

DIN ISO 13379-1

ICS 17.160

Einsprüche bis 2017-07-05

Entwurf

**Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen –
Verfahren zur Dateninterpretation und Diagnose –
Teil 1: Allgemeine Anleitungen (ISO 13379-1:2012);
Text Deutsch und Englisch**

Condition monitoring and diagnostics of machines –
Data interpretation and diagnostics techniques –
Part 1: General guidelines (ISO 13379-1:2012);
Text in German and English

Surveillance et diagnostic d'état des machines –
Interprétation des données et techniques de diagnostic –
Partie 1: Lignes directrices générales (ISO 13379-1:2012);
Texte en allemand et anglais

Anwendungswarnvermerk

Dieser Norm-Entwurf mit Erscheinungsdatum 2017-05-05 wird der Öffentlichkeit zur Prüfung und Stellungnahme vorgelegt.

Weil die beabsichtigte Norm von der vorliegenden Fassung abweichen kann, ist die Anwendung dieses Entwurfs besonders zu vereinbaren.

Stellungnahmen werden erbeten

- vorzugsweise online im Norm-Entwurfs-Portal von DIN unter www.din.de/go/entwuerfe bzw. für Norm-Entwürfe der DKE auch im Norm-Entwurfs-Portal der DKE unter www.entwuerfe.normenbibliothek.de, sofern dort wiedergegeben;
- oder als Datei per E-Mail an nals@din.de möglichst in Form einer Tabelle. Die Vorlage dieser Tabelle kann im Internet unter www.din.de/go/stellungnahmen-norm-entwuerfe oder für Stellungnahmen zu Norm-Entwürfen der DKE unter www.dke.de/stellungnahme abgerufen werden;
- oder in Papierform an den DIN/VDI-Normenausschuss Akustik, Lärminderung und Schwingungstechnik (NALS), 10772 Berlin, Burggrafenstr. 6, 10787 Berlin.

Die Empfänger dieses Norm-Entwurfs werden gebeten, mit ihren Kommentaren jegliche relevanten Patentrechte, die sie kennen, mitzuteilen und unterstützende Dokumentationen zur Verfügung zu stellen.

Gesamtumfang 75 Seiten

DIN/VDI-Normenausschuss Akustik, Lärminderung und Schwingungstechnik (NALS)

Inhalt

	Seite
Nationales Vorwort.....	3
Nationaler Anhang NA (informativ) Literaturhinweise	4
Vorwort	5
Einleitung	5
1 Anwendungsbereich.....	6
2 Normative Verweisungen	6
3 Begriffe	6
4 Anforderungen an das Einrichten der Zustandsüberwachung und -diagnostik.....	6
4.1 Rolle der Diagnostik in Betrieb und Wartung.....	6
4.2 Feststellen des Diagnosebedarfs.....	6
4.3 Fehlzustandsart- und -symptomanalyse.....	8
4.4 Bericht mit Diagnoseanforderungen.....	12
5 Datenelemente, die in die Diagnose einfließen.....	12
5.1 Daten zur Zustandsüberwachung.....	12
5.2 Maschinendaten.....	14
5.3 Maschinenhistorie.....	15
6 Diagnosekonzepte	15
6.1 Zwei Konzeptarten.....	15
6.2 Allgemeine Richtlinien für die Auswahl geeigneter Diagnosekonzepte	16
6.3 Datenbasierte Verfahren	17
6.4 Wissensbasierte Verfahren.....	22
6.5 Bestimmung des Vertrauensfaktors.....	27
Anhang A (informativ) Fehlzustandsart- und -symptomanalyse (FMSA).....	28
Anhang B (informativ) Wirksamkeit des Diagnosesystems	29
Anhang C (informativ) Vergleichende Analyse der Diagnosemodelle	30
Anhang D (informativ) Häufigste Diagnosemodelle nach Überwachungsverfahren	31
Anhang E (informativ) Beispiel für ein Diagnoseprotokoll	32
Anhang F (informativ) Beispiel einer Ursachenbaum-Modellierung: Abplatzungen an einem Lager.....	35
Anhang G (informativ) Beispiel für die Bestimmung des Vertrauensniveaus der Diagnose.....	37
Literaturhinweise.....	38

Nationales Vorwort

Die Internationale Norm ISO 13379-1:2012 ist vom Technischen Komitee ISO/TC 108 „Mechanical vibration, shock and condition monitoring“, Unterkomitee SC 5 „Condition monitoring and diagnostics of machine systems“, dessen Sekretariat von SA (Australien) geführt wird, erarbeitet worden.

Die deutsche Mitarbeit erfolgte durch den Arbeitsausschuss NA 001-03-05 AA (NALS/VDI C 5) „Schwingungs- und Zustandsüberwachung von Maschinen und -anlagen“ des DIN/VDI-Normenausschusses Akustik, Lärminderung und Schwingungstechnik (NALS).

Um Zweifelsfälle in der Übersetzung auszuschließen, ist die englische Originalfassung beigelegt. Die Nutzungsbedingungen für den deutschen Text des Norm-Entwurfes gelten gleichermaßen auch für den englischen Text.

Für die in diesem Dokument zitierten internationalen Dokumente wird im Folgenden auf die entsprechenden deutschen Dokumente hingewiesen:

ISO 13372	siehe	DIN ISO 17359 Beiblatt 1
Normen der Reihe ISO 13373	siehe	Normen der Reihe DIN ISO 13373
ISO 17359	siehe	DIN ISO 17359
IEC 60812	siehe	DIN EN 60812

Die Deutschen Normen sind im nationalen Anhang NA aufgeführt.

ISO 13379 mit dem Titel *Condition monitoring and diagnostics of machines — Data interpretation and diagnostics techniques* besteht aus folgenden Teilen:

— *Part 1: General guidelines*

— *Part 2: Data-driven applications*

Nationaler Anhang NA (informativ)

Literaturhinweise

DIN EN 60812, *Analysetechniken für die Funktionsfähigkeit von Systemen — Verfahren für die Fehlzustandsart- und -auswirkungsanalyse (FMEA)*

DIN ISO 13373-1, *Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen — Schwingungs-Zustandsüberwachung — Teil 1: Allgemeine Anleitungen*

DIN ISO 13373-2, *Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen — Schwingungs-Zustandsüberwachung — Teil 2: Verarbeitung, Analyse und Darstellung von Schwingungsmesswerten*

DIN ISO 13373-3, *Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen — Schwingungs-Zustandsüberwachung — Teil 3: Anleitungen zur Schwingungsdiagnose*

DIN ISO 17359, *Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen — Allgemeine Anleitungen*

DIN ISO 17359 Beiblatt 1, *Zustandsüberwachung und -diagnostik von Maschinen — Allgemeine Anleitungen — Beiblatt 1: Erläuterungen zu Fachbegriffen*

VDI 4550 Blatt 1, *Schwingungsanalysen — Verfahren und Darstellung der Ergebnisse — Begriffe und grundlegende Verfahren*

Vorwort

ISO (die Internationale Organisation für Normung) ist eine weltweite Vereinigung von Nationalen Normungsorganisationen (ISO-Mitgliedsorganisationen). Die Erstellung von Internationalen Normen wird normalerweise von Technischen Komitees der ISO durchgeführt. Jede Mitgliedsorganisation, die Interesse an einem Thema hat, für welches ein Technisches Komitee gegründet wurde, hat das Recht, in diesem Komitee vertreten zu sein. Internationale Organisationen, staatlich und nicht-staatlich, in Liaison mit ISO, nehmen ebenfalls an der Arbeit teil. ISO arbeitet eng mit der Internationalen Elektrotechnischen Kommission (IEC) bei allen elektrotechnischen Themen zusammen.

Internationale Normen werden in Übereinstimmung mit den Gestaltungsregeln der ISO/IEC-Direktiven, Teil 2 erarbeitet.

Die Hauptaufgabe der Technischen Komitees besteht in dem Erarbeiten von Internationalen Normen. Die von den Technischen Komitees angenommenen Norm-Entwürfe werden den Mitgliedsorganisationen zur Umfrage zur Verfügung gestellt. Für eine Veröffentlichung als Internationale Norm wird eine Zustimmung von mindestens 75 % der Mitgliedsländer, die abgestimmt haben, benötigt.

Es wird auf die Möglichkeit hingewiesen, dass einige Elemente dieses Dokuments Patentrechte berühren können. ISO ist nicht dafür verantwortlich, einige oder alle diesbezüglichen Patentrechte zu identifizieren.

ISO 13379-1 wurde vom Technischen Komitee ISO/TC 108, *Mechanical vibration, shock and condition monitoring*, Unterkomitee SC 5, *Condition monitoring and diagnostics of machines*, erarbeitet.

Diese erste Ausgabe von ISO 13379-1 ersetzt ISO 13379:2003, die inhaltlich überarbeitet wurde.

Einleitung

Dieser Teil von ISO 13379 enthält allgemeine Verfahren für die Zustandsbestimmung einer Maschine anhand einer Reihe von Basisparametern. Durch Veränderungen gegenüber den Basiswerten und Vergleichen mit Alarmkriterien kann anormales Verhalten angezeigt und können Alarmmeldungen generiert werden: dies wird üblicherweise als Zustandsüberwachung bezeichnet. Ferner werden Verfahren für die Feststellung der Ursache(n) für anormales Verhalten beschrieben, die helfen, geeignete Abhilfemaßnahmen festzulegen: dies wird üblicherweise als Diagnose bezeichnet.

1 Anwendungsbereich

Dieser Teil von ISO 13379 enthält Anleitungen für die Dateninterpretation und die Diagnostik von Maschinen. Er hat den Zweck,

- den Benutzern und Herstellern von Zustandsüberwachungs- und Diagnosesystemen zu helfen, gemeinsame Konzepte auf dem Gebiet der Maschinendiagnostik zu teilen;
- Benutzern zu helfen, die notwendigen technischen Merkmale für die weitere Zustandsdiagnose der Maschine vorzubereiten;
- einen geeigneten Ansatz für die Diagnose von Maschinenstörungen zu bieten.

Da dies allgemeine Anleitungen sind, ist keine Liste der betroffenen Maschinentypen enthalten. Die von diesem Teil von ISO 13379 betroffenen Maschinen sind jedoch normalerweise Industriemaschinen, wie Turbinen, Kompressoren, Pumpen, Generatoren, Elektromotoren, Gebläse, Getriebe und Lüfter.

2 Normative Verweisungen

Die folgenden Dokumente, die in diesem Dokument teilweise oder als Ganzes zitiert werden, sind für die Anwendung dieses Dokuments erforderlich. Bei undatierten Verweisungen gilt die letzte Ausgabe des in Bezug genommenen Dokuments (einschließlich aller Änderungen).

ISO 13372, *Condition monitoring and diagnostics of machines — Vocabulary*

3 Begriffe

Für die Anwendung dieses Dokuments gelten die Begriffe nach ISO 13372.

4 Anforderungen an das Einrichten der Zustandsüberwachung und -diagnostik

4.1 Rolle der Diagnostik in Betrieb und Wartung

Diagnosen spielen eine wesentliche Rolle bei Entscheidungen über Betriebs- und Wartungsaufgaben. Um hierbei effektiv zu sein, sollten Verfahrensabläufe zur Diagnose solcher Fehler, die an einer Maschine auftreten können, festgelegt werden. Es wird daher dringend empfohlen, vor der Erarbeitung der Anforderungen an das Zustandsüberwachungs- und -diagnostiksystem einer Maschine eine Voruntersuchung durchzuführen.

4.2 Feststellen des Diagnosebedarfs

Eine Kurzbeschreibung dieser Untersuchung zeigt Bild 1. Die V-Form wurde absichtlich gewählt, um die vorrangigen Anforderungen (Wartung: Maschine, Risikobewertung) und die nachrangigen Anforderungen (Messungen: Überwachung, regelmäßige Tests, Datenverarbeitung) übersichtlich darzustellen.

Der linke Zweig entspricht der Voruntersuchung, mit der für eine bestimmte Maschine die benötigten Daten für Zustandsüberwachung und -diagnostik vorbereitet werden. Der rechte Zweig des Diagramms entspricht den Zustandsüberwachungs- und -diagnosetätigkeiten, die normalerweise nach der Inbetriebnahme der Maschine stattfinden. Jede Ebene besteht aus einer vorbereitenden Entwurfsphase (links) und einer Nutzungsphase (rechts).

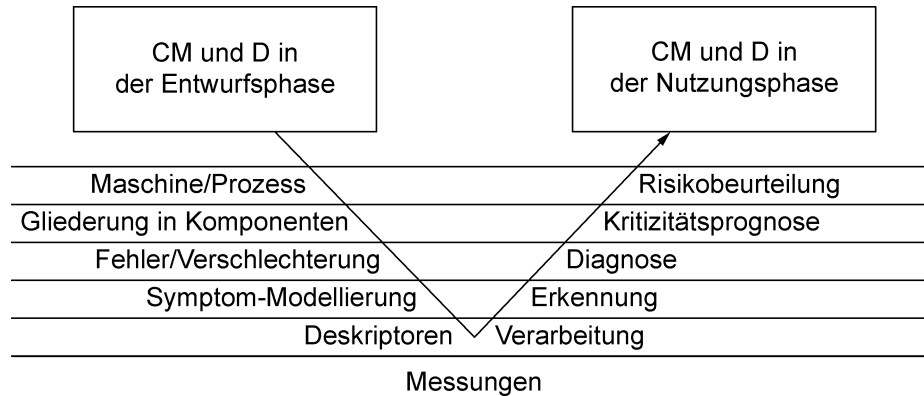


**Bild 1 — Zustandsüberwachung und -diagnostik (CM und D) – Ablauf:
Entwurf und Nutzung der Anwendung auf eine Maschine**

Eine Diagnostikstudie besteht im Allgemeinen aus den folgenden Schritten:

- Analyse der Verfügbarkeit, Wartungsfreundlichkeit, Kritizität der Maschine in Bezug auf den Gesamtprozess;
- Auflisten der wichtigsten Komponenten und ihrer Funktionen;
- Analyse der Fehlzustandsarten und ihrer Ursachen als Bauteilefehler;
- Darstellung der Kritizität unter Berücksichtigung der Signifikanz (Sicherheit, Verfügbarkeit, Wartungskosten, Produktionsqualität) und des Auftretens;
- daraus folgende Entscheidung, welche Fehler durch die Diagnostik abgedeckt werden sollten („diagnosefähig“);
- Analyse, unter welchen Betriebsbedingungen die verschiedenen Fehler am besten beobachtet werden können und Festlegen von Referenzbedingungen;
- Angabe der Symptome, die bei der Beurteilung des Maschinenzustands helfen können, und die für die Diagnose benutzt werden;
- Auflisten der Deskriptoren, die für die Bewertung (Erkennung) der verschiedenen Symptome verwendet werden;
- Feststellen der Messungen und Sensoren, aus denen die Deskriptoren abgeleitet oder berechnet werden.

Die Schritte a), b), c) und d) können mit Hilfe einer Wartungsoptimierung wie FMEA (Fehlzustandsart- und -auswirkungsanalyse) oder FMECA (Fehlzustandsart-, -auswirkungs- und -kritizitätsanalyse) durchgeführt werden. Sie können aber auch innerhalb eines allgemeineren Prozesses der Wartungsoptimierung wie RCM (zuverlässigkeitsorientierte Wartung) stattfinden.

ANMERKUNG FMEA und FMECA sind in IEC 60812 beschrieben.

Die Schritte c), d), e), f), g), h) und i) können mit Hilfe der in 4.3 beschriebenen FMSA (Fehlzustandsart- und -symptomanalyse) durchgeführt werden.

4.3 Fehlzustandsart- und -symptomanalyse

4.3.1 Ablauf der Fehlzustandsart- und -symptomanalyse

Ziel dieses Prozesses ist die Auswahl von Überwachungstechnologien und -strategien, die das Vertrauensniveau auf die Diagnose und Prognose jeder Fehlzustandsart maximieren.

Diese Methodik bezweckt, bei der Auswahl von Überwachungsverfahren zu helfen, die die größtmögliche Sensibilität für Erkennung und Veränderungsrate eines bestimmten Symptoms bieten. Ist das Vertrauen auf die Sensibilität und die daraus folgende Diagnose-/Prognosegenauigkeit eines Verfahrens fraglich, so wird empfohlen, zusätzliche Verfahren zur Untermauerung einzusetzen.

Dieser Prozess ist im Wesentlichen eine Abänderung der FMECA mit Fokus auf den Symptomen, die durch jede festgestellte Fehlzustandsart hervorgerufen werden, und der anschließenden Auswahl der geeignetsten Erkennungs- und Überwachungsverfahren und -strategien.

Dieses Tool sollte in Verbindung mit einer vorhandenen FMECA-Analyse verwendet werden, mit der bereits mögliche Fehlzustandsarten festgestellt und eingestuft wurden.

4.3.2 Anleitung für die Benutzung

Dieser Prozess wird in Tabelle A.1 bestmöglich dargestellt. Die wesentlichen Punkte sind:

- Auflistung der betroffenen Komponenten;
- Auflistung der möglichen Fehlzustandsarten für jede Komponente;
- Auflistung der Auswirkungen jeder Fehlzustandsart;
- Auflistung der Ursachen jeder Fehlzustandsart;
- Auflistung der von jeder Fehlzustandsart hervorgerufenen Symptome;
- Auflistung des geeignetsten Überwachungsverfahrens;
- Auflistung der geschätzten Überwachungshäufigkeit;
- Einstufung jeder Fehlzustandsart nach Erkennung, Schwere, Vertrauensniveau von Diagnose und Prognose, aus denen sich eine Überwachungsprioritätszahl (MPN) ergibt;
- Auflistung der geeignetsten Korrelationsverfahren;
- Auflistung der Überwachungshäufigkeit für die Korrelationsverfahren.

Die größte Schwierigkeit liegt darin, die richtigen Begriffe für Fehlzustandsart, Auswirkung und Ursache zu finden. Die Fehlzustandsart ist eine Definition dessen, wie sich ein Fehlzustand darstellt, d. h. verbogen, korrodiert usw. In den FMECA-Prozessen, die vor dem FMSA-Prozess durchgeführt worden sein sollten, gibt es Überlappungen zwischen den Begriffen für Fehlzustandsarten, Auswirkungen und Ursachen. Etwas kann als eine *Ausfallursache* in einer Zeile erscheinen, wenn eine Komponente betrachtet wird, und als *Fehlzustandsart* in einem anderen Zusammenhang. Ferner kann etwas als *Auswirkung* in einer Zeile im Zusammenhang mit einer Komponente erscheinen, und als *Fehlzustandsart* im Zusammenhang mit einer Baugruppe. Dies gilt auch für den FMSA-Prozess.

Es muss darauf geachtet werden, dass keine Fehlzustandsarten und Ursachen in einer Zeile doppelt erscheinen. Für jeden beliebigen Punkt müssen Fehlzustandsart, Auswirkung und Ursache auf der Seite in einem logischen Zusammenhang dargestellt sein. Die folgende Definition kann hilfreich sein:

- eine *Fehlzustandsart* kann auf Grund einer *Ursache* eine *Auswirkung* hervorrufen.

Im Zusammenhang mit Überwachungsstrategien kann auch die folgende Definition verwendet werden:

- eine *Fehlzustandsart* ruft *Symptome* hervor, die am besten mit einem *primären Überwachungsverfahren* zu erkennen sind, das ein hohes Vertrauensniveau der Diagnose und Prognose gestattet, wenn eine bestimmte *Überwachungshäufigkeit* eingehalten wird;
- ein erhöhtes Vertrauensniveau für Diagnose und Prognose ist durch die Anwendung von „Korrelationsverfahren“ möglich, wenn eine bestimmte „Überwachungshäufigkeit“ eingehalten wird.

4.3.3 Anleitung für die Bewertung

4.3.3.1 Allgemeines

Jeder Spalte wird eine Bewertung zugeordnet, die auf einer Schätzung der Erkennungswahrscheinlichkeit, der Prognosegenauigkeit und des Schweregrads beruht. Sofern ein Benutzer in allen Analysen eine konsistente Bewertung anwendet, erhalten die höheren Risikokategorien eine höhere Überwachungsprioritätszahl (MPN).

4.3.3.2 Bewertung der Erkennung (DET)

Die Erkennungswahrscheinlichkeit wird von 1 bis 5 bewertet und bezweckt, die Gesamterkennbarkeit einer Fehlzustandsart unabhängig von der folgenden Diagnose- oder Prognosegenauigkeit anzugeben. Diese Bewertung bezweckt, Fehlzustandsarten anzuzeigen, die

- Symptome hervorrufen, die erkennbar, aber nicht wiederholbar sind;
- Symptome hervorrufen, die nicht erkennbar sind;
- Symptome hervorrufen, die in der Praxis nicht messbar sind, oder
- Symptome hervorrufen, die durch Symptome anderer Fehlzustandsarten verdeckt sein können.

Dies wird anhand einer Skala von 1 bis 5 geschätzt, wobei

- 1 bedeutet „Es besteht eine ENTFERNT WARSCHHEINLICHKEIT, dass diese Fehlzustandsart erkannt wird.“
- 2 bedeutet „Es besteht eine GERINGE WARSCHHEINLICHKEIT, dass diese Fehlzustandsart erkannt wird.“
- 3 bedeutet „Es besteht eine GEWISSE WARSCHHEINLICHKEIT, dass diese Fehlzustandsart erkannt wird.“
- 4 bedeutet „Es besteht eine HOHE WARSCHHEINLICHKEIT, dass diese Fehlzustandsart erkannt wird.“
- 5 bedeutet „Es ist PRAKTISCH SICHER, dass diese Fehlzustandsart erkannt wird.“

4.3.3.3 Schwere des Ausfalls (SEV)

Diese Einstufung sollte frühere FMECA-Analysen widerspiegeln und bezweckt, einzelne Fehlzustandsarten nach ihrem Risiko einzuordnen.

Dies wird anhand einer Skala von 1 bis 4 geschätzt, wobei

- 1 bedeutet „Ein Ereignis, das zur Verschlechterung von Funktionen der Systemleistung führen kann, die vernachlässigbare Schäden am System oder seiner Umgebung, aber keine Schäden für Leib oder Leben verursachen.“
- 2 bedeutet „Ein Ereignis, das Funktionen der Systemleistung verschlechtert, ohne nennenswerte Schäden am System oder für Leib oder Leben zu verursachen.“
- 3 bedeutet „Ein Ereignis, das potenziell zum Ausfall primärer Systemfunktionen führen kann, wodurch signifikante Schäden an diesem System oder seiner Umgebung und vernachlässigbare Gefahren für Leib oder Leben hervorgerufen werden.“
- 4 bedeutet „Ein Ereignis, das potenziell zum Ausfall primärer Systemfunktionen führen kann, wodurch signifikante Schäden am System oder seiner Umgebung und/oder der Verlust von Leib oder Leben hervorgerufen werden kann.“

4.3.3.4 Vertrauensniveau der Diagnose (DGN)

Auch die voraussichtliche Genauigkeit der Diagnose wird von 1 bis 5 bewertet. Diese Bewertung bezweckt, Fehlzustandsarten anzuzeigen mit

- erkennbaren, aber nicht wiederholbaren Symptomen;
- unbekannten Symptomen oder
- Symptomen, die nicht von den Symptomen anderer Fehlzustandsarten zu unterscheiden sind.

Dies wird anhand einer Skala von 1 bis 5 geschätzt, wobei

- 1 bedeutet „Es besteht eine ENTFERNT WAHRSCHENLICHKEIT, dass diese Diagnose einer Fehlzustandsart zutreffend ist.“
- 2 bedeutet „Es besteht eine GERINGE WAHRSCHENLICHKEIT, dass diese Diagnose einer Fehlzustandsart zutreffend ist.“
- 3 bedeutet „Es besteht eine GEWISSE WAHRSCHENLICHKEIT, dass diese Diagnose einer Fehlzustandsart zutreffend ist.“
- 4 bedeutet „Es besteht eine HOHE WAHRSCHENLICHKEIT, dass diese Diagnose einer Fehlzustandsart zutreffend ist.“
- 5 bedeutet „Es ist PRAKTISCH SICHER, dass diese Diagnose einer Fehlzustandsart zutreffend ist.“

4.3.3.5 Vertrauensniveau der Prognose (PGN)

Auch die voraussichtliche Genauigkeit der Prognose wird von 1 bis 5 bewertet. Diese Bewertung bezweckt, Fehlzustandsarten anzuzeigen mit

- erkennbaren, aber nicht wiederholbaren Symptomen;
- Symptomen, die nicht auf Veränderungen der Verschlechterung ansprechen;
- unbekannten Ausfallraten oder
- Symptomen, die nicht von den Symptomen anderer Fehlzustandsarten zu unterscheiden sind.

Dies wird anhand einer Skala von 1 bis 5 geschätzt, wobei

- 1 bedeutet „Es besteht eine ENTFERNT WAHRSCHENLICHKEIT, dass diese Prognose einer Fehlzustandsart zutreffend ist.“
- 2 bedeutet „Es besteht eine GERINGE WAHRSCHENLICHKEIT, dass diese Prognose einer Fehlzustandsart zutreffend ist.“
- 3 bedeutet „Es besteht eine GEWISSE WAHRSCHENLICHKEIT, dass diese Prognose einer Fehlzustandsart zutreffend ist.“
- 4 bedeutet „Es besteht eine HOHE WAHRSCHENLICHKEIT, dass diese Prognose einer Fehlzustandsart zutreffend ist.“
- 5 bedeutet „Es ist PRAKTISCH SICHER, dass diese Prognose einer Fehlzustandsart zutreffend ist.“

Die Überwachungshäufigkeit beeinflusst auch die Bestimmung der Genauigkeit der erwarteten Prognosen, d. h. je höher die Überwachungshäufigkeit ist, umso höher ist das Vertrauen auf die erwartete Ausfallrate und Prognose.

4.3.3.6 Überwachungsprioritätszahl (MPN)

Die Einstufung ergibt sich aus der Multiplikation der vier vorhergehenden Einstufungen und liefert eine Gesamteinstufung für jede Fehlzustandsart.

Ein hoher MPN-Wert zeigt an, dass das benannte Verfahren für die Erkennung, Diagnose und Prognose der jeweiligen Fehlzustandsart am besten geeignet ist.

Es sollte beachtet werden, dass ein niedriger MPN-Wert nicht zwangsläufig bedeutet, dass keine Überwachung erforderlich ist, sondern nur dass mit dem benannten Überwachungsverfahren und der benannten Überwachungshäufigkeit ein niedriges Vertrauensniveau für die Erkennung, Analyse und Prognose erwartet werden kann.

Der ungünstigste Fall ist eine Fehlzustandsart mit hoher Schwere, niedriger Erkennbarkeit und niedrigem Vertrauensniveau für Diagnose und Prognose.

Der günstigste Fall ist eine Fehlzustandsart mit geringer Schwere, einfacher Erkennbarkeit, mit bekannten Fehlzustandsarten und -mustern und somit einem hohen Vertrauensniveau für Diagnose und Prognose.

Bei der Implementierung eines FMSA-Überprüfungs- und Überwachungssystems sollten daher die folgenden Aspekte berücksichtigt werden:

- Sicherheitsrisiko jeder Fehlzustandsart;
- erwartete Verschlechterungsrate für jede Fehlzustandsart;
- mittlere Zeit zwischen Ausfällen (MTBF) für jede Fehlzustandsart;
- sekundäre/nachfolgende Fehlzustandsarten;
- Wechselbeziehungen zwischen Fehlzustandsarten;
- erforderliche Vorlaufzeit für die Wartung;
- Verfügbarkeit von Ersatzteilen;
- erforderliche Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit.

Ständige Neubewertungen sollten durchgeführt werden, wenn Erfahrungen mit einer neuen Anlage erworben werden oder eine Änderung vorgenommen wurde.

4.4 Bericht mit Diagnoseanforderungen

Es wird empfohlen, die Ergebnisse der Voruntersuchung in einem „Bericht mit Diagnoseanforderungen“ zu speichern. Dieser Bericht sollte normalerweise

- a) die Gliederung der Maschine in einzelne Komponenten darstellen;
- b) die mit diesen Komponenten verbundenen Fehler auflisten;
- c) zu jedem Fehler die potenziell beobachtbaren Symptome angeben;
- d) die Deskriptoren für die Zustandsüberwachung angeben, die zu verwenden sind, und
- e) die Verfahren und Parameter angeben, die für die Berechnung der Deskriptoren verwendet wurden.

Es kann sich zeigen, dass manche kritischen Fehler durch die Zustandsüberwachung nicht erfasst werden und somit nicht diagnosefähig sind. Es wird daher dringend empfohlen, dass in diesem Bericht deutlich unterschieden wird zwischen Fehlern, die erfasst werden, und Fehlern, die nicht erfasst werden. Es kann hilfreich sein, die Einführung einer Funktion zur Erkennung spezifischer Fehler neu zu bewerten.

Der Bericht mit den Diagnoseanforderungen kann formal aus zwei Teilen bestehen:

- 1) einer Maschinenbeschreibung [entsprechend Punkt a) bis b) in 4.2]: Kennzeichnung, Standort im Prozess, Komponenten, Kritizitätsanalyse;
- 2) einer Fehlzustandsart- und -symptomanalyse [entsprechend Punkt c) bis i) in 4.2]: Fehlzustandsarten, Symptome, Deskriptoren und Messungen, die für die Diagnose zu verwenden sind.

Punkt b) kann relativ einfach mit der FMSA-Tabelle in Anhang A realisiert werden.

Es wird empfohlen, auch die theoretische Wirksamkeit des Diagnosesystems zu berechnen. Zu diesem Zweck wird in Anhang B ein Kriterium für die Wirksamkeit eines Diagnosesystems vorgeschlagen.

5 Datenelemente, die in die Diagnose einfließen

5.1 Daten zur Zustandsüberwachung

5.1.1 Messungen

Alle Messungen für die Zustandsüberwachung sind im Allgemeinen auch für die Diagnostik geeignet. Für Diagnosen werden bevorzugt Deskriptoren an Stelle von Rohmesswerten verwendet, da diese eine höhere Selektivität gegenüber Fehlern aufweisen.

Tabelle 1 zeigt beispielhaft eine Anzahl verschiedener Messwerte und Parameter für die Zustandsüberwachung und -diagnostik einer Maschine.

Tabelle 1 — Beispiele für Messwerte und Parameter, die für die Diagnose genutzt werden

Leistung	Mechanisch	Elektrisch	Ölanalyse, Produktqualität und anderes
Energieverbrauch Wirkungsgrad Temperatur Druck IR-Thermographie Durchfluss	Wärmedehnung Stellung Füllstand Temperatur Schwingweg IR-Thermographie Schwinggeschwindigkeit Schwingbeschleunigung Hörbares Geräusch Ultraschall	Strom Spannung Widerstand Induktivität IR-Thermographie Kapazität Magnetfeld Isolationswiderstand Teilentladung	Ölanalyse Ferrographische Verschleißanalyse Abmessungen des Produkts Physikalische Produkteigenschaften Chemische Produkteigenschaften — Farbe — Aussehen — Geruch — andere zerstörungsfreie Prüfungen

5.1.2 Deskriptoren

Die Deskriptoren können entweder direkt oder nach Verarbeitung der Messwerte aus dem Zustandsüberwachungssystem ermittelt werden. Auf Grund ihrer erhöhten Selektivität werden Deskriptoren häufig Messwerten vorgezogen. Je selektiver die Deskriptoren sind, umso selektiver sind auch die Symptome und umso einfacher wird die Diagnose. Die Selektivität der Deskriptoren verringert die Anzahl der Fehlerhypothesen bei der Folgerung von Symptomen auf Fehler.

BEISPIEL Amplitude der ersten Harmonischen des Schwingwegs der Welle, Scheitelfaktor der Schwingbeschleunigung, Gesamtsäurezahl des Öls, Drehzahl, Wälzlagerschadensfaktor, Temperaturgradient in einer Infrarot-Thermographieaufzeichnung.

5.1.3 Symptome

Ein Symptom kann wie folgt definiert werden.

- a) Zeitverhalten: Zeitkonstante der Veränderung des Deskriptors.

BEISPIEL 1 h; 10 Tag; langsam.

- b) Art der Veränderung und Größenänderung

BEISPIEL Vorhandensein; Fehlen; regelmäßiger Anstieg; Rückgang; Stabilität; > 10; < 200; 40 µm zyklische Veränderung.

- c) Deskriptor: benutzter Deskriptor.

BEISPIEL Temperatur; erste Harmonische des Schwingwegs.

- d) Lage: wo das Symptom auf der Maschine zu beobachten ist.

BEISPIEL Wellenstrang an Lager 3 vertikale Richtung; Lagerbock 4; Hochdruckteil (vorne links); Lager 2.

- e) Umstand: Betriebsbedingungen, unter denen das Symptom zu sehen ist.

BEISPIEL Beim Herunterfahren; innerhalb 1 h nach Kaltstart; bei 100 % Leistung; immer.

Bei der Auswahl der Symptome eines Fehlers sollte darauf geachtet werden, dass nicht zwei oder mehrere Symptome, die zu stark voneinander abhängen (hohe Korrelation) gewählt werden, da die Bewertung abhängiger Symptome nicht mehr Informationen liefert und somit die Diagnose nicht verbessert.

BEISPIEL Langsame, regelmäßige Veränderung des Vektors der ersten Harmonischen einer Wellenauslenkung; Lagertemperatur 10 °C über dem normalen Wert unter normalen Bedingungen; plötzliche Veränderung der Schwinggeschwindigkeit eines Lagerbocks um 2 mm/s; zyklische Veränderung der ersten Harmonischen eines Schwingwegs (> 10 µm, nach Leistungsveränderung, die von der Maschine ausgeht); unnatürliches Geräusch; dunkle Farbe des Schmieröls.

5.1.4 Fehler

Ein Fehler kann wie folgt definiert werden.

a) Maschine: Name oder Kennzeichnung der Maschine.

BEISPIEL Einheit 1 Turbine; Kesselspeisewasserpumpe 2; BFW PU2; Umwälzpumpe; Kohlenbrecher 5.

b) Komponente: Name oder Kennzeichnung der Komponente der Maschine, an der der Fehler aufgetreten ist.

BEISPIEL Lager 3; Welle; Kolben; Niederdruckteil; Dichtung 2.

c) Art der Schädigung der Maschinenkomponente (obligatorisch).

BEISPIEL Fehlerhaftes Spiel, Brüche, Unsymmetrie, Ausrichtungsfehler, Öffnen von Kontakten.

d) Schwere: zum Beispiel eine ganze Zahl (siehe 4.3.3.3), die repräsentativ für die Größe der Schädigung oder der Fehlzustandsart ist.

5.1.5 Betriebsparameter

Betriebsparameter werden oft zu Diagnosezwecken genutzt. Sie werden verwendet

- für die Bestimmung mancher Deskriptoren und
- für die Bestimmung der Betriebsbedingungen, unter denen die Symptome auftreten (Umstand).

Bei der Berücksichtigung von Betriebsparametern ist jedoch Vorsicht geboten. Handelt es sich um einen Deskriptor oder fließt der Parameter in die Berechnung eines Deskriptors ein, so ist der Parameter ein Ausgangswert. Charakterisiert er dagegen eine Betriebsbedingung, so ist er ein Eingangswert. Dies sollte beachtet werden, um zu vermeiden, dass eine Betriebsbedingung als Deskriptor verwendet wird. Beispiel: Die Temperatur des Turbinenkörpers ist ein Deskriptor bei der Überwachung und Diagnose der Turbine. Sie wird zu einer Betriebsbedingung bei der Überwachung des Lagers, da sie die Arbeit des Lagers beeinflusst, ist aber keine Beschreibung für Lagerfehler.

5.2 Maschinendaten

Für die Diagnose ist oft die Kenntnis bestimmter Maschinendaten erforderlich. Dies ist zum Beispiel der Fall

- bei Schwingungen: Daten zur Kinematik der Maschinenkomponenten wie Drehzahlen, Zähnezahl von Getrieberädern, Signaturfrequenzen von Kugellagern;
- bei Ölanalysen: Daten über den Ölfluss durch die Maschine, Durchflussmengen, Metallzusammensetzung, Filteranordnung und -feinheit;
- bei Thermographie: IR-Emissionsvermögen einer Oberfläche.

Es sollte unterschieden werden zwischen Daten, die die Verfahren für die Verarbeitung der Deskriptoren betreffen, und Daten, die auf die Konfiguration der Maschine bezogen sind. Für die Diagnose müssen beide Datenarten aufgezeichnet werden. Daten, die die Konfiguration der Maschine betreffen, sind normalerweise in der Maschinendatei abgelegt, da Maschinendaten im Zusammenhang mit Zustandsüberwachungsverfahren vorzugsweise mit den Diagnoseanforderungen erfasst werden sollten, wenn die Deskriptoren spezifiziert werden.

5.3 Maschinenhistorie

Fehler können nicht nur während des Betriebs, sondern auch bei der Wartung der Maschine auftreten. Es kann vorkommen, dass ein Fehler während einer Überholung oder einer bestimmten Situation verursacht wurde. Daher ist es wichtig, dass eine Fehlerhistorie, eine Betriebshistorie und eine Wartungshistorie der Maschine geführt werden, um diese Sachverhalte für die Diagnose berücksichtigen zu können.

6 Diagnosekonzepte

6.1 Zwei Konzeptarten

Der Diagnoseprozess wird im Allgemeinen durch die Erkennung einer Anomalie während routinemäßiger Überwachungen oder Analysen, bei Zufallsanalysen oder durch menschliche Beobachtung ausgelöst. Diese Erkennung erfolgt durch einen Vergleich zwischen den aktuellen Deskriptoren einer Maschine und Bezugswerten (meist als Basiswerte oder Basisdaten bezeichnet), die aus Erfahrungswerten, den Herstellerangaben, aus Inbetriebnahmetests ermittelt oder aus statistischen Daten berechnet werden (z. B. Langzeitmittel).

Für das Ergebnis eines Diagnoseprozesses sollte auch ein Szenario ohne Fehler betrachtet werden.

Für die Diagnostik eines Maschinenzustands können hauptsächlich zwei Verfahren angewandt werden.

- a) **Datenbasierte Verfahren** (einfache Trendkurven, neuronales Netz, Mustererkennung, statistisches oder histogrammisches Pareto-Verfahren oder andere numerische Verfahren). Diese Verfahren sind in der Regel automatisiert und erfordern kein tieferes Wissen über Fehlerentstehung und -ausbreitung, jedoch das Einlernen des Algorithmus unter Verwendung einer großen Datenmenge mit beobachteten Fehlerdaten.
- b) **Wissensbasierte Verfahren**, die auf einer expliziten Darstellung des Fehlerverhaltens oder der Symptome, z. B. durch Fehlermodelle, Modelle des korrekten Verhaltens oder Fallbeschreibungen beruhen.

Es ist anerkannt, dass sich diese Verfahren überlappen können und Lösungen denkbar sind, die eine Kombination mehrerer Verfahren nutzen.

Es sollte beachtet werden, dass für die Analyse des Modellierungsprozesses zu Diagnosezwecken auch die Definition einer „**Beobachtungsspezifikation**“ benötigt wird. Aus dieser Spezifikation kann ein Verfahren abgeleitet werden, das die Beobachtungen aus erfassten Daten beschreibt und interpretiert. Es sind möglicherweise verschiedene Detaillierungsgrade erforderlich, z. B. wie Beschreibungen von Parameteränderungen, Form, zeitbezogene Informationen, Ebenen und Korrelationen im Modell verarbeitet werden sollten.

Die verschiedenen Modelle, die verwendet werden können, sind in 6.2 bis 6.4 beschrieben.

6.2 Allgemeine Richtlinien für die Auswahl geeigneter Diagnosekonzepte

Die Wahl des geeigneten Diagnosekonzepts (siehe Bild 2) hängt ab von

- der Anwendung oder der Anlage;
- dem Endanwender des Diagnosekonzepts;
- dem Überwachungsverfahren;
- der Komplexität des zu modellierenden Wissens;
- der Notwendigkeit eines erklärenden Modells;
- der Notwendigkeit erneuten Lernens für das Modell;
- der Verfügbarkeit vorhandener Daten über bekannte Fehler und normalen Betrieb.

ANMERKUNG Es ist sehr wichtig, dass in der ersten Entwurfsphase bereits berücksichtigt wird, wie die Online- und Offline-Fehlerdiagnoseverarbeitung in Anbetracht der Software- und Hardware-Fähigkeiten zu trennen sind. Nach dieser Festlegung muss überlegt werden, wie diese kombiniert werden können.

Anhänge C und D enthalten einige zusätzliche Anleitungen.

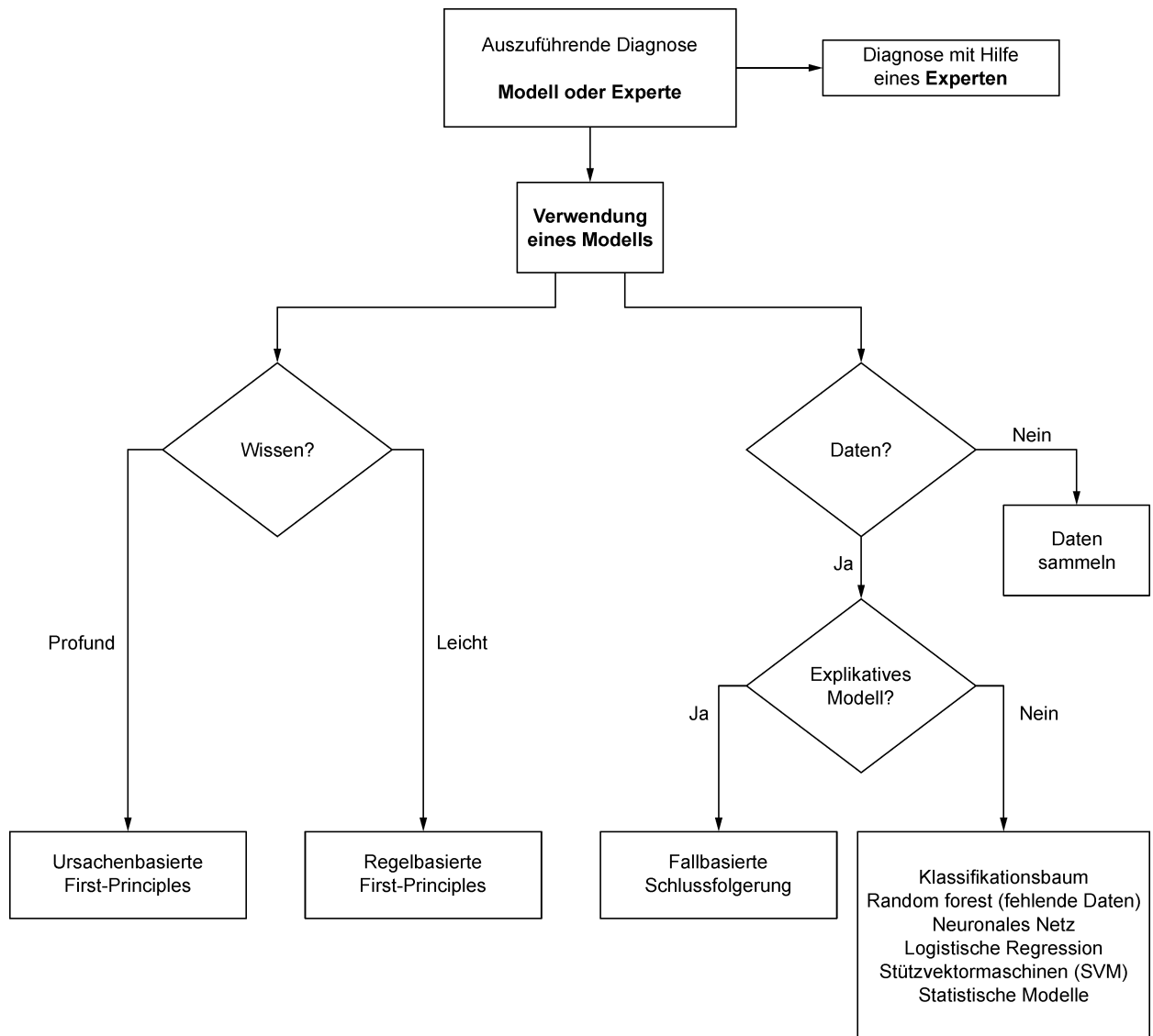


Bild 2 — Grundkonzept für die Auswahl eines Diagnosemodells

6.3 Datenbasierte Verfahren

6.3.1 Liste möglicher Methoden

In diesem Unterabschnitt werden mehrere datenbasierte Verfahren beschrieben:

- statistische Datenanalyse und fallbasierte Schlussfolgerung;
- neuronale Netze;
- Klassifikationsbäume;
- Random Forests (RF);
- logistische Regression (LR) und
- Stützvektormaschinen (SVM).

Es gibt darüber hinaus zahlreiche weitere datenbasierte Verfahren; die genannten Verfahren sind lediglich Beispiele gängiger Anwendungen.

Alle datenbasierten Verfahren beruhen auf der Verwendung eines Modells für die Klassifizierung verschiedener Betriebsbedingungen einer Maschine, d. h. Normalbetrieb, Fehler 1, Fehler 2 usw. Ermöglicht wird dies durch das Einlernen vorhandener Datensätze für jeden Zustand in das Modell und die anschließende Einspeisung neuer Daten für die Klassifizierung.

Zuerst werden die Stärken und Schwächen aller datenbasierten Verfahren beschrieben. Für jedes Verfahren werden dann in den folgenden Abschnitten das Prinzip, Richtlinien für den Aufbau des Modells und ggf. die spezifischen Stärken und Schwächen erläutert.

6.3.2 Stärken und Schwächen aller datenbasierten Verfahren

Verglichen mit wissensbasierten Diagnoseverfahren haben datenbasierte Verfahren den Vorteil, dass kein tieferes Wissen über das zu diagnostizierende System erforderlich ist.

Außerdem gibt es keine Einschränkungen in Bezug auf das Format der unabhängigen Variablen. Sie können dichotom (z. B. Ein oder Aus), kategorisch (z. B. Maschinenzustand, wie Hochfahren, Normalbetrieb, Maximalleistung, Leerlauf) oder kontinuierlich (z. B. erfasste Temperaturen, Drücke, Drehzahlen) sein.

Diese Art der Modellierung beinhaltet jedoch auch bestimmte Nachteile für die Maschinendiagnose:

- Bevor das Modell eingesetzt werden kann, sind Lern-, Kalibrierungs- und möglicherweise Feinabstimmungsphasen erforderlich. Es kann erforderlich sein, diese Phasen zu wiederholen, wenn sich die Anlage oder ihr Einsatz signifikant verändern sollte oder wenn neue Situationen eintreten.
- Für den Aufbau des Modells wird eine relativ große Zahl an Daten über Fehler- und fehlerfreie Zustände als Referenz benötigt.
- Das Modell liefert keine explikative Diagnose.
- Das Modell kann für das Einlernen eine hohe Rechnerleistung erfordern.

Einige Verfahren (LR, neuronale Netze, Klassifikationsbaum, RF und SVM) sind am besten geeignet, wenn keine mathematischen Formeln, sondern Beispiele vorliegen, die auf Erfahrung oder Simulation beruhen (Qualitätstests Gut-Schlecht, Tests eines chemischen Reaktors usw.).

6.3.3 Statistische Datenanalyse und fallbasierte Schlussfolgerung

6.3.3.1 Allgemeine Beschreibung

Der Grundgedanke ist hier, die Ähnlichkeit zwischen einer beobachteten Situation und bereits bekannten und gelösten Fällen zu nutzen („der aktuelle Zustand der Anlage ist vergleichbar mit anderen Fällen“).

Ein Fall kann mit Hilfe beobachteter Basisdaten (ein- oder multidimensional, Trends, Muster usw.) oder verarbeiteter Daten (zu Symptomen zusammengeführt) beschrieben werden.

Bei diesem Verfahren wird normalerweise ein Fall oder eine Anzahl Fälle in der Datenbank festgestellt, der/die dem Fall, für den die Diagnose vorgesehen ist, sehr ähnlich ist/sind. Diese Modelle erfordern eine Lernphase, die auf einem guten Feedback beruht, d. h. auf mehreren gut beschriebenen Fällen.

6.3.3.2 Aufbau des Modells

Im ersten Schritt werden die Daten festgestellt, die für die Beschreibung eines Falls verwendet werden.

Im zweiten Schritt werden die Art der Ähnlichkeit oder die Beziehungsmetrik (üblicherweise als Abstand bezeichnet) und das Klassifizierungsverfahren ausgewählt, das die Ähnlichkeit zwischen den Fällen zu stützen bezweckt.

Zum Schluss finden während der Lernphase, in der bekannte Fälle verarbeitet werden, eine Kalibrierung und potenziell iterative Feinabstimmungen des Modells statt.

6.3.3.3 Spezifische Stärken und Schwächen

Im Vergleich mit anderen datenbasierten Verfahren erfordert dieses Verfahren Fälle, die gut strukturiert und beschrieben sind.

6.3.4 Neuronale Netze

6.3.4.1 Allgemeine Beschreibung

Ein neuronales Netz (auch als künstliches neuronales Netz bezeichnet) ist ein nicht-lineares statistisches Datenmodell, mit dem komplexe Beziehungen modelliert werden können. Neuronale Netze sind Verknüpfungen vieler elementarer Prozessoren (Neuronen), deren gemeinsames Verhalten eine bestimmte Funktion näherungsweise darstellt.

6.3.4.2 Aufbau des Modells

Ein neuronales Netz benötigt eine Lernphase, in der das Modell durch die Untersuchung normaler und fehlerhafter Daten und Veränderung der internen Gewichtungen des Modells so eingestellt wird, dass das Ergebnis des Modells mit dem Status der Eingangsdaten übereinstimmt. Sobald der Lernprozess abgeschlossen ist, verhält sich das Netz wie eine Art Blackbox und erzeugt aus den neu eingegebenen Daten Ausgangsdaten, die den Betriebszustand der Maschine (entsprechend den Lerndaten) wiedergeben.

6.3.5 Klassifikationsbäume

6.3.5.1 Allgemeine Beschreibung

Klassifikationsbäume (Literaturhinweis [9]) stellen eine nicht-parametrische Technik dar, bei der die Daten rekursiv in Teildatensätze mit einer höheren Klassenreinheit (normal, Fehler 1, Fehler 2 usw.) unterteilt werden, indem an jedem Knoten alle Variablen und alle möglichen Verzweigungen untersucht und die beste Variable und der beste Verzweigungswert ausgewählt werden. Für die Unterteilung der Daten werden nicht notwendigerweise alle Variablen verwendet, dagegen können manche Variablen mehrfach in verschiedenen Knoten verwendet werden.

Bäume mit einer Knotenreinheit von 100 % würden die Lerndaten überfrachten. Um dies zu vermeiden, können Zweige weiter unten im Baum mit Hilfe von Vergleichsprüfungen entfernt werden, so dass der Klassifikator sich gut mit neuen Daten verbinden lässt. Dieser Vorgang wird als „Pruning“ (Zurückschneiden) bezeichnet.

6.3.5.2 Aufbau des Modells

Ein Klassifikationsbaum muss eine Lernphase durchlaufen, d.h. der Algorithmus muss den Baum, im Allgemeinen bis zu voller Reinheit, aufbauen und dann mit Hilfe von Vergleichsprüfungen bis auf die optimale Tiefe „zurückschneiden“. Sobald das Lernen und das Zurückschneiden beendet sind, können neue Daten für Überwachungs- und Diagnosezwecke den Baum zwecks Klassifizierung durchlaufen.

6.3.6 Random Forests

6.3.6.1 Allgemeine Beschreibung

Random Forest (RF, Literaturhinweis [7]) ist ein nicht-parametrisches Klassifizierungsverfahren, bei dem ein Bagging-Verfahren [8] auf eine Variante des Klassifikationsbaums [9] angewandt wird. Ein üblicher Klassifikationsbaum entsteht durch das Teilen der Daten nach den bestmöglichen Merkmalen an jedem Blattknoten. Bei RF wird nur ein zufällig ausgewählter Teildatensatz (der immer aus dem vollständigen Datensatz entnommen wird) für das Teilen an jedem Knoten benutzt. Außerdem wird jeder einzelne Baum aus einer Bootstrap-Probe der Daten gebildet. Eine Bootstrap-Probe wird aus einem bestimmten Datensatz durch zufälliges Ziehen und Zurücklegen von Fällen erstellt. Jede Bootstrap-Probe gleicher Größe ist daher geringfügig anders als alle anderen. Durch das zufällige Ziehen und Zurücklegen in der Probe kommen manche Fälle mehr als einmal in der Bootstrap-Probe vor, andere dagegen gar nicht.

Im Gegensatz zu üblichen Klassifikationsbäumen wird schließlich bei den einzelnen RF-Bäumen kein „Zurückschneiden“ durchgeführt; sie wachsen stattdessen bis zu 100 % Knotenreinheit heran. Obwohl Hunderte von Bäumen entwickelt werden können, lernt RF sehr schnell (z. B. viel schneller als typische neuronale Netze mit einem bestimmten Datensatz und Prozessor). Vorhersagen werden durch Zusammenführen der Vorhersagen aller Bäume (Mehrheitsabstimmung für die Klassifizierung) getroffen. Random Forest weist im Allgemeinen eine deutlich bessere Leistung als der einfache Klassifikationsbaum auf.

6.3.6.2 Aufbau des Modells

Eine Bootstrap-Probe (eine Probe durch Ziehen und Zurücklegen, von gleicher Länge wie die Originaldaten) wird aus dem vollständigen Datensatz entnommen. Eine kleine Zahl an Merkmalen (etwa die Quadratwurzel aus der Zahl der Merkmale) wird stichprobenartig aus dem vollständigen Merkmalsatz ausgewählt. Die Probe wird anhand des besten Teilungspunkts und Merkmals in zwei Knoten größerer Reinheit geteilt. Diese Merkmalsauswahl und Teilung werden so lange wiederholt, bis jeder Blattknoten des Baums zu 100 % klassenrein ist. Dann wird eine neue Bootstrap-Probe ausgewählt und ein neuer Baum für diese Probe aufgebaut. Um einen Fall zu klassifizieren, läuft er durch jeden Baum und die „Stimmen“ jedes Baums werden gezählt. Der Fall wird klassifiziert als die Klasse mit den meisten Stimmen.

6.3.6.3 Spezifische Stärken und Schwächen

Im Vergleich mit Klassifikationsbäumen liegt ein wesentlicher Vorteil des RF-Algorithmus darin, dass er eine Schätzung zur Bedeutung einer Variablen liefert, die für die Variablenauswahl genutzt werden kann.

Ein weiterer großer Vorteil liegt darin, dass RF auf Grund des Bagging-Verfahrens alle Daten zum Lernen verwenden kann, d. h. es müssen keine Daten als Testmenge für die Vergleichsprüfung usw. vorgehalten werden.

Ebenfalls ein Vorteil von RF ist, dass diese Methode außer in sehr seltenen Fällen im Gegensatz zu vielen Klassifikationsalgorithmen nicht übertrainiert werden kann. Mit zunehmendem Lernen schwankt dagegen die Leistung (durch Rauschen) im Bereich einer geringen Fehlerrate.

Ganz anders als viele Klassifikationsalgorithmen werden bei RF schließlich nur zwei Parameter (die Anzahl der Bäume und die Anzahl der Variablen, die an jedem Knoten zu untersuchen sind) eingestellt und die Leistung des RF wird von diesen Parametern nicht besonders stark beeinflusst (d. h. es gibt ein Optimum, aber die Leistung sinkt nur langsam ab).

Ein Schwachpunkt von RF ist die Tatsache, dass das Verfahren, wie viele datenbasierte Klassifikatoren eine Art „Blackbox“ ist, d. h. es ist mit einer Untersuchung des Modells nicht einfach zu erklären, wie eine bestimmte Klassifikation in einem Fall zustande gekommen ist.

6.3.7 Logistische Regression (LR)

6.3.7.1 Allgemeine Beschreibung

Bei der logistischen Regression (Literaturhinweis [10]) wird die Beziehung zwischen einem Variablensatz x_i und dem erwarteten Wert $E(y_i)$ mit logistischen Funktionen modelliert. Das LR-Modell kann wie folgt dargestellt werden:

$$E(y) = \frac{\exp(\alpha + \beta x)}{1 + \exp(\alpha + \beta x)} \quad (1)$$

Nach einer Transformation sieht es so aus:

$$\ln \frac{E(y)}{1 - E(y)} = \alpha + \beta x \quad (2)$$

Zu beachten ist, dass für die abhängigen Daten erwartet wird, dass sie dichotom (0 oder 1) sind, und dass das Ergebnis des logistischen Modells [der erwartete konditionale Mittelwert $E(y_i)$] zwischen 0 und 1 liegt. Es muss eine geeignete Schwelle für die Umrechnung des Ergebnisses der logistischen Regression in eine binäre Darstellung gewählt werden. Bei mehreren Fehlzustandsarten muss daher eine Reihe von Modellen verwendet werden, typischerweise mit einem übergeordneten Modell für die Klassifikation von normalem und fehlerhaftem Verhalten, und eine Gruppe von Modellen für die Klassifikation von „Fehler 1“ oder einem von allen anderen Fehlern, „Fehler 2“ oder allen anderen Fehlern usw.

6.3.7.2 Aufbau des Modells

Die Parameter im LR-Modell werden üblicherweise mit der Maximum-Likelihood-Methode geschätzt. In der Praxis ist jedes gute Statistikpaket in der Lage, ein LR-Modell zu erzeugen.

6.3.7.3 Spezifische Stärken und Schwächen

Die Koeffizienten des LR-Modells zeigen an, wenn eine Einheit einer unabhängigen Variablen verändert werden muss.

Die Merkmale für das Lernen des LR-Modells müssen besonders sorgfältig ausgewählt werden. Für die optimale Einstellung des Modells ist im Allgemeinen ein explizites Verfahren zur „Merkmalsauswahl“ (z. B. Vergleichsprüfungen) erforderlich.

6.3.8 Stützvektormaschinen (SVM)

6.3.8.1 Allgemeine Beschreibung

Der Algorithmus der Stützvektormaschinen (Literaturhinweis [11]) bildet einen Datensatz mit Eingangsmerkmalen nichtlinear in einen höherdimensionalen Datensatz ab. Im höherdimensionalen Datensatz wird dann ein linearer Klassifikator zum Trennen der Klassen eingerichtet. Sobald SVM trainiert ist, ist das System sehr effizient für die Bewertung neuer Fälle.

6.3.8.2 Aufbau des Modells

Für die Schätzung der Koeffizienten in SVM-Modellen werden im Allgemeinen Gradienten-Verfahren benutzt. In der Praxis sind viele computerbasierte Packages für den Aufbau von SVM-Modellen erhältlich.

6.3.8.3 Spezifische Stärken und Schwächen

SVMs haben nur eine Lösung für ein bestimmtes Problem (gegenüber neuronalen Netzen, die mehrere lokale Optima haben können). Im Gegensatz zu neuronalen Netzen ist ferner die rechnerische Komplexität von SVMs nicht von der Dimensionalität der Eingabedaten abhängig.

Der größte Nachteil von SVMs liegt darin, dass sie nur bei Zweiklassen-Problemen direkt anwendbar sind. Bei Mehrklassen-Problemen (z. B. Mehrfachfehlerisolierung) muss das Problem in mehrere binäre Probleme unterteilt werden.

6.4 Wissensbasierte Verfahren

6.4.1 Fehler-/Symptom-Diagnose

6.4.1.1 Allgemeine Beschreibung

Dieses Verfahren beruht auf der Auswertung von Fehler-/Symptom-Beziehungen und ist als assoziatives Wissensmodell bekannt, weil die Beziehungen zwischen Fehlern und Symptomen assoziativ sind. Die Diagnose ist das Ergebnis verschiedener Aufgaben, die jeweils einen bestimmten Aspekt betreffen. Die wichtigsten Aufgaben sind nachstehend aufgeführt und beschrieben. Bild 3 zeigt die Phasen der Fehler-/Symptom-Assoziation.

Ausgangspunkt der Diagnose ist entweder

- das Vorhandensein einer realen Anomalie, eines Alarms oder eines unnatürlichen Verhaltens, oder
- ein Verdacht in Form einer Anomalie mit dem Ziel, den Zustand der Maschine zu bewerten.

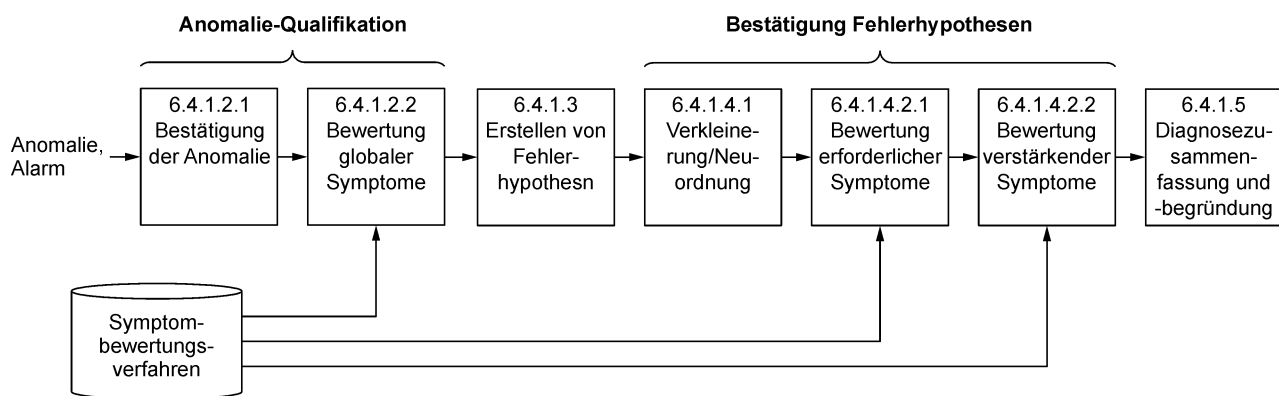


Bild 3 — Fehler-/Symptom-Diagnose

6.4.1.2 Qualifikation der erkannten Anomalie

6.4.1.2.1 Prüfung einer Anomalie

Die Anomalie kann

- von Deskriptoren abgeleitet sein;
- eine unnatürliche Veränderung der Daten sein, ohne dass Alarmgrenzwerte erreicht werden;
- auf der menschlichen Wahrnehmung einer Veränderung an der Maschine beruhen (Geräusch, Geruch, Temperatur, Feuchtigkeit, Leck usw.).

Der Prozess besteht im Allgemeinen in einer Überprüfung der Daten, aus denen die Anomalie abgeleitet wurde (Plausibilität der Messung, Korrelation mit anderen Messungen, Prüfung der Alarmkriterien, Überprüfung der Signalwandler usw.).

6.4.1.2.2 Bewertung der globalen Symptome

Dieser Schritt bezweckt, die Erstellung von Fehlerhypothesen zu ermöglichen. Es wird eine kleine Teilmenge globaler Symptome bewertet. Diese Symptome, die als Makrosymptome (Symptomgruppen) bezeichnet werden, werden mit Hilfe vorgegebener Verfahren wie Symptome bewertet.

6.4.1.3 Erstellen von Fehlerhypothesen

Nach der Bewertung der Makrosymptome wird mit Hilfe einer Makrosymptom-/Fehler-Verknüpfung eine Liste mit Fehlerhypothesen erstellt.

6.4.1.4 Bestätigung der Fehlerhypothesen

6.4.1.4.1 Verkürzung/Neuordnung der Liste mit Fehlerhypothesen

Dies ist ein optionaler Schritt. Er dient dazu, die Diagnosezeit zu verkürzen. Die umfassende Liste mit Fehlerhypothesen kann verkürzt bzw. neu geordnet werden, wobei folgende Punkte zu beachten sind:

- die Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Fehlers (anhand der Rückmeldedaten) auf dem gleichen Maschinentyp und unter den gleichen Betriebs- und Einsatzbedingungen;
- die Schwere des Fehlers, anhand der Kritizitätsanalyse.

Bei der Verringerung der Anzahl Fehlerhypothesen wird profundes Fachwissen vorausgesetzt, da als Ergebnis eine Fehlerhypothese zunächst verworfen werden kann. (Dies gilt insbesondere für seltene Fehler, die dennoch kritisch sein können.)

6.4.1.4.2 Bewertung der Fehlerhypothesen

6.4.1.4.2.1 Bewertung erforderlicher Symptome

Zuerst werden alle Symptome untersucht, die erforderlich sind, d. h. die vorhanden sein müssen. Werden alle erforderlichen Symptome bestätigt, so ist auch die Fehlerhypothese bestätigt. Wird ein (oder mehrere) erforderliche(s) Symptom(e) verworfen, so ist auch die Fehlerhypothese verworfen.

Sind mehrere Verfahren für die Bewertung eines Symptoms vorhanden, so ist das Verfahren mit der besten Leistung vorzuziehen.

6.4.1.4.2.2 Bewertung verstärkender Symptome

Sind alle erforderlichen Symptome bestätigt, sollten die verstärkenden Symptome bewertet werden. Diese Symptome können die Annahme eines bestimmten Fehlers im letzten Diagnoseschritt verstärken. Im Gegensatz zu den erforderlichen Symptomen wird der Fehler jedoch nicht verworfen, wenn eines oder mehrere der verstärkenden Symptome nicht bestätigt wird/werden.

6.4.1.5 Synthese und Begründung der Diagnose

Dies ist der letzte Schritt des Diagnoseprozesses. Sein Zweck ist es, eine Zusammenfassung der durchgeführten Diagnose darzustellen.