

VEREIN
DEUTSCHER
INGENIEURE

VERBAND DER
ELEKTROTECHNIK
ELEKTRONIK
INFORMATIONSTECHNIK

Daten als Vermögenswert
Unternehmerisches Datenkapital identifizieren,
analysieren, messen und bewerten
Voraussagende Instandhaltung

Data as an asset
Identifying, analysing, measuring, and evaluating
business data capital
Predictive maintenance

VDI/VDE 3715
Blatt 3 / Part 3

Ausg. deutsch/englisch
Issue German/English

Die deutsche Version dieser Richtlinie ist verbindlich.

The German version of this standard shall be taken as authoritative. No guarantee can be given with respect to the English translation.

Inhalt	Seite	Contents	Page
Vorbemerkung	2	Preliminary note.....	2
Einleitung.....	2	Introduction.....	2
1 Anwendungsbereich.....	3	1 Scope.....	3
2 Normative Verweise.....	3	2 Normative references.....	3
3 Begriffe	3	3 Terms and definitions	3
4 Formelzeichen und Abkürzungen	3	4 Symbols and abbreviations	3
5 Instandhaltung als Prozess.....	4	5 Maintenance as a process	4
6 Informationstechnisch gestützte voraussagende Instandhaltung.....	8	6 Information technology-supported predictive maintenance.....	8
7 Datentechnische Sicht auf den Instandhaltungsprozess.....	11	7 Data technology view of the maintenance process.....	11
8 Aktionen im Prozess der voraussagenden Instandhaltung.....	13	8 Actions in the predictive maintenance process.....	13
8.1 Messen/Wahrnehmen.....	13	8.1 Measure/perceive.....	13
8.2 Analysieren (Condition Monitoring).....	13	8.2 Analyse (condition monitoring).....	13
8.3 Voraussagen/Prognostizieren.....	14	8.3 Predict/forecast	14
8.4 Entscheiden.....	14	8.4 Decide.....	14
9 Wertabschätzung für die Messdaten und die Modelle	15	9 Value estimation for the measurement data and the models	15
Anhang Beispielrechnung zur Wertermittlung von Daten und Modellen in der prädikativen Instandhaltung.....	21	Annex Sample calculation for determining the value of data and models in predictive maintenance	21
Schrifttum	29	Bibliography	29

VDI/VDE-Gesellschaft Mess- und Automatisierungstechnik (GMA)
Fachbereich Digitalisierung und Virtualisierung

VDI/VDE-Handbuch Automatisierungstechnik
VDI-Handbuch Informationstechnik, Band 1: Angewandte Informationstechnik
VDI-Handbuch Fabrikplanung und -betrieb, Band 1: Betriebsüberwachung/Instandhaltung

Vorbemerkung

Der Inhalt dieser Richtlinie ist entstanden unter Beachtung der Vorgaben und Empfehlungen der Richtlinie VDI 1000.

Alle Rechte, insbesondere die des Nachdrucks, der Fotokopie, der elektronischen Verwendung und der Übersetzung, jeweils auszugsweise oder vollständig, sind vorbehalten.

Die Nutzung dieser Richtlinie ist unter Wahrung des Urheberrechts und unter Beachtung der Lizenzbedingungen (www.vdi.de/richtlinien), die in den VDI-Merkblättern geregelt sind, möglich.

Allen, die ehrenamtlich an der Erarbeitung dieser Richtlinie mitgewirkt haben, sei gedankt.

Eine Liste der aktuell verfügbaren und in Bearbeitung befindlichen Blätter dieser Richtlinienreihe sowie gegebenenfalls zusätzliche Informationen sind im Internet abrufbar unter www.vdi.de/3715.

Einleitung

In Produktionsprozessen werden beispielsweise für Steuerungs- und Regelungsaufgaben oder für die Qualitätssicherung große Datenmengen (siehe Richtlinienreihe VDI/VDE 3714 zu Big-Data-Anwendungen) erhoben. Diese Daten können für weitere Prozess- und Geschäftsverbesserungen genutzt werden.

In der Richtlinienreihe VDI/VDE 3715 wird eine Reportingmethode gezeigt, die es erlaubt, diese Daten zu identifizieren und ihren Wert möglichst objektiv zu erfassen.

Die Richtlinienreihe VDI/VDE 3715 umfasst die folgenden Blätter:

- Blatt 1 Erstellung eines Datenberichts
- Blatt 2 Prozessoptimierung
- **Blatt 3** Voraussagende Instandhaltung

VDI/VDE 3715 Blatt 1 stellt die grundlegende Methodik vor: Für die Bewertung von Daten wird vorausgesetzt, dass die Anwendung der Daten in Anwendungsbereiche unterteilt wird. In Abhängigkeit von den Anwendungsbereichen wird dann festgelegt, welche Gütekriterien die Daten haben müssen, um zu messen, wie gut die Daten für einen konkreten Anwendungsbereich geeignet sind. Die Richtlinie enthält alle für die Richtlinienreihe relevanten Begriffsdefinitionen.

VDI/VDE 3715 Blatt 3 gibt Hilfestellungen zur Anwendung der Methodik in der voraussagenden Instandhaltung.

Die Richtlinie wurde vom Fachausschuss „Big Data“ der VDI/VDE-Gesellschaft Mess- und Automatisierungstechnik erarbeitet.

Preliminary note

The content of this standard has been developed in strict accordance with the requirements and recommendations of the standard VDI 1000.

All rights are reserved, including those of reprinting, reproduction (photocopying, micro copying), storage in data processing systems and translation, either of the full text or of extracts.

The use of this standard without infringement of copyright is permitted subject to the licensing conditions (www.vdi.de/richtlinien) specified in the VDI Notices.

We wish to express our gratitude to all honorary contributors to this standard.

A catalogue of all available parts of this series of standards and those in preparation as well as further information, if applicable, can be accessed on the Internet at www.vdi.de/3715.

Introduction

Large amounts of data are collected in production processes, for example for control tasks or for quality assurance (see series of standards VDI/VDE 3714 on big data applications). This data can be utilised for further process and business improvements.

The series of standards VDI/VDE 3715 presents a reporting method that makes it possible to identify this data and record its value as objectively as possible.

The series of standards VDI/VDE 3715 comprises the following parts:

- Part 1 Compilation of a data report
- Part 2 Process optimisation
- **Part 3** Predictive maintenance

VDI/VDE 3715 Part 1 presents the basic methodology: For the evaluation of data, it is assumed that the data sets are divided into application fields. Depending on these application fields, the quality criteria of this data are defined. This is necessary to measure how suitable the data is for a specific application field. The standard contains all terms and definitions relevant to the series of standards.

VDI/VDE 3715 Part 3 provides guidance on the application of the methodology in predictive maintenance.

The standard was developed by the technical committee “Big Data” of the VDI/VDE Society Measurement and Automatic Control.

1 Anwendungsbereich

Die Richtlinienreihe wendet sich an alle, die das Datenkapital in Unternehmen erfassen und bewerten wollen. Damit unterstützt die Richtlinienreihe die Kommunikation bezüglich des Werts von Daten innerhalb der verschiedenen Abteilungen von Unternehmen. VDI/VDE 3715 Blatt 3 beschreibt die Anwendung der in Blatt 1 beschriebenen Methode zur Nutzung von Daten für die voraussagen- de Instandhaltung.

2 Normative Verweise

Das folgende zitierte Dokument ist für die Anwendung dieser Richtlinie erforderlich:

VDI/VDE 3715 Blatt 1:2025-10 Daten als Vermögenswert; Unternehmerisches Datenkapital identifizieren, analysieren, messen und bewerten; Erstellung eines Datenberichts

1 Scope

The series of standards is aimed at anyone who wants to record and evaluate data capital in companies. The series of standards thus supports communication regarding the value of data within the various departments of companies. VDI/VDE 3715 Part 3 describes the application of the method described in Part 1 for utilising data for predictive maintenance.

2 Normative references

The following referenced document is indispensable for the application of this standard:

VDI/VDE 3715 Part 1:2025-10 Data as an asset; Identifying, analysing, measuring, and valuing business data capital; Compilation of a data report

Abkürzungen

In dieser Richtlinie werden die nachfolgend aufgeführten Abkürzungen verwendet:

IH	Instandhaltung
IH-TYP	Instandhaltungstyp
PLS	Prozessleitsystem

5 Instandhaltung als Prozess

Das Instandhaltungsmanagement ist nach DIN EN 13306 definiert als „alle Tätigkeiten des Managements, die die Anforderungen, Ziele, die Strategien und die Verantwortlichkeiten sowie die Durchführung der Instandhaltung bestimmen und sie durch Maßnahmen wie Instandhaltungsplanung, -steuerung und die Verbesserung der Instandhaltungstätigkeiten und deren Wirtschaftlichkeit verwirklichen“. Die Instandhaltung (IH) ist in DIN 31051 festgelegt als „Kombination aller technischen und administrativen Maßnahmen sowie Maßnahmen des Managements während des Lebenszyklus eines Objekts, die dem Erhalt oder der Wiederherstellung ihres funktionsfähigen Zustands dient, sodass es die geforderte Funktion erfüllen kann“. Unter Objekt wird „Teil, Bauelement, Gerät, Teilsystem, Funktionseinheit, Betriebsmittel oder System, das/die für sich allein beschrieben und betrachtet werden kann“, verstanden.

Das jeweilige Objekt ist Gegenstand von Instandhaltungsaktivitäten, die sich in folgende Tätigkeitsbereiche gliedern:

- a) Wartung
- b) Inspektion
- c) Verbesserung
- d) Instandsetzung

Andere Gesichtspunkte der IH sind:

- geplant/ungeplant
- im Betriebszustand/im Stillstand
- planmäßige, vorbeugende IH/Ausfallbehebung (reaktiv)

Bild 1 zeigt die korrespondierende Gesamtübersicht über die IH-Arten. Es veranschaulicht die IH-Maßnahme als Entscheidungsbaum, der in der Wurzel die Instandhaltung an sich darstellt.

Die Instandhaltung kann als iterativer Prozess gemäß Bild 2 interpretiert werden.

Abbreviations

The following abbreviations are used throughout this standard:

PMS	process management system
-----	---------------------------

5 Maintenance as a process

As per DIN EN 13306, maintenance management is defined as “all activities of the management that determine the maintenance requirements, objectives, strategies and responsibilities, and implementation of them by such means as maintenance planning, maintenance control, and the improvement of maintenance activities and economics.” Maintenance is defined in DIN 31051 as: “combination of all technical, administrative and managerial actions during the life cycle of an item intended to retain it in, or restore it to, a state in which it can perform the required function.” Item is defined as “part, component, device, subsystem, functional unit, equipment, or system that can be individually described and considered”.

The respective item is the subject of maintenance activities, which are divided into the following areas of activity:

- a) service
- b) inspection
- c) improvement
- d) repair

Other aspects of maintenance are:

- planned/unplanned
- in operating state/at standstill
- scheduled, preventive maintenance/failure rectification (reactive)

Figure 1 shows the corresponding overview of the maintenance types. It illustrates the maintenance task as a decision tree, which at its root represents the maintenance itself.

Maintenance can be interpreted as an iterative process as shown in Figure 2.

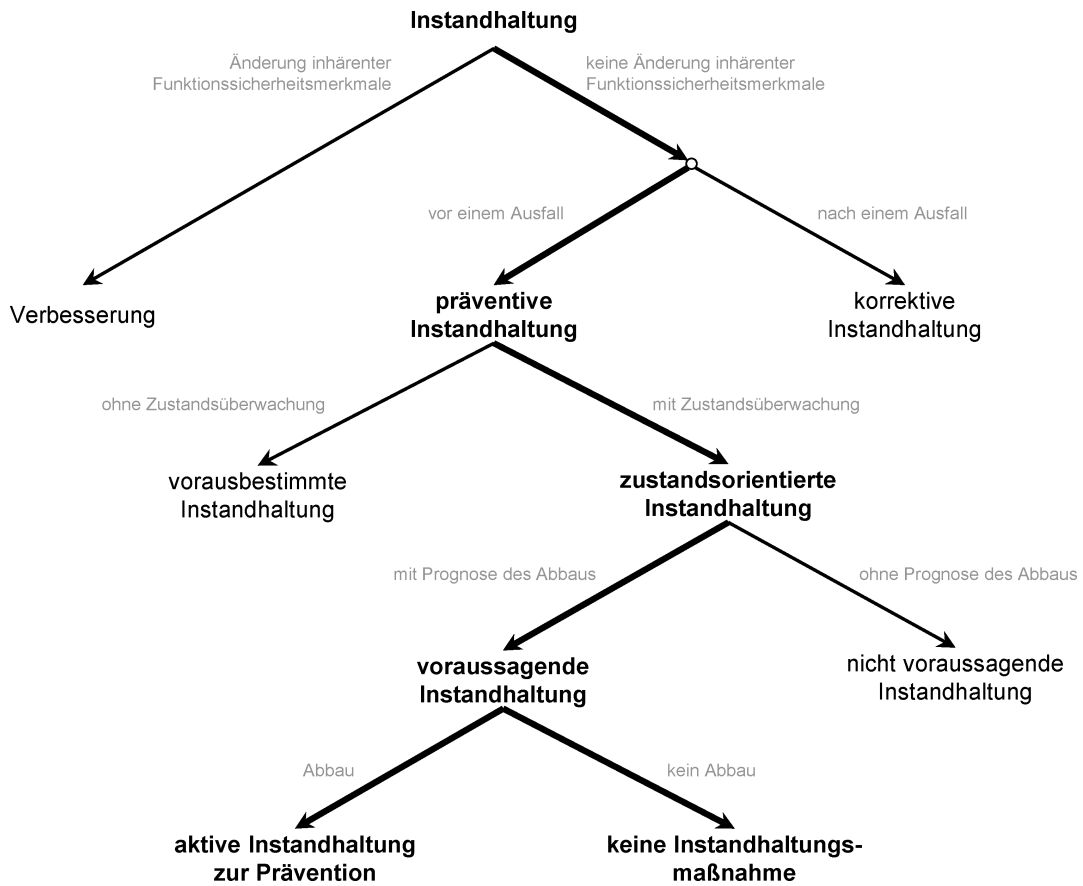


Bild 1. Gesamtübersicht über die Instandhaltungsarten [in Anlehnung an DIN EN 13306]

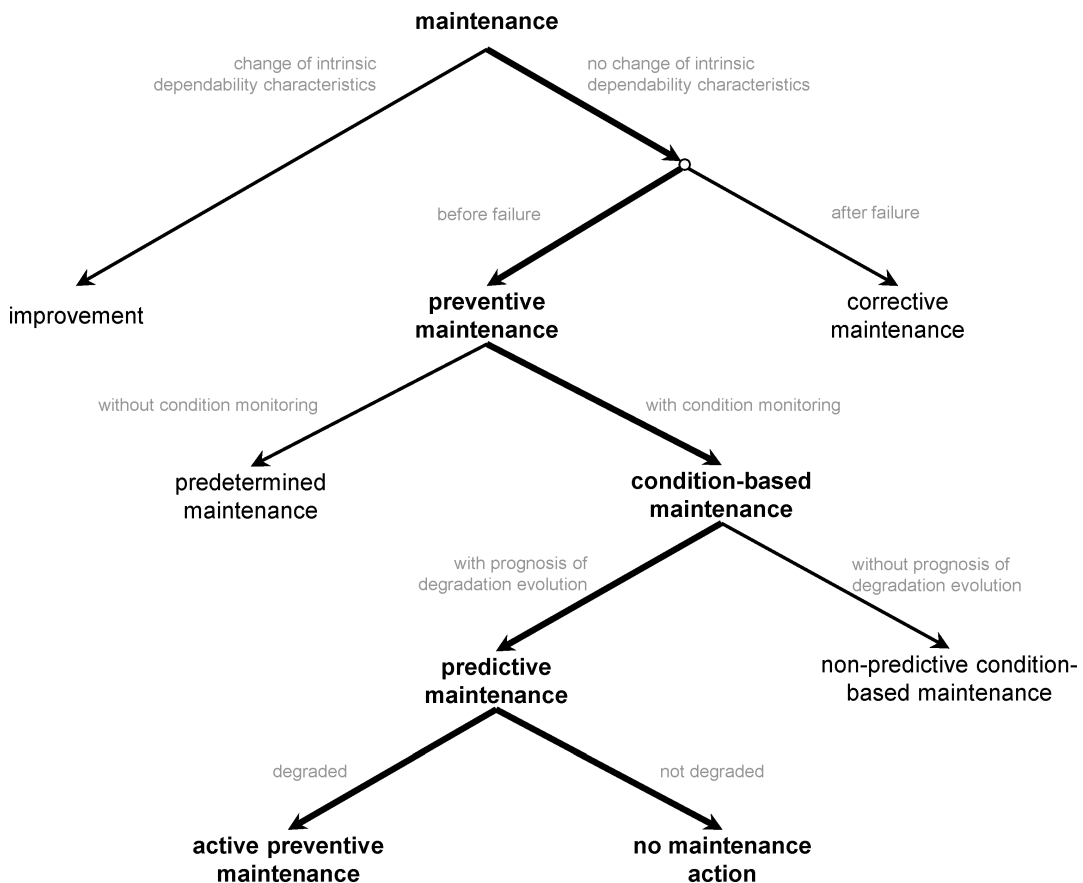


Figure 1. Overview of the maintenance types [adapted from DIN EN 13306]

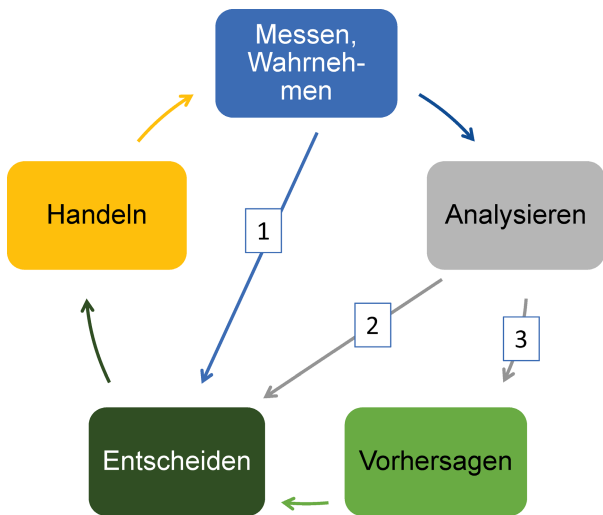


Bild 2. Instandhaltung als iterativer Prozess

- 1 reaktive IH
- 2 zustandsorientierte IH
- 3 voraussagende IH

Die erste Aktivität des iterativen Prozesses ist das Wahrnehmen des IH-Bedarfs aus Messdaten. Bei der *reaktiven* Instandhaltung (1) folgt als Aktivität die Entscheidung, basierend auf diesen vorliegenden Daten. „Daten“ ist hier generisch zu verstehen. Es handelt sich um die Summe aller zur Verfügung stehenden Daten, auf deren Basis eine Entscheidung getroffen wird. Dies ist sehr vielfältig. Auch wenn der Mensch entscheidet, ist eine Analyse in irgendeiner Form vorauszusetzen, auch wenn es sich lediglich um ein „Bauchgefühl“ handelt. Die letzte Aktivität im Kreis ist das „Handeln“, die stellvertretend für die Korrektur des ungewünschten Anlagenzustands steht.

Bei der *zustandsorientierten* IH (2) folgt auf die Aktivität „Wahrnehmen“ das „Analysieren“. In dieser Aktivität liefern die Messdaten zusammen mit einem Modell, das die Anlage beschreibt, den aktuellen Zustand der Anlage. Der Analyse folgt dann die Entscheidung für eine IH-Maßnahme.

Bei einer *voraussagenden* IH (3) wird in der Aktivität „Vorhersagen“ mithilfe eines Betriebsmodells der Anlage, den Planungsdaten einer zukünftigen Produktion sowie mit dem Zustand der Anlage der verbleibende Abnutzungsvorrat und damit der Zeitpunkt des Anlagenversagens abgeschätzt, um über die zu treffende IH-Maßnahme zu entscheiden.

In der Aktivität „Entscheiden“ wird auf Basis der vorhandenen Daten und Informationen der Strategien (1), (2) oder (3) über die notwendige IH-Maßnahme entschieden und eine entsprechende IH-Anweisung formuliert.

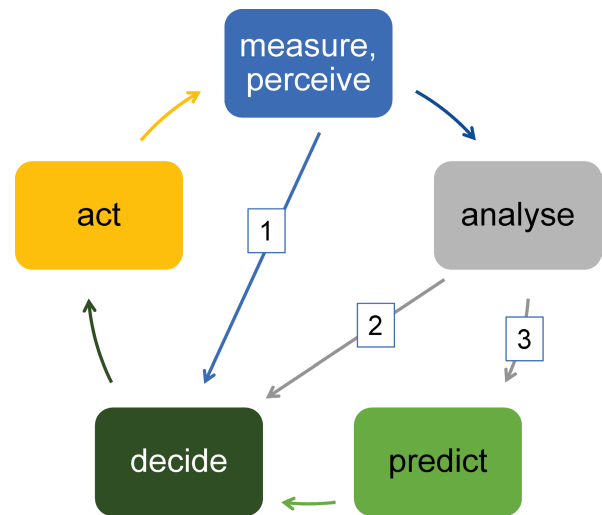


Figure 2. Maintenance as an iterative process

- 1 reactive maintenance
- 2 condition-based maintenance
- 3 predictive maintenance

The first activity of the iterative process is to recognise the maintenance requirements from measured data. The next activity in *reactive* maintenance (1) is the decision based on the available data. “Data” is to be understood generically here. It is the sum of all available data on the basis of which a decision is made. This is very diverse. Even when a person decides, some form of analysis shall be assumed, even if it is just a “good feeling”. The last activity in the cycle is to “act”, which represents the correction of the undesired system status.

In *condition-based* maintenance (2), the “perceive” activity is followed by “analyse”. In this activity, the measurement data together with a model that describes the plant provide the current condition of the plant. The analysis is then followed by the decision for a maintenance measure.

In *predictive* maintenance (3), the “predict” activity uses an operating model of the plant, the planning data for future production, and the condition of the plant to estimate the remaining wear reserve and thus the time of plant failure in order to decide on the maintenance measure to be taken.

In the “decide” activity, the necessary maintenance measure is decided based on the available data and information from strategies (1), (2), or (3) and a corresponding maintenance instruction is formulated.

Der Übergang von einer Aktivität zu einer nachfolgenden erfolgt nicht augenblicklich. Manchmal entsteht eine Verzugszeit, da z.B. ein Fehler nicht sofort wahrgenommen wird, oder die Reparatur durch bestehende Lieferzeiten des Ersatzgeräts verzögert ist. Hier besteht die Möglichkeit durch neue digitale Prozesse diese Leadzeit zu minimieren.

Der gesamte Informationsfluss in der Instandhaltung von der Zustandsüberwachung (Condition Monitoring) über die voraussagende Instandhaltung (Predictive Maintenance) bis zur automatisch generierten Entscheidung über eine IH-Maßnahme (Prescriptive Maintenance) kann hierarchisch dargestellt werden, wie in Bild 3 illustriert.

Die automatisiert generierten Analysen, sei es zur Vorhersage, zur Zustandsbestimmung oder zur Empfehlung von geeigneten IH-Maßnahmen, verwenden jeweils ein geeignetes Modell, das, basierend auf Daten, ein Ergebnis produziert. Das Anla-

The transition from one activity to the next is not instantaneous. Sometimes there is a delay because, for example, a fault is not recognised immediately or the repair is delayed due to existing delivery times for the replacement device. There is an opportunity to minimise this lead time with new digital processes.

The entire information flow in maintenance, from condition monitoring and predictive maintenance to the automatically generated decision on a maintenance measure (prescriptive maintenance), can be represented hierarchically, as illustrated in Figure 3.

The automated generated analyses, whether for prediction, condition determination, or recommendation of suitable maintenance measures, each use a suitable model that produces a result based on data. The plant model is often referred to as a digi-

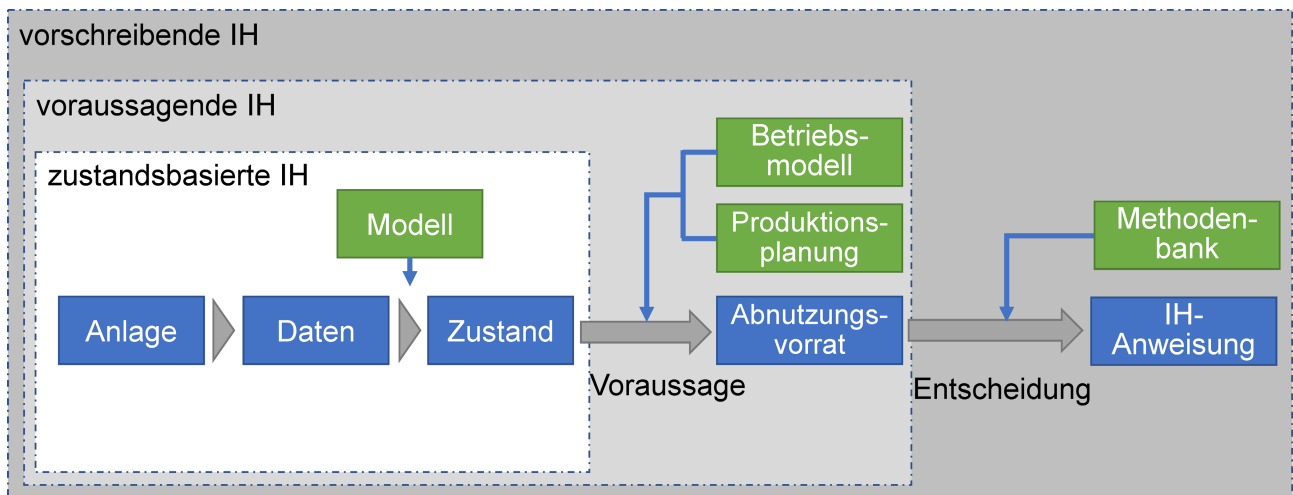


Bild 3. Informationsfluss in der Instandhaltung

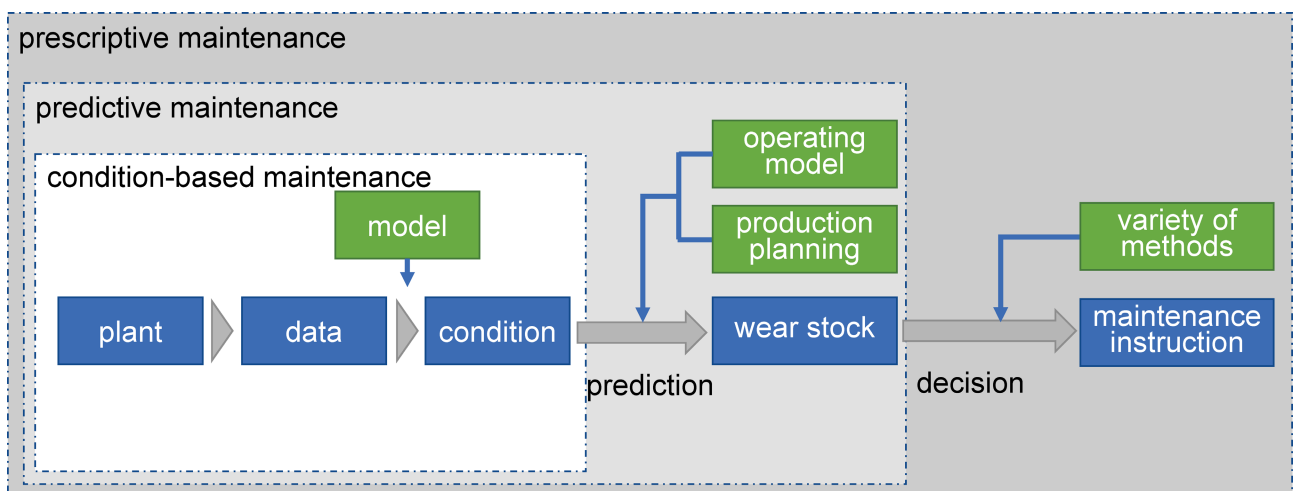


Figure 3. Information flow in maintenance

genmodell wird häufig auch als digitaler Zwilling bezeichnet. Dieser digitale Zwilling kann auf sehr umfangreichen Simulationsalgorithmen beruhen oder auf kruden Approximationen, in jedem Fall ist er eine mehr oder minder detaillierte, digitale Repräsentation der Anlage.

Der Prozess der Instandhaltung und der dazugehörige Informationsfluss sind prinzipiell davon unabhängig, ob menschliche oder informationstechnische Aktionen erfolgen. So sind die verwendeten Modelle unabhängig davon, ob sie im Kopf von Personen oder in Simulationsrechnern existieren. Im allgemeinen Verständnis hängen die verschiedenen Begrifflichkeiten der IH-Strategien davon ab, welche Aktivitäten von informationstechnischen Systemen im IH-Prozess durch die Automatisierung übernommen werden. Bild 4 zeigt den IH-Prozess mit den verschiedenen Automatisierungsgraden als IT-Anteile, die in verschiedenen Instandhaltungstypen (IH-TYP) resultieren.

6 Informationstechnisch gestützte voraussagende Instandhaltung

Nach [2; 3] hat die voraussagende Instandhaltung (Predictive Maintenance) das höchste Potenzial, die Lebenszykluskosten einer Anlage zu minimieren. Nach [4] basiert die voraussagende Instandhaltung auf der Echtzeitüberwachung und Diagnose von Systemkomponenten, Prozessen und Produktionsketten und damit auf einer permanenten automatischen Zustandsüberwachung (Condition Monitoring). Dazu müssen die Messdaten in einem deterministischen oder datenbasierten Modell bewertet werden, um den aktuellen Anlagenzustand zu definieren. Mit einem deterministischen oder

tal twin. This digital twin can be based on very extensive simulation algorithms or on crude approximations; in any case, it is to a greater or lesser extent a detailed digital representation of the plant.

In principle, the maintenance process and the associated information flow are independent of whether human or IT actions take place. The models used are therefore independent of whether they exist in the minds of people or in simulation computers. In general terms, the various terms and definitions of maintenance strategies depend on which activities are taken over by information technology systems in the maintenance process through automation. Figure 4 shows the maintenance process with the various degrees of automation as IT components, which result in different maintenance types.

6 Information technology-supported predictive maintenance

According to [2; 3], predictive maintenance has the highest potential to minimise the life cycle costs of a plant. According to [4], predictive maintenance is based on the real-time monitoring and diagnosis of system components, processes, and production chains and thus on permanent automatic condition monitoring. For this purpose, the measured data shall be evaluated in a deterministic or data-based model in order to define the current system status. With a deterministic or data-based operating model and the future production plan, the end of the wear reserve can be predicted from the current plant

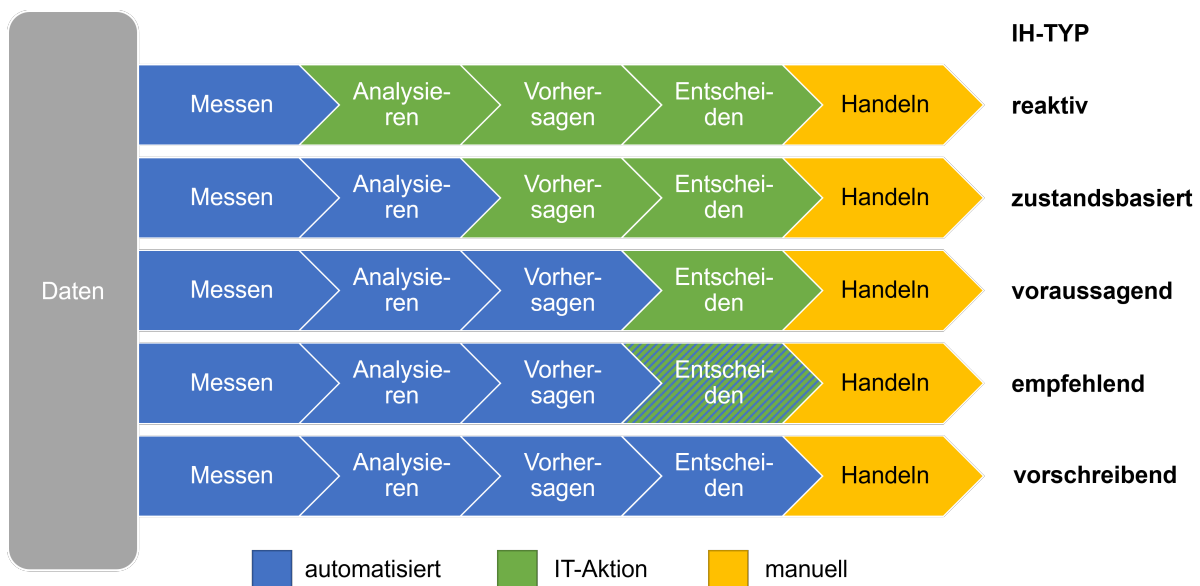


Bild 4. Instandhaltungsprozess in Anlehnung an eine Gartner-Studie [1]

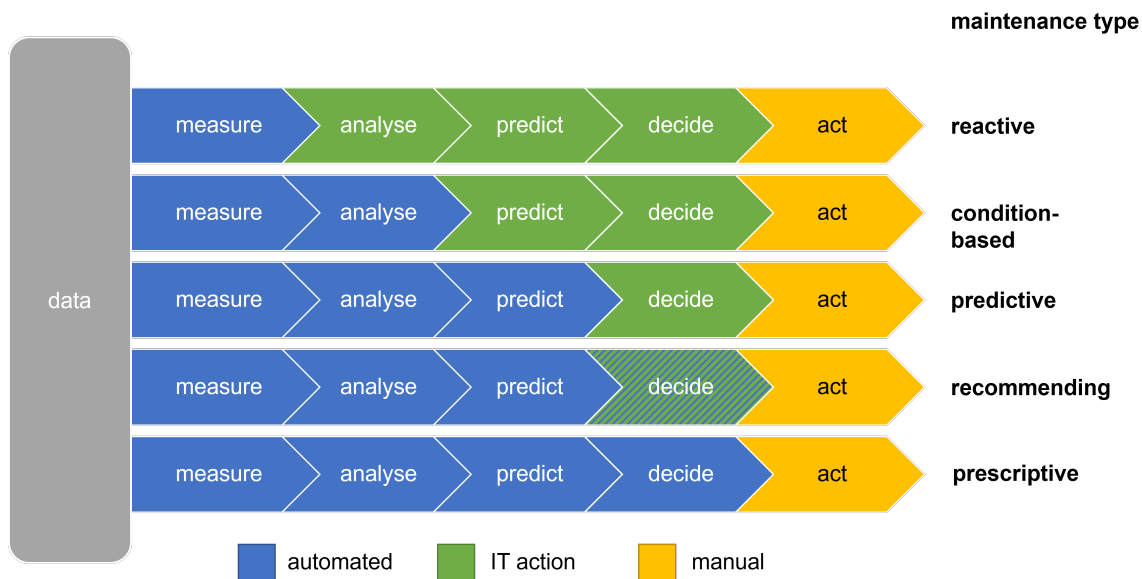


Figure 4. Maintenance process adapted from a Gartner study [1]

datenbasierten Betriebsmodell sowie dem zukünftigen Produktionsplan kann aus dem aktuellen Anlagenzustand das Ende des Abnutzungsvorrats prognostiziert werden. Das Ziel dieser Instandhaltungsstrategie besteht darin, Maßnahmen schon dann zu ergreifen, wenn die Anlage ein Verhalten zeigt, das später zu einem Ende des Abnutzungsvorrats führen kann. Dabei handelt es sich beispielsweise um den Anlagenausfall, um eine verminderte Leistung, um eine verminderte Nutzungsdauer oder um eine Verschlechterung der Produktqualität. Im Vergleich zu klassischen Strategien der Qualitätskontrolle sowie der Zustandsüberwachung von Anlagen, die im Wesentlichen vergangenheitsorientiert arbeiten und damit nur Reaktionen auf Ereignisse erlauben, bietet die voraussagende Instandhaltung durch Voraussagen das Potenzial, die Reaktionszeiten zu verlängern und sich proaktiv auf zukünftige (Schadens-)Ereignisse vorzubereiten. Damit können IH-Maßnahmen optimal in den Produktionsablauf integriert werden. Ein Beispiel für die voraussagende Instandhaltung von Windenergieanlagen ist in VDI 4551 ausführlich dargestellt.

Wenn zusätzlich eine Datenbasis für geeignete Instandhaltungsmaßnahmen existiert, kann die voraussagende Instandhaltung (Predictive Maintenance) zu einer vorschreibenden Instandhaltung (Prescriptive Maintenance) erweitert werden, bei der die notwendigen Instandhaltungsmaßnahmen automatisch generiert und optimal in den Produktionsablauf integriert werden.

Daten werden durch die Kontextualisierung mit anderen Daten aufgewertet. Dies ist in Bild 5 am Beispiel eines Raffinerieprozesses veranschaulicht.

condition. The aim of this maintenance strategy is to take measures as soon as the plant shows behaviour that could later lead to the end of the wear reserve. This could be, for example, equipment failure, reduced performance, reduced service life, or a deterioration in product quality. Compared to classic strategies for quality control and condition monitoring of plants, which are essentially past-orientated and therefore only allow reactions to events, predictive maintenance offers the potential to extend response times and proactively prepare for future (damage) events through predictions. This allows maintenance measures to be optimally integrated into the production process. An example of predictive maintenance for wind turbines is presented in detail in VDI 4551.

If there is also a database for suitable maintenance measures, predictive maintenance can be expanded to prescriptive maintenance, in which the necessary maintenance measures are automatically generated and optimally integrated into the production process.

Data is enhanced by contextualising it with other data. This is illustrated in Figure 5 using the example of a refinery process.

Daten laufen auf der Topebene in den Datenpool ein. Dies sind sehr häufig Prozessdaten und Daten über Alarme, aber auch Transaktionsdaten, z.B. das Eingabeverhalten der (Anlagen-)Bediener. Die Prozessdaten sind, für sich genommen, nicht besonders aussagekräftig, außer für den jeweiligen Prozesszustand. Die Daten werden aussagekräftig, indem sie in den Kontext anderer relevanter Daten gesetzt werden. So können zusammengesetzte Größen berechnet werden, z.B. die Energieverbrauchsrate, da diese nicht direkt gemessen, sondern aus mehreren Größen berechnet wird. Dies ist der einfachste Fall. Zusätzliche Informationen, z.B. Fehlerbäume, liefern Informationen, die zusammen mit den Prozesswerten Erkenntnisse zu Feldgerätfunktionsstörungen erbringen können.

Die Summe verschiedener Interpretationen sollte zum Ziel haben, ein aktionsfähiges Wissen zu schaffen, also ein Wissen, auf das unmittelbar eine korrigierende Aktion erfolgen kann. Im Kontext des Instandhaltungsmanagements beziehen sich die Erkenntnisse häufig, aber nicht ausschließlich, auf die Vorhersage von Geräteversagen.

Data enters the data pool at the top level. This is very often process data and data on alarms, but also transaction data such as the input behaviour of (plant) operators. The process data is not particularly meaningful on its own, except for the respective process status. The data becomes meaningful when it is placed in the context of other relevant data. In this way, composite variables can be calculated, such as the energy consumption rate, as this is not measured directly but is calculated from several variables. This is the simplest case. Additional information, such as fault trees, provide information that, together with the process values, can provide insights into field device malfunctions.

The aim of the sum of different interpretations should be to create actionable knowledge, i.e., knowledge on which corrective action can be taken immediately. In the context of maintenance management, the findings often, but not exclusively, relate to the prediction of equipment failure.

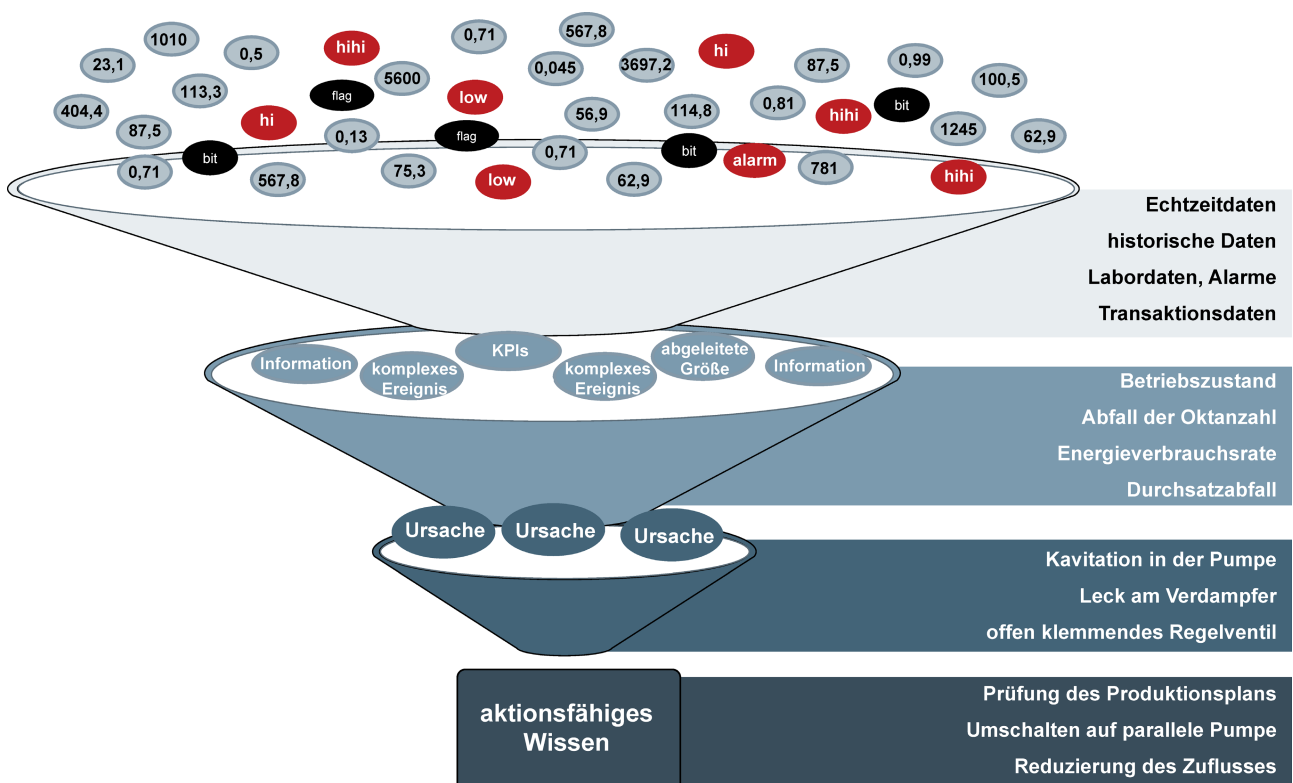


Bild 5. Beispielhafte Veranschaulichung der Aufwertung von gesammelten Daten

hihi	hoch-hoch (Alarm)	flag	digitaler Indikator
hi	hoch (Alarm)	alarm	Alarmermeldung
low	niedrig (Alarm)	KPI	Kennwert
bit	digitaler Wert in Bit		

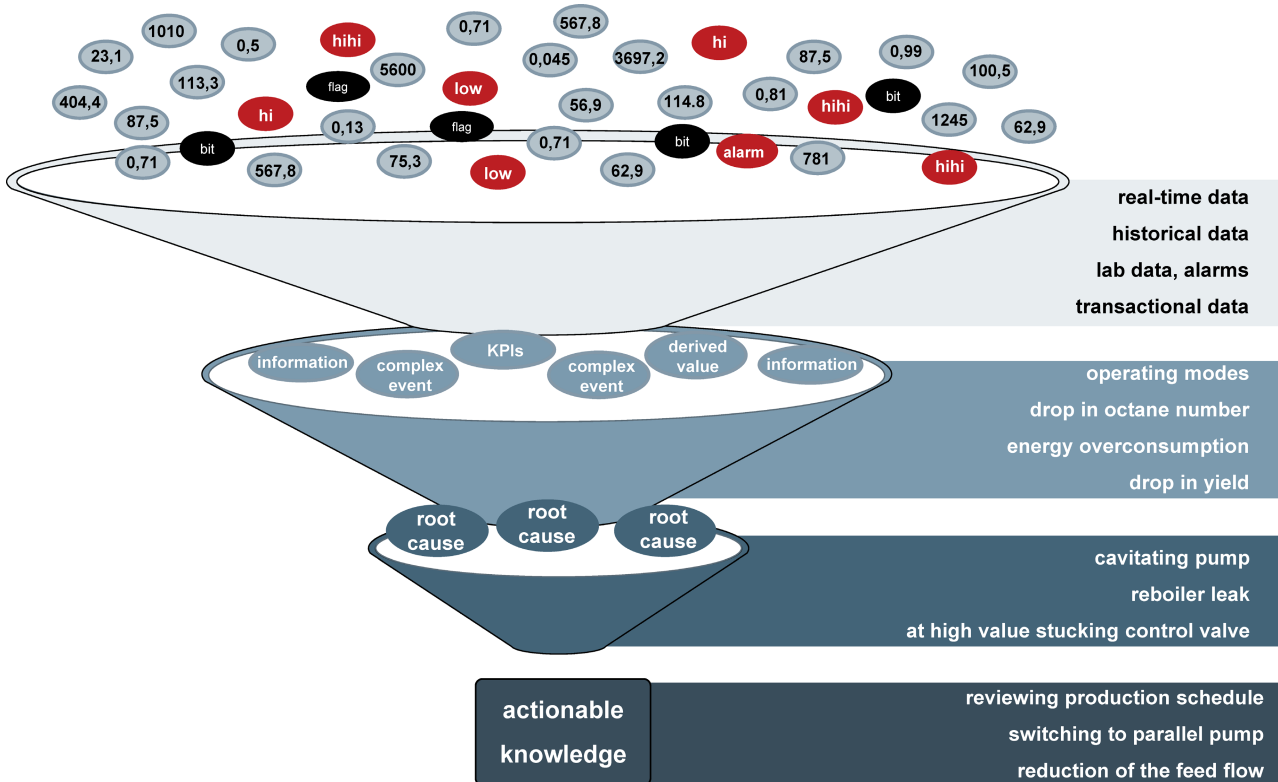


Figure 5. Exemplary illustration of the valorisation of collected data

hihi	high-high (alarm)	flag	digital indicator
hi	high (alarm)	alarm	alarm message
low	low (alarm)	KPI	characteristic value
bit	digital value in bits		

Je häufiger der Kontext eines Datums zur Interpretation genutzt wird, desto wertvoller wird ein Datum – diese Aussage kann so sicherlich unabhängig von der Domäne gemacht werden.

The more often the context of a data set is used for interpretation, the more valuable a data set becomes – this statement can certainly be made independently of the domain.

7 Datentechnische Sicht auf den Instandhaltungsprozess

Aus der Sicht des betrachteten technischen Kanals, über den die Daten gewonnen oder verteilt werden, stellt sich die Datensammlung (etwa in der Prozessindustrie) wie in Bild 6 dar.

In Bild 6 ist der Weg vom physikalischen einzelnen Messwert zur Information für eine Produktionsplanung dargestellt. Die Daten werden auf unterschiedliche Weise erhoben: automatisiert, durch IT-Aktion und manuell. Die Farbkodierung des jeweiligen Schritts ist identisch mit der Farbkodierung in Bild 3. Jede Form der Datenerhebung hat ihren individuellen Einfluss auf die Datenqualität. Die Datenerhebung startet nicht zwangsläufig mit der Messung. Abgeleitete Größen sind das Ergebnis einer Berechnung oder eines Vergleichs. Jedwede Interpretation der Daten kann eine Tendenz in der Wahrnehmung bewirken. Eine automatisierte Messung ist häufig die verlässlichste Quelle von prozessbezogenen Daten.

7 Data technology view of the maintenance process

From the perspective of the technical channel through which the data is collected or distributed, data collection (e.g., in the process industry) is as shown in Figure 6.

Figure 6 shows the path from the physical individual measured value to the information for production planning. The data is collected in different ways: automated, by IT action, and manually. The colour coding of the respective step is identical to the colour coding in Figure 3. Each form of data collection has its individual influence on data quality. Data collection does not necessarily start with measurement. Derived values are the result of a calculation or comparison. Any interpretation of the data can cause a tendency in perception. Automated measurement is often the most reliable source of process-related data.

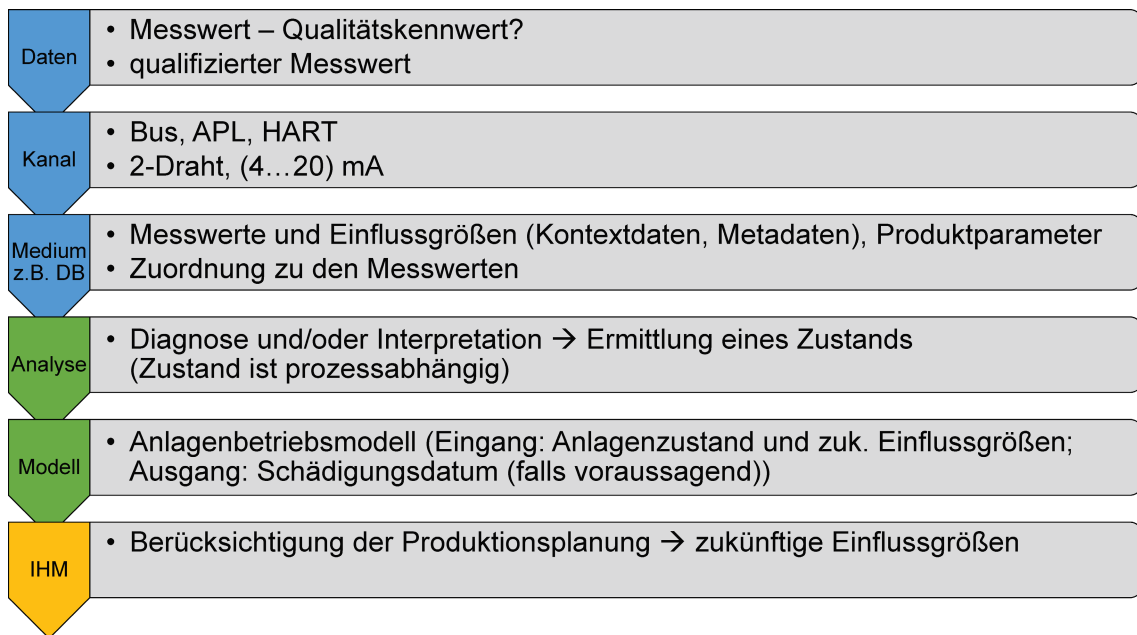


Bild 6. Blick auf den Instandhaltungsprozess aus Sicht der Daten des Gesamtprozesses

IHM Instandhaltungsmaßnahme

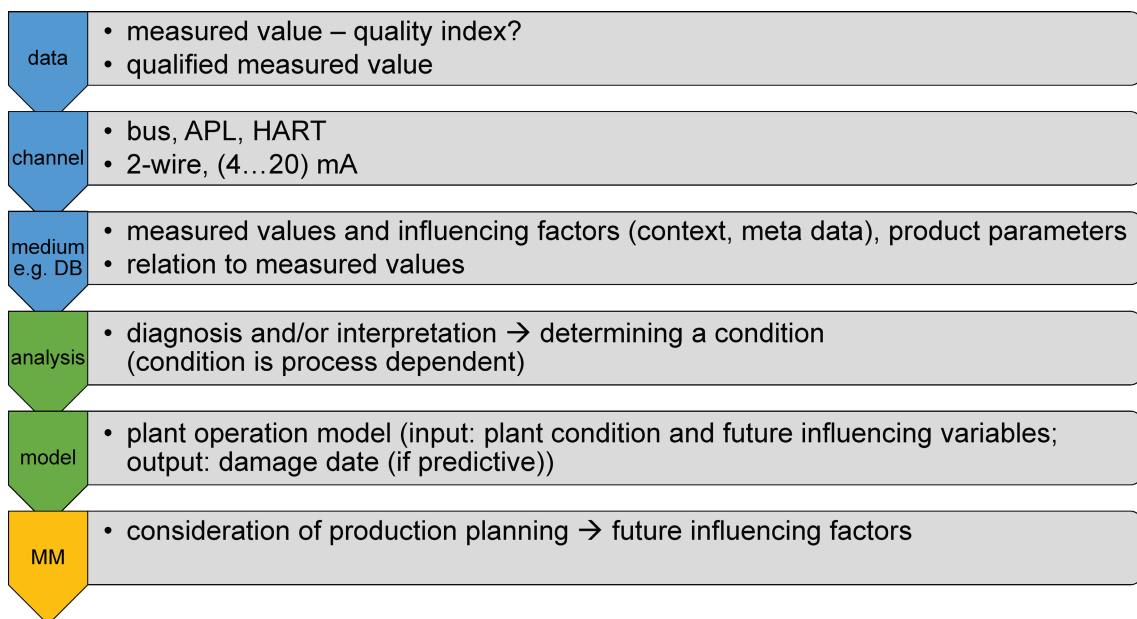


Figure 6. View of the maintenance process from the perspective of the data of the overall process

MM maintenance measure

Die einzelnen Messwerte werden über einen Bus mit entsprechendem Übertragungsprotokoll zentral abgespeichert. Wenn diese Messwerte bestimmten Prozessgrößen oder Produktparametern zugeordnet werden können, lässt sich der Zustand der Anlage oder des Prozesses ermitteln. Mit einem gültigen Anlagenbetriebsmodell kann dann ein Schädigungsdatum abgeschätzt und dieses in der Produktionsplanung berücksichtigt werden.

The individual measured values are stored centrally via a bus with a corresponding transmission protocol. If these measured values can be assigned to specific process variables or product parameters, it is possible to determine the condition of the plant or process. With a valid plant operating model, the date of damage can then be estimated and taken into account in production planning.

8 Aktionen im Prozess der voraussagenden Instandhaltung

Die voraussagende Instandhaltung basiert in Anlehnung an ISO 13374-1 und VDI 2888 (zum Teil) auf den Teilprozessen:

- Messdatenerfassung (entspricht der Aktion „Messen, Wahrnehmen“ gemäß Bild 2)
- Zustandserkennung (entspricht einem Teil der Aktion „Analysieren“ gemäß Bild 2)
- Diagnose (entspricht einem Teil der Aktion „Analysieren“ gemäß Bild 2)
- Voraussage (entspricht der Aktion „Voraussagen“ gemäß Bild 2)
- Handlungsvorschläge (entspricht der Aktion „Entscheiden“ gemäß Bild 2)

8.1 Messen/Wahrnehmen

In der Messdatenerfassung erfassen Sensoren physikalische Daten und wandeln sie in elektrische Signale, die dann in der Datenakquisition digitalisiert werden. Im folgenden Teilprozessschritt werden die Messdaten verarbeitet und verdichtet. Dazu gehören z.B. Signalanalysen, Berechnung von beschreibenden Kennzahlen, Datenerzeugung von virtuellen Sensoren aus den Rohdaten. Ergänzend werden wichtige Informationen, wie Zeitstempel, Kalibrierdaten, Datenqualitäten, Sensorkonfigurationen, Geräteidentifikatoren, erfasst und den Messdaten zugeordnet.

8.2 Analysieren (Condition Monitoring)

In der Zustandserkennung werden die Informationen aus der Messdatenerfassung mit einem Sollstatus verglichen, um Abweichungen vom Sollzustand erkennen und gegebenenfalls klassifizieren zu können. In der Zustandserkennung können deterministische, physikalische Modelle, z.B. zu Schädigungsmechanismen, Erfahrungswissen aus der Vergangenheit oder datengetriebene Modelle, z.B. zur Mustererkennung, eingesetzt werden.

Im Diagnoseprozess werden die Abweichungen der erfassten Informationen vom Sollstatus bewertet, um einen Zusammenhang zwischen den Abweichungen und Fehlerarten, Fehlerorte sowie Fehlerursachen herstellen zu können. Letztlich führt das zu einer Bewertung des Anlagenzustands. Prinzipiell liefern die gleichen Werkzeuge wie im Prozess der Zustandserkennung (deterministische physikalische Modelle, Erfahrungswissen oder Datenmodelle) das Diagnoseergebnis.

Technische Realisierungen der Ansätze des Condition Monitorings sind beispielsweise in VDI 2889, VDI 2898, VDI/VDE 3711, VDMA 24582, DIN ISO 13379-1, DIN ISO 17359, DIN ISO 17359

8 Actions in the predictive maintenance process

Adapted from ISO 13374-1 and VDI 2888 (in part), predictive maintenance is based on the sub-processes:

- measured data acquisition (corresponds to the “measure, perceive” action as shown in Figure 2)
- status detection (corresponds to part of the “analyse” action as shown in Figure 2)
- diagnosis (corresponds to part of the “analyse” action as per Figure 2)
- prediction (corresponds to the “predict” action as shown in Figure 2)
- suggested actions (corresponds to the “decide action in Figure 2)

8.1 Measure/perceive

In measured data acquisition, sensors record physical data and convert it into electrical signals, which are then digitised in data acquisition. In the following sub-process step, the measured data is processed and compacted. This includes, for example, signal analyses, calculation of descriptive key indicators, data generation of virtual sensors from the raw data. In addition, important information such as time stamps, calibration data, data qualities, sensor configurations, device identifiers are recorded and assigned to the measured data.

8.2 Analyse (condition monitoring)

In condition monitoring, the information from the measurement data acquisition is compared with a target status in order to recognise deviations from the target status and, if necessary, classify them. Deterministic, physical models, e.g., for damage mechanisms, empirical knowledge from the past, or data-driven models, e.g., for pattern recognition, can be used in condition monitoring.

In the diagnostic process, the deviations of the recorded information from the target status are evaluated to be able to establish a connection between the deviations and error types, error locations, and error causes. Ultimately, this leads to an assessment of the system status. In principle, the same tools as in the status detection process (deterministic physical models, empirical knowledge, or data models) provide the diagnostic result.

Technical realisations of the condition monitoring approaches are presented, for example, in VDI 2889, VDI 2898, VDI/VDE 3711, VDMA 24582, DIN ISO 13379-1, DIN ISO 17359,

Beiblatt 1, DIN ISO 18129, DIN ISO 18436-2, ISO 13374-1, ISO 13374-2, ISO 13374-3, ISO 13374-4 und ISO 13381-1 dargestellt.

8.3 Voraussagen/Prognostizieren

Im Teilprozess der Voraussage werden die Informationen des Diagnoseergebnisses verwendet, um den zukünftigen Anlagenzustand sowie mögliche Schadens- oder Ausfallszenarien vorherzusagen. Die Voraussage basiert auf einem Betriebsmodell der Anlage, das die verbleibende Nutzungsdauer auf Grundlage des Diagnoseergebnisses und einer angenommenen Nutzungsbelastung bestimmt. Das Betriebsmodell der Anlage kann auf deterministischen, wissensbasierten oder datengetriebenen Modellen basieren.

Aus dem Ergebnis der Voraussage lassen sich Handlungsvorschläge für die Instandsetzungsplanung oder für Betriebsänderungen ableiten. Hierzu werden im Wesentlichen wissensbasierte Planungstools verwendet.

Die Modelle für die einzelnen Teilprozesse entwickeln sich gemäß [4] im Lauf der Betriebszeit der Anlage weiter. Am Anfang der Produktion liegen zur Modellbildung nur deterministische physikalische Modelle zur Schädigungsberechnung oder zur Restlebensdauerabschätzung und Herstellerangaben vor. Im Lauf der Betriebszeit wird Erfahrungswissen gesammelt, das zur Entwicklung wissensbasierter Modelle verwendet werden kann. Weiterhin können die erfassten Messdaten und die beobachteten Instandsetzungsfälle zum Training sowie zur Validierung von datengestützten Modellen gemäß VDI/VDE 3714 Blatt 1 herangezogen werden.

8.4 Entscheiden

Im Teilprozess der Entscheidung wird die Handlungsanweisung für die notwendige Instandhaltungsmaßnahme festgelegt. Hierzu müssen der Anlagenzustand, das Ende des Abnutzungsvorrats und die IH-Methoden bekannt sowie die betrieblichen Daten vorhanden sein, um eine optimale Integration der Maßnahme in die Produktion zu erreichen. Hierbei handelt es sich um eine Optimierungsaufgabe, bei der der Anlagenzustand am Ende des Abnutzungsvorrats mit einer IH-Methode aus einer Methodenbank gemäß eines vorgegebenen Optimierungsziels (z.B. Kosten, Zeit, Ausbeute) verknüpft und so eine optimale Handlungsanweisung erzeugt wird.

DIN ISO 17359 Supplement 1, DIN ISO 18129, DIN ISO 18436-2, ISO 13374-1, ISO 13374-2, ISO 13374-3, ISO 13374-4, and ISO 13381-1.

8.3 Predict/forecast

In the prediction sub-process, the information from the diagnostic result is used to predict the future condition of the system and possible damage or failure scenarios. The prediction is based on an operating model of the plant that determines the remaining useful life based on the diagnostic result and an assumed utilisation load. The operating model of the plant can be based on deterministic, knowledge-based, or data-driven models.

Suggestions for action for maintenance planning or operational changes can be derived from the result of the prediction. Essentially, knowledge-based planning tools are used for this purpose.

According to [4], the models for the individual sub-processes continue to develop over the course of the plant's operating time. At the start of production, only deterministic physical models for calculating damage or estimating remaining service life and manufacturer information are available for modelling. Over the course of the operating time, empirical knowledge is gathered that can be used to develop knowledge-based models. Furthermore, the recorded measurement data and the observed maintenance cases can be used to train and validate data-based models in accordance with VDI/VDE 3714 Part 1.

8.4 Decide

In the decision sub-process, the instructions for the necessary maintenance measure are determined. For this purpose, the asset condition, the end of the wear reserve, and the maintenance methods shall be known and the operational data shall be available in order to optimise the integration of the measure into production. This is an optimisation task in which the plant condition at the end of the wear reserve is linked to a maintenance method from a variety of methods in accordance with a specified optimisation target (e.g., costs, time, yield), thus generating an optimal instruction for action.

9 Wertabschätzung für die Messdaten und die Modelle

In der Instandhaltung bilden die wesentlichen Leistungskennzahlen unter den verschiedenen Blickwinkeln der anlagenindividuellen IH-Strategien, die in [5] ausführlich am Beispiel des Stromnetzes dargestellt werden, die Basis der Wirtschaftlichkeitsbetrachtung. Das bedingt sehr individuelle Wirtschaftlichkeitsrechnungen, sodass an dieser Stelle nur allgemeine Strategien zur Wertabschätzung der Daten und der Modelle formuliert werden können, die um die individuellen Einflüsse der spezifischen Anlagen und deren Betrieb ergänzt werden müssen. In [6; 7] wird neben anderen Beurteilungsmethoden neuer Technologien die Kapitalwertmethode vorgeschlagen, um den monetären Wert von Innovationsansätzen, insbesondere im Zusammenhang mit Investitionsentscheidungen, abzuschätzen. In diesem Zusammenhang können drei Basisstrategien unterschieden werden: der Barwertvergleich von Auszahlungsreihen, der Barwertvergleich von verschiedenen Risiken als Auszahlungsreihen und der reine Vergleich zweier Risiken.

Barwertvergleich von Auszahlungsreihen

Prinzipiell kann der Wert der Big-Data-Anwendungen und damit der Daten und der Modelle als Barwertdifferenz von zwei diskontierten Auszahlungsreihen über einen definierten Betrachtungszeitraum ermittelt werden. Hierzu werden die Instandhaltungsszenarien mit und ohne Big-Data-Anwendung als Auszahlungsreihen über einen definierten Betrachtungszeitraum modelliert. Dabei werden Effekte, z.B. Laufzeitverlängerungen, Einsparungen bei Produktionsausfällen, Ersatzinvestitionen, IH-Kosten, Pönalen, den einzelnen Jahren zugeordnet. Jede Auszahlungsreihe liefert unter Berücksichtigung des angesetzten kalkulatorischen Zinses einen Barwert. So repräsentiert der Barwert A die Auszahlungen für die Anlage im Betrachtungszeitraum, wenn die Instandhaltung ohne eine Big-Data-Anwendung durchgeführt wird. Der Barwert B repräsentiert die Auszahlungen für die Anlage im gleichen Zeitraum, wenn die Instandhaltung mit einer Big-Data-Anwendung durchgeführt wird. Der Wert der Daten und Modelle folgt aus der Differenz ΔS der beiden Barwerte.

Wert der Big-Data-Anwendung $\Delta S = B - A$

Barwertvergleich von Auszahlungsreihen mit Berücksichtigung verschiedener Risiken

Bei einer risikobasierten Instandhaltung können die Risiken, die bei den verschiedenen Instandhaltungsstrategien auftreten, wie jährlich fällige Versicherungsprämien, betrachtet werden und als Aus-

9 Value estimation for the measurement data and the models

In maintenance, the key performance indicators form the basis of the profitability analysis from the various perspectives of the plant-specific maintenance strategies, which are described in detail in [5] using the example of the electricity grid. This requires very individualised economic efficiency calculations, so that only general strategies for estimating the value of the data and the models can be formulated here, which shall be supplemented by the individual influences of the specific plants and their operation. In [6; 7], the net present value method is proposed alongside other assessment methods for new technologies to estimate the monetary value of innovation approaches, particularly in connection with investment decisions. In this context, three basic strategies can be distinguished: the cash value comparison of payment series, the cash value comparison of different risks as payment series, and the pure comparison of two risks.

Cash value comparison of payment series

In principle, the value of the big data applications and thus of the data and the models can be determined as the cash value difference of two discounted payment series over a defined observation period. For this purpose, the maintenance scenarios with and without the big data application are modelled as payment series over a defined observation period. Effects such as service life extensions, savings on production downtime, replacement investments, maintenance costs, penalties, are allocated to the individual years. Each payment series provides a cash value, taking into account the input interest rate. For example, the cash value A represents the payments for the plant in the period under review if maintenance is carried out without a big data application. The cash value B represents the payments for the plant in the same period if the maintenance is carried out with a big data application. The value of the data and models is derived from the difference ΔS between the two cash values.

value of the big data application $\Delta S = B - A$

Cash value comparison of payment series with consideration of various risks

With risk-based maintenance, the risks that occur with the various maintenance strategies can be viewed, like annually due insurance premiums, and interpreted as payment series. The risk R is calcu-

zahlungsreihen interpretiert werden. Das Risiko R berechnet sich als Produkt von Schadenshöhe SH durch den Anlagenausfall (z.B. Pönalen, Ausfall der Umsatzerlöse, IH-Kosten, Investitionen) und Eintrittswahrscheinlichkeit P_{SCH} des Schadens im Jahr:

$$R = P_{SCH} \cdot SH$$

Wenn durch den Einsatz von Big-Data-Anwendungen die Schadenshöhe oder die Eintrittswahrscheinlichkeit gesenkt werden kann, verringert sich das Risiko. Die Risikodifferenz ΔR kann aus dem Risiko ohne Big-Data-Anwendung R_A und dem Risiko mit Big-Data-Anwendung R_B mit

$$\Delta R = R_B - R_A$$

für jedes Jahr im Betrachtungszeitraum berechnet und als Zahlungsreihe interpretiert werden. Der Barwert dieser Zahlungsreihe stellt dann den Wert der Big-Data-Anwendung dar.

Zusätzlich zu den Risikowerten lassen sich auch die anderen Effekte der verschiedenen Instandhaltungsszenarien A und B, z.B. Laufzeitverlängerungen, IH-Kosten, Ersatzinvestitionen, als jährliche Auszahlungen interpretieren und können so zusätzlich in die Barwertbetrachtung der Risikodifferenz einfließen.

Vergleich von Risiken

Unter der Prämisse, dass bei einer idealen daten- und modellbasierten Instandhaltung das Grundrisiko R_A ohne Big-Data-Anwendung bis auf den Wert 0 gesenkt wird, hängt der Wert der Daten und Modelle nur von der realen Datenqualität und der realen Aussagesicherheit der Modelle ab. Im Fall der voraussagenden Instandhaltung gemäß Bild 3 wird zuerst der Anlagenzustand mit Daten und einem Modell ermittelt und dann der Abnutzungsvorrat der Anlage wiederum mit Daten und einem Modell abgeschätzt. Die Datenqualitäten und die Aussagesicherheiten der Modelle bestimmen dabei das reale Risiko R_B :

$$R_B = (1 - x_{DQ} \cdot x_{AM} \cdot x_{BM} \cdot x_{PP}) \cdot R_A$$

Dabei stellt in der Zustandsbeschreibung der Faktor x_{DQ} einen Kennwert der Datenqualität zwischen 0 und 1 dar, wobei 1 die beste Datenqualität beschreibt. Der Faktor x_{AM} stellt die Aussagesicherheit des Modells zur Zustandsbeschreibung der Anlage dar. Zur Vorhersage des restlichen Abnutzungsvorrats der Anlage müssen die Aussagesicherheit des Betriebsmodells x_{BM} zwischen 0 und 1 sowie die Sicherheit der Produktionsplanung x_{PP} zwischen 0 und 1 berücksichtigt werden. Die Kennwerte der Datenqualitäten und die Aussagesicherheiten der Modelle werden miteinander multipliziert.

lated as the product of the amount of damage SH caused by the system failure (e.g., penalties, loss of sales revenue, maintenance costs, investments) and the probability of occurrence P_{SCH} of the damage in the year:

$$R = P_{SCH} \cdot SH$$

If the level of damage or the probability of occurrence can be reduced through the use of big data applications, the risk is reduced. The risk difference ΔR can be calculated from the risk without big data application R_A and the risk with big data application R_B with

$$\Delta R = R_B - R_A$$

for each year in the period under review and interpreted as a payment series. The cash value of this payment series then represents the value of the big data application.

In addition to the risk values, the other effects of the various maintenance scenarios A and B, such as service life extensions, maintenance costs, replacement investments, can also be interpreted as annual payments and can thus also be included in the present value analysis of the risk difference.

Comparison of risks

Assuming that the basic risk R_A is reduced to 0 in ideal data- and model-based maintenance without the use of big data, the value of the data and models depends only on the real data quality and the real reliability of the models. In the case of predictive maintenance as shown in Figure 3, the plant condition is first determined using data and a model and then the wear reserve of the plant is estimated using data and a model. The data quality and the reliability of the models determine the real risk R_B :

$$R_B = (1 - x_{DQ} \cdot x_{AM} \cdot x_{BM} \cdot x_{PP}) \cdot R_A$$

In the condition description, the factor x_{DQ} represents a characteristic value of the data quality between 0 and 1, with 1 describing the best data quality. The factor x_{AM} represents the reliability of the model for describing the condition of the plant. To predict the remaining wear reserve of the plant, the reliability of the operating model x_{BM} between 0 and 1 and the reliability of the production planning x_{PP} between 0 and 1 shall be taken into account. The characteristic values of the data qualities and the reliability of the models are multiplied together.

Die Risikodifferenz

$$\Delta R = R_B - R_A = -x_{DQ} \cdot x_{AM} \cdot x_{BM} \cdot x_{PP} \cdot R_A$$

stellt auch hier den Wert der Daten und der Modelle dar. Generell lassen sich mit dieser Betrachtung auch Effekte, die von der Nutzungsdauer der Anlage abhängen, berücksichtigen. So können höhere Aussagesicherheiten der Modelle oder verbesserte Datenqualitäten, die sich mit kontinuierlichem Training erreichen lassen, wertsteigernd wirken.

Wenn dieser Wert als jährliche Einzahlung über die Nutzungsdauer der Anlage diskontiert betrachtet wird, lässt sich aus dem Barwert das Investitionsbudget für die notwendige Datenerfassungsinfrastruktur und für die Entwicklung der Modelle ableiten.

Es ist nicht möglich, Applikationen, die Daten verwenden, pauschal zu bewerten. Die jeweilige Anwendung bestimmt, welche Daten in welchem Umfang und zu welchem Zweck verwendet werden. Danach sind die Zugänglichkeit und Qualität der Daten entscheidend für den Erfolg der Anwendung. In Tabelle 1 wird an Beispielen verdeutlicht, wie unterschiedlich die Anwendungen sind und welchen Einfluss die spezifische Applikation auf die betroffenen Arbeitsprozesse haben kann.

The risk difference

$$\Delta R = R_B - R_A = -x_{DQ} \cdot x_{AM} \cdot x_{BM} \cdot x_{PP} \cdot R_A$$

also represents the value of the data and the models here. In general, this approach can also consider effects that depend on the useful life time of the plant. For example, greater reliability of the models or improved data quality, which can be achieved with continuous training, can increase the value.

If this value is considered as an annual payment discounted over the useful plant live time, it is possible to derive the investment budget for the necessary data collection infrastructure and for the development of the models from the cash value.

It is not possible to make a generalised assessment of applications that use data. The respective application determines which data is used to what extent and for what purpose. The accessibility and quality of the data are then decided by the success of the application. Table 1 uses examples to illustrate how different the applications are and what influence the specific application can have on the work processes concerned.

Tabelle 1. Charakter und Ausprägung der IH-Aktivitäten

	Wahrnehmen/ Beschreibung	Analysieren	Vorhersagen	Entscheiden	Handeln
Allgemeine Situationsbeschreibung	Nach Auftreten eines Fehlers: In der Mehrzahl der Fälle wird eine Messstelle im Feld stehen, deren Werte nicht konklusiv sind. In vielen Fällen kann eine längere Zeit vergehen zwischen dem Auftreten eines Fehlers und dessen Kenntnisnahme.	Die Analyse meint die Ergründung, warum es zu einem Ausfall, einer Fehlfunktion der Betrachtungseinheit gekommen ist und wie eine mögliche Behebung zu realisieren ist.	Daten werden genutzt, um eine Vorhersage eines ungewünschten Geräte- oder Prozesszustands zu machen. Dies erlaubt eine zeitliche Planung, um den Effekt des Zustandswechsels zu minimieren.	Die Entscheidung, was zu tun ist, obliegt den Verantwortlichen des Prozesses. Für die Entscheidung werden häufig Informationen berücksichtigt, die nicht Teil des PLS sind und deshalb ist dies meist ein manueller Vorgang.	Dies ist auch ein Vorgang, der in der Regel durch einen Menschen ausgeführt wird, in seltenen Fällen kann das Austauschen eines Geräts automatisiert ausgeführt werden.
Manuell regelmäßige Routengänge im Feld	Dies kann eine manuelle Messung sein, z.B. die Messung eines Füllstands in einem Tank einer Tankfarm.	Die Fehlersuche vor Ort kann beispielsweise eine Suche nach einem unterbrochenen Kabel oder mechanischen Fehlern sein.	Dies kann geschehen auf Basis von Erfahrungswerten, z.B.: „Diese Pumpe sollte einmal pro Jahr gewartet werden.“	Es ist zu entscheiden, wie mit der festgestellten Situation umzugehen ist. Dies ist in vielen Fällen eine Reparatur oder der Austausch eines Feldgeräts (falls möglich).	Diese Aktivität ist separat von der Entscheidung zu betrachten, weil diese für sich automatisiert sein könnte. Die Reparatur an sich ist selten Teil der Automation.

Tabelle 1. Charakter und Ausprägung der IH-Aktivitäten (Fortsetzung)

	Wahrnehmen/ Beschreibung	Analysieren	Vorhersagen	Entscheiden	Handeln
Automatisierung 1 volle Nutzung der verfügbaren Gerätedaten	Die Betrachtungseinheit meldet ihren Fehlerstatus an das Leit- oder Steuerungssystem. Dort wird das Signal vom Bediener mehr oder weniger schnell wahrgenommen. (→Verzugszeit) Die Signalisierung erfolgt bei Auftreten des Fehlers aufgrund einer automatischen Diagnose eines Fehlers im Gerät. Diese Signalisierung erleichtert die Wahrnehmung eines Problems.	Die Messstelle verfügt über eigene Diagnosefunktionen, die dem Bediener Hinweise geben, was das Problem ist, z. B. mit HART als Protokoll zur Übertragung von Diagnosedaten. Der übertragene Fehlercode erlaubt normalerweise die Eingrenzung der Fehlerursache.	Gerätedaten allein bieten unter normalen Voraussetzungen nicht die Basis für eine Vorhersage. Die historischen Daten für die Feldgeräte können es unter gewissen Randbedingungen erlauben, mittels datengetriebener Algorithmen eine Vorhersage zu tätigen.	Die Entscheidung, basierend auf den Daten, wird in der Regel durch den Bediener erfolgen. Ein gefundener Defekt muss nicht eine sofortige Aktivität anzeigen. Die neuen Erkenntnisse können z. B. für eine informierte Stillstandsplanung genutzt werden.	Ein manueller Austausch oder eine manuelle Reparatur wird vorgenommen.
Automatisierung 2 zusätzliche Analyse, basierend auf Prozessdaten	Prozessdaten, also vom Prozess aufgenommene Messwerte, dienen als Grundlage der Bewertung. Dies sind z. B. Vibrationsdaten, die mit Schwingungssensoren aufgenommen werden.	Zur Analyse werden datengetriebene Modelle genutzt. Neuronale Netze werden mit Prozessdaten trainiert.	Zur Vorhersage werden datengetriebene Modelle genutzt. Neuronale Netze werden mit Prozessdaten trainiert.	Basierend auf den Daten der Analyse und Vorhersage kann eventuell eine Empfehlung algorithmisch generiert werden.	
Automatisierung 3 zusätzliche Analyse, basierend auf Geräte-Know-how	Dieses Know-how mag sich durch ein Modell des Geräts darstellen, das Analysen erlaubt. Das Modell basiert auf Kenntnissen des Produktdesigns und verlangt zunächst keine zusätzlichen Daten. Analyseergebnisse beziehen erst zu einem späteren Zeitpunkt Verschleißmodelle, basierend auf Prozessdaten, ein.	Die Analyse basierend auf Modellen mit Designkenntnis ist auch bei Fehlen historischer Daten möglich, wenn die Modelle ausreichend detailliert sind. Bei Neuanlagen mag dies eine Hürde darstellen.	Die Vorhersage basiert häufig auf Heuristiken oder mathematischen Modellen. Dies lässt sich auch mit Prozessdaten kombinieren, um die Zuverlässigkeit zu erhöhen.	Fehlerbäume können für automatisiert generierte Empfehlungen genutzt werden.	Planung und Umsetzung können unter Berücksichtigung der Erkenntnisse aus den Analysen erfolgen. Dies schafft zusätzliches Optimierungspotenzial.

Tabelle 1. Charakter und Ausprägung der IH-Aktivitäten (Fortsetzung)

	Wahrnehmen/ Beschreibung	Analysieren	Vorhersagen	Entscheiden	Handeln
Emergenz Maßnahmen, die die Aktivitäten der IH effizienter machen, aber nichts mit der eigentlichen Automatisierung des IH-Prozesses (im engen Sinne) zu tun haben	Die Anzeige von Diagnosedaten und die automatisierte Benachrichtigung der Verantwortlichen verkürzt die Kommunikationswege entscheidend.	Das Analyseergebnis kann über denselben Weg kommuniziert werden, dadurch gelangen aktionsfähige Aktionen schnell an die Stelle, an der sie ausgeführt werden oder an der darüber entschieden wird.	Vorhersagen können ebenso kommuniziert werden, sind jedoch meist nicht so zeitsensitiv wie das Wahrnehmen und Analysieren.	Die Entscheidung kann ebenfalls über ein mobiles Endgerät an den Umsetzer kommuniziert werden, z. B. bei der Teilautomatisierung der Bestellprozesse.	Das Handeln ist in der IH häufig die Bestellung eines Bauteils oder die Beauftragung einer Dienstleistung.

Table 1. Character and characteristics of maintenance activities

	Perceive/ describe	Analyse	Predict	Decide	Act
General description of the situation	After an error occurs: In the majority of cases, there will be a measuring point in the field whose values are not conclusive. In many cases, a longer period of time may elapse between the occurrence of an error and its notification.	The analysis means finding out why a failure or malfunction of the unit regarded has occurred and how a possible remedy is to be realised.	Data is used to predict an undesired device or process status. This allows early planning to minimise the effect of the status change.	The decision as to what is to be done is the responsibility of those in charge of the process. The decision is often based on information that is not part of the PMS and is therefore usually a manual process.	This is also a process that is usually carried out by a human, in rare cases the replacement of a device can be automated.
Manual regular routes in the field	This can be a manual measurement, e.g., the measurement of a fill level in a tank on a tank farm.	Troubleshooting on site can be, e.g., a search for interrupted cables or mechanical faults.	This can be done on the basis of empirical values, e.g.: "This pump should be serviced once a year."	A decision on how to deal with the detected situation has to be made. In many cases, this is to repair or replace a field device (if possible).	This activity is to be considered separately from the decision, as it could be automated separately. The repair itself is rarely part of the automation.
Automation 1 full utilisation of the available device data	The unit regarded reports its error state to the control system. There, the signal is recognised by the operator more or less quickly (→ delay time). Signalling takes place when the fault occurs due to an automatic diagnosis of a fault in the device. This signalling makes it easier to detect a problem.	The measuring point has its own diagnostic functions, which give the operator an indication of what the problem is, e.g., using HART as the protocol for transmitting diagnostic data. The transmitted error code normally allows the cause of the error to be localised.	Under normal conditions, device data alone do not provide the basis for a prediction. Under certain conditions, the historical data for the field devices can allow a prediction to be made using data-driven algorithms.	The decision based on the data is usually made by the operator. A detected defect does not necessarily indicate immediate activity. The new findings can be used for informed downtime planning, for example.	A manual replacement or a manual repair is carried out.

Table 1. Character and characteristics of maintenance activities (continued)

	Perceive/ describe	Analyse	Predict	Decide	Act
Automation 2 additional analysis based on process data	Process data, i.e., measured values recorded from the process, serve as the basis for the evaluation. These are, for example, vibration data recorded with vibration sensors.	Data-driven models are used for analysis. Neural networks are trained with process data.	Data-driven models are used for prediction. Neural networks are trained with process data.	Based on the data from the analysis and prediction, it may be possible to generate a recommendation using algorithms.	
Automation 3 additional analysis based on device expertise	This know-how may be represented by a model of the device that allows analyses. The model is based on knowledge of the product design and does not initially require any additional data. Analysis results only include wear models based on process data at a later stage.	Analysing based on models with design knowledge is possible even in the absence of historical data if the models are sufficiently detailed. This may be a hurdle for new installations.	The prediction is often based on heuristics or mathematical models. It is also possible to combine this with process data to increase reliability.	Fault trees can be used for automated recommendations.	Planning and implementation can be carried out taking into account the findings from the analyses. This creates additional optimisation potential.
Emergence measures that make maintenance activities more efficient but have nothing to do with the actual automation of the maintenance process (in the narrow sense)	The display of diagnostic data and automated notification of those responsible shortens communication channels decisively.	The result of the analysis can be communicated via the same channel, which means that actionable actions can quickly reach the point where they are carried out or decided upon.	Predictions can also be communicated but are usually not as time sensitive as perceiving and analysing.	The decision can also be communicated to the implementer via a mobile device, e.g., for the partial automation of ordering processes.	Acting in maintenance often means the ordering of a component or the commissioning of a service.

Die Aktivitäten des IH-Prozesses können vereinfacht in einem Demingkreis dargestellt werden. In Bild 7 ist ein vereinfachter Kreis mit drei Aktivitäten gezeigt. Ziel der Vernetzung von Datenquellen in der IH ist häufig die Verringerung von Latenzzeiten zwischen den Aktivitäten. Die Automatisierung der Analyse macht es nicht nur möglich, *mehr* Komponenten zu analysieren, sondern dies auch *häufiger* zu tun. Dadurch wird ein klares Bild des aktuellen Anlagenzustands geschaffen, das eine effektive und nachhaltige Planung der IH-Aktivitäten erlaubt.

Dies geht einher mit einer substanziellen Steigerung der Effizienz der IH und der Erhöhung der Verfügbarkeit bei sinkenden Kosten.

The activities of the maintenance process can be visualised in a simplified Deming circle. Figure 7 shows a simplified circle with three activities. The aim of networking data sources in maintenance is often to reduce latency times between activities. Automating the analysis not only makes it possible to analyse *more* components, but also to analyse them *more frequently*. This creates a clear figure of the current system status, which allows effective and sustainable planning of maintenance activities.

This goes hand in hand with a substantial increase in the efficiency of maintenance and an increase in availability with falling costs.



Bild 7. Einfacher Demingkreis für den IH-Prozess

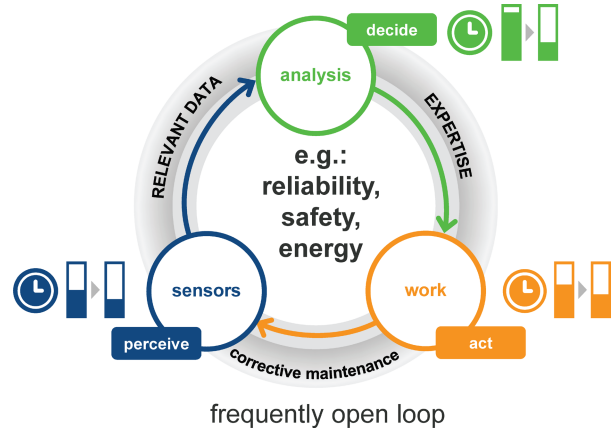


Figure 7. Simple Deming circle for the maintenance process

Anhang Beispielrechnung zur Wertermittlung von Daten und Modellen in der prädikativen Instandhaltung

Ausgangsszenario A – Instandhaltung ohne Big-Data-Anwendung

In den Beispielrechnungen wird ein Anlagenwert von 10 Mio. € angenommen. Damit beträgt eine Ersatzinvestition am Ende des Nutzungszeitraums von fünf Jahren sowie die angenommene Schadenshöhe auch 10 Mio. €. Ferner wird ein jährlicher Instandhaltungsaufwand von 10000 € berücksichtigt. In Tabelle A1 sind die Werte als Auszahlungen mit negativem Vorzeichen dargestellt.

Dabei wird zusätzlich angenommen, dass sich die jährliche Eintrittswahrscheinlichkeit des Schadens, beginnend mit einem Schaden in zwei Jahren, das entspricht 0,14 %, jährlich verdoppelt. In Tabelle A3, Block A sind die Werte als Auszahlungen mit negativem Vorzeichen erfasst.

Szenario B – Instandhaltung mit Big-Data-Anwendung

Für das Big-Data-Projekt müsste 1 Mio. € investiert werden. Darüber hinaus fallen jedes Jahr Optimierungskosten von 10000 € an. Alle fünf Jahre fällt eine Modellanpassung an, bei der ebenfalls 1 Mio. € investiert werden müssen. In Tabelle A2, Block A und in Tabelle A4, Block A sind diese Werte als Auszahlungen mit negativen Vorzeichen berücksichtigt.

Dazu wird angenommen, dass die jährlichen Eintrittswahrscheinlichkeiten, beginnend bei einem Schaden alle zwei Jahre (0,14 %), für vier Jahre konstant bleiben und sich erst im fünften Jahr verdoppeln, um dann weitere vier Jahre konstant zu bleiben. In Tabelle A3, Block B sind die Werte als Auszahlungen mit negativem Vorzeichen erfasst.

Annex Sample calculation for determining the value of data and models in predictive maintenance

Initial scenario A – Maintenance without big data application

In the example calculations, an asset value of € 10 million is assumed. This means that a replacement investment at the end of the utilisation period of five years and the assumed amount of damage is also € 10 million. Furthermore, annual maintenance costs of € 10000 are taken into account. Table A1 shows the values as payments with a negative sign.

It is also assumed that the annual probability of occurrence of the loss doubles each year, starting with one loss in two years, which corresponds to 0,14 %. In Table A3, Block A, the values are recognised as payments with a negative sign.

Scenario B – Maintenance with big data application

€ 1 million would have to be invested in the big data project. In addition, optimisation costs of € 10000 are incurred every year. A model adjustment is required every five years, which also requires an investment of € 1 million. Table A2, Block A and Table A4, Block A show these values as payments with a negative sign.

It is assumed that the annual probabilities of occurrence remain constant for four years, starting with one loss every two years (0,14 %), and only double in the fifth year and then remain constant for a further four years. In Table A3, Block B, the values are recorded as payments with a negative sign.

Table A2. Derivation of the amortisation period and net present value of gross profit for the period under review

		Period under review in years											
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Block A	investment in big data application with follow-up costs, in thousand €	-1000	-10	-10	-10	-10	-1000	-10	-10	-10	-10	-10	-1000
	discounted payments, in thousand €	-1000	-10	-9	-9	-8	-784	-7	-7	-7	-6	-614	
Block B	cumulative payments, in thousand €	-1000	-1010	-1020	-1030	-1040	-2040	-2050	-2060	-2070	-2080	-3080	
	accumulated discounted payments, in thousand €	-1000	-1010	-1019	-1027	-1035	-1819	-1826	-1834	-1840	-1847	-2461	
Block C	ΔS as payment, in thousand €		5	5	5	5	9995	5	5	-9990	5	10005	
	discounted value ΔS as payment, in thousand €		5	5	4	4	7831	4	4	-6762	3	6142	
Block D	gross profit: deposit – payment, in thousand €	-1000	-5	-5	-5	-5	8995	-5	-5	-10000	-5	9005	
	discounted gross profit, in thousand €	-1000	-5	-5	-4	-4	7048	-4	-4	-6768	-3	5528	
Block E	accumulated gross profit, in thousand €	-1000	-1005	-1010	-1015	-1020	7975	7970	7965	-2035	-2040	6965	
	accumulated discounted gross profit, in thousand €	-1000	-1005	-1009	-1014	-1018	6030	6026	6023	-746	-749	4779	
	Net present value gross profit, in thousand €	4779											

Gemäß Tabelle A2, Block E kann der erste Amortisationszeitpunkt vor dem geplanten Ersatz der Anlage im 8. Betriebsjahr mit vier Jahren abgeschätzt werden.

Barwertvergleich von Auszahlungsreihen mit Berücksichtigung verschiedener Risiken

Der Nutzen der Instandhaltung mit der Big-Data-Anwendung lässt sich mit der Verringerung des Schadenrisikos beschreiben. Die entsprechenden Risiken sind in Tabelle A3 als Auszahlungen mit negativen Vorzeichen dargestellt. Im Block A sind die Risiken ohne Big-Data-Anwendung und im Block B die Risiken mit Big-Data-Anwendung dargestellt. Die kumulierte diskontierte Risikodifferenz ΔR liefert dann mit 8,853 Mio. € in Tabelle A3, Block C den Wert der Big-Data-Anwendung.

Sicherlich ist diese Annahme der Verschleißdynamik im Einzelfall anzupassen, doch ist dadurch einer der wesentlichen Aspekte des datenbasierten Instandhaltungsmanagements angemessen berücksichtigt.

According to Table A2, Block E, the first amortisation full stop before the planned replacement of the plant in the 8th year of operation can be estimated at four years.

Cash value comparison of payout series with consideration of various risks

The benefit of maintenance with the big data application is possible to describe as a reduction in the risk of damage. The corresponding risks are shown in Table A3 as payouts with a negative sign. Block A shows the risks without the big data application and Block B the risks with the big data application. The cumulative discounted risk difference ΔR then provides the value of the big data application at € 8,853 million in Table A3, Block C.

Of course, this assumption shall be adapted to the wear dynamics in each individual case, but it does adequately consider one of the essential aspects of data-based maintenance management.

Table A4. Derivation of the amortisation period and net present value of gross profit, taking risks into account

		Period under review in years										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Block A	investment in big data application with follow-up costs, in thousand €	-1000	-10	-10	-10	-10	-1000	-10	-10	-10	-10	-1000
	discounted investment payments, in thousand €	-1000	-10	-9	-9	-8	-784	-7	-7	-7	-6	-614
Block B	cumulative investment payments, in thousand €	-1000	-1010	-1020	-1030	-1040	-2040	-2050	-2060	-2070	-2080	-3080
	accumulated discounted investment payments, in thousand €	-1000	-1010	-1019	-1027	-1035	-1819	-1826	-1834	-1840	-1847	-2461
Block C	value (risk difference ΔR) as payment, in thousand €		0	14	41	96	192	411	849	1726	3452	6959
	discounted value (ΔR) as payment, in thousand €		0	12	36	79	150	307	604	1168	2225	4272
Block D	gross profit deposit – payment, in thousand €	-1000	-10	4	31	86	-808	401	839	1716	3442	5959
	discounted gross profit, in thousand €	-1000	-10	3	27	71	-633	299	596	1161	2219	3658
Block E	accumulated gross profit, in thousand €	-1000	-1010	-1006	-975	-889	-1698	-1297	-457	1259	4701	10 660
	accumulated discounted gross profit, in thousand €	-1000	-1010	-1006	-979	-909	-1542	-1243	-646	515	2734	6392
	Net present value gross profit, in thousand €	6392										

Tabelle A5. Wert der Daten und des Modells als Risikodifferenz

Grundrisiko R_A ohne Big-Data-Anwendung		
Schadenshöhe in T€		-10000,00
Eintrittswahrscheinlichkeit im Jahr		1,00 %
Grundrisiko R_A in T€		-100,00
Instandhaltung mit Big-Data-Anwendung		
Kennwert der Datenqualität zur Zustandserkennung x_{DQ}		0,95
Sicherheit des Anlagenmodells zur Zustandserkennung x_{AM}		0,90
Sicherheit des Betriebsmodells zur Bestimmung des Abnutzungsvorrats x_{BM}		0,90
Sicherheit der Produktionsplanung zur Bestimmung des Abnutzungsvorrats x_{PP}		0,80
Risiko R_B vorhersagenden Instandhaltung in T€		-38,44
Wert der Daten und des Modells als Risikodifferenz		
Vorhersagende Instandhaltung in T€		61,56

Table A5. Value of the data and the model as risk difference

Basic risk R_A without big data application		
Amount of loss, in thousand €		-10000,00
Probability of occurrence in the year		1,00 %
Basic risk R_A, in thousand €		-100,00
Maintenance with big data application		
Characteristic value of data quality for status recognition x_{DQ}		0,95
Safety of the system model for status detection x_{AM}		0,90
Safety of the operating model for determining the wear reserve x_{BM}		0,90
Safety of production planning to determine the wear reserve x_{PP}		0,80
Risk R_B predictive maintenance, in thousand €		-38,44
Value of the data and the model as risk difference		
Predictive maintenance, in thousand €		61,56

Für eine individuelle Wertermittlung gemäß der dargestellten Beispielrechnungen dient eine Tabellenkalkulation (MS Excel®) auf dem beigefügten Datenträger.

A spreadsheet (MS Excel®) on the enclosed data carrier is used for an individual valuation in accordance with the sample calculations shown.

Schrifttum / Bibliography

Technische Regeln / Technical rules

DIN 31051:2019-06: Grundlagen der Instandhaltung (Fundamentals of maintenance). Berlin: DIN Media

DIN EN 13306:2018-02 Instandhaltung; Begriffe der Instandhaltung; Dreisprachige Fassung EN 13306:2017 (Maintenance; Maintenance terminology; Trilingual version EN 13306:2017). Berlin: DIN Media

DIN ISO 13379-1:2018-02 Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen; Verfahren zur Dateninterpretation und Diagnostik; Teil 1: Allgemeine Anleitungen (ISO 13379-1:2012) (Condition monitoring and diagnostics of machines; Data interpretation and diagnostics techniques; Part 1: General guidelines (ISO 13379-1:2012)). Berlin: DIN Media

DIN ISO 17359:2018-05 Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen; Allgemeine Anleitungen (ISO 17359:2018) (Condition monitoring and diagnostics of machines; General guidelines (ISO 17359:2018)). Berlin: DIN Media

DIN ISO 17359 Beiblatt 1:2017-02 Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen; Allgemeine Anleitungen; Beiblatt 1: Erläuterungen zu Fachbegriffen (Condition monitoring and diagnostics of machines; General guidelines; Supplement 1: Explanations of technical terms). Berlin: DIN Media

DIN ISO 18129:2016-01 Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen; Verfahren der Prozessgüte-Diagnose (ISO 18129:2015) (Condition monitoring and diagnostics of machines; Approaches for performance diagnosis (ISO 18129:2015)). Berlin: DIN Media

DIN ISO 18436-2:2014-11 Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen; Anforderungen an die Qualifizierung und Bewertung von Personal; Teil 2: Schwingungszustandsüberwachung und -diagnostik (ISO 18436-2:20) (Condition monitoring and diagnostics of machines; Requirements for qualification and assessment of personnel; Part 2: Vibration condition monitoring and diagnostics (ISO 18436-2:2014)). Berlin: DIN Media

ISO 13374-1:2003-03 Condition monitoring and diagnostics of machines; Data processing, communication and presentation; Part 1: General guidelines (Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen; Verarbeitung, Austausch und Darstellung von Daten; Teil 1: Allgemeine Anleitungen). Genf: ISO

ISO 13374-2:2007-07 Condition monitoring and diagnostics of machines; Data processing, communication and presentation; Part 2: Data processing (Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen; Verarbeitung, Austausch und Darstellung von Daten; Teil 2: Datenverarbeitung). Genf: ISO

ISO 13374-3:2012-02 Condition monitoring and diagnostics of machines; Data processing, communication and presentation; Part 3: Communication (Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen; Verarbeitung, Austausch und Darstellung von Daten; Teil 3: Datenaustausch). Genf: ISO

ISO 13374-4:2015-12 Condition monitoring and diagnostics of machine systems; Data processing, communication and presentation; Part 4: Presentation (Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen; Verarbeitung, Austausch und Darstellung von Daten; Teil 4: Darstellung von Daten). Genf: ISO

ISO 13381-1:2015-09 Condition monitoring and diagnostics of machines; Prognostics; Part 1: General guidelines (Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen; Prognose; Teil 1: Allgemeine Anleitungen). Genf: ISO

VDI 1000:2021-02 VDI-Richtlinienarbeit; Grundsätze und Anleitungen (VDI Standardisation Work; Principles and procedures). Berlin: DIN Media

VDI 2888:1999-12 Zustandsorientierte Instandhaltung (Maintenance condition monitoring). Berlin: DIN Media

VDI 2889:2025-04 Instandhaltung 4.0; Diagnoseprozesse und Methoden (Maintenance 4.0; Diagnostic processes and methods). Berlin: DIN Media

VDI 2898:1996-10 DV-Einsatz in der Instandhaltung; Anforderungen und Kriterien (Utilisation of EDP for maintenance; Requirements and criteria). Berlin: DIN Media

VDI/VDE 3711:2020-09 Eingabe und Übertragung von Instandhaltungsinformationen für das Condition Monitoring; Digitalisierung von Offline-Informationen (Input and transfer of maintenance information for condition monitoring; Digitisation of offline information). Berlin: DIN Media

VDI/VDE-MT 3714:2022-11 Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie; Qualifizierungen für Management und Durchführung von Big-Data-Projekten (Implementation and operation of big data applications in the manufacturing industry; Qualifications for management and implementation of big data projects). Berlin: DIN Media

VDI/VDE 3714 Blatt 1:2022-09 Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie; Durchführung von Big-Data-Projekten (Implementation and operation of Big Data application in the manufacturing industry; Implementation of Big Data projects). Berlin: DIN Media

VDI/VDE 3714 Blatt 2:2022-10 Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie; Datenqualität (Implementation and operation of big data applications in the manufacturing industry; Data quality). Berlin: DIN Media

VDI/VDE 3714 Blatt 3:2022-10 Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie; Datenbewirtschaftung (Implementation and operation of big data applications in the manufacturing industry; Data management). Berlin: DIN Media

VDI/VDE 3714 Blatt 4:2022-10 Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie; Analyseverfahrensklassen (Implementation and operation of big data applications in the manufacturing industry; Analysis process classes). Berlin: DIN Media

VDI/VDE 3714 Blatt 5:2022-10 Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie; Modellierungsverfahren (Implementation and operation of big data applications in the manufacturing industry; Modelling procedures). Berlin: DIN Media

VDI/VDE 3714 Blatt 6:2022-10 Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie; Validierung von Modellen (Implementation and operation of big data applications in the manufacturing industry; Validation of models). Berlin: DIN Media

VDI/VDE 3714 Blatt 7:2022-10 Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie; Online-Anwendung von datengetriebenen Modellen (Implementation and operation of big data applications in the manufacturing industry; Online application of data-driven models). Berlin: DIN Media

VDI/VDE 3715 Blatt 1:2025-10 Daten als Vermögenswert; Unternehmerisches Datenkapital identifizieren, analysieren, messen und bewerten; Erstellen eines Datenberichts (Data as an asset; Identifying, analysing, measuring, and evaluating

business data capital; Compilation of a data report). Berlin: DIN Media

VDI/VDE 3715 Blatt 2:2025-10 Daten als Vermögenswert; Unternehmerisches Datenkapital identifizieren, analysieren, messen und bewerten; Prozessoptimierung (Data as an asset; Identifying, analysing, measuring, and evaluating business data capital; Process optimisation). Berlin: DIN Media

VDI 4551:2020-01 Strukturüberwachung und -beurteilung von Windenergieanlagen und Offshorestationen (Structure monitoring and assessment of wind turbines and offshore stations). Berlin: DIN Media

VDMA 24582:2014-04 Feldbusneutrale Referenzarchitektur für Condition Monitoring in der Fabrikautomation (Fieldbus neutral reference architecture for Condition Monitoring in production automation). Berlin: DIN Media

Literatur / Literature

- [1] *Berthelsen, E.; Goodness, E.; Sharpington, K.:* Competitive Landscape: IoT-Enabled Predictive Maintenance Solution Vendors. Gartner Inc., Stamford, USA, 2021
- [2] *Brumby, L.:* Instandhaltung und Asset Management. In: *Reichel, J.; Müller, G.; Haeffs, J.* (Hrsg.): Betriebliche Instandhaltung. 2. Auflage, Springer Vieweg, Berlin, 2018, S. 67–89
- [3] *Weber, A; Reichel, J.:* Value Chain Service im Asset Management – Die Instandhaltung als Wertetreiber für den Produktionsstandort Deutschland. In: *Reichel, J.; Müller, G.; Haeffs, J.* (Hrsg.): Betriebliche Instandhaltung. 2. Auflage, Springer Vieweg, Berlin, 2018, S. 35–48
- [4] *Lughofer, E.; Sayed-Mouchaweh, M.* (editors): Predictive Maintenance in Dynamic Systems. Springer Nature Switzerland, Cham, 2019
- [5] *Balzer, G.; Schorn, C.:* Asset Management für Infrastrukturanlagen – Energie und Wasser. 3. Auflage, Berlin: Springer Vieweg, 2020
- [6] *König, M.; Völker, R.:* Wertorientierte Technologiebeurteilung, Arbeitsbericht Nr. 6/2002, Hochschule Ludwigshafen am Rhein – Kompetenzzentrum für Innovation und nachhaltiges Management, Ludwigshafen, 2002. <https://imi.hwg-lu.de/wp-content/uploads/2019/05/V%C3%B6lker-Kasper-2002-Wertorientierte-Technologiebeurteilung.pdf> (abgerufen am / accessed on 04.08.2025)
- [7] *Rummel, S.:* Eine bewertungs-basierte Vorgehensweise zur Tauglichkeitsprüfung von Technologiekonzepten in der Technologieentwicklung. Dissertation an der Universität Stuttgart. Schriftenreihe zu Arbeitswissenschaft und Technologiemanagement, Band 16. Stuttgart: Fraunhofer Verlag, 2014

Hier ist ein Datenträger eingeklebt /
A data carrier should be attached here.