen (Edge/Cloud, Asset/Fleet) beeinflussen, wie skalierbar und datenschutzkonform das System ist.

1. Datenerfassung:

- Sensorik erfasst relevante physikalische Größen (z. B. Schwingung, Temperatur, Strom, Druck, Laufzeit).
- Steuerungen liefern Status, Betriebsmodi, Alarmer, Fehlercodes.
- Daten werden zeitgestempelt und in einem Zeitreihensystem oder Historian gesammelt.

2. Datenvorverarbeitung:

- Bereinigung (Fehlwerte, Ausreißer), Synchronisation unterschiedlicher Quellen.
- Feature Engineering (z. B. Frequenzspektren aus Schwingungsdaten, statistische Kennwerte).

3. Analytische Methoden:

- **Rule-based / Condition Monitoring:** Schwellenwerte, Trendanalysen, logische Regeln.
- **Anomalieerkennung:** Modelle lernen „normales Verhalten“ und schlagen Alarm, wenn Abweichungen auftreten.
- **Prognosemodelle:** Vorhersage der verbleibenden Restlebensdauer (RUL) von Komponenten.

4. Integration in Instandhaltungsprozesse:

- Alerts werden nicht nur visualisiert, sondern in **Tickets / Arbeitsaufträge** überführt.
- Priorisierung nach Kritikalität, Verfügbarkeit von Personal, Produktionsplan.
- Rückmeldungen aus durchgeführten Wartungen fließen zurück ins Modell (Lernschleife).



5. Architektur-Entscheidungen:

- Edge vs. Cloud:
 - Edge für lokale Schnellanalysen und Datenschutzanforderungen.
 - Cloud für aggregierte Auswertungen, Flottenanalysen, modellübergreifende Lernprozesse.
- Single-Asset vs. Fleet-Level:
 - Modelle pro Maschine vs. Modelle, die aus vielen ähnlichen Aggregaten lernen.

ABSCHNITTS-SUMMARY

Predictive Maintenance verschiebt Instandhaltung von „wir warten, bis etwas kaputt ist oder das Intervall erreicht ist“ hin zu datengestützten Eingriffen im richtigen Moment. Dafür werden Zustandsdaten gesammelt, analysiert und in konkrete Wartungsentscheidungen übersetzt.



3. Branchenspezifische Use Cases

Angewandte Praxis

- **Antriebe & Rotating Equipment (alle produzierenden Unternehmen):**
 - Schwingungs- und Temperaturüberwachung von Motoren, Pumpen, Lüftern, Ventilatoren.
 - Früherkennung von Lager-, Ausrichtungs- oder Unwuchtproblemen.
- **Werkzeugmaschinen & Präzisionsfertigung (z. B. Optik, Metall):**
 - Überwachung von Spindeln, Führungen, Werkzeugstandzeiten.
 - Korrelation von Prozessparametern mit Qualitätsabweichungen → Hinweis auf schleichenden Verschleiß.
- **Verpackungs- und Schneidanlagen (z. B. Weber Food Technologies, ggf. FingerHaus für Produktionslinien):**
 - Erkennung von Verschleiß an Mechaniken, Schneidwerkzeugen, Greifern.
 - Vermeidung von Stillständen während produktionstechnisch kritischer Phasen.
- **Fördertechnik & innerbetriebliche Logistik (alle mit größeren Werken):**
 - Überwachung von Förderbändern, Rollbahnen, Liften, Sortiersystemen.
 - Vermeidung von Kettenreaktionen bei Ausfall (Rückstau, Überfüllung, Blockaden).
- **Medizintechnik & Klinikbetrieb (UKGM):**
 - Vorausschauende Wartung von OP-, Bildgebungs- und Sterilisationsgeräten.
 - Vermeidung von Ausfällen im OP-Plan, Reduktion von Terminverschiebungen.



Präzisionsoptik & High-Tech Maschinenbau

- Partner: Schneider Optical Machines, Leica Camera, Oculus, Heyligenstaedt.
- Anwendung: Überwachung von Spindeln und Führungen mittels Motorstromanalyse (MCSA).
- Fokus: Predictive Quality. Kleinste Anomalien werden detektiert, bevor sie zu Ungenauigkeiten und damit zu Ausschuss führen

Food Technology & Verpackung

- Partner: Weber Food Technology.
- Anwendung: Schwingungsanalyse an Schneidmessern und Greifersystemen.
- Fokus: Vermeidung von Kettenreaktionen und Stillständen während produktionskritischer Phasen durch präzise Verschleißprognose .

Life Science & Klinikbetrieb

- Partner: UKGM, CSL.
- Anwendung: Akustische und thermische Überwachung kritischer Labor- und Klinikgeräte (z.B. Zentrifugen, Bildgebung).
- Fokus: Maximale Verfügbarkeit und Sicherheit. Die KI erkennt Verschleißmuster, lange bevor Grenzwerte überschritten werden.

Bauwesen & Infrastruktur

- Partner: Fingerhaus, Weimer Bau.
- Anwendung: Lastdatenanalyse von Hydrauliksystemen und Überwachung der Bauwerksgesundheit.
- Fokus: Ressourcenschonung und vorausschauende Einsatzplanung schwerer Maschinen.



4. Der Weg zur Umsetzung

PdM-Use Cases reichen von rotierenden Maschinen über Verpackungsanlagen bis zu kritischen Klinikgeräten. Erfolgreiche Projekte starten bei hochkritischen Assets, mit klaren KPIs und einem Evolutionpfad von Transparenz hin zur echten Prognose. Um PdM erfolgreich zu etablieren, empfiehlt sich ein strukturiertes Vorgehen:

- 1. Assessment:** Identifikation der kritischen Assets („Flaschenhälse“). Prüfung von Datenqualität und IT-Schnittstellen .
- 2. Prototyping:** Entwicklung eines maßgeschneiderten KI-Modells basierend auf Realdaten zur Machbarkeitsprüfung .
- 3. Systemintegration:** Rollout und Anbindung an ServiceNow, ERP oder MES zur Automatisierung der Service-Workflows .

Mögliche Stoßrichtungen:

Der Transfer ins eigene Unternehmen beginnt mit der Frage: „Wo tun uns Ausfälle wirklich weh – und wo haben wir schon Daten?“. Daraus lassen sich PdM-Piloten entwickeln, die zugleich Fundament für Datenstrategie und serviceorientierte Geschäftsmodelle legen.

- **PdM-Pilot pro Unternehmen definieren:** Ein klar benanntes Asset oder eine Asset-Klasse (z. B. Schneidanlagen, Kompressoren, OP-Geräte).
- **Kombination mit Data-as-an-Asset:** Zustands- und Instandhaltungsdaten bewusst als Langfrist-Asset denken, nicht nur für einen Pilot.
- **Brücke zu digitalen Geschäftsmodellen:** PdM-Daten können Grundlage für Serviceverträge, Verfügbarkeitsgarantien und ggf. Equipment-as-a-Service werden.
- **Cross-Learning zwischen Partnern:** Auch wenn die Anlagen unterschiedlich sind, sind Muster ähnlich (rotierende Maschinen, kritische Linien, klinische Engpässe).



RISIKEN & REALISMUS-CHECK

- **Datenqualität:** „Garbage in, garbage out“. Ohne saubere Datenbasis scheitert jedes Modell.
- **Integration:** Ein Dashboard allein repariert keine Maschine. Die Integration in den täglichen Wartungsprozess ist entscheidend.
- **Akzeptanz:** Instandhaltungsteams müssen PdM als Assistenzsystem verstehen, das ihre Expertise ergänzt, nicht ersetzt.

Transferhilfe: Startfragen für Ihr Unternehmen

- Welche Anlage verursacht bei Ausfall die höchsten Folgekosten?
- Sind für dieses Asset bereits Steuerungsdaten (SPS) oder Sensorwerte vorhanden?
- Wo führen „Feuerwehreaktionen“ regelmäßig zu Stress und Planungsunsicherheit?



5. Marktübersicht

Predictive Maintenance & Industrial AI Partner



Name	Ort (HQ)	Gründung	Business Model	Fokus & Technologie	Status / Finanzierung	Hauptbranche
iNDTact	Würzburg	2013	Hardware /Lösungen	Hochsensible Piezo- & Faseroptik-Sensoren zur Strukturüberwachung (Structural Health).	Aktives KMU; mehrfach ausgezeichnet für Innovation.	Luftfahrt, Automobil, Infrastruktur
Samotics	Leiden (NL)	2015	Software (SaaS)	ESA (Electrical Signature Analysis): Analyse von Motorströmen im Schaltschrank statt Sensoren am Asset.	~\$43 Mio. Gesamt-Funding (inkl. €20M EIB-Finanzierung Jan. 2025).	Versorger (Wasser/ Energie), Schwerindustrie
Traction	Atlanta (US) / BR	2019	Hardware & Lösungen	"Industrial Copilot": Kombiniert Vibrations-Sensoren mit KI-gestützten Wartungs-Workflows.	~\$196 Mio. Funding (Series C Ende 2024). Starkes US-Wachstum.	Fertigung, Lebensmittel, Logistik



Name	Ort (HQ)	Gründung	Business Model	Fokus & Technologie	Status / Finanzierung	Hauptbranche
Neuron SW	Prag (CZ)	2016	2016 Software (SaaS)	Akustische KI: Diagnose von Fehlern durch "Abhören" von Schallmustern der Maschinen.	~\$7,4 Mio. Funding (u.a. Inven Capital, EU-Grants).	Schwerindustrie, Maschinenbau
COMPR EDICT	Darmstadt	2016	Software	Virtuelle Sensoren: Berechnet Verschleiß & Lasten rein über Software ohne zusätzliche Hardware.	€5,5 Mio. Series A (Vektor Partners, BlackBerry). Regionaler Champion.	Automobil, Flottenmanagement
Althen	Kelkheim	1978	Hardware & Services	Traditioneller Experte für Messtechnik; bietet heute integrierte IIoT-Sensorlösungen an.	Inhabergeführt / Teil einer größeren Gruppe (Graphtec/Altheris).	Forschung, OEM, Maschinenbau



Name	Ort (HQ)	Gründung	Business Model	Fokus & Technologie	Status / Finanzierung	Hauptbranche
Cybus	Hamburg	2015	Software	Connectware: Middleware, die Produktion sdaten sicher mit IT-Systemen (ERP/ Cloud) verbindet.	€8 Mio. Series A (u.a. PwC, btov). Fokus auf Daten-Souveränität.	Automobil, Fertigungsindustrie
ADTANCE	Wald-Michelbach	2015	Software	Smart Service: AR-gestützte Fernwartung und digitales After-Sales-	Global agierend; strategischer Partner für Service-Digitalisierung.	Maschinenbau, Automotive
ai-omatic	Hamburg	2020	Software (SaaS)	Digitaler Wartungsassistent, der Anomalien ohne Expertenwissen interpretierbar macht.	€2 Mio. Finanzierung (Jan. 2024; u.a. KSB SE, Innovationstarter Fonds).	Prozessindustrie, Energie
Factory Pal	Berlin	2020	Software (SaaS)	Fokus auf OEE-Steigerung & Shopfloor-Performance durch KI-gestützte Analysen.	Exit/ Acquisition: Im August 2024 durch den Technologiekonzern Körber übernommen.	Pharma, Konsumgüter, Verpackung



Name	Ort (HQ)	Gründung	Business Model	Fokus & Technologie	Status / Finanzierung	Hauptbranche
ClinkTwin	Darmstadt	2022	Software	Hochpräzise Digitale Zwillinge zur Simulation und Überwachung industrieller Assets.	Aufstrebendes Deep-Tech Startup aus dem TU-Darmstadt-Umfeld.	Maschinenbau, Energieanlagen
Plantlogig	Frankfurt	2022	Software & Beratung	Industrial AI zur Optimierung von Produktion und Nachhaltigkeit (Predictive Quality).	Fokus auf ganzheitliche digitale Transformations-Projekte in DACH.	Chemie, Pharma, Metall
PreserviTec	Liederbach	2023	Software (KI)	KI-gestützte Bauwerksdiagnostik und Instandhaltungsplanung für Infrastruktur.	Startup-Fokus auf Nachhaltigkeit & Resilienz von Bestandsbauten.	Bauwesen, Denkmalschutz, Infra



QUELLEN

1. Mallioris, P., et al. (2024). Predictive maintenance in Industry 4.0: A systematic multi-criteria decision-making approach. *Journal of Manufacturing Systems*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1755581724000221> [Abrufdatum: 10.12.2025]
2. Achouch, M., et al. (2022). On predictive maintenance in Industry 4.0: Overview, trends and challenges. *Applied Sciences*, 12(16), 8081. <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/16/8081> [Abrufdatum: 10.12.2025]
3. Schimke, A. & Winter, M. (2025). Predictive Maintenance durch Künstliche Intelligenz – Wie KI Verschleiß erkennt und Maschinenausfälle verhindert. Fraunhofer-Institut für Integrierte Schaltungen IIS / CGI Deutschland . <https://www.eas.iis.fraunhofer.de/whitepaper-predictive-maintenance-ki> [Abrufdatum: 06.01.2026]
4. PwC. (2017). Predictive Maintenance 4.0 – Predict the unpredictable. PwC Deutschland. <https://www.pwc.de/de/industrielle-produktion/predictive-maintenance-4-0.pdf> [Abrufdatum: 10.12.2025]
5. IoT For All. (o. J.). A guide to Industry 4.0 predictive maintenance. IoT For All. <https://www.iotforall.com/a-guide-to-industry-4-0-predictive-maintenance> [Abrufdatum: 10.12.2025]
6. McKinsey & Company. (2018, 28. März). How advanced analytics can benefit industrial companies through predictive maintenance. McKinsey. <https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/how-advanced-analytics-can-benefit-industrial-companies-through-predictive-maintenance> [Abrufdatum: 10.12.2025]
7. Zonta, T., et al. (2020). Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review of initiatives of predictive maintenance in Industry 4.0. *Computers in Industry*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360835220305787> [Abrufdatum: 11.12.2025]
8. Jha, U. C., et al. (2022). Analysis of predictive maintenance in Industry 4.0: A review. *Computer Aided Industrial Design & Management Engineering*. <https://www.ias.org/home/caijme/analysis-of-predictive-maintenance-in-industry-4-0-a-review> [Abrufdatum: 11.12.2025]
9. ul Hassan, I., et al. (2025). Predictive maintenance in Industry 4.0: A review of data-driven approaches. *Procedia Computer Science*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187705092500852X> [Abrufdatum: 11.12.2025]



QUELLEN

10. Benslimane, S. M., et al. (2023). Predictive maintenance approaches in Industry 4.0: A systematic literature review. ResearchGate / Preprint. https://www.researchgate.net/publication/379402194_Predictive_Maintenance_Approaches_in_Industry_40_A_Systematic_Literature_Review [Abrufdatum: 11.12.2025]
11. AI-Driven PdM Preprint. (2025). AI-driven predictive maintenance for Industry 4.0: A systematic review. Society. <https://society.org/articles/activity/10.21203/rs.3.rs-7618987/v1> [Abrufdatum: 11.12.2025]

