

Erweiterung eines Zustandsüberwachungssystems für Gasturbinen unter besonderer Berücksichtigung der Beobachtbarkeit

Von der Fakultät Luft- und Raumfahrttechnik und Geodäsie
der Universität Stuttgart zur Erlangung der Würde eines
Doktors der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.) genehmigte Abhandlung

Vorgelegt von
Daniel Nagy
aus Arad

Hauptberichter: Prof. Dr.-Ing. Stephan Staudacher

Mitberichter: Prof. Dr. Po-Wen Cheng

Tag der mündlichen Prüfung: 25.07.2014

Institut für Luftfahrtantriebe der Universität Stuttgart

2014

Inhaltsverzeichnis

INHALTSVERZEICHNIS	I
ABBILDUNGSVERZEICHNIS	III
TABELLENVERZEICHNIS	V
NOMENKLATUR	VII
KURZFASSUNG	XIII
ABSTRACT	XV
KAPITEL 1: EINFÜHRUNG	1
KAPITEL 2: STAND DER TECHNIK	5
2.1 Grundlage und Aufbau von Systemen zur Zustandsüberwachung.....	5
2.2 Berücksichtigung von Messfehlern	8
2.2.1 Detektion.....	11
2.2.2 Diagnose	12
2.2.3 Prognose	16
2.3 Identifikation von Einzelereignissen	16
2.4 Instrumentierung von Gasturbinen	22
2.5 Folgerung aus dem Stand der Technik	23
2.6 Zielsetzung.....	25
KAPITEL 3: KONZEPT DER ROBUSTEN IDENTIFIKATION	27
3.1 Gasturbinenmodell.....	27
3.2 Architektur der robusten Identifikation	29
3.3 Abschätzung der Beobachtbarkeit unterbestimmter Systeme	30
3.4 Unterscheidbarkeit von Schäden	33

3.4.1	Einfluss der Leistungsparameterresiduen auf die Messwertsignaturen.....	33
3.4.2	Einfluss der Betriebspunktänderung auf die Messwertsignaturen.....	35
3.4.3	Einfluss des Messrauschens auf die Unterscheidbarkeit von Schäden.....	36
3.4.4	Systematische Erstellung der Musterschäden.....	37
3.4.5	Beurteilung der Unterscheidbarkeit von Schäden	39
3.5	Schadensindikator.....	40
3.5.1	Geometrische Mustererkennung.....	41
3.5.2	Mustererkennung mit einem neuronalen Netz.....	43
3.5.3	Kombinatorisches Verfahren zur Identifikation	44
3.5.4	Konsolidierter Schadensindikator.....	47
3.6	Ergebnis der robusten Identifikation	48
3.6.1	Fallbeispiel zur robusten Identifikation	49
KAPITEL 4: ERWEITERUNG DER ROBUSTEN IDENTIFIKATION		53
4.1	Übersicht möglicher Nicht-Gas-Pfad Messgrößen.....	53
4.2	Konzept.....	54
4.3	Konzept einer Expertendatenbank.....	55
4.4	Mustererkennung aus der Expertendatenbank.....	57
4.5	Übergang von der Identifikation anhand von Gas-Pfad Messgrößen zur Identifikation anhand der Gesamtsignatur.....	61
4.6	Fallbeispiel zur erweiterten robusten Identifikation.....	62
KAPITEL 5: MESSGRÖßENAUSWAHLVERFAHREN		67
5.1	Gütemaße der Beobachtbarkeit aus der linearen Algebra	68
5.2	Einfluss der Linearisierung auf die Beobachtbarkeitsmaße	70
5.3	Geometrische Deutung der Beobachtbarkeitsforderungen.....	71
5.4	Bestimmung der Instrumentierung	73
5.5	Optimale Messgrößenauswahl unter Berücksichtigung des Messrauschens.....	79
5.6	Fallbeispiel zur optimalen Messgrößenauswahl.....	80
KAPITEL 6: ZUSAMMENFASSUNG		83
ANHANG		85
LITERATURVERZEICHNIS		93
LEBENS LAUF DES VERFASSERS		105

Abbildungsverzeichnis

Bild 1.1:	Jährliche Unfallrate in der zivilen Luftfahrt [2]	1
Bild 1.2:	An Unfällen beteiligte Faktoren [1].....	2
Bild 1.3:	Triebwerksinstandhaltungskosten als Teil der Flugzeugbetriebskosten [67].....	3
Bild 2.1:	Generalisierter Ablauf der Zustandsüberwachung	6
Bild 2.2:	Schematischer Verlauf der Leistungsfähigkeit einer Gasturbine über die Betriebszeit, angelehnt an [59].	7
Bild 2.3:	Kausalkette des Messwerts angelehnt an [98]	9
Bild 2.4:	Prinzip der Minimierung der Zielfunktion anhand einer nichtlinearen modellabhängigen Optimierung	13
Bild 2.5:	Konzept zur robusten Identifikation von Schäden.....	25
Bild 3.1:	Blockschaltbild	27
Bild 3.2:	Eingliederung der robusten Identifikation in die Zustandsüberwachung.	29
Bild 3.3:	Änderung der Messwertsignatur durch die Variation von $\ \vec{c}\ $	34
Bild 3.4:	Sensitivität der Messwertsignaturen durch Änderungen im Betriebspunkt	36
Bild 3.5:	Aufbau der Datenbank an Musterschäden	38
Bild 3.6:	Abhängigkeit der richtigen Identifikation vom geometrischen Ähnlichkeitsindex g und vorhandener Anzahl an Messgrößen m	41
Bild 3.7:	Gegenüberstellung der Analyseergebnisse mit und ohne die Manipulation des kleinsten Singulärwertes	46
Bild 3.8:	Mittlere Identifikationsrate in Abhängigkeit von s_{\min} und der Anzahl vorhandener Messgrößen m	47
Bild 4.1:	Erweiterung der robusten Identifikation durch Nicht-Gas-Pfad Messgrößen.....	55
Bild 4.2:	Prinzip des fallbasierten Schließens für die robuste Identifikation von Schäden mit Gas-Pfad und Nicht-Gas-Pfad Messgrößen.....	56

Bild 4.3:	Verlauf der Identifikationsrate abhängig von k , z und der Anzahl an gespeicherten Gesamtsignaturen N_p / N_{ges} pro Klasse eines Schadens 60	60
Bild 4.4:	Entwicklung der Identifikation abhängig von z und N_p / N_p^{ges} mit $k = 2$ und $c_1 = 1$ 63	63
Bild 5.1:	Schematische Darstellung der linearen Abbildung nach [121] 72	72
Bild 5.2:	Der Bildraum in Abhängigkeit von s_{min} und κ 73	73
Bild 5.3:	Schematischer Aufbau des Sortieralgorithmus für eine optimale Auswahl der Instrumentierung 74	74
Bild 5.4:	Verlauf von Konditionszahl und kleinster Singulärwert über alle Kombinationen von reduzierten EKM am Beispiel eines Betriebspunktes..... 75	75
Bild 5.5:	Ergebnisliste der reduzierten EKM pro Betriebspunkt sortiert nach steigendem $s_{min,i}^*$. Die Anzahl der reduzierten EKM pro Betriebspunkt ist z_k 76	76
Bild 5.6:	Globale Auswahlliste nach dem Singulärwertkriterium..... 77	77
Bild 5.7:	Betriebspunktabhängigkeit der Lösungen im s_{min} – Raum 78	78
Bild 5.8:	Betriebspunktabhängigkeit der Lösungen im κ – Raum 79	79
Bild A. 1:	Oben: Gegenüberstellung der Analyseergebnisse anhand des diagnostischen Indexes auf Komponentenebene. Unten: Korrespondierende Komponentenanalysestreuungen aufgrund der Kombinatorik 87	87
Bild A.2:	Erweitertes Hauptprogramm der Diagnosesoftware HealthGT [®] 89	89
Bild A. 3:	Eingabefeld für die Auswahl der Messgrößen für die Instrumentierung in HealthGT [®] 90	90
Bild A. 4:	Ergebnisseite der Messgrößenauswahl in HealthGT [®] 90	90
Bild A. 5:	Robuste Identifikation ohne Verwendung von Nicht-Gas-Pfad Messgrößen..... 91	91
Bild A. 6:	Ergebnisfenster für die robuste Identifikation mit der Fusionierung von Nicht-Gas-Pfad Messgrößen..... 92	92

Tabellenverzeichnis

Tabelle 3.1:	Im Modell zur Verfügung stehende Messgrößen	28
Tabelle 3.2:	Mittlere Identifikationsraten der Mustererkennung abhängig von der zur Verfügung stehenden Anzahl an Messgrößen m.....	43
Tabelle 3.3:	Mittlere Identifikationsraten der Schäden anhand der Mustererkennung durch ein neuronales Netz abhängig von der zur Verfügung stehenden Anzahl an Messgrößen m.	44
Tabelle 3.4:	Mittlere Identifikationsraten der Schäden mit Hilfe des konsolidierten Schadensindikators \bar{I}	47
Tabelle 3.5:	Beobachtbarkeit der Komponenten	49
Tabelle 3.6:	Ergebnisse der einzelnen vorgestellten Identifikationsverfahren	49
Tabelle 3.7:	Nach der korrigierten globalen Ähnlichkeit Q sortierte Reihenfolge der Kombinationen von evtl. schadhaften Komponenten.....	50
Tabelle 3.8:	Richtige Identifikationsrate der OBIDICOTE Schäden	50
Tabelle 5.1:	Nach dem Singulärwertkriterium zu streichende Messgrößen.....	80
Tabelle 5.2:	Nach dem Konditionszahlkriterium zu streichende Messgrößen	81
Tabelle 5.3:	Gegenüberstellung der Messgrößenauswahl nach den vorgestellten Messgrößenauswahlverfahren	82
Tabelle A. 1:	Zusammenfassung und Beurteilung der globalen Diagnoseansätze, extrahiert aus [75] und [65]	85
Tabelle A. 2:	Zusammenfassung der Fusionsebenen nach [18]	86

Nomenklatur

Lateinische Formelzeichen

<i>Symbol</i>	<i>Beschreibung</i>
a	Koeffizienten der Einfluss-Koeffizienten-Matrix
b	Koeffizienten der Einfluss-Koeffizienten-Matrix auf Komponentenebene
bp	Anzahl an Betriebspunkten
c	Verstärkungskoeffizient
corr	Korrelationszahl
de	Häufigkeit
f	Allgemeine Funktion
g	Geometrischer Ähnlichkeitsindex
\bar{g}	Globale Ähnlichkeit von Messwertsignaturen
hs	Anzahl herausgefilterter Musterschäden
k	Anzahl an Komponenten, Anzahl nächster Nachbarn
m	Anzahl an Messgrößen
\dot{m}	Massenstrom
n	Anzahl an Leistungsparametern
p	Anzahl möglicher Schäden
q	korrigierte Ähnlichkeit
qe	Maß an Einträgen in einer Expertendatenbank
r	Radius
s	Singulärwerte
se	bezogene Sensitivität
t	Zeitschritt, Zyklus
\vec{u}	Vektor der betriebspunktfestlegenden Größen
\vec{u}, \vec{v}	Singulärvektoren der Singulärwertzerlegung
vib	Vibrationsinformation
w	Gewichtung
we	Durchflussvermögen / Kapazität
\vec{x}	Vektor der Leistungsparameter

\bar{y}	Vektor der Messwerte
z	Dimension der Gesamtsignatur
z_t	Anzahl vom Schaden betroffener Komponenten
z_k	Anzahl gut konditionierter Systeme
A	Querschnittsfläche
C, \hat{C}	normale oder zeilennormierte Mess- oder Ausgangsmatrix
$\text{Cov}(\Delta\bar{y}_i, \Delta\bar{y}_j)$	Kovarianz zweier Residuenvektoren i, j
G	mittlerer geometrischer Ähnlichkeitsindex
H	Ähnlichkeitsmatrix
I	Indikator
Inf	Information
K	Kombination aus einer Permutation
L	Beobachtbarkeitsverlustfunktion, Leistungsfähigkeit
$M(i)$	Messgrößenkombination oder Instrumentierung
N	Anzahl an Eintragungen in der Expertendatenbank
P	maximale Anzahl an möglicherweise schadhafte Komponenten
$P(\bar{\omega}_p \mid V_{\text{akt}})$	Bedingte Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit
Q	Bedingte Ähnlichkeit
S	absolute Sensitivität
U, V	Unitäre Matrizen der Singulärwertzerlegung
$\text{Vol}(\bar{Y}_{\text{akt}} \mid \bar{\omega}_p)$	Volumen der Hypersphäre
\bar{Y}	Gesamtsignatur

Griechische Formelzeichen

<i>Symbol</i>	<i>Beschreibung</i>
β	Vektor
ε	Normierte Zeile der Messmatrix C
η	Wirkungsgrad
δ	Linearisierungspunkt
\hbar	Parameter zur Festlegung der Leistungsanforderung
κ	Konditionszahl
λ	Eigenwert
ν	Messrauschen
φ	Lagrange'scher Multiplikator
σ	Standardabweichung
l	Norm
$\bar{\omega}$	Schadensklasse

∂	Ableitung
Δ	Bezogene Differenz
$\Gamma(\chi)$	Gammafunktion
Π	Druckverhältnis
$\Theta(t, t_0)$	Transitionsmatrix

Indizes

<i>Symbol</i>	<i>Beschreibung</i>
akt	aktuell
gem	gemessen
ges	gesamt
i, j, l	Laufvariablen
max	Maximum
min	Minimum
p	Schaden
ref	Referenzbedingungen
rob	robust
s	Signatur
DI	Diagnostischer Index
Ex	Expertendatenbank
Komp	Komponente
Muster	Mustererkennung
RP	repräsentativ
~	Schätzung

Triebwerkskomponenten

<i>Symbol</i>	<i>Beschreibung</i>
NV	Niederdruckverdichter
HV	Hochdruckverdichter
HT	Hochdruckturbine
NT	Niederdruckturbine

Messgrößen

<i>Symbol</i>	<i>Einheit</i>	<i>Beschreibung</i>
ALT	m	Flughöhe
CO	ppm	Kohlenmonoxidemission
CO ₂	ppm	Kohlendioxidemission
Ma	-	Machzahl
\dot{m}_B	kg/s	Brennstoffmassenstrom
n1	-	Relative Niederdruckwellendrehzahl
N1	rpm	Niederdruckwellendrehzahl
N2	rpm	Hochdruckwellendrehzahl
NO _x	ppm	Stickoxidemission
MH	Nm	Hochdruckwellendrehmoment
MN	Nm	Niederdruckwellendrehmoment
p _i	Pa	Totaldrücke
T _i	K	Totaltemperaturen

Akronyme

<i>Symbol</i>	<i>Beschreibung</i>
BP	Betriebspunkt
CBM	Component Based Monitoring
CS-E	Certification Specifications for Engines
DI	Diagnostischer Index
DOC	Direct Operating Costs
DOD	Domestic Object Damage
ECM	Engine Condition Monitoring
EHM	Engine Health Management
EKM	Einfluss-Koeffizienten-Matrix
EPR	Engine Pressure Ratio
FADEC	Full Authority and Digital Engine Control Unit
FLS	Fuzzy Logik System
FOD	Foreign Object Damage
G.H.O	Glieder Höherer Ordnung
ISA	International Standard Atmosphere
JAR-E	Joint Aviation Requirements for Engines
k-NN	k Nächster Nachbar
MK	Messgrößenkombination

MLP	Multi-Layer-Perceptron
OBIDICOTE	On Board Identification, Diagnosis and Control of Gas Turbine Engines
PNN	Probabilistische neuronale Netze
PI	Positive Identifikation
RBF	Radial Basis Netze
UHC	Unverbrannte Kohlenwasserstoffe (<i>Unburned Hydrocarbons</i>)
ZF	Zielfunktion

Kurzfassung

Die Leistungsfähigkeit einer Gasturbine nimmt über die Betriebszeit ab. Ursache hierfür sind einerseits Einzelereignisse wie z. B. Fremdkörpereintritte und andererseits Alterungsmechanismen wie z. B. Verschleiß. Ziel der Zustandsüberwachung der Gasturbine ist es, die Leistungsfähigkeit der Gasturbine zu jeder Zeit so exakt wie möglich zu bestimmen, um eine Prognose über die zu erwartende Restbetriebszeit zu gewinnen. Die Zustandsüberwachung gliedert sich in die Teilbereiche Detektion (Erkennen von Schäden), Identifikation (Zuordnung von Schäden zu den jeweiligen Komponenten), Diagnose (Berechnung der quantitativen Verschlechterung der Leistungsparameter) und Prognose. Sie ist von der Anzahl der Messgrößen und deren Position abhängig. Für den Fall, dass Messgrößen während der Betriebszeit ausfallen, sinkt die Güte der Detektion, Identifikation, Diagnose und zwangsläufig der Prognose. Um zumindest eine Abschätzung des vom Schaden betroffenen Komponentenbereiches der Gasturbine zu erhalten, bedarf es Identifikationsalgorithmen, die sowohl robust gegenüber Messrauschen als auch gegenüber Messgrößenausfällen sind. Voraussetzung ist die Detektion eines Schadens in der Gasturbine. Daraus ergibt sich die Forderung nach einem Identifikationsbackup-System, welches parallel zur Kausalkette der Zustandsüberwachung arbeitet. Der sich daraus ergebende Vorteil ist, dass trotz einer ungünstigen Instrumentierung der Gasturbine für die Zustandsüberwachung ein Anhaltspunkt für die Schadensuche an die Wartungsingenieure gegeben wird.

In dieser Arbeit wird ein Konzept für eine robuste Identifikation entwickelt. Das Konzept umfasst mehrere Algorithmen um die maximale Anzahl an zu Verfügung stehenden Informationen zu verwenden. Diese Informationen sind Messgrößen unterschiedlicher Herkunft. Der entscheidende Vorteil dieses Konzeptes ist, dass es robust gegenüber Messgrößenausfällen ist und sowohl modellbasierte als auch nicht modellbasierte Erwartungswerte zur Identifikation in Betracht gezogen werden.

Für die robuste Identifikation anhand modellbasierter Erwartungswerte wird ein Fusionsverfahren vorgestellt. Dieses Verfahren verbindet ein modellbasiertes und nicht modellbasiertes Verfahren. Das erste Verfahren ist ein Verfahren, welches kombinatorisch ein lineares Gasturbinenmodell auswertet. Aus den Lösungen der einzelnen Kombinationen erfolgt die Schätzung der betroffenen Komponenten der Gasturbine. Die anderen verwendeten Verfahren basieren auf der Mustererkennung

anhand simulierten Signaturen von Schäden. Die erhaltene Lösung aus den Verfahren wird auf ihre physikalische Glaubwürdigkeit mittels einer Systemsensitivität überprüft. Die endgültige Identifikation erfolgt durch eine Rangliste an möglichen Schäden gewichtet mit einer Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit.

Für vorhandene aber nicht modellierbare Erwartungswerte, beispielsweise wie Vibrationsgrößen, Abgaskonzentrationsgrößen oder Öldaten, wird eine Expertendatenbank herangezogen, welche durch ein statistisches Verfahren zur Mustererkennung ausgewertet wird. Die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit der gemessenen Messgrößensignatur zu einem Schaden aus der Expertendatenbank wird mittels der Schätzung der Wahrscheinlichkeitsdichte errechnet. Die Expertendatenbank ist nach dem Konzept des fallbasierten Schließens (*Case Based Reasoning*) implementiert und wächst kontrolliert. Als vorteilhaft hat sich erwiesen, dass trotz weniger Einträge im Anfangsstadium der Datenbank eine Identifikation durch die gewichtete Fusionierung zum modellbasierten Identifikationsverfahren möglich ist.

In Anbetracht der schlechten Eignung heutiger Serieninstrumentierungen für die Zustandsüberwachung wird abschließend ein Vergleich zwischen drei unterschiedlichen Ansätzen für die Auswahl von Messgrößen für eine Serieninstrumentierung vorgestellt und basierend auf der Beobachtbarkeitsanalyse diskutiert. Für die neuartige Messgrößenauswahl der optimalen Beobachtbarkeit wird ein Sortieralgorithmus vorgestellt, welcher über eine Vielzahl an Betriebspunkten eine Kompromisslösung zwischen den bekannten Beobachtbarkeitskriterien findet. Es wird gezeigt, dass ein betriebspunktabhängiges Messgrößenauswahlverfahren, bedingt durch die besseren Beobachtbarkeitseigenschaften über die Betriebspunkte hinweg, robuster gegenüber leichten Störungen im Messvektor ist.

Die Umsetzung der Konzepte erfolgt durch die Erweiterung eines bestehenden Zustandsüberwachungssystems (HealthGT[®]). Es wird gezeigt, wie das Backup-System für die Identifikation bei diversen Messgrößenausfällen eine Abschätzung der betroffenen Komponenten ermöglicht. Zusätzlich wird ein durch das Verfahren der optimalen Beobachtbarkeit erhaltenes Set an Messgrößen für die Zustandsüberwachung von Gasturbinen diskutiert und wichtige Messgrößen für die Zustandsüberwachung von Gasturbinen identifiziert.

Abstract

It is a well known fact that as time passes, the performance of a gas turbine decreases. This can be caused by specific events such as foreign object damages or aging mechanisms such as tribological phenomena. The monitoring of the operating conditions of a gas turbine has as a target the possible most exact determination of its performance at any time. The purpose is to gain a prognosis concerning the expectable operating time left. The monitoring of the operating conditions is structured as follows: detection (recognition of faults), identification (assignment of faults to the respective components), diagnosis (calculation of the performance parameters) and prognosis. This specific monitoring significantly depends on the available number of measurements and the position they hold. If some measurements become inoperable or malfunction during operating time, the performances of detection, identification, diagnosis and inevitably that of prognosis decrease. In order to obtain at least an estimation of the faults of the respective area, the requirement of identification algorithms arises. They should be resistant concerning measurement noise as well as measurement bias. These facts claim for an identification back up system that runs parallel to the causally determined performance monitoring. In spite of bad instrumentation, it provides maintenance engineers with indications and references during their search for faults.

This thesis deals with the development of a concept that enables a robust identification of faults of gas turbines. It is characterised by the fusion of several algorithms. It also makes use of the maximum amount of available information of measurement data. The decisive advantage of this concept is its robustness towards measurement malfunctions and faults. In achieving fault identification it also takes in consideration measurements that cannot be simulated for expectancy values.

The present work presents a fused procedure concerning the robust identification of faults based on measurements that can be simulated. On one hand it consists of a known procedure that combinatorially evaluates a linearised gas turbine model. As a result of combinatorics it can render an estimation of the affected areas. On the other hand it is based on procedures of pattern recognition of already traced and simulated faults. The innovative aspect of this combined procedure consists in the interpretation of both fault

indicators obtained. Their physical reasonableness is verified and checked by a sensitivity analysis of the system. The final identification of the type of faults is visualised by means of a ranking table of possible fault types laying weight on the probability of their affiliation.

For measurements that cannot be simulated, such as vibration values, exhaust values etc, the generation of an expert data bank is recommended. Using a statistic procedure, the data bank leads to evaluations within pattern recognition. The probability of affiliation of the obtained measurement signature concerning the fault type that was recorded with the data bank is calculated by means of estimation of the probability density. The expert data bank is implemented using the concept of Case Based Reasoning and it is steadily growing under control. The innovative feature of the procedure presented in this paper, as opposed to the ones published so far, is that in spite of the small number of data at the initial stage of the data bank, fault identification is enabled. This happens due to the weighted fusion with the previous described identification algorithm.

In conclusion a comparison between three different approaches concerning the choice of measurements in service instrumentation of a gas turbine is presented. The mathematical principles of the observability analysis are repeated and the procedure of selection based on observability analysis is discussed. A sorting algorithm for the innovative selection of optimal observability measurements is also presented. Using a multitude of operating points, it enables the finding of a compromise solution between known observability criteria. It is demonstrated that a measurement selection procedure, depending on engine operating points, if conditioned by better properties of observability is more robust towards light faults within vector measurement.

The implementation of the concepts takes place within an existing monitoring system (HealthGT[®]). The way the back up system of fault identification calculates an estimative fault type is pointed out. This is to be applied when diverse measurement failures occur. Additionally the selections of measurement values are debated and essential measurement sizes for monitoring of operating conditions of gas turbines are identified.

Kapitel 1: Einführung

Durch die Globalisierung wird eine Zunahme des zivilen Flugverkehrs bis zum Jahr 2025 um jährlich 4.6 % vorhergesagt [5]. Mit zunehmender Anzahl an Abflügen steigt auch die absolute Anzahl an Unfällen wobei die Unfallrate, das Verhältnis von Abflügen zu Unfällen, annähernd konstant bleibt (Bild 1.1). Die Frage nach der Sicherheit und Zuverlässigkeit der Fluggeräte rückt in das öffentliche Interesse mit dem Ziel die absolute Anzahl an Unfällen zu reduzieren.

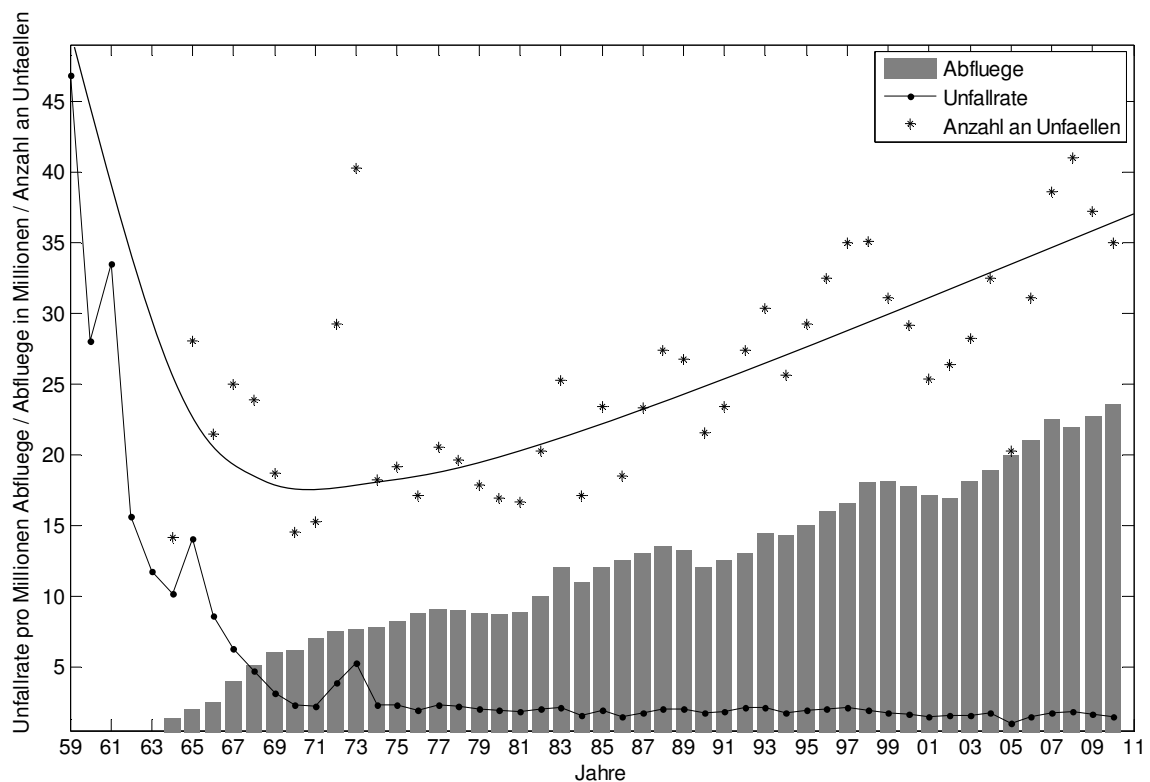


Bild 1.1: Jährliche Unfallrate in der zivilen Luftfahrt [2]

Hauptinflüsse auf die Anzahl an Unfällen sind Umwelteinflüsse, Technik und Personal. In Bild 1.2 werden als Beispiel die Häufigkeiten der einzelnen Ursachen für die absolute Anzahl an Unfällen im Jahr 2005 dargestellt. Dabei ist zu beachten, dass ein Einflussfaktor mehrmals bei einem Unfall vorkommen kann. Somit ist die Summe der Häufigkeiten in den übergeordneten Kategorien nicht hundert Prozent.

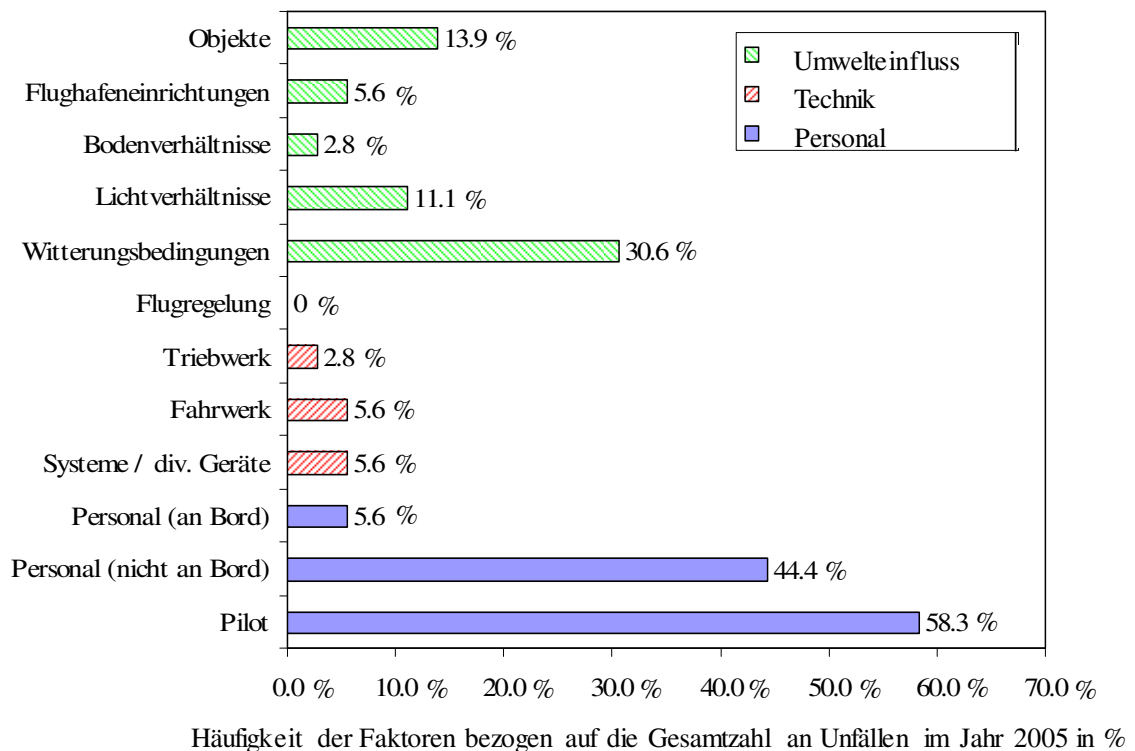


Bild 1.2: An Unfällen beteiligte Faktoren [1]

Nur ein kleiner Teil (14 %) der Unfälle von Fluggeräten werden durch technische Faktoren beeinflusst. Dabei ist der Einfluss des Subsystems Triebwerk (2,8 %) gering. Dieser geringe Einfluss auf die Anzahl an Unfällen muss auch in Zukunft trotz des zunehmenden Wettbewerbsdrucks auf die Triebwerkshersteller gewährleistet sein. Um diese Einflüsse gering zu halten sind flugtüchtigkeitsrelevante Aspekte der Zulassung von Fluggeräten durch diverse Gesetze, Vorschriften und Empfehlungen wesentlich geregelt [110]. Die wichtigsten Vorschriften und deren Gremien sind in [125] zusammengefasst. Die Abdeckung der Gesetze umfasst folgende Hauptgesichtspunkte [110]:

- Anforderungen an die Mindestleistungsfähigkeit des Fluggerätes
- Notwendige Informationen und Angaben im Flughandbuch
- Sicherer Betrieb des Fluggerätes in den einzelnen Flugphasen

Ein Aspekt des dritten Punktes ist die Überwachung der Triebwerke durch Messgrößen. Die Rahmenbedingungen für die zu messenden Größen sind explizit in den Zulassungsempfehlungen der CS-E – *Certification Specifications for Engines* und JAR-E – *Joint Aviation Requirements for Engines* dokumentiert und zielen auf die Grenzwertüberwachung für einen sicheren Betrieb ab. Daher wird die Instrumentierung der in Serie produzierten Gasturbinen für den Flugbetrieb im Gegensatz zu Gasturbinen

in der Entwicklung und Forschung [15,17,111] nach folgenden Gesichtspunkten ausgewählt [3,4,6,7]:

- Die zu messenden Größen müssen die Einhaltung der Betriebsgrenzen der Gasturbine, wie z. B. Öldrücke, Öltemperaturen, Turbinenausstrittstemperatur und Vibrationen zu überwachen erlauben.
- Die zu messenden Größen sollen die Regelung der Gasturbine sicherstellen.

Speziell für Gasturbinen an Großraumflugzeugen ist ein Indikator vorgeschrieben, welcher ein direktes Maß für den Schub darstellt [4,7]. Ein solcher Indikator ist die relative Niederdruckwellendrehzahl oder das Gesamtdruckverhältnis (EPR – *Engine Pressure Ratio*) der Gasturbine.

Es ist zu bemerken, dass die behördlichen Anforderungen für die Instrumentierung nur den Aspekt der Sicherheit abdecken. Darüber hinaus ist jedoch der wirtschaftliche Betrieb des Gesamtsystems Flugzeug zu betrachten. Das Subsystem Triebwerk trägt etwa 21% (vgl. Bild 1.3) zu den direkten Betriebskosten (DOC) des Flugzeuges bei. Davon entfallen 31% der Betriebskosten des Triebwerkes direkt auf die Wartung und Überholung.

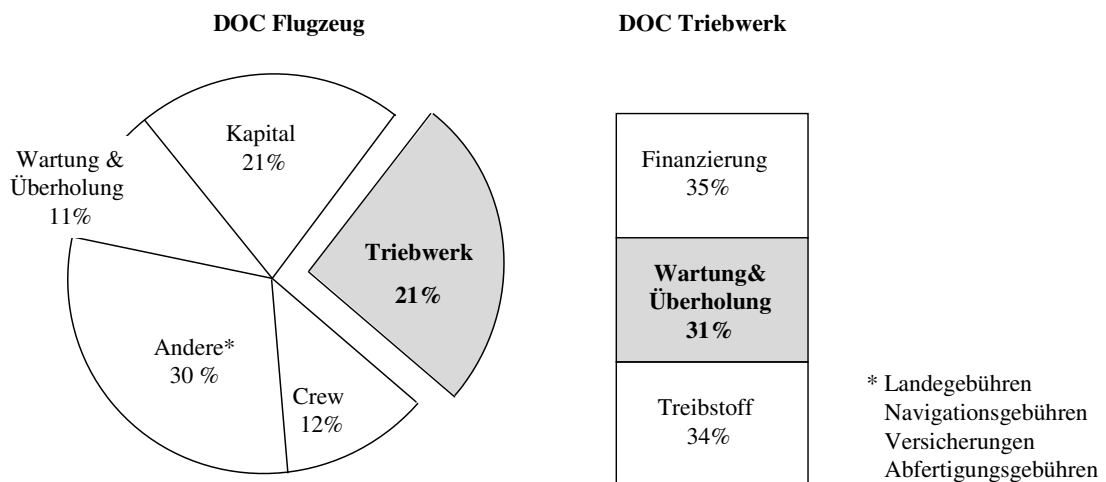


Bild 1.3: Triebwerksinstandhaltungskosten als Teil der Flugzeugbetriebskosten [67]

Um den Anteil der Wartung und Überholung innerhalb der direkten Betriebskosten des Triebwerkes zu optimieren, ist nach [10] die quantitative Beurteilung der Abnahme der Leistungsfähigkeit des Triebwerkes für die zeitnahe Planbarkeit der Wartung wichtig.

Der Betrieb eines Triebwerkes ist vielfältig und ist nicht planbaren Einflüssen wie zum Beispiel

- Fremdkörpereinschlag (*FOD – Foreign Object Damage*)
- Materialabbruch in der Gasturbine (*DOD – Domestic Object Damage*)
- Unvorhergesehene Spaltänderungen

ausgesetzt. Für die Planbarkeit der Wartung und Überholung bedarf es der Überwachung des Zustandes der Triebwerke. Dadurch können mitunter die Auswirkungen der unvorhersehbaren Einflüsse abgeschätzt werden. Triebwerksbetreiber versuchen vermehrt die Wartungskosten durch die Zustandsüberwachung mit Hilfe der Serieninstrumentierung der Gasturbine zu minimieren [57,89].

Mit dem „On Condition“-Wartungskonzept von Lufthansa Anfang der 1970er entwickelte sich die Wartung der Gasturbinen von der Wartung nach fest definierten Zyklen zu der gegenwärtigen Wartung aufgrund komponentenbasierter Diagnosen (*CBM – Component Based Monitoring*) [16,59,112]. Um die Vorteile der CBM-Methode auszuschöpfen werden Systeme für das Gasturbinenmanagement (*EHM – Engine Health Management*) eingesetzt. Ein deutliches Anzeichen für die vermehrte Verwendung von EHM-Systemen spiegelt sich in den jährlichen Gesamtausgaben der Hersteller von Gasturbinen wieder. Die Investitionen stiegen zwischen den Jahren 2004 und 2009 von 71 Millionen Dollar auf jährlich 125 Millionen Dollar für EHM-Systeme [16] was einem jährlichen Zuwachs von 12 % entspricht.

Die Grundlage von EHM-Systemen bilden die nach den Regularien vorgeschriebenen Messgrößen aus dem Triebwerk. Kern des EHM-Systems ist die Zustandsüberwachung, auch als *ECM (Engine Condition Monitoring)* bezeichnet. Innerhalb der Zustandsüberwachung werden die gemessenen Größen analysiert und der Zustand des Triebwerkes geschätzt. Es wird basierend auf dem Ergebnis der Zustandsüberwachung im Rahmen des EHM-Systems versucht möglichst frühzeitig eine Warnung vor Betriebsstörungen der Gasturbine und folglich eine höhere Wartungsplanbarkeit [51,59] zu bieten. Um dieses Ziel zu erreichen sind die Methoden von Zustandsüberwachungssystemen im Fokus der heutigen Forschung.

Kapitel 2: Stand der Technik

2.1 Grundlage und Aufbau von Systemen zur Zustandsüberwachung

Die heute angestrebte Automatisierung der Zustandsüberwachung von Gasturbinen erfordert eine vom Anwender möglichst unabhängige Überprüfung und Interpretation der bereitgestellten Messwerte. In Bild 2.1 ist ein generalisierter Ablauf bei der Zustandsüberwachung vorgestellt. Dabei werden die Abweichungen (Messwertresiduen) der gemessenen Größen zu ihren Erwartungswerten analysiert und Rückschlüsse auf mögliche Ursachen geschlossen. Die Erwartungswerte für Messgrößen, wie zum Beispiel Drücke und Temperaturen im Gas Pfad der Gasturbine, werden aus Leistungsrechnungsprogrammen erhalten. Die Erwartungswerte sind dabei das Ergebnis einer Simulation die bei identischen Betriebsbedingungen mit Hilfe eines Gasturbinenmodells durchgeführt wird. Aufbau und Funktionsweise solcher Leistungsrechnungsmodelle sind in [9,15,60,100,123,124,127,129] beschrieben. Heute industriell verwendete Leistungsrechnungsprogramme sind in [67] zusammenfassend dargestellt. Erwartungswerte für Nicht-Gas-Pfad Größen, wie Öldaten und Vibrationsdaten, werden aus Datenbanken ausgelesen sofern diese nicht simulierbar sind. Die Messwertresiduen durchlaufen während der Zustandsüberwachung der Gasturbine folgende Bearbeitungsschritte:

- Schadenserkennung: Erkennen von Unregelmäßigkeiten aus den Messwerten
- Schadensdiagnose: Zuordnung und quantitative Schätzung einer Verschlechterung
- Prognose: Vorhersage des zeitlichen Verlaufes

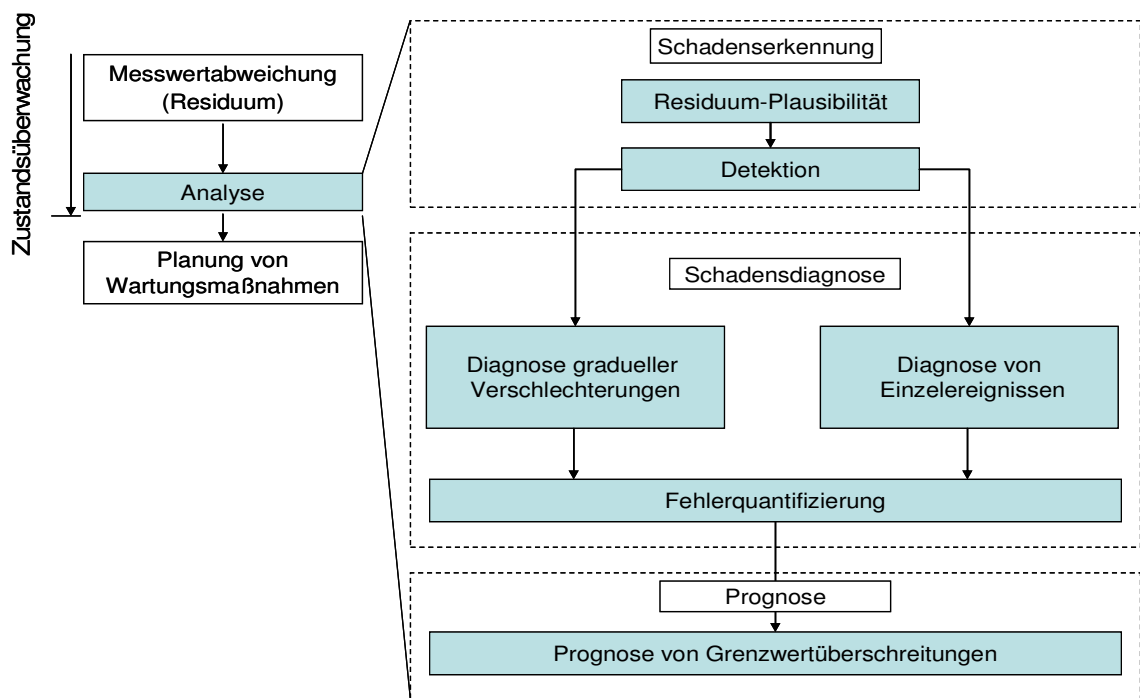


Bild 2.1: Generalisierter Ablauf der Zustandsüberwachung

Im Rahmen der Schadenserkennung wird entschieden ob die beobachtete Veränderung in den Residuen einem Einzelereignis zuzuordnen ist oder eine graduelle Veränderung vorliegt. Dabei ist der erste Schritt die Residuum-Plausibilitätsprüfung. Bei der Residuum-Plausibilitätsprüfung wird versucht das Vorhandensein von Messwertfehlern verursacht durch schadhafte Sensoren herauszufiltern. Im zweiten Schritt erfolgt die Detektion einer möglichen Verschlechterung der Gasturbine aus den Messwertresiduen.

Einzelereignissen sind, wie unter Kapitel 1 beschrieben, unvorhergesehene Ereignisse. Diese äußern sich durch eine zeitlich diskrete und nicht stetige Änderung der Leistungsfähigkeit der Gasturbine (Bild 2.2.). Die Leistungsfähigkeit der Gasturbine wird anhand von Leistungsparametern abgeschätzt. Einzelereignisse können in mehreren Komponenten einer Gasturbine gleichzeitig auftreten. Graduelle Verschlechterung kennzeichnet eine schleichende mechanische Veränderung der Gasturbine, verursacht durch [63,99]:

- Korrosion
- Erosion
- Ablagerungen
- Dichtungsschäden

in den einzelnen Komponenten. Graduelle Verschlechterungen können in allen Komponenten einer Gasturbine gleichzeitig auftreten. Die Komponenten gliedern sich in

Einlauf, Niederdruckverdichter, Hochdruckverdichter, Brennkammer, Hochdruckturbinen, Niederdruckturbinen und Düse.

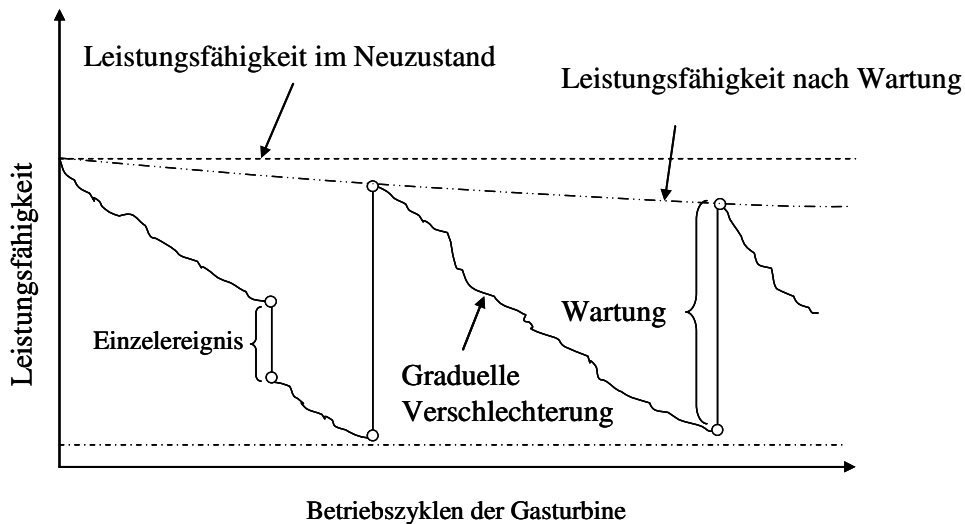


Bild 2.2: Schematischer Verlauf der Leistungsfähigkeit einer Gasturbine über die Betriebszeit, angelehnt an [59].

Aufgrund der unterschiedlichen Schädigungsmechanismen führt ein einzelner Diagnosealgorithmus nicht zum erwünschten Ziel [67]. Grund hierfür sind bei der graduellen Verschlechterung die kleinen Gradienten im zeitlichen Verlauf der Leistungsparameter. Im Gegensatz dazu weisen Einzelereignisse unstetige Änderungen in den zeitlichen Verläufen der Leistungsparameter auf. Um die Veränderungen der Leistungsparameter abbilden zu können, sind für die jeweiligen Schädigungsmechanismen speziell adaptierte Diagnosealgorithmen notwendig [69]. Diese finden in der Schadensdiagnose Anwendung.

Der letzte Schritt der Zustandsüberwachung ist die Prognose. Durch zeitnahe Aktualisierung der Änderungen in den Leistungsparametern anhand der graduellen Verschlechterung und der Einzelschadensdiagnose wird eine Projektion zukünftiger Grenzwertüberschreitungen erzeugt. Dazu werden die Ergebnisse der Diagnose der graduellen Verschlechterung und der Einzelfehlerdiagnose zeitlich zusammengefasst und anschließend extrapoliert.

Ein entscheidendes Kriterium für die Zustandsüberwachung ist die Systembeobachtbarkeit. Die Systembeobachtbarkeit beschreibt die Möglichkeit den Zustand der Gasturbine mittels der vorhandenen Messgrößen abzubilden. Sie beinhaltet die Forderung, dass die Informationen aus den Messgrößen nicht redundant sind und für die gestellte Aufgabe der Überwachung der Gasturbine ihrer Anzahl nach genügen. Ferner müssen die Messgrößen auf die Schädigungen der Gasturbine reagieren. Diese Forderung, auch als die Sensitivität bekannt, impliziert, dass das Messwertresiduum der

Schädigung größer sein muss als das Messrauschen des Sensors. Aufgrund der Systembeobachtbarkeit spiegelt sich nicht jedes Ereignis, welches zu einer Schädigung führt, in den zu messenden Größen eindeutig wider [8,116,123]. Dies ist der Fall, wenn es weniger Messgrößen gibt als zu schätzende Größen für die Zustandsüberwachung. Daraus folgt, dass die Herausforderung mathematischer Ansätze zur Zustandsüberwachung in der quantitativen Schätzung von Verschlechterungen unter der Bedingung, dass es weniger bekannte Größen als zu schätzende Größen gibt, liegt. Trotzdem müssen die verwendeten mathematischen Ansätze robust gegenüber Messgrößenausfällen sein. Eine Möglichkeit zur Verbesserung der Beobachtbarkeit bietet ein Mehrpunkt Verfahren nach [46,72,119]. Dabei werden die Messwerte eines Schadens in unterschiedlichen Betriebspunkten der Gasturbine aufgenommen. Durch die Nichtlinearität des Systems kann es in unterschiedlichen Betriebspunkten unterschiedliche Abhängigkeiten zwischen Leistungsparametern und Messgrößen geben. Diese Eigenschaft wird um weitere Informationen über den Schaden zu erhalten, ausgenutzt. Im Folgenden werden solche Ansätze für die Zustandsüberwachung diskutiert.

2.2 Berücksichtigung von Messfehlern

Der Zustand einer Gasturbine wird über Leistungsparameter der Komponenten wie z.B. Wirkungsgrade η_{Komp} und Durchflussvermögen (Kapazitäten) w_{Komp} abgeschätzt. Diese können indirekt über die Messgrößen abgebildet werden. Wobei die Werte der Messgrößen vom Betriebspunkt abhängen. Die Charakterisierung des Betriebspunkts einer Gasturbine erfolgt durch den Vektor \bar{u} nach Gl. 1. Dieser besteht aus der Flugmachzahl Ma_0 , dem Umgebungsdruck p_0 , der Umgebungstemperatur T_0 und einem Parameter zur Festlegung der Leistungsanforderung \hbar

$$\bar{u} = (Ma_0, p_0, T_0, \hbar). \quad (1)$$

Die von \bar{u} abhängigen Größen sind einerseits die Gesamtheit der voneinander unabhängigen Leistungsparameter definiert im Vektor \bar{x} nach Gl. 2, und andererseits die abhängigen Größen \bar{y} nach Gl. 3.

$$\bar{x} = (\eta_{\text{Komp}}, w_{\text{Komp}}) \quad (2)$$

$$\bar{y} = (T_i, p_i, n_i, \dots). \quad (3)$$

Elemente von Vektor \bar{y} sind thermodynamische Größen (Drücke p_i , Temperaturen T_i) und nicht-thermodynamische Größen (Drehzahlen n_i , Vibrationen $vib_i \dots$). Die vorgestellten Vektoren stehen in einem nicht linearen Zusammenhang der folgenden Form

$$\bar{y} = f(\bar{u}, \bar{x}) + \bar{v}. \quad (4)$$

Im Vektor \bar{v} wird das Messrauschen dargestellt. Anhand der Instrumentierung können Elemente von \bar{y} gemessen werden. Um Veränderungen im Zustand der Gasturbine erkennen zu können, werden die gemessenen Elemente y_i^{gem} zu einer Referenz y_i^{ref} bezogen. Die Referenz der gemessenen Elemente sind die errechneten Erwartungswerte.

$$\Delta y_i = \frac{y_i^{\text{gem}} - y_i^{\text{ref}}}{y_i^{\text{ref}}} \quad (5)$$

Die dimensionslose Größe Δy_i ist das Messwertresiduum. Der Vergleich der Messwertresiduen erfolgt bei ähnlichen Betriebsbedingungen, so dass davon ausgegangen werden kann, dass diese unabhängig vom Betriebspunkt sind. Der Vektor $\Delta \bar{y}$ wird als die Messwertsignatur bezeichnet und enthält als Elemente die Messwertresiduen Δy_i .

Eine Änderung des Messwertresiduums ($\Delta y_i \neq 0$) kann durch verschiedene Veränderungen in der Kausalkette einer Messung (vgl. Bild 2.3) zustande kommen. Der Begriff der Residuum-Plausibilität bezieht sich auf die Eindeutigkeit des Messwertresiduums zu einer tatsächlichen Änderung des Zustandes einer Komponente der Gasturbine. Daher ist es erforderlich die Quellen anderer Einflüsse auf das Messwertresiduum auszuschließen.

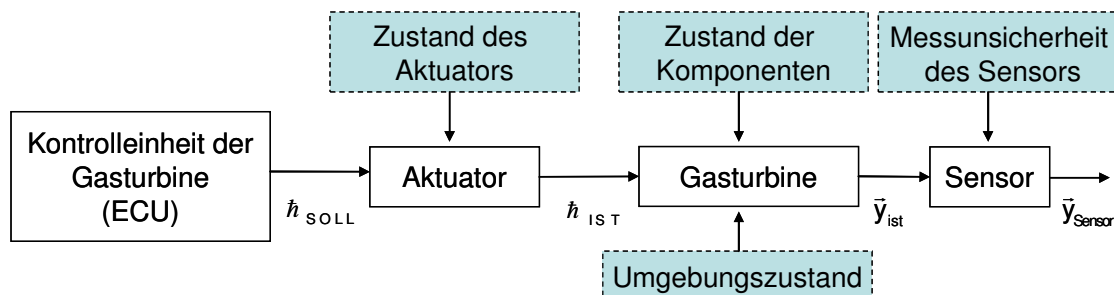


Bild 2.3: Kausalkette des Messwerts angelehnt an [98]

Schadhafte Aktuatoren können nicht aus den Messwerten herausgefiltert werden da diese indirekten Einfluss auf die gemessenen Werte haben. Aus diesem Grund werden

Aktuatorschäden als Komponentenschäden betrachtet. Aktuatoren an der Gasturbine haben keine Überwachung der Ist-Position. Dadurch können schadhafte Aktuatoren nicht über einen Abgleich der Soll-Ist Position erkannt werden. Schadhafte Aktuatoren können erst durch eine Detektion oder Diagnose indirekt erfasst werden.

Sensorfehler hingegen beeinflussen die Messgröße direkt und sind in zufällige Fehler und systematische Fehler unterteilt. Die zufälligen Fehler schwanken stochastisch nach Vorzeichen und Betrag um den Mittelwert. Die Abweichung wird durch die Standardabweichung σ des Messwerts gekennzeichnet [15].

Systematische Fehler führen zu Ablagen in den Messwerten und deuten auf eine falsche Kalibrierung oder auf eine falsche Messung hin [87]. Einfache Verfahren zur Sensorfehlererkennung sind Filterungen unterteilt in Bereichsüberprüfung, Grob- und Feinfilterung [15,17]. Die Mittelwerte der gefilterten Messgrößen werden anschließend an das Zustandsüberwachungssystem weitergegeben. Da hiermit nicht alle Sensorfehler ausgeschlossen werden können werden komplexere Verfahren zur Erkennung von systematischen Messfehlern untersucht. In [58] wird ein Verfahren basierend auf mehreren Kalmanfiltern vorgestellt. Jeder einzelne Sensor wird von einem Kalmanfilter überwacht. Das Verfahren kann einzelne schadhafte Sensoren erkennen und ist robust gegenüber Messrauschen, kann jedoch nicht mehr als einen schadhafte Sensor erkennen. Ein weiteres Verfahren zur Erkennung von Sensorfehlern anhand von Kalmanfiltern wird in [83] vorgestellt. Das Verfahren ist im Gegensatz zu [58] hierarchisch aufgebaut. Die hinterlegten Kalmanlogiken sind alle ähnlich. Die erste Logik detektiert einen Sensorfehler, die nachgeschaltete Logik identifiziert den betroffenen Sensor und die letzte Logik bereinigt den Messvektor um den schadhafte Sensor. In [66] wird ein lineares Ersatzmodell für die Gasturbine verwendet um schadhafte Sensoren mittels eines Sensorindexes zu detektieren. Die Auswertung erfolgt statistisch und ist auf den Fall begrenzt, dass es genauso viele Messgrößen wie zu schätzende Leistungsparameter gibt. In [64] wird ein Ansatz mit einem dezentralen künstlichen neuronalen Netz für die Detektion von schadhafte Sensoren vorgestellt und anhand von simulierten Daten validiert. Die Detektion von schadhafte Sensoren beträgt nach [64] ca. 99%. Eine Kombination aus schadhafte Komponenten und schadhafte Sensoren wurde nicht untersucht. Ansätze mit probabilistischen neuronalen Netzen werden in [81,103] vorgestellt. Nach [81] können im Falle schadhafte Komponenten im Bereich der Flugenveloppe schadhafte Sensoren erkannt werden. Bei mehr als einem schadhafte Sensor beträgt die korrekte Detektion zwischen 85% - 91%. Schadhafte Sensoren können anhand der vorgestellten Ansätze nur zum Teil aus dem Messwertvektor herausgefiltert werden. In Folge dessen sind Abweichungen in den Messwertresiduen nicht eindeutig auf eine schadhafte Komponente zurückzuführen.

2.2.1 Detektion

Als Detektion wird das Erkennen einer möglichen schadhafte Komponente aus dem zeitlichen Verlauf der Messwertresiduen nach der Residuen-Plausibilitätsprüfung verstanden. Der zeitliche Verlauf der Messwertresiduen ist von Messrauschen und Ausreißern beeinflusst. Ausreißer im Verlauf können durch leicht unterschiedliche Betriebsbedingung während der Aufnahme der Messwerte entstehen. Anhand von Glättungsalgorithmen werden die Streuungen der Messwertresiduen minimiert und ein mittlerer zeitlicher Verlauf gebildet. Mit Hilfe von Detektionsalgorithmen wird anschließend der mittlere zeitliche Verlauf der Messwertresiduen analysiert.

Eine Möglichkeit zur Bildung von Mittelwerten für zeitliche Verläufe ist der gleitende Mittelwert. Dieser beinhaltet den Nachteil, dass die ersten Punkte eines Zeitverlaufs nicht richtig interpretiert werden. Mit Hilfe exponentiellen Glättens wird der Einfluss der vorhergehenden Punkte durch exponentielles Gewichten erhalten. Dadurch kann die Genauigkeit des Trends des Zeitverlaufs erhöht werden. Abrupte Änderungen im Zeitverlauf werden jedoch mit einer Verzögerung erkannt [29]. Der Kalmanfilter, vorgestellt in [95] für Zeitverläufe, ermöglicht die Einstellung der Sensitivität des Filters auf abrupte Änderungen. Hierdurch kann ein glättendes Verhalten erreicht werden. Jedoch müssen die gewünschten Ergebnisse heuristisch eingestellt werden. Ähnliche Ergebnisse werden mitunter durch Rauschfilter anhand künstlicher neuronaler Netze erreicht. Diese werden in [20,73,101] vorgestellt.

Die Detektion aus dem geglätteten Zeitverlauf der Messwertresiduen kann mit Hilfe von Expertensysteme [29], neuronale Netze [20], Fuzzy-Logik-Systeme [37] oder Bayesischen Vorhersagemodelle [67,70] erfolgen. Eine ausführliche Diskussion über die Filterung und Detektion wird in [21,48] geführt. Alle Verfahren zur Detektion haben als Schwäche die Sensitivität auf die Sprunghöhe bei abrupten Änderungen der Messwertresiduen. Die Detektionsrate ist abhängig von der Sprunghöhe. Ist die Sensitivität falsch gewählt, können entweder Veränderungen in den Messwertresiduen nicht erkannt werden oder die Rate falscher Detektionen überwiegt bedingt durch Rauschen in den geglätteten Verläufen der Messwertresiduen. Ab einer Sprunghöhe, welche dem Zweifachen der Standardabweichung des Verlaufes der Messwertresiduen entspricht, wird in [67] eine Detektionsrate von 100% berichtet. Daraus folgt, dass Einzelereignisse potentiell von Detektionsalgorithmen nicht erkannt werden und folglich diese nicht weiter analysiert werden.

2.2.2 Diagnose

Im Rahmen der Diagnose ist diejenige Kombination an Veränderungen in den Leistungsparametern der Gasturbine zu finden, welche die beste Übereinstimmung zwischen errechneten Erwartungswerten und den Messwerten liefert. Eine Übersicht über das Forschungsfeld der Diagnose wird in [65] gewährt.

Für Verfahren die ein Modell der Gasturbine verwenden ist für die Schätzung der Leistungsparameter die zu minimierende Zielfunktion explizit nach [54,78] als

$$ZF = c_1 \sum_{i=1}^m \left[\frac{y_i^{\text{gem}} - y_i^{\text{ber}}}{\sigma_{y_i} y_i^{\text{ber}}} \right]^2 + c_2 \sum_{j=1}^n \left[\frac{\Delta x_j^t - \Delta x_j^{t-1}}{\sigma_{x_j} \Delta x_j^{t-1}} \right]^2 + c_3 \sum_{j=1}^n \left| \frac{\Delta x_j^t - \Delta x_j^{t-1}}{\sigma_{x_j} \Delta x_j^{t-1}} \right| \text{ mit } \Delta x_j = \frac{x_j^{\text{ref}} - x_j^{\text{ber}}}{x_j^{\text{ber}}} \quad (6)$$

gegeben. Wobei Δx_j die relative Abweichung des Zustandes zum Referenzwert ist. Die Einstellung der Relevanz der einzelnen Terme erfolgt mit Hilfe von Verstärkungskoeffizienten c_1 bis c_3 , abhängig von der Art der verwendeten mathematischen Ansätze zur Optimierung der Zielfunktion. Dieser Ansatz der Zielfunktion ist für alle modellbasierten Ansätze generell verwendbar. Das erste Glied der Gleichung fordert die Übereinstimmung der berechneten Messwerte aus der Analyserechnung mit den Messungen. Anhand des zweiten Terms werden nur kleine Änderungen der Leistungsparameter zu ihrem vorhergehenden Wert zugelassen [78]. Der zweite Term spiegelt die Erfahrung wieder, dass sich während einer graduellen Verschlechterung die Leistungsparameter minimal zwischen zwei aufeinander folgenden Messungen ändern. Mit Hilfe des letzten Terms kann die numerische Robustheit nach [69] erhöht werden.

Modellbasierte lineare Diagnoseansätze sind die am häufigsten verwendeten [31]. Das Spektrum der Ansätze für die Schätzung der Veränderungen der Leistungsparameter reicht von der Methode der kleinsten Fehlerquadrate (*Least Squares*) mit $c_1 = 1$, $c_2 = c_3 = 0$ über die erweiterte gewichtete Methode der kleinsten Fehlerquadrate (*Extended Weighted Least Squares*) mit $c_1 = c_2 = c_3 = 1$ bis hin zu den komplexen Derivaten des rekursiven Kalman Filter Verfahrens nach [131] mit $c_1 = c_3 = 1$, $c_2 = 0$ für lineare Gas-Pfad-Analyseverfahren. Der Nachteil dieser Verfahren ist, dass eine große Veränderung in einem Leistungsparameter stärker bestraft wird als kleine Veränderungen in allen Leistungsparametern. Dies hat zur Folge, dass der tatsächliche Schaden auf nicht betroffene Leistungsparameter verteilt wird. Bei linearen Gas-Pfad-Analyseverfahren wird zusätzlich davon ausgegangen, dass die Taylorreihenentwicklung für die Komponenten des Vektors der abhängigen Größen \bar{y} nach dem zweiten Glied abgebrochen werden darf. Die zu tolerierenden Fehler entsprechen der vernachlässigten

größten Ordnung der Taylorreihe bei der Linearisierung [54]. Eine genaue Quantifizierung der Änderungen in den Leistungsparametern ist durch das nicht einheitliche lineare Verhalten der Leistungsparameter um den Entwicklungspunkt der Linearisierung nicht gegeben. Für Schätzungsverbesserungen bei unterbestimmten Systemen sind a priori Informationen für eine Begrenzung des Lösungsraums unabdingbar [84].

Im Rahmen modellbasierter nichtlinearer Ansätze werden Optimierungsalgorithmen für die iterative Minimierung der Zielfunktion mit $c_1 = c_2 = c_3 \neq 0$ verwendet. Zu diesem Zweck erfolgt die Simulation des Betriebsverhaltens der Gasturbine für die aktuelle Auswertung der Zielfunktion iterativ (siehe Bild 2.6).

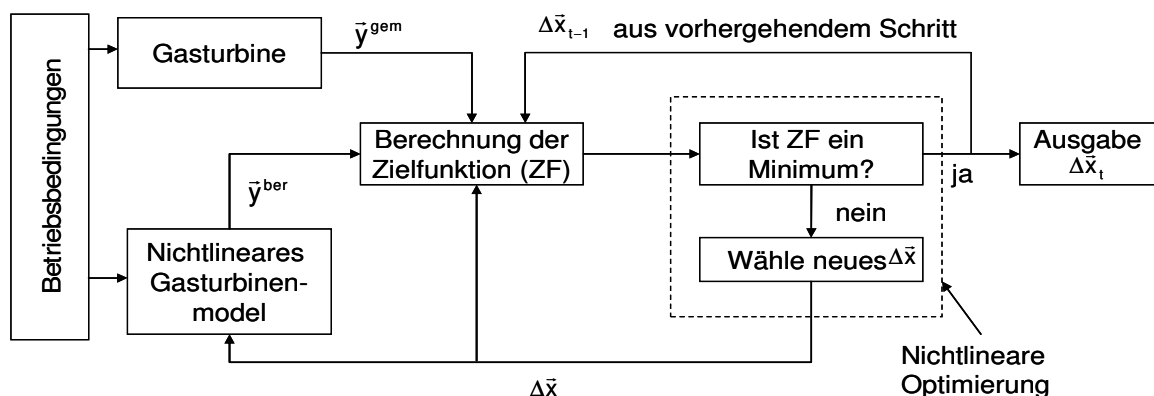


Bild 2.4: Prinzip der Minimierung der Zielfunktion anhand einer nichtlinearen modellabhängigen Optimierung

Der Vorteil von modellbasierten Ansätzen ist, dass die Nichtlinearität des Betriebsverhaltens berücksichtigt wird. In [55,78] werden deterministische Optimierungsalgorithmen wie Simplex Down Hill, Gradientenverfahren und stochastische Verfahren, wie z.B. genetische Algorithmen, für Diagnoseeinsätze in der Zustandsüberwachung untersucht und diskutiert. Bei z. B. Simplex Down Hill und Gradientenverfahren ist der Startwert für die erfolgreiche Suche nach dem Minimum maßgeblich. Ferner muss das Suchgebiet für den Fall, dass weniger Messwerte als zu schätzende Leistungsparameter vorliegen, durch Nebenbedingungen eingegrenzt werden. Aufgrund größer werdender Speicherkapazitäten und höheren Rechengeschwindigkeiten moderner Computer werden genetische Algorithmen für die Optimierung untersucht. Bei diesem Verfahren wird versucht durch die Schrittwahl auf der Zielfläche lokale Minima zu umgehen und die Konvergenz im globalen Minimum zu garantieren [46,106,133]. Um bei der Optimierung Zeit zu sparen werden genetische Algorithmen als optimale Startwertsuche für nichtlineare deterministischen Optimierer eingesetzt um deren Konvergenz in lokalen Minima zu verhindern [44]. Alternativ rücken künstliche neuronale Netze für die Diagnose in den Fokus. Es werden mehrschichtige „Feed-

Forward“-Netze für die Diagnose verwendet. Diese lassen sich in folgende drei Typen der neuronalen Netze unterscheiden:

- a) Multi Layer Perceptron (MLP) finden bei Diagnoseproblemen die häufigste Verwendung [105]. In [52,105] werden Anwendungen der MLP für die Zwecke der Diagnose diskutiert.
- b) Probabilistische neuronale Netze (PNN) enthalten eine exponentielle Aktivierungsfunktion und eine Ausgangsschicht, welche die Wahrscheinlichkeiten des Ausgabevektors anhand von Gewichten errechnen. Eine Anwendung im Bereich der Diagnose wird in [103] vorgestellt.
- c) Radiale Basisfunktionen Netze (RBF) besitzen Radial Basisfunktionen (Gaussglocken) als Aktivierungsfunktionen und als Lösung in der Ausgabeschicht eine Summierung aller gewichteten Ausgaben der Radial Basis-Schichten. Anwendungen für die Diagnose werden in [20,39] vorgestellt.

Im Gegensatz zu modellbasierten Verfahren liegt der Vorteil der künstlichen neuronalen Netze darin, dass keine exakten physikalischen Zusammenhänge zwischen Ursache und Wirkung bekannt sein müssen und auf ein Gasturbinenmodell verzichtet wird. Die Zusammenhänge zwischen Messwertsignaturen und korrespondierenden Schäden mit entsprechenden Leistungsparameterresiduen Δx_i werden aus Trainingsdaten erlernt. Die Diagnose der betroffenen Leistungsparameterresiduen erfordert somit einen Trainingsdatensatz, welcher eine ähnliche Messwertsignatur aufweist. Ausführliche Arbeiten zur Anwendung von künstlichen neuronalen Netzen in der Diagnose sind in [40,90,104] vorgestellt. Künstliche neuronale Netze arbeiten im Rahmen der für sie gemachten Annahmen zufriedenstellend. Sofern Änderungen in den Rahmenbedingungen vorliegen, auf welche ein künstliches neuronales Netz nicht trainiert wurde, verschlechtern sich die Schätzergebnisse [39]. Änderungen der Rahmenbedingungen können unbekannte Messwertsignaturen sein oder das Fehlen einer oder mehrerer Messgrößen im Messvektor. Um diesen Nachteil zu minimieren, muss das künstliche neuronale Netz bei jeglicher Änderung der Rahmenbedingungen neu trainiert werden [75]. Weitere Nachteile von neuronalen Netzen für die Diagnose sind [75,87]:

- Die optimale Netzwerkstruktur für ein gegebenes Problem ist unbekannt
- Die Konvergenz von Trainingsalgorithmen ist nicht garantiert
- Lange Lernphasen (MLP)
- Viele Trainingsdaten zu verschieden denkbaren Szenarien von Schäden (MLP)
- Erhöhte Rechenzeit und Rechenkapazität für die Klassifizierung (RBF) [105]

Liegen bekannte Gesetzmäßigkeiten oder Erfahrungswerte zwischen Messwertsignaturen und Leistungsparameteränderungen vor, werden Expertensysteme, zum Teil in Verbindung mit Verfahren der unscharfen Mengen (Fuzzy-Logik-Systemen), für die Diagnose verwendet. Expertensysteme werden aufgeteilt in regel- und fallbasierte Verfahren:

- Mit Hilfe regelbasierter Expertensysteme werden Regeln in Form von „Wenn-dann-Entscheidungen“ ausgewertet. Die Auswertung wird entweder durch Fuzzy-Logik-Systeme realisiert oder durch den Anwender wissensbasiert ausgewertet. Eine ausführliche Beschreibung von regelbasierten Expertensystemen für die Diagnose ist in [65] zu finden.
- Anhand von fallbasierten Expertensystemen werden erhaltene Messwertsignaturen mit einer bekannten Datenbank an Messwertsignaturen von Schäden verglichen. Das Ergebnis ist eine berechnete Wahrscheinlichkeit zu einem Schaden aus der Datenbank. Eine Zusammenfassung fallbasierter Expertensystemen für die Diagnose von Gasturbinen wird in [59] vorgestellt.

Expertensysteme werden als sinnvolle Ergänzung zur modellbasierten Diagnose erachtet. Hierdurch sollen einerseits die erhaltenen Diagnosen verbessert und andererseits, soweit möglich, verifiziert werden [32]. Die Nachteile von Expertensystemen liegen in der Komplexität der Implementierung, der langen Rechendauer und speziell in der Anzahl an hinterlegten logischen Regeln. Ferner müssen für fallbasierte Expertensysteme umfangreiche Datenbanken durch Hinterlegen von möglichen Schäden und deren Messwertsignaturen angelegt werden.

Trotz der wachsender Komplexität kann zur Zeit nach [75] keines der vorgestellten Verfahren die Eigenschaften

- Robustheit gegen Messrauschen,
- Robustheit gegen variierende Anzahlen an verfügbaren Messwerten,
- Fähigkeit Mehrfachschäden und Einzelschäden exakt zu diagnostizieren,

für die Diagnose vereinen. Um diese Nachteile zu beheben, ist das Forschungsfeld der Diagnose weiterhin Fokus weiterer Entwicklungen. Eine tabellarische Gegenüberstellung der Verfahren zur Diagnose ist im Anhang A.1 zusammengefasst.

2.2.3 Prognose

Die Prognose ist der letzte Schritt der Zustandsüberwachung und dient als Werkzeug für die Planung von Wartungen. Voraussetzung für die Glaubwürdigkeit einer Prognose ist die richtige Identifizierung und die richtige Diagnose eines Schadens. Eine geeignete Extrapolation des bekannten Verlaufs des diagnostizierten Leistungsparameters erlaubt den Vergleich mit einem festgesetzten Grenzwert. So wird die mögliche Restlaufzeit der Gasturbine abgeschätzt. Die exakte Vorhersage von Verschlechterungsverläufen in den Leistungsparametern ist Stand der heutigen Forschung. Vorschläge zu Verschlechterungsverläufen anhand von Flotteninformationen werden in [118] vorgestellt. In [135] werden mögliche Korrelationen von Leistungsparametern für graduelle Verschlechterungen abgeleitet und darauf simulierte Verschlechterungsverläufe für Gas,- und Dampfturbinen erarbeitet. Basierend auf den Erkenntnissen von Verschlechterungsverläufen durch graduelle Verschlechterungen in [78], werden in [84] Extrapolationsvorschläge für den Verschlechterungsverlauf vorgestellt. In [70] wird die Prognosefähigkeit eines Verfahrens einer bayesischen Vorhersage mit Dynamischen Linearen Modellen zweiter Ordnung diskutiert. Dabei wird der Prozess anhand des Wertes und Gradienten des Verlaufes modelliert. Die Modellierung dieser Parameter erfolgt mit Hilfe von Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen. Wie beim Kalmanfilter wird bei der Methode der bayesischen Vorhersage eine Prognose generiert, welche mit einem neu gemessenen Wert korrigiert wird. Die Errechnung der Erwartungswerte für die Prognose beruht auf dem Theorem von Bayes. Das Verfahren führt zu einer linearen Vorhersage des Zeitreihenverlaufes. Dabei nimmt die Unsicherheit, welche durch ein Vertrauensbereich dargestellt wird mit jedem Zeitpunkt zu. Nach [48] ist das Verfahren der bayesischen Vorhersage für die Prognosezwecke Erfolg versprechend. Eine Übersicht über alternative Ansätze der Verlaufsprognose wie wissensbasierte Prognose, evolutionäre Prognose und Prognose auf Basis von neuronalen Netzen wird in [23] erläutert. Eine Validierung der Prognoseverfahren auf Basis von Felddaten ist jedoch in der Literatur nicht zu finden.

2.3 Identifikation von Einzelereignissen

In der Kausalkette der Zustandsüberwachung besitzt die Diagnose zwei Schwachstellen. Die erste Schwachstelle ist die Abhängigkeit von der vorhandenen Anzahl an Messwerten. Die zweite Schwachstelle ist die implizite Identifikation des Schadens. Die Identifikation dient als Zwischenschritt für die Begrenzung des Lösungsraums für die

Diagnose. Durch die Begrenzung des Lösungsraumes können Leistungsparameter, welche nicht beobachtbar sind, für die Diagnose ausgeschlossen werden. Begriffe in der Literatur für die Identifikation sind „Fehlerisolierung“ oder „Fehlerdiagnose“. Da eine graduelle Verschlechterung der Gasturbine im Regelfall alle Komponenten betreffen kann, wird die Identifikation in der Literatur nur für Einzelereignisse vorgestellt.

Für die Identifikation eines Schadens auf Komponentenebene stellt [19] ein deterministisch modellbasiertes Verfahren vor. Für das Verfahren wird eine quadratische Zielfunktion verwendet. Diese besteht aus dem Element der kleinsten Fehlerquadrate nach

$$\min_{\Delta\tilde{x}} \left\{ \frac{1}{2} (\Delta\tilde{y} - \text{EKM} \cdot \Delta\tilde{x})^T (\Delta\tilde{y} - \text{EKM} \cdot \Delta\tilde{x}) \right\}. \quad (7)$$

Die Minimierung der quadratischen Abweichungen zwischen gemessenen und berechneten Messwertresiduen $(\Delta\tilde{y} - \text{EKM} \cdot \Delta\tilde{x})$ wird durch variieren des Lösungsvektors $\Delta\tilde{x}$ erreicht, wobei der Lösungsvektor die gesuchten Leistungsparameterresiduen enthält. Die Berechnung der Messwertresiduen für lineare Systeme erfolgt mit der Einfluss-Koeffizienten-Matrix EKM nach Kapitel 3.3. Zusätzlich wird in [19] die Norm des Lösungsvektors $\Delta\tilde{x}$ in die Zielfunktion aufgenommen und die EKM mit der Kovarianz der Messgrößen gewichtet.

$$\min_{\Delta\tilde{x}} \left\{ \frac{1}{2} (\Delta\tilde{y} - \text{EKM} \cdot \Delta\tilde{x})^T (\Delta\tilde{y} - \text{EKM} \cdot \Delta\tilde{x}) + c \|\Delta\tilde{x}\|_1 \right\} \text{ mit } c > 0. \quad (8)$$

Durch die ℓ_1 -Norm des geschätzten Lösungsvektors $\Delta\tilde{x}$ hat Gl. 8 einen parabolischen Verlauf mit einem globalen Minimum wenn alle Elemente von $\Delta\tilde{x}$ null sind. Ergebnis der Optimierung ist ein dünn besetzter Lösungsvektor $\Delta\tilde{x}$. Der Verstärkungskoeffizient c dient der Gewichtung zwischen der Minimierung der quadratischen Abweichungen der Messwertresiduen und der Forderung nach einem dünn besetzten Lösungsvektor. In [19] wird auf eine heuristische Einstellung des Verstärkungskoeffizienten c hingewiesen. Die Lösung der Zielfunktion erfolgt mittels eines nichtlinearen Optimierers. Die Anwendung dieses Verfahrens führt bei [19] zu einer Verbesserung gegenüber einem reinen Ansatz der kleinsten Fehlerquadrate von 21 %. Aus [19] ist ersichtlich, dass Komponentenschäden einzeln und nicht gemischt als Mehrfachschäden simuliert worden sind. Entfallen Messwerte aus dem Messvektor, z.B. durch Sensorausfälle, so führt dies zu Falschidentifikationen der Komponenten. Der Grund hierfür ist eine Verschlechterung der Systembeobachtbarkeit.

In [13] wurde die Methode der kombinatorischen Identifikation erstmalig vorgestellt und auf nichtlineare modellbasierte Schätzverfahren angewandt. Ausgangspunkt ist ein unterbestimmtes System. Hieraus kann eine Anzahl K nach Gl. 9 an bestimmten Systemen ($m=n$) durch streichen von Leistungsparametern erzeugt werden. Hierbei ist n die Anzahl an Leistungsparametern und m die Anzahl an Messgrößen.

$$K = \binom{n}{m} = \frac{n!}{m!(n-m)!} \quad (9)$$

Für jedes bestimmte System werden die Leistungsparameter bestimmt. Diese so gefundenen Lösungen werden gemittelt und durch deren Standardabweichung nach Gl. 10 geteilt. Voraussetzung ist, dass die Streuung der Leistungsparameter über alle Kombinationen hinweg normalverteilt ist. Die so erhaltene Größe wird als Diagnostischer Index (DI) [80] bezeichnet.

$$DI_{\Delta\tilde{x}_i} = \frac{\left| \sum_{j=1}^K \Delta\tilde{x}_i^j \right|}{\sigma_{\Delta\tilde{x}_i}} \quad \text{bzw. auf Komponentenebene } DI_{\text{Komp}_i} = \sqrt{DI_{1i}^2 + DI_{2i}^2} \quad (10)$$

Die am wahrscheinlichsten vom Einzelereignis betroffenen Leistungsparameter oder Komponenten weisen die höchsten Indizes auf. Dies entspricht einer niedrigen Standardabweichung $\sigma_{\Delta\tilde{x}_i}$. Das Verfahren erzielt sowohl für nicht verrauschte als auch für verrauschte Messgrößen plausible Ergebnisse in dem schlecht konditionierte aber mathematisch bestimmte Systeme im Vorfeld durch die Kombinatorik unterdrückt werden. In [13] ist eine Erfolgsquote von 86% für dieses Verfahren dokumentiert. Zustände der Gasturbine mit schlechter Beobachtbarkeit konnten nicht identifiziert werden.

Eine Möglichkeit falsche Identifikationen zu minimieren ist die Reduktion der zu bestimmenden Leistungsparameter. Dazu kann das zu untersuchende System in größere beobachtbare Subsysteme eingeteilt werden. Dies ist am Beispiel von Gasturbinen in [61] dargestellt. Die Leistungsparameter innerhalb der Subsysteme werden mit Hilfe eines nichtlinearen Optimierers geschätzt. Die Identifikation des vom Schaden betroffenen Subsystems erfolgt nach [13] statistisch. Zusätzlich wird in [61] die Verteilungsdichtefunktion für die Wahrscheinlichkeit der geschätzten Leistungsparameter ermittelt. Für ein 2-fach unterbestimmtes System liegt nach [61] die Identifikationsrate für eine vom Schaden betroffene Gruppe bei 93 %.

Eine Alternative zur Anwendung des Diagnostischen Index ist die Verwendung von Verfahren zur Mustererkennung. Messwertsignaturen werden mit bekannten

Messwertsignaturen von Komponentenschäden verglichen und nach ihrer Ähnlichkeit zueinander klassifiziert. Eine solche Klassifizierung wird in [27] für eine Hilfsgasturbine vorgestellt. Dabei werden die Abweichungen zwischen gemessenen und bekannten Mustern anhand von Druck- und Temperatursignaturen errechnet. Diese Abweichungen werden zweidimensional in eine Druck- und Temperaturverhältnisebene aufgetragen. Die Klassifizierung erfolgt mittels des Ergebnisses der kleinsten Fehlerquadrate zwischen einer gemessenen und einer bekannten Messwertsignatur. Zusätzlich wird die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit mit Hilfe eines F-Tests ermittelt. Das Verfahren basiert auf dem zeitlichen Verlauf der Messwertsignaturen und ist anfällig auf eine schlechte Systembeobachtbarkeit. Wie in [27] geschildert kann im Falle schlechter Beobachtbarkeit ein Brennkammerschaden nicht von einem Verdichterschaden unterschieden werden.

In [12,14] wird die Anwendung der geometrischen Ähnlichkeit für die Identifikation sowohl von Komponentenschäden als auch von Sensorfehlern vorgestellt. Als Gütekriterium für die Klassifikation dient die Betrachtung des euklidischen Abstandes und die Kreuzkorrelation zwischen der Messwertsignatur $\Delta\bar{y}_{\text{akt}}$ und der Messwertsignaturen bekannter Schäden $\Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k}$. Es wird angenommen, dass diese in einer Datenbank zur Verfügung stehen. Mit dem euklidischen Abstand r_k wird der Abstand beider Messwertsignaturen nach Gl. 11 berechnet.

$$r_k = \left\| \Delta\bar{y}_{\text{akt}} - \Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k} \right\| \quad (11)$$

Werte von $r_k \approx 0$ bedeuten, dass beide Messwertresiduen $\Delta\bar{y}_{\text{akt}}$ und $\Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k}$ vom Betrag gleich sind. Der Schaden aus der Datenbank ist aber nur dann erkannt, falls $\left\| \Delta y_{\text{akt}}^i \right\| = \left\| \Delta y_{\text{Datenbank},k}^i \right\|$ gilt. Voraussetzung für diesen Rückschluss ist, dass die Dimension von $\Delta\bar{y}_{\text{akt}}$ und $\Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k}$ gleich ist. Anhand der Kreuzkorrelation

$$\text{corr}_k = \frac{\text{Cov}(\Delta\bar{y}_{\text{akt}}, \Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k})}{\sqrt{\text{Var}(\Delta\bar{y}_{\text{akt}})} \cdot \sqrt{\text{Var}(\Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k})}} \quad \text{mit } -1 \leq \text{corr}_k \leq 1. \quad (12)$$

zwischen $\Delta\bar{y}_{\text{akt}}$ und $\Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k}$ wird die Konturähnlichkeit der Messwertsignaturen überprüft. Dabei wird die Annahme getroffen, dass Änderungen in den Leistungsparametern in kleinen Bereichen als linear angesehen werden können. Eine übereinstimmende Kontur der Messwertsignaturen liegt bei $\text{corr}_k = 1$ vor. In [96] ist eine Untergliederung der Konturähnlichkeit vorgeschlagen. Demnach deuten

- Beträge der Korrelationszahl zwischen 0.7 und 0.8 auf eine Ähnlichkeit hin

- Beträge der Korrelationszahl zwischen 0.8 und 0.9 auf eine starke Ähnlichkeit hin und
- Beträge der Korrelationszahl zwischen 0.9 und 1.0 auf eine sehr starke Ähnlichkeit hin.

Für die Klassifizierung von $\Delta\bar{y}_{\text{akt}}$ wird in [12,14] der geometrische Ähnlichkeitsindex g eingeführt. Dieser ist nach Gl. 13 definiert als:

$$g = \sqrt{r_k^2 + (1 - \text{corr}_k)^2} . \quad (13)$$

Für $g \approx 0$ ist $\Delta\bar{y}_{\text{akt}}$ anhand einer bekannten Messwertsignatur $\Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k}$ hinreichend klassifiziert. Die positive Klassifizierungsrate liegt nach [12,14] mit dem Auswerteanatz der statistischen Diskriminante und statistisch optimalen Diskriminante bei über 95% für die Identifikation von Sensorfehlern. Bei dem Verfahren der statistischen Diskriminante werden mit den Kovarianzmatrizen $\text{Cov}(\Delta\bar{y}_{\text{akt}}, \Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k})$ die Wahrscheinlichkeiten abgeschätzt wonach $\Delta\bar{y}_{\text{akt}}$ zu $\Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k}$ gehört. Der Schadensfall mit der höchsten Wahrscheinlichkeit und kleinstem geometrischen Index g wird als erkannt gewertet. Bei der statistisch optimalen Diskriminante wird basierend auf Expertenwissen eine Vorauswahl der in Frage kommender $\Delta\bar{y}_{\text{Datenbank},k}$ getroffen und danach die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten berechnet.

Statistische Klassifizierungsansätze wie k-Nächste-Nachbarklassifizierer, Parzen-Klassifizierer und Support-Vector-Klassifizierer aus den Bereichen der Objekterkennung, Texterkennung, Bildbearbeitung oder der medizinischen Forschung, werden in [50] vorgestellt. Dabei ist der robusteste und einfachste Klassifizierer der k-Nächste-Nachbarklassifizierer. Mit Hilfe dieses Verfahrens werden k-Nächste-Nachbarn aus der Menge von Referenzobjekten einer Klasse für die Klassifizierung betrachtet. Die Zugehörigkeit zu einer Klasse erfolgt über Diskriminanten wie z. B. nach Gl. 12 und Gl. 13. Anwendungen dieses Verfahrens werden in [109] zur Krebsdiagnose beschrieben oder in [113] zur Wettermodellierung eingeführt.

Anhand von Radial Basisfunktionen Netzwerken wird in [77] für die CFM56-7 Gasturbine eine Mustererkennung für die Identifikation von Schäden vorgestellt. Für die simulierten Schäden liegt die Identifikationsrate bei über 80%. Voraussetzung sind geeignet gewählte a-priori Wahrscheinlichkeiten für die Radial-Basis-Schicht. Für die Identifikation werden in [40,52] mehrere unabhängige neuronale Netze verwendet um Teilentscheidungen zu treffen. Durch die Zusammenführung der Teilentscheidungen wird eine 98%-ige Identifikation der Schäden erzielt, wenn im Vorfeld alle Annahmen für die Topologie des Netzaufbaus richtig getroffen wurden. Ab einer Abweichung von 0,2% zwischen der gemessenen Messwertsignatur und den Trainingsdaten sinkt die

Identifikationsrate auf unter 50%. Ferner sinkt die Identifikationsrate bei der Verschlechterung der Systembeobachtbarkeit [52] wie bei der Diagnose beschrieben. In [30] wird eine Kombination aus einem bayesischen Netz und einem Kalmanfilter zur Identifikation vorgestellt. Das Verfahren wurde an 14 Schäden mit einer Erfolgsrate von 92,8% getestet. In [30] wird eine weitere Verbesserung für die Identifikation anhand von a-priori Informationen vorgeschlagen. Diese können archivierte Referenzschäden oder statistische Schadensverteilungen sein.

In Fuzzy-Logik-Systemen (FLS) kann Expertenwissen in Form von Regeln abgelegt werden. Dies ermöglicht eine weitere Form der Identifikation von Schäden durch Klassifizierung. In [76] wird ein Fuzzy-Logik-System vorgestellt, das maximal in einer Komponente einen Schaden und zusätzlich noch einen beliebigen Sensorfehler gleichzeitig identifiziert. Anwendungen von Fuzzy-Logik-Systemen für die Identifikation von Schäden auf Komponentenebene werden für leicht unterbestimmte Systeme ($k=9$, $m=8$) in [38] mit einer Identifikationsrate von 98% beschrieben, wobei k die Anzahl an Komponenten ist. Für eine höhere Unterbestimmtheit des Systems ($k=9$, $m=4$) sinkt die Identifikationsrate auf unter 89%. Auf Grundlage eines quasi-nichtlinearen Gasturbinenmodells wird in [67, 69] das Superpositionsverhalten von linearen Systemen ausgenutzt und die Pseudo-Inverse der Einfluss-Koeffizienten-Matrix spaltenweise für jeden Messvektor evaluiert (EKM-Stacking-Verfahren). Die Auswertung der Ergebnisse aus dem EKM-Stacking-Verfahren erfolgt durch ein Fuzzy-Logik-System. Die Identifikationsrate sinkt für ein 8-fach unterbestimmtes System auf unter 60%. Das gleiche Verfahren wird in [34] für die Diagnose vorgestellt. Die Herausforderung bei der Anwendung von Fuzzy-Logik-Systemen für die Identifikation ist die Aufstellung geeigneter Regeln.

Eine weitere Möglichkeit zur Erhöhung der Identifikationsrate ist die Informationsfusion auf Merkmalebene (siehe Anhang A.2). Bei der Fusion auf Merkmalebene werden Ergebnisse verschiedener mathematischer Auswertungen für die Identifikation in Betracht gezogen. In [62] werden für die Identifikation durch Fusion die berechneten Wahrscheinlichkeiten eines identifizierten Schadens aus der Leistungsparameteranalyse und das Ergebnis einer Vibrationsmessdatenanalyse verwendet. Die Auswertung der Fusion erfolgt regelbasiert auf Komponentenebene. In [62] wird der Einfluss der schlechten Beobachtbarkeiten einzelner Komponenten durch Erstellung von Regeln mithilfe Expertenwissens kompensiert. Die so identifizierten Leistungsparameter werden anschließend einer Diagnose unterzogen.

In [126,128] werden die Fusionen von Analysen aus Nicht-Gas-Pfad Messgrößen wie Öldruck, Öltemperaturen, etc. auf Merkmalebene für die Identifikation vorgestellt. Die Auswertung der Fusion erfolgt bei [126,128] in zwei Schritten. Ergebnisse der Analysen

der Nicht-Gas-Pfad Messgrößen werden im ersten Schritt anhand eines Fuzzy Belief Netzwerkes für die Identifikation des Schadens ausgewertet. Im zweiten Schritt werden Wartungs,- und Pilotberichte mit der erhaltenen Identifikation auf Plausibilität geprüft. Eine Validierung des Verfahrens konnte in den Arbeiten [126,128] aufgrund fehlender Daten und Simulationsmöglichkeiten nicht erreicht werden.

2.4 Instrumentierung von Gasturbinen

Die Auswahl der Instrumentierung von Gasturbinen richtet sich primär nach der Grenzwertüberwachung (vgl. Kap.1). Für die Zustandsüberwachung müssen weitere Aspekte für die Wahl der Instrumentierung betrachtet werden. Nach [82] sind folgende Aspekte ausschlaggebend:

- Beobachtbarkeit: Anhand dieses Aspektes wird abgeschätzt, welche Leistungsparameter mit Hilfe der vorhandenen Instrumentierung eindeutig beobachtbar sind.
- Schadensisolierung: Dies ist eine Erweiterung der Beobachtbarkeit. Anhand der beobachtbaren Leistungsparameter werden detektierbare Schäden identifiziert.
- Sensorverfügbarkeit und Sensorrobustheit
- Kosten: Dieser Aspekt beinhaltet die Betrachtung der Entwicklungskosten, Einkaufskosten und Wartungskosten der einzelnen Messgrößen der Instrumentierung [115].

In den Arbeiten [82,108,117] wird das Verfahren S4 vorgestellt. Dieses beinhaltet eine wissensbasierte Vorauswahl möglicher Messgrößen. Die Kombination dieser ausgewählten Messgrößen wird mit Hilfe einer iterativen Optimierung bestimmt. Randbedingungen für die Optimierung sind die oben aufgeführten Aspekte. Abschließend erfolgt eine statistische Auswertung der Messgrößenkombination anhand von generierten Schäden. Verfahren für die Auswahl einer Messgrößenkombination basierend auf den Aspekten der Beobachtbarkeit und der Schadensisolierung werden in [86,88] vorgestellt. Die Auswahl der Messgrößen erfolgt über die Sensitivitäten der Messgrößen auf bestimmte Schäden. Die Sensitivitäten werden durch eine simulierte sukzessive Verschlechterung der Leistungsparameter untersucht. Grundlage ist dabei ein nichtlineares Gasturbinenmodell. Nachteil des Verfahrens ist, dass nicht alle Schäden mit der gewählten Kombination an Messgrößen erkennbar sind, wenn die Anzahl der Messgrößen geringer ist als die Anzahl zu beobachtender Leistungsparameter.

Anhand der Sensitivitäten wird in [120,124] ein weiteres Verfahren zur Messgrößenauswahl vorgestellt. Grundlage ist das linearisierte Verhalten der Gasturbine in einem Betriebspunkt. Dieses Verhalten wird durch die Einfluss-Koeffizienten Matrix EKM nach Kapitel 3.3 abgebildet. In [120,124] werden die Sensitivitäten der Messgrößen aus der EKM abgeleitet. Die Sensitivität einer Messgröße ist nach [120,124] als der Betrag der jeweiligen Spalte der EKM definiert. Messgrößen mit den größten Beträgen werden für die Instrumentierung vorgeschlagen. In [124] werden zusätzlich zu den Sensitivitäten auch die Messunsicherheiten als Randbedingungen betrachtet. Dadurch können andere Kombinationen an Messgrößen für die Instrumentierung vorgeschlagen werden, sofern die Minimierung des Messrauschens im Vordergrund steht. In [96] wird für die Messgrößenauswahl der Kosinuswinkel zwischen den Messwertvektoren vorgeschlagen. Hierbei sind die Messwertvektoren die Zeilen der EKM. Der Kosinuswinkel ist ein Maß für die lineare Unabhängigkeit der Messgrößen untereinander. Aufbauend auf die Theorie der lineare Unabhängigkeit wird in [102] der kleinste Eigenwert des Ausdrucks $(EKM^T \cdot EKM)$ als Maß für die Beobachtbarkeit einer Kombination an Messgrößen vorgestellt. Die Kombination an Messwerten mit dem größten Betrag des kleinsten Eigenwerts wird als die optimale Kombination gewertet. Alternativ wird in [53] und [79] ein Messgrößenauswahlverfahren basierend auf der Konditionszahluntersuchung der EKM vorgestellt. Die Kombination an Messgrößen mit der kleinsten Konditionszahl der EKM wird als optimal definiert. Mit Hilfe der Minimierung der Konditionszahl werden Einflüsse kleiner Störungen wie Messrauschen auf die Identifikation und Diagnose unterdrückt.

2.5 Folgerung aus dem Stand der Technik

Die Serieninstrumentierung von Gasturbinen in der Luftfahrt dient vornehmlich der Überwachung von Grenzwerten. Damit wird sichergestellt, dass die Gasturbinen in einem sicheren Betriebsbereich betrieben werden. Für die Zustandsüberwachung eignet sich die Instrumentierung nur bedingt. Hierzu lässt sich festhalten:

- Die Basis für die Zustandsüberwachung ist ein unterbestimmtes System, welches weniger Messgrößen als zu schätzende Leistungsparameter besitzt.
- Auf Grund der unterbestimmten Systeme müssen Nebenbedingungen definiert werden um den Lösungsraum für die deterministischen Verfahren der Zustandsüberwachung einzugrenzen. Die Anzahl an Nebenbedingungen ist

abgestimmt auf die Unterbestimmtheit des Systems bedingt durch die Serieninstrumentierung.

- Die vorgestellten Verfahren zur Zustandsüberwachung sind auf Informationsverluste durch Ausfall von Sensoren aus der Serieninstrumentierung sensitiv. Das Nichterkennen von neuen, nicht beobachtbaren Zuständen der Gasturbine führt zu einer Steigerung der falschen Identifikation und Diagnose von Schäden.
- Eine Identifikation des Schadens im Vorfeld einer Diagnose kann die Schätzung der Verschlechterung betroffener Leistungsparameter erhöhen.

Folgerungen aus dem Stand der Technik:

- Es ist kein Verfahren der Identifikation beschrieben, welches automatisiert die Beobachtbarkeit des Systems abschätzt und nicht schätzbare Zustände aus der Menge der Lösungen ausgrenzt. Solch ein Ansatz zur Identifikation ist robust gegenüber einer variierenden Anzahl an Messgrößen. Die Schätzungen des Verfahrens wären nur auf beobachtbare Schäden beschränkt. Nicht beobachtbare Schäden würden explizit aufgezeigt.
- Die gemeinsame Betrachtung von Gas-Pfad Messgrößen, Nicht-Gas-Pfad Messgrößen und Expertenwissen kann den Informationsgehalt für die Identifikation erhöhen. Dadurch können in Verbindung mit dem Ansatz der robusten Identifikation weitere Schäden identifiziert werden. Dies würde zu einer erhöhten Identifikationsrate führen. In der Literatur ist bis jetzt kein Verfahren beschrieben, welches die Informationsfusion und die explizite Beobachtbarkeit des Systems für die Identifikation eines Schadens verwendet. Die Integration eines solchen Verfahrens in ein Zustandsüberwachungssystem eröffnet die Möglichkeit dem Wartungspersonal eine Schätzung der betroffenen Komponenten zu bieten wenn mehrere Sensoren aus der Instrumentierung ausfallen.
- Für die Wahl der Instrumentierung einer Gasturbine ist kein Verfahren beschrieben, welches in seiner alleinigen Anwendung sowohl die Konditionszahl minimiert, als auch den kleinsten Eigenwert des Ausdrucks ($EKM^T \cdot EKM$) maximiert. Dieser Ansatz würde eine Kompromisslösung zwischen der Sensitivität des Zustandsüberwachungssystems gegenüber Messrauschen und der maximalen Sensitivität der Messgrößen auf die Änderungen der Leistungsparameter liefern. Für die Auswahl der Instrumentierung muss auch die Abhängigkeit der Beobachtbarkeit zu Betriebspunktänderungen betrachtet werden. Dadurch kann sichergestellt werden, dass die gewählte Instrumentierung über die Flugenveloppe im Schnitt die beste Beobachtbarkeit erzielt. Die gemeinsame Betrachtung dieser

Aspekte bei der Auswahl einer Instrumentierung ist bis jetzt nicht in der Literatur beschrieben worden.

2.6 Zielsetzung

Abgeleitet aus dem Stand der Technik wird das Ziel definiert die Rate der Identifikation von Schäden zu erhöhen. Dazu wird ein Konzept zur Identifikation entwickelt, welches robust gegenüber Ausfällen von Sensoren aus der Instrumentierung ist.

Anhand von vorhandenen Messgrößen aus dem Gas-Pfad und Messwertsignaturen bekannter Schäden wird die Beobachtbarkeit der Komponenten der Gasturbine abgeschätzt. Ferner wird die Eindeutigkeit von möglichen Schäden zu anderen Schäden abgeschätzt (Bild 2.5, Kasten 1). Mithilfe eines Indikators aus einem hybriden Verfahren, bestehend aus einer Mustererkennung nach [12,14] und eines stochastischen Verfahrens nach [13] werden die am wahrscheinlichsten vom Schaden betroffenen Komponenten identifiziert (Bild 2.5, Kasten 6). Das hinterlegte Verfahren ist als selbstadaptiv auf Messgrößenausfälle ausgelegt mit dem Ziel die Identifikationsrate zu erhöhen. Dies erfüllt das Kriterium der Robustheit gegen eine variierende Anzahl an verfügbaren Messgrößen.

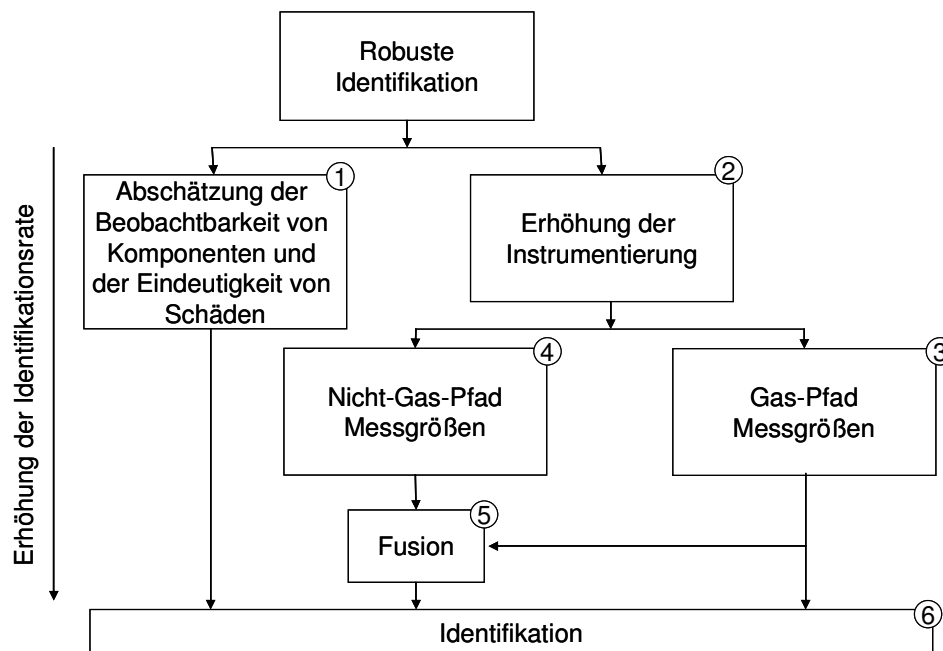


Bild 2.5: Konzept zur robusten Identifikation von Schäden

Die Erhöhung richtiger Identifikationen kann durch zusätzlich verfügbare Messgrößen (Bild 2.5, Kasten 2) erzielt werden. Ein Verfahren zur Auswahl von Gas-Pfad Messgrößen wird vorgestellt, welches eine optimale Beobachtbarkeit über den Betriebsbereich der Gasturbine sicherstellt. Grundlage ist die gemeinsame Betrachtung der Beobachtbarkeitskriterien nach [53,79,102]. Das Verfahren dient als Ergänzung für die Auswahl der Serieninstrumentierung (Bild 2.5, Kasten 3). Zusätzlich kann die Erhöhung richtiger Identifikationen durch die Hinzunahme von Nicht-Gas-Pfad Messgrößen (Bild 2.5, Kasten 4) erzielt werden. Durch die gemeinsame Betrachtung der Gas-Pfad und Nicht-Gas-Pfad Messgrößen (Bild 2.5, Kasten 5) kann die Beobachtbarkeit eines Schadens erhöht werden. Für die Identifikation (Bild 2.5, Kasten 6) des Schadens werden die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten zwischen erhaltener Messwertsignatur und Referenzsignaturen simulierter Schäden berechnet. Anschließend erfolgt eine Plausibilitätsprüfung durch die Betrachtung der Beobachtbarkeit. Das Ergebnis ist eine Rangliste von Kombinationen an möglichen betroffenen Komponenten. Die Liste dient dem Wartungspersonal als eine Grundlage für die weitere Schadensuche.

Die Validierung der vorgestellten Ansätze erfolgt anhand eines generischen Gasturbinenmodells und mit simulierten Komponentenschäden. Das Betriebsverhalten der Gasturbine wird mittels eines Leistungsrechnungsprogramms simuliert. Abschließend wird die Integration des vorgestellten Identifikationsverfahrens in ein modernes Zustandsüberwachungssystem aufgezeigt. Die Umsetzung der Konzepte in ein bestehendes Zustandsüberwachungssystem HealthGT[®] wird im Anhang A.4 vorgestellt.

Kapitel 3: Konzept der robusten Identifikation

3.1 Gasturbinenmodell

Für die Demonstration der robusten Identifikation wird eine generische Zweiwellen-Zweistrom Gasturbine mit einem hohen Nebenstromverhältnis und einer inneren Strahlmischung verwendet. Das Blockschaltbild mit den thermodynamischen Ebenen und der Anordnung der Komponenten ist in Bild 3.1 dargestellt. Das Modell der Gasturbine besteht aus den Komponenten Einlauf, Bläser, Niederdruckverdichter (NV), Hochdruckverdichter (HV), Brennkammer (BK), Hochdruckturbinen (HT), Niederdruckturbinen (NT), Mischer und einer Düse. Für die Anzahl an Komponenten wird die Variable k eingeführt.

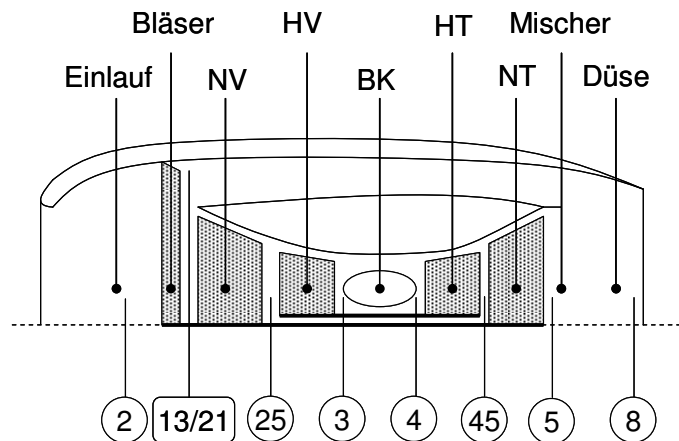


Bild 3.1: Blockschaltbild

Die Leistungsparameter sind jeweils der Wirkungsgrad η und Durchflussvermögen w der einzelnen Komponenten. Eine Ausnahme bildet die Düse. In diesem Bereich wird die Düsenfläche A als Leistungsparameter im Modell verwendet. Die Änderung der Leistungsparameter ist im verwendeten Leistungsrechnungsprogramm wie folgt definiert:

$$\Delta\eta_i = (\eta_i - \eta_{i,\text{ref}}) \cdot 100\% \quad (14)$$

$$\Delta w_{e_i} = \left(\left(w_{e_i} \cdot \sqrt{T_i} / P_i \right) / \left(w_{e_i} \cdot \sqrt{T_i} / P_i \right)_{\text{ref}} - 1 \right) \cdot 100\% \quad (15)$$

$$\Delta A_g = \left(\left(A_g / A_{g,\text{ref}} \right) - 1 \right) \cdot 100\% \quad (16)$$

Dabei sind die Referenzwerte jeweils die Werte im unverschlechterten Zustand der Gasturbine. Die Brennkammer wird aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht beobachtet da der Wirkungsgrad über die Zeit im Allgemeinen konstant bleibt [88]. Ferner wird der Einlauf für die weiteren Untersuchungen ausgeschlossen. Der Einlauf kann nach jedem Flug visuell inspiziert werden. Die Düse und der Mischer werden als eine Komponente betrachtet. Für das Demonstrationsmodell der Gasturbine ergeben sich somit $n=11$ zu beobachtende Leistungsparameter bei $k=6$ Komponenten.

Die Auslegung der generischen Gasturbine erfolgt für eine Flughöhe $ALT=10668\text{m}$, Flugmachzahl $Ma_0 = 0.8$ und Umgebungstemperatur $T_0 = 218.8\text{K}$. Als Lastparameter ist die relative Niederdruckwellendrehzahl $n1=1$ gewählt. In Tabelle 3.1 sind die für die weiteren Untersuchungen gewählten abhängigen Messgrößen zusammengefasst. Die Unsicherheiten der Messwerte werden nach [13,41] als normalverteilt angenommen und sind als die dreifache Standardabweichung σ aus [13,41] übernommen.

Nr.	Messgröße	Abkürzung	3σ	Einheit
1	Hochdruckwellendrehzahl	N2	12	rpm
2	Brennstoffmassenstrom	\dot{m}_B	0,002	kg/s
3	Bläser-Außentemperatur	T13	2	K
4	Bläser-Außendruck	P13	0,3	kPa
5	Bläser-Innentemperatur	T21	5	K
6	HV-Eingangsdruck	P25	0,4	kPa
7	HV-Austrittstemperatur	T3	2	K
8	HV-Austrittsdruck	P3	5	kPa
9	HT-Austrittstemperatur	T45	2	K
10	HT-Austrittsdruck	P45	5	kPa
11	LT-Austrittstemperatur	T5	2	K
12	LT-Austrittsdruck	P5	0,3	kPa
13	Düsendruck	P8	0,3	kPa
14	Hochdruckwellendrehmoment	MH	482	Nm
15	Niederdruckwellendrehmoment	MN	223	Nm

Tabelle 3.1: Im Modell zur Verfügung stehende Messgrößen

In Anlehnung an [67] repräsentieren die blau hinterlegten Messgrößen in Tabelle 3.1 die Serieninstrumentierung einer Gasturbine mit $m=9$ Messgrößen. Daraus ergibt sich ein 2-fach unterbestimmtes System ($n=11, m=9$) für die Zustandsüberwachung.

3.2 Architektur der robusten Identifikation

Die robuste Identifikation ist eine Ergänzung der Zustandsüberwachung nach Bild 2.1 für den Fall, dass Messgrößen aus der Serieninstrumentierung ausfallen. Anhand der zu bestimmenden Leistungsparameter und der vorhandenen Messgrößen wird der Grad der Unterbestimmtheit des Systems ermittelt. Die robuste Identifikation wird nur dann angewandt, wenn der Grad der Unterbestimmtheit $(n-m) > 2$ ist. Im Folgenden werden diese Systeme als stark unterbestimmt bezeichnet. Nach dieser Definition ist die Eingliederung der robusten Identifikation in den Ablauf der Zustandsüberwachung in Bild 3.2 dargestellt.

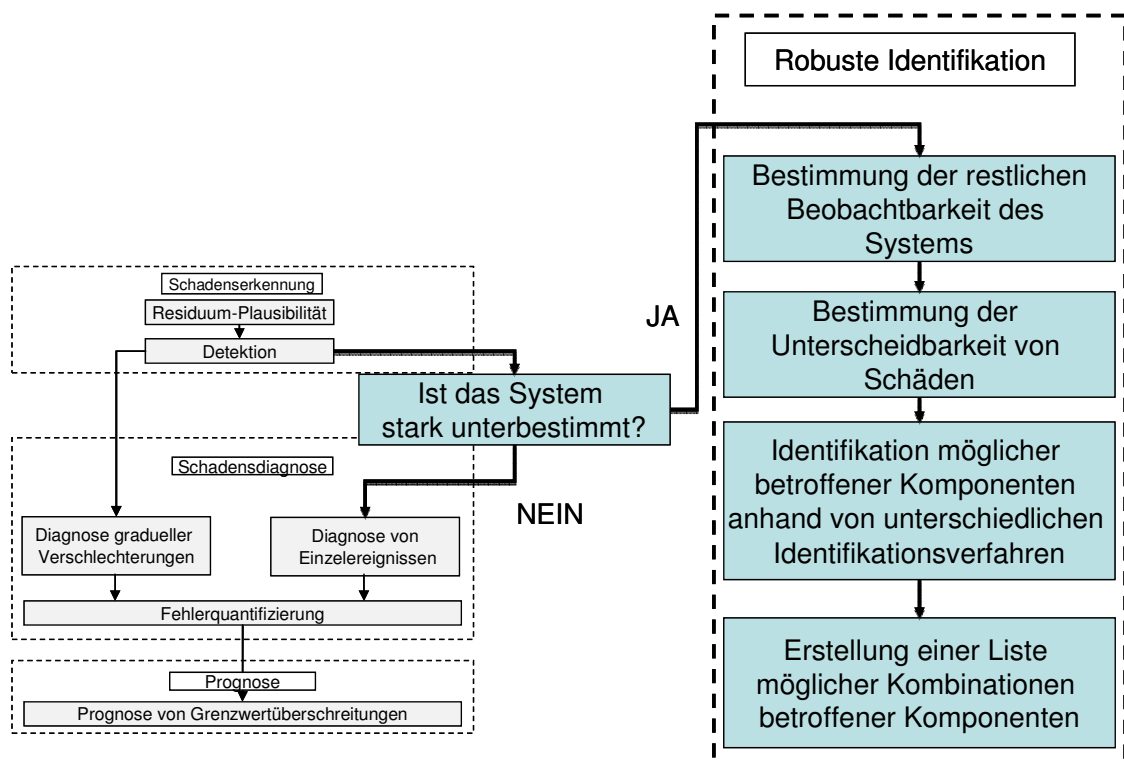


Bild 3.2: Eingliederung der robusten Identifikation in die Zustandsüberwachung.

Ist das System stark unterbestimmt, wird im ersten Schritt die restliche Beobachtbarkeit des Systems bestimmt. Als Ergebnis werden die Komponenten nach ihrer Beobachtbarkeit gewichtet. Im zweiten Schritt wird die eindeutige Unterscheidbarkeit

von Schäden mit der vorliegenden Kombination an Messgrößen bestimmt. Als Ergebnis werden Schäden nach ihrer Unterscheidbarkeit gewichtet. Im dritten Schritt werden Identifikationsrechnungen mit unterschiedlichen mathematischen Ansätzen durchgeführt. In dieser Arbeit werden ein kombinatorischer Ansatz und zwei Ansätze zur Mustererkennung für die Analyse angewandt. Aus den Ergebnissen wird ein konsolidierter Indikator für die möglicherweise betroffenen Komponenten abgeleitet. Mit Hilfe der Abschätzung der Beobachtbarkeit aus Schritt eins und der Abschätzung der Unterscheidbarkeit des Schadens aus Schritt zwei wird eine Liste an Kombinationen von Komponenten erstellt die möglicherweise vom Schaden betroffenen sind. Die Liste ist nach den errechneten Wahrscheinlichkeiten der Kombinationen sortiert.

3.3 Abschätzung der Beobachtbarkeit unterbestimmter Systeme

Ausgegangen wird von einer Anzahl m_{SOLL} Messgrößen in der Serieninstrumentierung. Dabei kann eine beliebige Zahl kleiner m_{SOLL} an Messstellen für die Analyse nicht zur Verfügung stehen. Damit ergeben sich für eine solche Konfiguration prinzipiell

$$\text{Kombination} = \binom{m_{\text{SOLL}}}{m} \text{ mit } m = m_{\text{SOLL}} - 1, m_{\text{SOLL}} - 2, \dots \quad (17)$$

Kombinationen. Für alle Konfigurationen ist der Grad der Unterbestimmtheit $(m-n) > 2$. Unterbestimmte Systeme sind nicht vollständig beobachtbar. Nach [120] kann die restliche Beobachtbarkeit durch eine Sensitivitätsanalyse abgeschätzt werden. Durch eine Sensitivitätsanalyse wird die Empfindlichkeit der Messgrößen auf eine Änderung in den Leistungsparametern ermittelt. Im Umkehrschluss können Leistungsparameter einer Komponente ermittelt werden, deren Änderungen keinen Einfluss auf die vorhandenen Messgrößen haben. Die Sensitivitäten der Messgrößen werden wie folgt aus der Einfluss-Koeffizienten-Matrix des Systems abgeleitet. Die Funktion f zwischen den Gas-Pfad Messgrößen y_i und den Leistungsparametern x_j ist zum Teil nicht analytisch geschlossen lösbar und liegt in Form von Tabellen und Kennfeldern im verwendeten Leistungsrechnungsprogramm vor. Falls die Änderungen in den Leistungsparametern nur wenige Prozent betragen, kann für die Abschätzung des Systemverhaltens Gl. 4 linearisiert werden. Der nichtlineare Zusammenhang vereinfacht sich unter der Annahme, dass die gemessenen Größen y_i in identischen Betriebspunkten \bar{u} aufgenommen werden, zu

$$\bar{y} = f(\bar{x}). \quad (18)$$

Für jede Messgröße y_i kann um den Referenzzustand x_j^{ref} , welcher der unverschlechterte Zustand der Gasturbine ist, eine Taylorreihenentwicklung nach Gl. 19 mit einem Linearisierungsbereich von $\delta x_j = x_j - x_j^{\text{ref}}$ erstellt werden, wobei nur die erste Ableitung eine Verwendung findet.

$$y_i = y_i^{\text{ref}} + \sum_{j=1}^n \frac{\partial f_i}{\partial x_j} (x_j - x_j^{\text{ref}}) + \text{G.H.O.} \quad (19)$$

Die Glieder höherer Ordnung (G.H.O.) werden für kleine Linearisierungsbereiche (ca. 1 %) vernachlässigt und der Ausdruck aus Gl. 19 wird in bezogener Differenzenform dargestellt als

$$\Delta y_i = \sum_{j=1}^n a_{i,j} \cdot \Delta x_j \quad \text{mit} \quad \Delta y_i = \frac{y_i - y_i^{\text{ref}}}{y_i^{\text{ref}}} \quad \text{und} \quad \Delta x_j = \frac{x_j - x_j^{\text{ref}}}{x_j^{\text{ref}}}, \quad (20)$$

mit den Einflusskoeffizienten

$$a_{i,j} = \frac{\partial f_i}{\partial x_j} \cdot \frac{x_j^{\text{ref}}}{y_i^{\text{ref}}} \approx \frac{\Delta y_i}{\Delta x_j}. \quad (21)$$

Hierbei sind Δy_i und Δx_j die Residuen der Messgrößen und Leistungsparameter und werden im Weiteren in Prozent angegeben. In Matrixschreibweise erhält man die Form der linearen Abbildung der Leistungsparameter auf die Messgrößen als

$$\Delta \bar{y} = \text{EKM} \cdot \Delta \bar{x}. \quad (22)$$

Die Abbildungsmatrix ist die Einfluss-Koeffizienten-Matrix (EKM) mit den Elementen $a_{i,j}$. Die Koeffizienten der EKM können anhand des verwendeten Leistungsrechnungsprogramms errechnet werden. Dazu wird eine Syntheserechnung pro veränderten Leistungsparameter durchgeführt. Alle anderen Leistungsparameter bleiben auf ihren Referenzwerten. Die Veränderung des Leistungsparameters entspricht dem gewählten Linearisierungsbereich.

Um den Grad der Unterbestimmtheit zu reduzieren werden die Leistungsparameter für die Sensitivitätsanalyse komponentenweise zusammengefasst, da $k < n$ und damit $(k - m) < (n - m)$. Durch die komponentenweise Zusammenfassung der EKM-Koeffizienten $a_{i,j}$ unter der Beachtung, dass die Düse nur einen Leistungsparameter aufweist, ergeben sich die zusammengefassten Koeffizienten $b_{i,l}$ zu

$$b_{i,l} = \sqrt{a_{i,j}^2 + a_{i,j+1}^2} \text{ und } b_{i,k} = a_{i,n} \quad i = 1..m, j = 1..n, l = 1..k. \quad (23)$$

Dabei ist m die Anzahl an Messgrößen, n die Anzahl an Leistungsparameter und k die Anzahl an Komponenten. Der Koeffizient $b_{i,l}$ ist die Empfindlichkeit einer Messgröße i zu einem Schaden in einer Komponente l . Die Sensitivität $S_{\text{Komp},l}$ der vorhandenen Konstellation an Messgrößen auf eine Komponente l wird durch die euklidische Summe aller Koeffizienten $b_{i,l}$ der Komponente über alle Messgrößen i bestimmt.

$$S_{\text{Komp},l} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (b_{i,l})^2}. \quad (24)$$

Je größer $S_{\text{Komp},l}$ im Vergleich zu anderen Komponentensensitivitäten der Gasturbine ist, desto eindeutiger könnte ein Schaden in der Komponente durch die Konstellation an vorhandenen Messgrößen identifiziert werden. Für die Vergleichbarkeit wird die errechnete Sensitivität aus Gl. 24 in Bezug gesetzt. Als Referenzsensitivität $S_{\text{Kombination}}$ dient nach Gl. 25 die maximale euklidische Summe der Sensitivitäten aller Komponenten k über alle Kombinationen nach Gl. 17 mit m Messgrößen.

$$S_{\text{Kombination}} = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{l=1}^k (S_{\text{Komp},l})^2} = \max. \quad (25)$$

Daraus folgt die bezogene Sensitivität einer Komponente $se_{\text{Komp},l}$ nach:

$$se_{\text{Komp},l} = \frac{S_{\text{Komp},l}}{\max(S_{\text{Kombination}})} \text{ mit } 0 \leq se_{\text{Komp},l} \leq 1. \quad (26)$$

Eine bezogene Sensitivität $se_{\text{Komp},l}$ gleich Null weist auf eine nicht zu beobachtende Komponente hin. Wohingegen eine bezogene Sensitivität von Eins der bestmöglichen Beobachtbarkeit der Komponente anhand der Anzahl an verfügbaren Messgrößen hinweist.

Im Rahmen der robusten Identifikation fließt die bezogene Sensitivität jeder Komponente in die Evaluierung des konsolidierten Indikators aus der Analyserechnung ein. Dadurch werden im Vorfeld schlecht oder nicht beobachtbare Komponenten für die Identifizierung ausgeschlossen.

3.4 Unterscheidbarkeit von Schäden

Durch die Unterbestimmtheit des Systems existieren Messwertsignaturen $\Delta\bar{y}$ von unterschiedlichen Schäden die annähernd identisch sein können. Daraus folgt, dass die vom Schaden betroffenen Komponenten aufgrund von Messrauschen und einem mäßigen Einfluss des Schadens auf die Messgrößen nicht eindeutig identifizierbar sind. Um diese Schäden zu erkennen werden Messwertsignaturen $\Delta\bar{y}$ zu Musterschäden in einem Betriebspunkt der Gasturbine generiert. Dabei entspricht der übergeordnete Begriff „Schaden“ einer Klasse. Die jeweiligen Musterschäden eines Schadens werden durch unterschiedliche Beträge der vom Schaden betroffenen Residuen der Leistungsparameter Δx_i charakterisiert. Die Erstellung der Messwertsignaturen $\Delta\bar{y}$ zu den Musterschäden erfolgt mittels einer Nachrechnung der in Kapitel 3.1 beschriebenen Gasturbine. Anhand einer Mustererkennung werden nicht unterscheidbare Schäden mit der aktuell vorhandenen Instrumentierung identifiziert. Mehrwert dieses Ansatzes für die robuste Identifikation ist, dass diese Schäden aus der Menge der Lösungen ausgegrenzt und angezeigt werden.

Um die optimale Anzahl an Musterschäden für die Mustererkennung zu erzeugen bedarf es folgender Untersuchungen der Messwertsignatur in Hinblick auf die Kontur als auch dessen Ausprägung:

- Einfluss des durch den Schaden betroffenen Residuen der Leistungsparameter Δx_i auf die Messwertsignatur,
- Einfluss der Betriebspunktänderung auf die Messwertsignaturen bei unterschiedlichen Schäden,
- Einfluss des Messrauschens.

Abhängig von den Ergebnissen der Untersuchungen der aufgezählten Einflüsse wird anhand der euklidischen Abstände und der Korrelation zwischen den Messwertsignaturen eine Datenbank an Schäden für die Eindeutigkeit der Identifikation abgeleitet.

3.4.1 Einfluss der Leistungsparameterresiduen auf die Messwertsignaturen

Für die Erstellung der Datenbank wird die maximal erlaubte Abweichung zwischen den hinterlegten Musterschäden eines Schadens $\Delta\bar{x}_{ref}$ definiert. Hierzu werden die Residuen der betroffenen Leistungsparameter um ihre Referenz $\Delta x_{i,ref}$ variiert. Abhängig von den Residuen der betroffenen Leistungsparameter ist die Messwertsignatur $\Delta\bar{y}$ eines

Schadens unterschiedlich. Für die Untersuchung werden die Residuen der Leistungsparameter eines Schadens mit Hilfe eines Verstärkungsvektors \vec{c} im Bereich $\Delta\vec{x}_{\text{ref}} \leq \Delta\vec{x} \leq 2 \cdot \Delta\vec{x}_{\text{ref}}$ variiert und anhand einer Nachrechnung die dazugehörige Messwertsignatur $\Delta\vec{y}_{\text{IST}} = f(\vec{c} + \Delta\vec{x}_{\text{ref}})$ errechnet. Ab einer Änderung von $\Delta\vec{x} > 2 \cdot \Delta\vec{x}_{\text{ref}}$ treten Konvergenzprobleme im benutzten Leistungsrechnungsprogramm für die Nachrechnung auf, was eine weitere Untersuchung ausschließt. Diese Probleme treten auf wenn die Verträglichkeitsbedingungen in der iterativen Nachrechnung für die gewählte Verschlechterung nicht mehr erfüllt werden können. Die Norm des Vektors der Verstärkungskoeffizienten $\|\vec{c}\|$ entspricht der gesuchten maximalen Abweichung. Die Änderungen der Messwertsignatur zwischen der Referenz $\Delta\vec{y}_{\text{ref}} = f(\Delta\vec{x}_{\text{ref}})$ und der dazu variierten Änderung $\Delta\vec{y}_{\text{IST}} = f(\vec{c} + \Delta\vec{x}_{\text{ref}})$ werden anhand der Kreuzkorrelation nach Gl. 12 und der euklidischen Norm $\|\Delta\vec{y}_{\text{ref}} - \Delta\vec{y}_{\text{IST}}\|$ ausgewertet. Die Korrelationszahl ist ein Maß für die Änderung der Kontur der Messwertsignatur von der Referenz wohingegen mit Hilfe der Norm die Abweichung zur Referenz betragsmäßig erfasst wird.

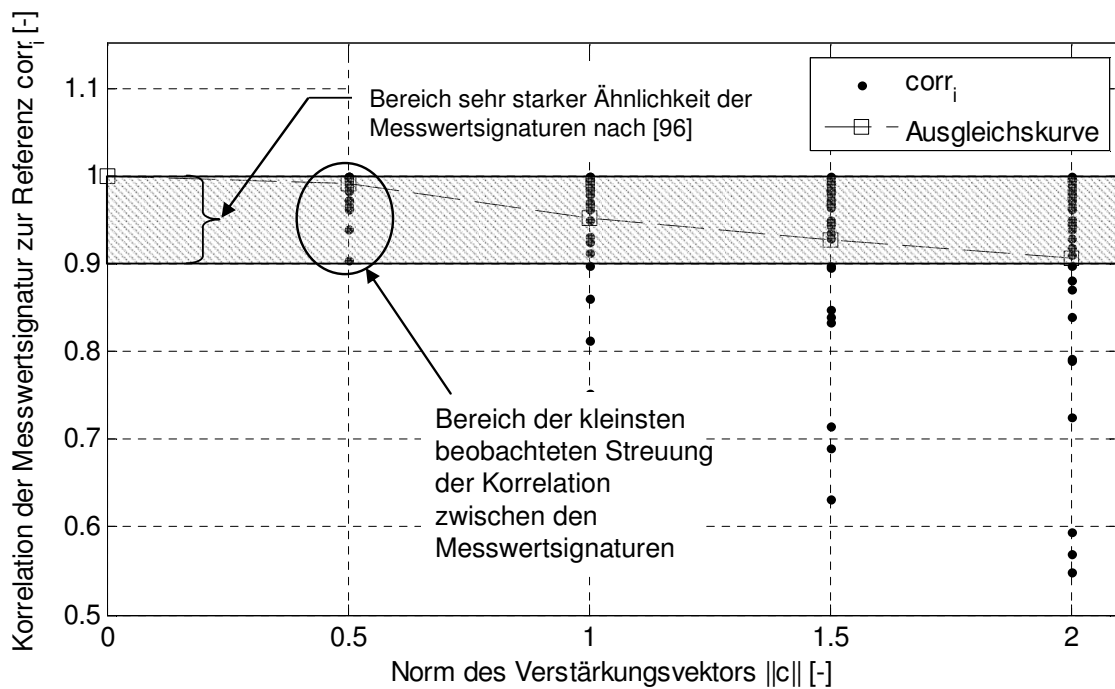


Bild 3.3: Änderung der Messwertsignatur durch die Variation von $\|\vec{c}\|$

Der Einfluss der Variation des Verstärkungsvektors \vec{c} auf die Messwertsignatur ist für 280 simulierte Schäden exemplarisch in Bild 3.3 dargestellt. Für die Auswertung ist die Korrelation der Messwertresiduen $\text{corr}_i(\Delta\vec{y}_{\text{ref}}^i, \Delta\vec{y}_{\text{IST}}^i)$ über die Norm des Verstärkungsvektors $\|\vec{c}\|$ der einzelnen Schäden i aufgetragen. Ersichtlich aus Bild 3.3 ist ein annähernd proportionales Verhalten der Konturänderung der Messwertsignaturen eines Schadens, wenn die Norm $\|\vec{c}\|$ zunimmt. Dies verdeutlicht die Ausgleichskurve

durch die Streuung der Korrelationszahlen über $\|\bar{c}\|$. Gleiches wird für $\|\Delta\bar{y}_{\text{ref}} - \Delta\bar{y}_{\text{IST}}\|$ beobachtet.

Für das Aufbauen einer Datenbank wird der maximale Unterschied zwischen den Musterschäden eines Schadens aus Bild 3.3 abgeleitet. Um Schäden anhand deren Messwertsignatur eindeutig identifizieren zu können, müssen die Messwertsignaturen sehr stark ähnlich sein. Als Kriterium für diese Forderung dient nach [96] die zulässige Bandbreite der Korrelation von $1 \geq \text{corr}_i \geq 0,9$ (vgl. Kapitel 2.3). Die kleinste Streuung von $\text{corr}_i(\Delta\bar{y}_{\text{ref}}^i, \Delta\bar{y}_{\text{IST}}^i)$ im Bereich $1 \geq \text{corr}_i \geq 0,9$ ist für $\|\bar{c}\| = 0,5$ beobachtet. Daraus folgt, dass die maximale Abweichung zwischen den hinterlegten Musterschäden i und j eines Schadens $\|\Delta\bar{x}_{\text{ref}}^i - \Delta\bar{x}_{\text{ref}}^j\| = 0,5\%$ nicht überschritten werden sollte, da sonst die Kontur der Messwertsignatur anhand einer Mustererkennung nicht eindeutig einem Schaden zugeordnet werden kann.

3.4.2 Einfluss der Betriebspunktänderung auf die Messwertsignaturen

Ziel dieser Untersuchung ist, den zulässigen Anwendungsbereich der Datenbank zu definieren. Dazu wird die Änderung des Betriebspunktes untersucht. Ein Schaden welcher gleiche Änderungen in den Leistungsparameterresiduen verursacht, kann unterschiedliche Messwertsignaturen haben, sofern der Schaden in unterschiedlichen Betriebspunkten aufgezeichnet wurde. Der Einfluss des Betriebspunktes auf die Signaturen der Messwerte lässt sich auf das nichtlineare Verhalten der Gasturbine zurückführen. Für die Untersuchung wird jeweils die Korrelation der Messwertsignatur eines Schadens im Referenzbetriebspunkt \bar{u}_{ref} mit der Messwertsignatur des gleichen Schadens in mehreren anderen Betriebspunkten \bar{u}_k errechnet. Anhand der Korrelationszahl wird die maximal zulässige Abweichung des Betriebspunktes zur Referenz abgeleitet. Für die Abweichung des Betriebspunktes wird der Betrag des Differenzvektors $\|\Delta\bar{u}\|$ zwischen den Betriebspunkten \bar{u}_{ref} und \bar{u}_k mit den Elementen des Differenzvektors

$$\Delta u_i = \frac{u_{\text{ref},i} - u_{k,i}}{u_{\text{ref},i}} \cdot 100\% \quad (27)$$

errechnet. Die Korrelationszahl als Maß für die Änderung der Messwertresiduen bei Änderungen im Betriebspunkt ist in Bild 3.4 aufgetragen. Ersichtlich aus Bild 3.4 ist, dass die Messwertsignatur eines Schadens mit zunehmender Abweichung des

Betriebspunktes zur Referenz sich vollständig ändern kann. Darauf weisen Werte der Korrelationszahl nach [96] von unter 0,7 hin.

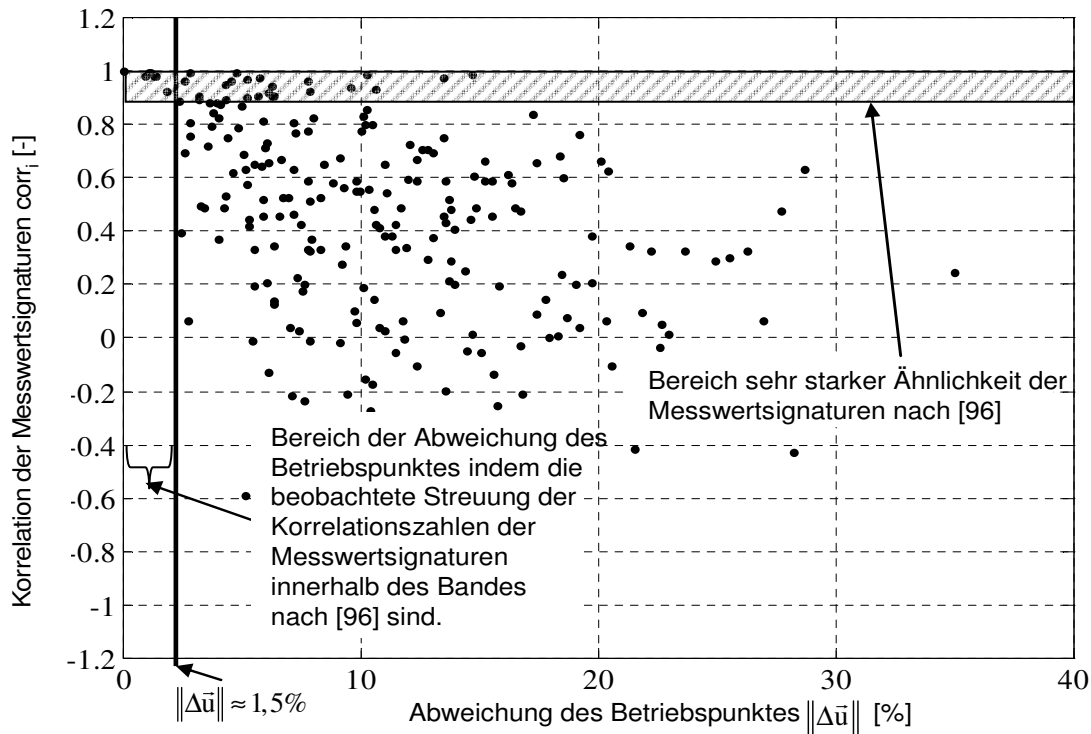


Bild 3.4: Sensitivität der Messwertsignaturen durch Änderungen im Betriebspunkt

Damit eine Messwertsignature anhand einer Mustererkennung einem Musterschaden zugeordnet werden kann, müssen die Signaturen sehr stark ähnlich sein. Um diese Forderung zu erfüllen, darf nach [96] die Änderung der Messwertsignature, beeinflusst durch die Änderung des Betriebspunktes, nicht kleiner als $\text{corr} \approx 0,9$ sein. Dies ist nach Bild 3.4 für den Bereich der Betriebspunktänderung von $0 \leq \|\Delta\bar{u}\| < 1,5 \%$ erfüllt. In diesem Bereich ist die beobachtete Streuung der Korrelationszahlen zwischen $1 \geq \text{corr}_i \geq 0,9$. Daraus folgt ein zulässiger Anwendungsbereich der Datenbank von $0 \leq \|\Delta\bar{u}\| < 1,5 \%$.

3.4.3 Einfluss des Messrauschens auf die Unterscheidbarkeit von Schäden

Definiert wird die kleinste Änderung $\ell_{s,\min}$ der Messwertsignature $\Delta\bar{y}$ zu seiner Referenz ab der ein Schaden der Gasturbine erkennbar ist. Diese Untersuchung ist nötig, da das Erkennen eines Schadens neben der Sensitivität der Messgrößen auf die betroffenen

Leistungsparameter auch vom Messrauschen v_i des Messwertaufnehmers abhängt. Die kleinste Änderung der Messwertsignaturen ab der ein Schaden erkannt werden kann wird angenommen als $\ell_{s,\min} = \|\Delta\bar{y}_{\text{ref}} + \bar{v}\|$. Der Wert von $\ell_{s,\min}$ wird über eine statistische Auswertung der Messwertschwankung um dessen Referenzzustand ermittelt. Die statistische Auswertung erfolgt über eine Monte Carlo Simulation. Für die Simulation des Messrauschens v_i wurden die zur Verfügung stehenden Messgrößen aus Tabelle 3.1 mit ihrer gegebenen Standardabweichung σ_i normalverteilt variiert. Es kann angenommen werden, dass die Messgrößen statistisch unabhängig voneinander sind da die Messwert-aufnehmer physikalisch getrennt sind. Ergebnis der Untersuchung ist eine mittlere Änderung von $\bar{\ell}_{s,\min} \approx 0,6\%$ mit einer Standardabweichung von $\sigma_{\ell} \approx 0,15\%$. Damit wird die kleinste Änderung der Messwertsignaturen $\ell_{s,\min} = \bar{\ell}_{s,\min} + \sigma_{\ell} \approx 0,75\%$ definiert ab der ein Schaden erkennbar sein könnte. Diese Änderung der Messwertsignaturen entspricht einer Änderung eines Leistungsparameterresiduums Δx_i von ca. -1% mit dem verwendeten Leistungsrechnungsprogramm.

3.4.4 Systematische Erstellung der Musterschäden

Aufbauend auf die Ergebnisse der vorhergehenden Unterkapitel wird die Systematik der Erstellung der Datenbank mit den Musterschäden abgeleitet. Die Randbedingungen sind wie folgt:

- Der Abstand zwischen den einzelnen Musterschäden i und j eines Schadens soll $\|\Delta\bar{x}_{\text{ref}}^i - \Delta\bar{x}_{\text{ref}}^j\| = 0,5\%$ nicht überschreiten (vgl. Kapitel 3.4.1). Daraus abgeleitet wird das Residuum jeweils eines Leistungsparameters in $\|\Delta x_i\| = 0,5\%$ Schritten verändert. Die anderen Leistungsparameter bleiben unverändert.
- Der Anwendungsbereich der Datenbank ist auf eine maximale Änderung des Betriebspunktes von $0 \leq \|\Delta\bar{u}\| < 1,5\%$ (vgl. Kapitel 3.4.2) begrenzt.
- Die Residuen der Leistungsparameter sind auf ein Intervall von $-1\% \leq \Delta x_i \leq -3\%$ beschränkt. Die obere Grenze von $\Delta x_i = -1\%$ ist aufgrund des Messrauschens nach (vgl. Kapitel 3.4.2) hergeleitet. Um die Anzahl an Musterschäden zu begrenzen wird die untere Grenze von $\Delta x_i = -3\%$ für Verschlechterung in dieser Arbeit gewählt. Positive Residuen welche in den Wirkungsgraden von Turbinenkomponenten auftreten können, werden vernachlässigt.
- Angelehnt an die Arbeiten [19,32], wird davon ausgegangen, dass durch ein Einzelereignis verursachter Schaden bis zu zwei Komponenten oder maximal bis zu vier Leistungsparameter betrifft.

Der Aufbau der Datenbank mit Musterschäden wird in Bild 3.5 für einen Schaden beispielhaft visualisiert. Durch den Schaden i betroffene Komponenten sind in Bild 3.5 mit eins gekennzeichnet und die betroffenen Leistungsparameter innerhalb der Komponente mit einem Haken markiert. Eine Zeile unter der Rubrik „Residuum“ entspricht einem Musterschaden des Schadens i. Da das verwendete Leistungsrechnungsprogramm begrenzte Möglichkeiten bietet große Anzahlen an Schäden zu simulieren, wurden die jeweiligen Messwertsignaturen zu den Musterschäden mittels eines nichtlinearen Ersatzmodells nach [67] durch eine Syntheserechnung erstellt.

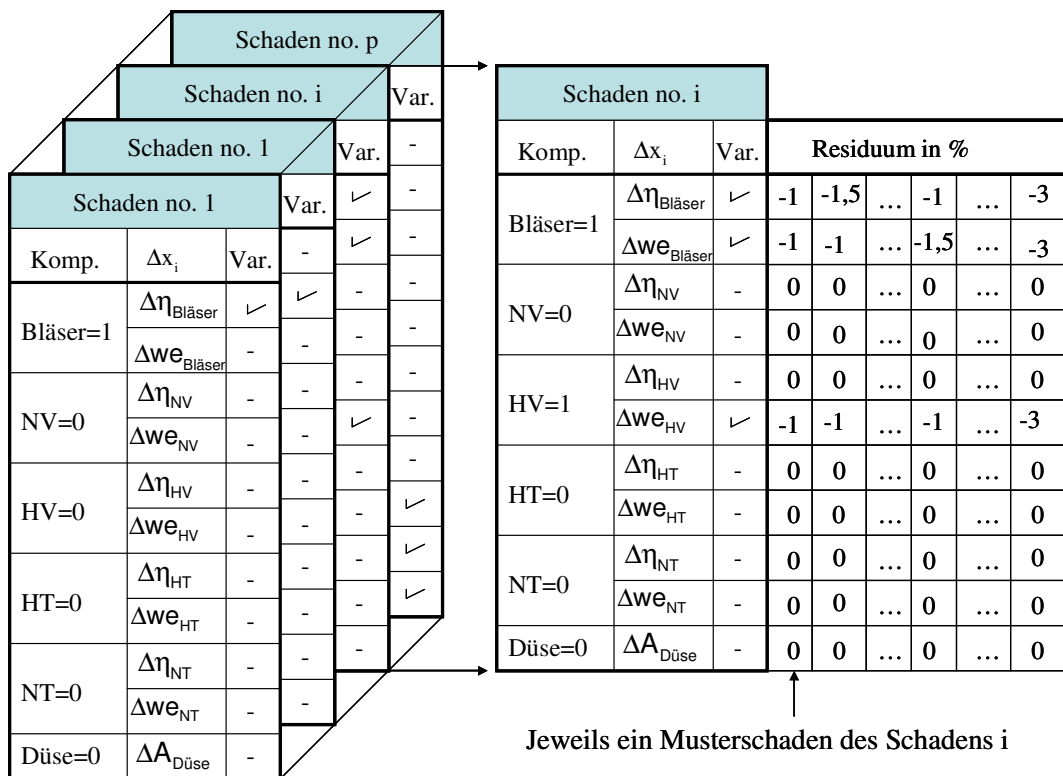


Bild 3.5: Aufbau der Datenbank an Musterschäden

Die robuste Identifikation erfolgt auf Komponentenebene. Damit ergibt sich eine maximal zu betrachtende Anzahl p von Schäden:

$$p = \sum_{i=1}^{z_t} \frac{k!}{i!(i-k)!} \quad \text{mit } z_t=2, k=6 \text{ zu } p=21. \quad (28)$$

Dabei ist z_t die maximale Anzahl an möglicherweise durch einen Einzelereignis betroffenen Komponenten und k die Anzahl an vorhandenen Komponenten.

3.4.5 Beurteilung der Unterscheidbarkeit von Schäden

Forderungen für eine eindeutige Unterscheidbarkeit von Schäden sind:

- Die Korrelationszahl der betrachteten Messwertsignaturen muss $\text{corr}(\Delta\bar{y}_i, \Delta\bar{y}_j) < 0,7$ sein. Werte für $\text{corr}(\Delta\bar{y}_i, \Delta\bar{y}_j) \geq 0,7$ weisen sonst nach [96] auf eine Ähnlichkeit hin (vgl. Kapitel 2.3).
- Im Bereich des Messrauschens ist keine Unterscheidbarkeit möglich. Daraus folgt, dass $\|\Delta\bar{y}_i - \Delta\bar{y}_j\| \geq \ell_{s,\min}$ sein muss. Nach Kapitel 3.4.2 ist für die simulierte Gasturbine die Grenze $\ell_{s,\min} = 0,75\%$

Der geometrische Ähnlichkeitsindex g nach Gl. 13 vereint als Kenngröße die Korrelationszahl als auch den euklidischen Abstand zweier Vektoren. Nach Gl. 29 kann anhand des geometrischen Ähnlichkeitsindex g ein konsolidierter Grenzwert g_{Filter} errechnet werden, nach dem die Unterscheidbarkeit zweier Schäden anhand deren Messwertsignaturen möglich ist.

$$g_{\text{Filter}} \leq \sqrt{\ell_{s,\min}^2 + (1 - \text{corr})^2} = 0,81\% \text{ mit } \ell_{s,\min} = 0,75\% \text{ und } \text{corr} = 0,7 . \quad (29)$$

Weisen Musterschäden zweier Schäden i und j einen Wert von $g \leq 0,81\%$ auf, werden diese aufgrund ihrer Ähnlichkeit herausgefiltert. Anhand des Verhältnisses zwischen Anzahl an herausgefilterten Musterschäden $hs_{i,j}^{\text{gefiltert}}$ zur Anzahl hinterlegter Musterschäden $hs_{i,j}$ zweier Schäden i und j wird nach Gl. 30 die globale Ähnlichkeit $\bar{g}_{i,j}$ der Schäden i und j definiert.

$$\bar{g}_{i,j} = \frac{hs_{i,j}^{\text{gefiltert}}}{hs_{i,j}} \cdot 100\% \text{ mit } 0\% \leq \bar{g}_{i,j} \leq 100\% \quad (30)$$

Ein Wert von $\bar{g}_{i,j} = 0\%$ weist auf eine eindeutige Unterscheidbarkeit zweier Schäden i und j anhand deren Messwertsignaturen hin. Bei einem Wert von $\bar{g}_{i,j} = 100\%$ ist keine Unterscheidung möglich. Wird die Berechnung von $\bar{g}_{i,j}$ für alle $p=21$ Schäden durchgeführt so entsteht die symmetrische Ähnlichkeitsmatrix H mit der Dimension (p,p)

$$H = \begin{pmatrix} 1 & \cdots & \bar{g}_{1,p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{g}_{p,1} & \cdots & 1 \end{pmatrix}. \quad (31)$$

Anhand der Ähnlichkeitsmatrix H kann die Unterscheidbarkeit eines Schadens für alle Messgrößenkombinationen nach Gl. 17 bestimmt werden. Fallen Messgrößen aus der Serieninstrumentierung aus, werden die betroffenen Messwertresiduen Δy_i aus den

hinterlegten Messwertsignaturen $\Delta\bar{y}$ gestrichen. Durch die erneute Anwendung von Gl. 29 und Gl. 30 wird die angepasste Ähnlichkeitsmatrix H errechnet. Die Ähnlichkeitsmatrix H dient für die robuste Identifikation als Gewichtungsfaktor der einzelnen Schäden.

3.5 Schadensindikator

Mit einem Schadensindikator \bar{I} werden die Zustände der Komponenten dargestellt. Die Zustände der Komponenten werden mittels eines Verfahrens zur Identifikation bestimmt. Die Dimension von \bar{I} ist $[k \times 1]$. Wobei k die Anzahl an Komponenten ist. Ein Element aus \bar{I} mit einem Wert von $i_j = 1$ bedeutet, dass die Komponente j anhand des Identifikationsverfahrens als vom Schaden betroffen identifiziert ist. Ein Wert von $i_j = 0$ bedeutet, dass die Komponente j vom Schaden nicht betroffen ist. Um falsche Identifikationen zu minimieren wird ein konsolidierter Indikator \bar{I} aus den Ergebnissen verschiedener mathematischer Methoden zur Identifikation abgeleitet. Für die Bestimmung von \bar{I} wird beispielhaft das Identifikationsergebnis einer Mustererkennung durch eine geometrische Mustererkennung \bar{I}_{Muster} nach [12,14], eines neuronalen Netzes \bar{I}_{NN} und einer kombinatorischen Identifikation \bar{I}_{DI} nach [13,80] verwendet. Für die Bestimmung eines konsolidierten Indikators können auch andere Identifikations-, oder Diagnoseverfahren verwendet werden (vgl. Kapitel 2). Für die Bewertung der Identifikation wird die richtige Identifikationsrate nach Gl. 32 verwendet.

$$PI = \frac{\text{Anzahl richtiger Identifikation einer Komponente}}{\text{Anzahl simulierter Schäden}} \cdot 100\% . \quad (32)$$

Mit Gl. 32 wird bewertet ob mindestens eine der betroffenen Komponenten richtig identifiziert ist.

Vor der Anwendung der Identifikationsverfahren für die Bestimmung eines Schadensindikators wird eine Trendbereinigung der Messwertresiduen Δy_i nach Gl. 33 durchgeführt.

$$\Delta y_i = \frac{\Delta y_i^t - \Delta y_i^{t-1}}{\Delta y_i^{t-1}} . \quad (33)$$

Hierbei ist t das Messwertresiduum nach und $(t-1)$ vor der Detektion des zu untersuchenden Schadens. Durch die Trendbereinigung sollen die Einflüsse der graduellen Verschlechterung der Gasturbine für die Identifikation minimiert werden.

3.5.1 Geometrische Mustererkennung

Aus dem Identifikationsverfahren durch eine geometrische Mustererkennung wird ein Schadensindikator \bar{I}_{Muster} abgeleitet. Als Identifikationskriterium dient der geometrische Ähnlichkeitsindex nach Gl. 13 zwischen den Messwertsignaturen simulierter Schäden i und denen bekannter Musterschäden j aus der Datenbank nach Kapitel 3.4.4. Die richtige Identifikationsrate PI ist in Abhängigkeit des geometrischen Indexes und der vorhandenen Anzahl an Messgrößen in Bild 3.6 beispielhaft dargestellt. Die Werte für PI in Bild 3.6 sind Mittelwerte richtiger Identifikationen bei Kombinationen von m vorhanden Messgrößen aus Gl. 17.

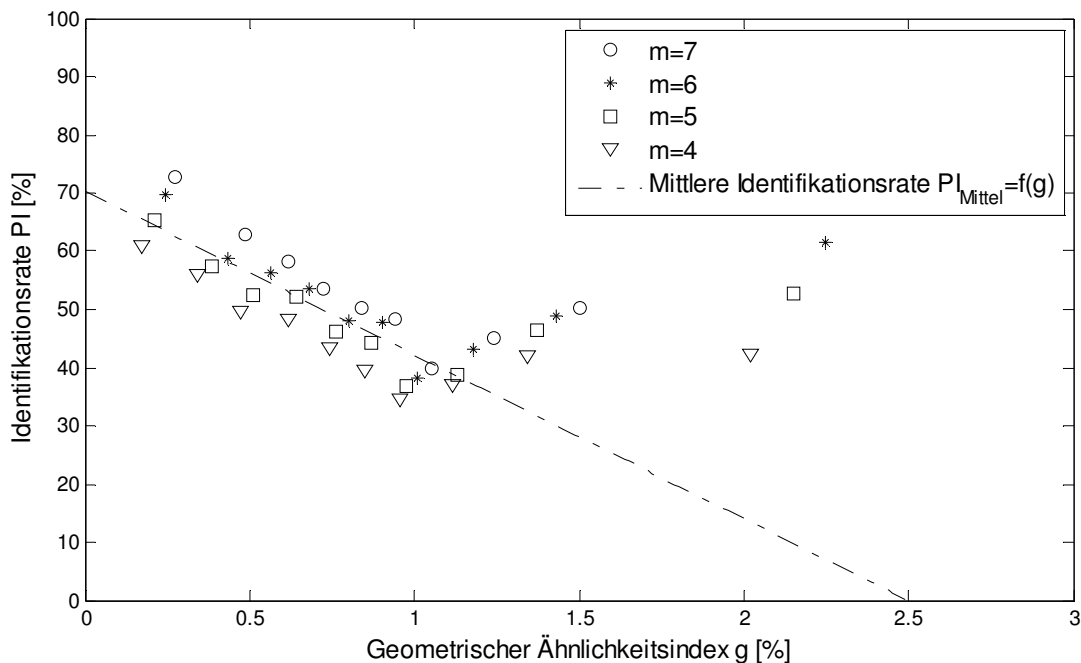


Bild 3.6: Abhängigkeit der richtigen Identifikation vom geometrischen Ähnlichkeitsindex g und vorhandener Anzahl an Messgrößen m .

Die mittlere Rate der richtigen Identifikation PI verhält sich annähernd proportional im Bereich $0\% \leq g \leq 1,0\%$, wohingegen der Einfluss der vorhandenen Anzahl an Messgrößen eine Streuung von bis zu $\Delta PI \approx 15\%$ ausmachen kann. Für geometrische Ähnlichkeitsindizes größer als $1,0\%$ wird eine Streuung der richtigen Identifikationen beobachtet. Diese Streuung ist einerseits zurückführbar auf den größer werdenden Einfluss der unterschiedlichen Anzahlen an vorhandenen Messgrößen m . Andererseits ist die Ähnlichkeit der Messwertsignaturen gleicher Schäden ab $g_{i,j} > g_{\text{Filter}} = 0,81\%$ nicht mehr gegeben (vgl. Kapitel 3.4.5).

Aus Bild 3.6 ist es ersichtlich, dass die richtige Identifikation PI von der Anzahl vorhandener Messgrößen m abhängt. Um das Identifikationsverfahren gegenüber dem

Einfluss der vorhandenen Messgrößen robuster zu machen wird folgender Ansatz vorgeschlagen: Mit Hilfe des Ansatzes der kleinsten Fehlerquadrate kann der Verlauf der richtigen Identifikation im Mittel für den Bereich $0\% \leq g \leq 1,0\%$ nach Gl. 34 beispielhaft angenähert werden. Die erhaltene Gerade ist die mittlere Identifikationsrate PI_{Mittel} und ist unabhängig von der vorhandenen Anzahl an Messgrößen.

$$PI_{\text{Mittel}}(g_{i,j}) = -28,33 \cdot g_{i,j} + 70,03 \quad (34)$$

Für die Identifikation werden nur diejenigen Schäden j aus der Datenbank betrachtet, deren geometrische Ähnlichkeiten im Bereich $0\% \leq g_{i,j} < 1,0\%$ zum gesuchten Schaden i liegen. Diese Anzahl an Musterschäden aus der Datenbank ist G . Für die Identifikation der vom Schaden betroffenen Komponente wird betrachtet, wie oft die Komponente aus der Menge G an Musterschäden als schadhaft angezeigt wird, gewichtet mit der mittleren Identifikationsrate $PI_{\text{Mittel}}(g_{i,j})$ zwischen deren Messwertsignaturen. Die Auswertelogik einer jeden Komponente k für die Menge G an Musterschäden wird nach den folgenden Regeln berechnet:

- (1) Wird die Komponente k im Musterschaden j aus der Datenbank als verschlechtert angegeben, so gilt für dessen Gewichtung w^k :

$$w^k = \sum_{z=1}^{z=G} w_{z-1}^k + PI_{\text{Mittel}}(g_{i,j}) \quad \text{mit } w_0^k = PI_{\text{Mittel}}(0) \quad (35)$$

- (2) Wird die Komponente k im Musterschaden j aus der Datenbank als nicht verschlechtert angegeben, so gilt für dessen Gewichtung w^k :

$$w^k = \sum_{z=1}^{z=G} w_{z-1}^k - PI_{\text{Mittel}}(g_{i,j}) \quad \text{mit } w_0^k = PI_{\text{Mittel}}(0) \quad (36)$$

Die Gewichtung nach Gl. 35 und Gl. 36 erfolgt kumulativ über alle Musterschäden j aus der Menge G . Treten negative Werte von w^k auf, so wird angenommen, dass die Komponente k nicht vom Schaden betroffen ist. Werden mehr als zwei Komponenten als schadhaft nach der Gewichtung angezeigt, werden nach der Annahme von [19,32] die zwei Komponenten als schadhaft angenommen, deren Gewichtung w^k die Größte und Zweitgrößte ist. Übertragen auf den gesuchten Schadensindikator \bar{I}_{Muster} werden die als schadhaft angenommenen Komponenten k aus der Mustererkennung auf $i_{\text{Muster},k} = 1$ gesetzt. Die restlichen Elemente $i_{\text{Muster},k}$ von \bar{I}_{Muster} bleiben auf null. Die erzielte richtige Identifikationsrate, abhängig von der Anzahl vorhandener Messgrößen m mit dem beschriebenen Verfahren, ist in Tabelle 3.2 zusammengefasst. Die Ergebnisse werden der richtigen Identifikationsrate mit dem Verfahren von [12,14] gegenübergestellt. Es ist eine

mittlere Verbesserung der Identifikationsrate von ca. 14 % zu beobachten. Dennoch nimmt die Identifikationsrate mit abnehmender Anzahl an Messgrößen ab. Dies ist erklärbar durch die Abnahme der Beobachtbarkeit des Systems und speziell der Komponenten.

	m=7	m=6	m=5	m=4
PI [%] mit einem Identifikationsverfahren nach [12,14]	60±5	53±8	51±8	47±11
PI [%] mit dem vorgestellten Identifikationsverfahren	87±6	62±7	60±11	57±11
Δ PI [%] (mittlere Verbesserung)	27	9	9	10

Tabelle 3.2: Mittlere Identifikationsraten der Mustererkennung abhängig von der zur Verfügung stehenden Anzahl an Messgrößen m .

3.5.2 Mustererkennung mit einem neuronalen Netz

Als zweiter Ansatz für die Identifizierung eines Schadens wird ein Multi-Layer-Perceptron neuronales Netz der Kategorie der Feedforward Netze mit einer versteckten Schicht und einer Ausgabeschicht verwendet. Als Trainingsdaten werden die nach Kapitel 3.4.4 erzeugten Musterschadensfälle benutzt. Die Anzahl der Eingänge für das neuronale Netz ist abhängig von der zur Verfügung stehenden Messgrößen m . Die Anzahl der Ausgänge beträgt $p=21$, welche die Anzahl der möglichen Schäden nach Gl. 28 ist. Jeder der $p=21$ Schäden entspricht einem Schadensindikator \vec{I}_{NN} . Als Lernregel wird das überwachte Gradientenabstiegsverfahren für den Gesamtfehler des Netzes verwendet. Der zu minimierende Fehler beim Lernen ist der mittlere quadratische Fehler zwischen den Soll-Ausgabevektoren und der errechneten Ausgaben des Netzes. Die errechnete Ausgabe ist eine Funktion des Eingangs,- und Gewichtungsvektor eines Neurons. Für die Minimierung werden die Gewichte im Gewichtungsvektor solange variiert bis der Wert der Zielfunktion einen vorgegebenen Wert von 0 unterschreitet, der Gradient einen Wert von $1e-6$ erreicht, oder die Anzahl an Iterationen 1000 erreicht. Diese Werte sind als Standardwerte für die Klassifizierung in der verwendeten Berechnungssoftware Matlab hinterlegt. Der Betrag, um den der Gewichtungsvektor in einem Lernschritt geändert wird, wird durch eine adaptive Schrittweitensteuerung bestimmt. Die Richtung wird aus der Ableitung der Zielfunktion nach den einzelnen Gewichten bestimmt. Weitere mögliche neuronale Netzwerke für die Identifikation sind in [39,52] vorgestellt. Die Ergebnisse der richtigen Identifizierungsraten anhand des verwendeten neuronalen Netzes sind als Mittelwerte abhängig von der zur Verfügung stehenden Anzahl an Messgrößen m in Tabelle 3.3 zusammengefasst. Ersichtlich in

Tabelle 3.3 ist die erwartete abnehmende Identifikationsrate der Schäden mit abnehmender Anzahl an vorhandenen Messgrößen m .

m	$m=7$	$m=6$	$m=5$	$m=4$
PI [%]	67 ± 6	63 ± 9	58 ± 11	54 ± 10

Tabelle 3.3: Mittlere Identifikationsraten der Schäden anhand der Mustererkennung durch ein neuronales Netz abhängig von der zur Verfügung stehenden Anzahl an Messgrößen m .

Die niedrigen Identifikationsraten sind im Gegensatz zu [39,52] darin begründet, dass die hier verwendete Netzwerkstruktur nicht an eine Kombination mit konstanter Anzahl an Messgrößen optimiert werden kann. In [39,52] sind die Netzwerkstrukturen auf eine Kombination von m Messwerten optimiert. Die Optimierung der Netzwerkstruktur ist zeitaufwändig und muss für jede Kombination von m Messwerten nach Gl. 17 bestimmt werden um die besten Ergebnisse der Identifikation anhand eines neuronalen Netzes zu erreichen.

3.5.3 Kombinatorisches Verfahren zur Identifikation

Als dritter Ansatz für die Identifizierung eines Schadens wird ein kombinatorisches Verfahren nach [13,80] vorgestellt. Kriterium für die Identifikation von schadhafte Komponenten ist der Diagnostische Index DI_{Komp} nach Gl. 10. Der Schadensindikator \bar{I}_{DI} wird aus dem Diagnostischen Index abgeleitet. Nach der Annahme von [19,32] werden maximal zwei Komponenten als schadhaft angenommen. Übertragen auf den gesuchten Schadensindikator \bar{I}_{DI} werden die Komponenten k als schadhaft angenommen dessen Diagnostischer Index den größten und den zweitgrößten Wert besitzt. Die restlichen Elemente $i_{DI,k}$ von \bar{I}_{DI} bleiben null.

Das Prinzip für die Berechnung von DI_{Komp} ist in Kapitel 2.3 beschrieben. Für die Analyserechnung wird ein lineares System nach Kapitel 3.3 verwendet. In diesem Beispiel wird für die Bestimmung der Leistungsparameter die Methode der kleinsten Fehlerquadrate angewandt. Die Vorteile einer linearen Analyserechnung bestehen einerseits in der Möglichkeit ein schlecht konditioniertes System durch Manipulation der Singulärwerte der Einfluss-Koeffizienten-Matrix EKM zu stabilisieren. Andererseits erlaubt ein lineares Verfahren eine schnelle Auswertung durch den Verzicht auf Iterationen wie sie im Fall von nichtlinearen Optimierern nötig sind. Die vorgestellten Ansätze in [13,80] vernachlässigen bei der Berechnung des Diagnostischen Indexes schlecht konditionierte Systeme aufgrund zeitaufwendiger Stabilisierung nichtlinearer Analyseansätze für die Auswertung jener Systeme. Die Schätzung der

Leistungsparameter mit einem schlecht konditionierten System führt zu einer Streuung der geschätzten Residuenbeträge Δx_i bei minimalen Veränderungen der Messwertresiduen Δy_i . Die Streuung kann mit der im Folgenden vorgestellten Singulärwertmanipulation verringert werden.

Um den Einfluss kleiner Änderungen in der Messwertsignatur $\Delta \bar{y}$ zu verdeutlichen, wird an dieser Stelle beispielhaft eine schlecht konditionierte 5x5 EKM der Form

$$\text{EKM} = \begin{pmatrix} 0,3485 & -0,0753 & 1,3825 & -0,6945 & 0,389 \\ 0,1106 & -0,1187 & -0,0976 & -0,0154 & 2,0138 \\ 0,307 & 0,0421 & 0,0338 & 0,0053 & 0,243 \\ -0,5846 & -0,2799 & -0,2318 & -0,0338 & 0,7335 \\ 0,4621 & -0,2202 & -0,183 & -0,027 & 0,3208 \end{pmatrix} \text{ mit } s_{\min} = 2,913e-5$$

gewählt, wobei s_{\min} der kleinste Singulärwert der Matrix ist. Dieses System entspricht beispielhaft einer Instrumentierung mit fünf Messgrößen und fünf zu schätzenden Leistungsparametern. Eine Verschlechterung von $\Delta x_3 = -1,7\%$ wird im dritten Leistungsparameter wie folgt vorgegeben:

$$\Delta \bar{x} = (0 \ 0 \ -1,7 \ 0 \ 0)^T.$$

Durch eine lineare Syntheserechnung ergibt sich eine Messwertsignatur $\Delta \bar{y}$ von

$$\Delta \bar{y} = \text{EKM} \cdot \Delta \bar{x} = (-2,3503 \ 0,1659 \ -0,0574 \ 0,394 \ 0,311)^T.$$

Wird mit einer veränderten Messwertsignatur $\Delta \tilde{y} = \Delta \bar{y} + \tilde{v}$, zum Beispiel verursacht durch Messrauschen von $\|\tilde{v}\| = 0,74$, eine Analyse des Zustands nach

$$\Delta \tilde{x} = \text{EKM}^{-1} \cdot \Delta \tilde{y} \quad (37)$$

gerechnet, wird eine Abweichung von $\|\Delta \bar{x} - \Delta \tilde{x}\| = 1,96 \cdot 10^4 \%$ berechnet. Daraus folgt, dass kleine Änderungen in der Messwertsignatur durch die schlecht konditionierte EKM verstärkt werden. Wird der kleinste Singulärwert zu null gesetzt, so verliert die Abbildung eine Dimension. Das bedeutet, dass der am schlechtesten beobachtbare Leistungsparameter in der Schätzung nicht mehr betrachtet wird. Jedoch werden kleine Änderungen in der Messwertsignatur nicht mehr verstärkt. Die Manipulation erfolgt durch die Singulärwertzerlegung der EKM nach

$$\text{EKM} = U \Sigma V^T. \quad (38)$$

Hierbei sind U und V jeweils unitäre Matrizen der rechten und linken Singulärvektoren. Die symmetrische Matrix Σ beinhaltet die Singulärwerte. Wird der kleinste Singulärwert

in Σ durch null ersetzt, erhält man nach der Multiplikation von Gl. 38 die manipulierte robuste EKM_{rob} . Die Analyserechnung erfolgt mithilfe der Moore-Penrose Inverse nach

$$\Delta \tilde{\bar{x}}^{\text{rob}} = (EKM_{\text{rob}}^T \cdot EKM_{\text{rob}})^{-1} \cdot EKM_{\text{rob}} \cdot \Delta \bar{y}, \quad (39)$$

da $\text{Rang}(EKM_{\text{rob}}) < \text{Rang}(EKM)$ ist und eine Inverse von EKM_{rob} nicht existiert. Die Auswertung von Gl. 39 ergibt einen Unterschied von $\|\Delta \bar{x} - \Delta \tilde{\bar{x}}_{\text{rob}}\| = 0,85\%$, welcher deutlich geringer zu $\|\Delta \bar{x} - \Delta \tilde{\bar{x}}\| = 1,96 \cdot 10^4\%$ ist. In Bild 3.7 sind die Analyseergebnisse $\Delta \tilde{\bar{x}}$, $\Delta \tilde{\bar{x}}_{\text{rob}}$ zu den vorgegebenen Residuen der Leistungsparameter in $\Delta \bar{x}$ dargestellt. Ersichtlich ist, dass das Ergebnis der Analyse $\Delta \tilde{\bar{x}}$ ohne Singulärwertmanipulation nicht verwertbar ist. Das Ergebnis nach der Manipulation $\Delta \tilde{\bar{x}}_{\text{rob}}$ spiegelt jedoch die vorgegebenen Residuen in der richtigen Größenordnung im Leistungsparameter x_3 wider und die Residuen der nicht betroffenen Leistungsparameter werden verkleinert.

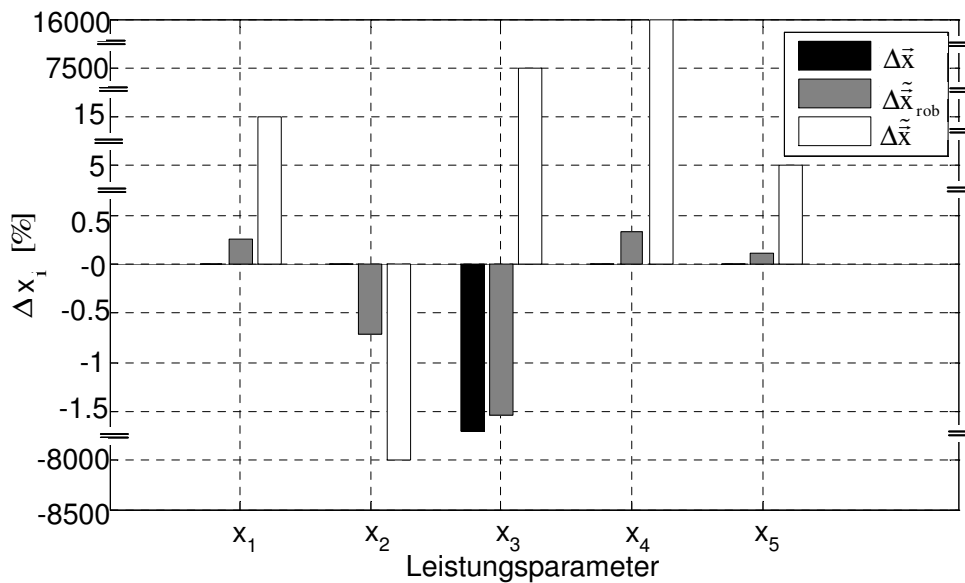


Bild 3.7: Gegenüberstellung der Analyseergebnisse mit und ohne die Manipulation des kleinsten Singulärwertes

Die Definition der Grenze ab der s_{min} zu null gesetzt werden kann wird anhand von Bild 3.8 bestimmt. Untersucht wurden Grenzen von $s_{\text{min}} = 1$ bis $s_{\text{min}} = 1 \cdot e^{-08}$. Die in Bild 3.8 dargestellten Identifikationsraten anhand des kombinatorischen Verfahrens sind Mittelwerte über alle Kombinationen von Messgrößen nach Gl. 17 für $m=7$ bis $m=4$. Validiert wurde anhand der Musterschäden nach Kapitel 3.4.4. Aus dem Bild 3.8 ist zu entnehmen, dass die höchste mittlere Identifikationsrate erzielt wird, wenn der kleinste Singulärwert zu null gesetzt wird, falls dieser unter der Grenze von 0,01 liegt. Dies ist ersichtlich aus dem Maximum der Ausgleichskurve bei $s_{\text{min}} = 0.01$ in Bild 3.8. Eine mittlere Verbesserung von 17 % der richtigen Identifikation kann durch das vorgestellte

Verfahren erreicht werden. Der positive Einfluss der reduzierten Streuungen der Analyseergebnisse auf die Identifikation ist in Anhang A.3 dargestellt.

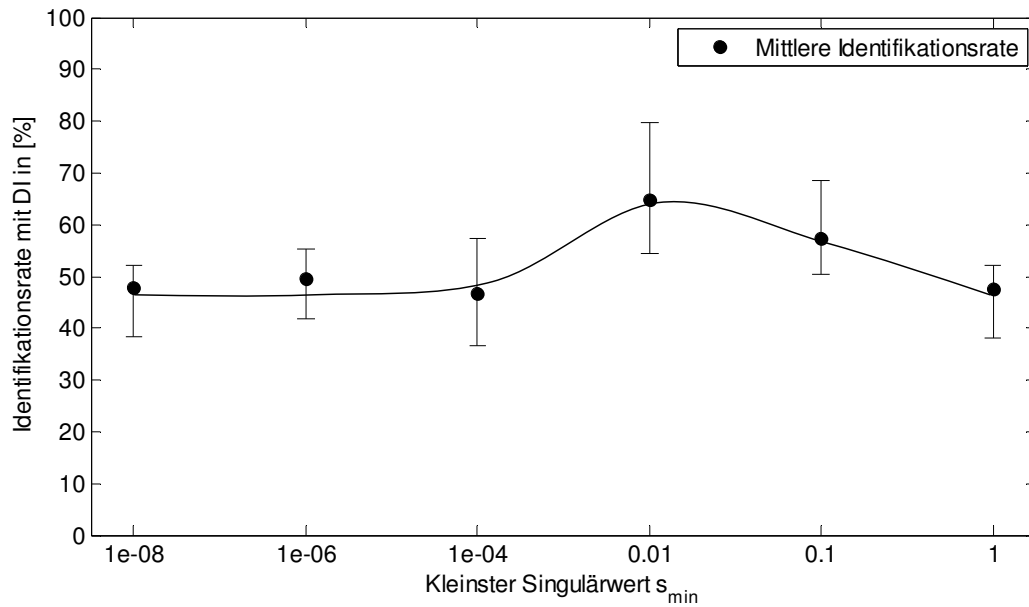


Bild 3.8: Mittlere Identifikationsrate in Abhängigkeit von s_{\min} und der Anzahl vorhandener Messgrößen m

3.5.4 Konsolidierter Schadensindikator

Um die Streuung der richtigen Identifikationen zwischen den einzelnen vorgestellten Identifikationsverfahren zu verringern wird der konsolidierte Schadensindikator \bar{I} für die endgültige Identifikation bestimmt. Der Zustand einer Komponente im konsolidierten Schadensindikator wird nach dem Mehrheitsprinzip bestimmt. In diesem Beispiel müssen mindestens zwei von drei vorgestellten Identifikationsverfahren die Komponente als vom Schaden betroffen identifizieren. Ist das nicht der Fall wird die Komponente als nicht vom Schaden betroffen angenommen. Die richtige Identifikationsrate anhand des konsolidierten Indikators ist in Tabelle 3.4 zusammengefasst.

	$m=7$	$m=6$	$m=5$	$m=4$
PI [%] mit Hilfe von \bar{I}_{Muster}	87 ± 6	62 ± 7	60 ± 11	57 ± 11
PI [%] mit Hilfe von \bar{I}_{NN}	67 ± 6	63 ± 9	58 ± 11	54 ± 10
PI [%] mit Hilfe von \bar{I}_{DI}	72 ± 5	74 ± 7	62 ± 8	50 ± 12
PI [%] mit Hilfe von \bar{I}	88 ± 5	78 ± 7	72 ± 7	69 ± 10

Tabelle 3.4: Mittlere Identifikationsraten der Schäden mit Hilfe des konsolidierten Schadensindikators \bar{I}

Ersichtlich aus Tabelle 3.4 ist eine Verbesserung der Identifikationsrate PI gegenüber den Ergebnissen der einzelnen Identifikationsverfahren. Dies ist zurückföhrbar auf die richtige Identifikation der von den Schäden betroffenen Komponenten, welche nur teilweise von den vorgestellten Verfahren identifiziert wurden. Trotzdem nimmt die Rate der richtigen Identifikation mit der Abnahme an verfügbaren Messgrößen m ab. Die Abnahme entsteht durch die Zunahme an ungünstigen Messgrößenkombinationen. Dadurch können schadhafte Komponenten nicht festgestellt werden, falls keine Messgröße vorhanden ist welche sensitiv auf Änderungen des Zustandes der Komponente reagiert.

3.6 Ergebnis der robusten Identifikation

Da die richtige Identifikation von der Anzahl an verfügbaren Messgrößen und deren Kombination abhängig ist, kann keine Identifikation eines Schadens als richtig angenommen werden. Aus diesem Grund wird dem Anwender eine Kombination an Komponenten vorgeschlagen, welche vom Schaden betroffen sein könnten. Die Reihenfolge dieser Kombination erfolgt anhand einer Gewichtung. Dazu wird der identifizierte Schaden j mit Hilfe des konsolidierten Schadensindikators \bar{I} mit den Ergebnissen der Beobachtbarkeit der Komponenten nach Kapitel 3.3 und der Unterscheidbarkeit des Schadens zu anderen Schäden aus Kapitel 3.4 bewertet. Ausgehend von der Ähnlichkeitsmatrix H werden die globalen Ähnlichkeiten \bar{g}_j zwischen den $p=21$ Schäden zum identifizierten Schaden ausgelesen und mit den Sensitivitäten als schadhaft angenommenen Komponenten $\bar{s}e_{\text{Komp}}$ nach Gl. 40 korrigiert. Erhalten wird die korrigierte Ähnlichkeit q_j eines jeden Schadens.

$$q_j = \frac{1}{z_t} \cdot \left[\sum_{i=1}^{z_t} \bar{s}e_{\text{Komp},i} \right]_{\text{Schaden},j} \cdot \bar{g}_j \quad (40)$$

Dabei ist z_t die Anzahl der als schadhaft angenommenen Komponenten im Schaden j . Anschließend werden die bedingten Ähnlichkeiten Q_j der $p=21$ Schäden nach Gl. 41 errechnet. Die bedingte Ähnlichkeit Q_j dient anschließend der Sortierung und Erstellung der Reihenfolge der Kombinationen der als schadhaft angenommenen Komponenten.

$$Q_j = q_j \cdot \frac{1}{\sum_{i=1}^p q_i} \cdot 100\% \quad (41)$$

3.6.1 Fallbeispiel zur robusten Identifikation

Als Fallbeispiel wird ein unterbestimmtes System mit $m=4$ Messgrößen verwendet. Als Messgrößen stehen zur Verfügung \dot{m}_B , T_{13} , p_{13} und T_5 . Für diese Kombination an Messgrößen sind in Tabelle 3.5 die errechneten Beobachtbarkeiten der Komponenten nach Kapitel 3.3 zusammengefasst.

	Bläser	NV	HV	HT	NT	Düse
Beobachtbarkeit der Komponenten $\overline{se}_{Komp} [-]$	0,38	0,47	0,08	0,09	0,46	0,79

Tabelle 3.5: Beobachtbarkeit der Komponenten

Aus Tabelle 3.5 wird entnommen, dass der Hochdruckverdichter und die Hochdruckturbine im Vergleich zum Bläser, Niederdruckverdichter, Niederdruckturbine und Düse kaum beobachtbar sind. Die beste Beobachtbarkeit weist die Düse gefolgt vom Niederdruckverdichter auf.

Ein gemeinsamer Bläserschaden ($\Delta\eta_{Bläser} = -1\%$, $\Delta we_{Bläser} = -2,76\%$) und Düsenschaden ($\Delta A_{Düse} = -2,1\%$) wurde simuliert. In Tabelle 3.6 sind die Ergebnisse der vorgestellten Identifikationsverfahren zusammengefasst. Als schadhaft identifizierte Komponenten sind mit einem Haken gekennzeichnet.

	Bläser	NV	HV	HT	NT	Düse
Identifizierter Schaden mit \bar{I}_{Muster}	✓	-	-	-	-	✓
Identifizierter Schaden mit \bar{I}_{NN}	-	-	✓	-	-	✓
Identifizierter Schaden mit \bar{I}_{DI}	-	-	-	✓	-	✓
Identifizierter Schaden mit \bar{I}	-	-	-	-	-	✓

Tabelle 3.6: Ergebnisse der einzelnen vorgestellten Identifikationsverfahren

Aus Tabelle 3.6 ist ersichtlich, dass der Bläserschaden in diesem Beispiel nicht eindeutig identifiziert werden kann. Der Düsenschaden ist hingegen eindeutig identifiziert. Anhand des konsolidierten Indikators \bar{I} werden die globalen Ähnlichkeiten \bar{g} zu den anderen möglichen $p=20$ Schäden aus der Ähnlichkeitsmatrix nach Kapitel 3.4.5 ausgelesen. Mit Hilfe der Beobachtbarkeit der Komponenten aus Tabelle 3.5 und der Anwendung der Korrektur der globalen Ähnlichkeit Q nach Gl. 41 wird die Reihenfolge der Kombinationen möglicher schadhafter Komponenten ermittelt. In Tabelle 3.7 ist die Reihenfolge anhand der Rubrik „Rang“ dargestellt. In Tabelle 3.7 entspricht die Anzahl an Rängen der Anzahl an möglichen Schäden $p=21$. Aus Tabelle 3.7 wird abgelesen, dass auf Rang eins ein einzelner Düsenschaden mit $Q=26,5\%$ am wahrscheinlichsten ist.

Rang	1	2	3	4	5	6	...
Bläser		✓					
NV						✓	
HV				✓			
HT					✓		
NT			✓				
Düse	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
Globale Ähnlichkeit \bar{g} in [%]	100	88	75	100	97	52	...
Bedingte Ähnlichkeit Q in [%]	26,5	17,2	14,4	14,3	10,0	9,5	...

Tabelle 3.7: Nach der korrigierten globalen Ähnlichkeit Q sortierte Reihenfolge der Kombinationen von evtl. schadhafte Komponenten

Diesem folgt auf Rang zwei ein kombinierter Bläser-Düsen Schaden mit $Q=17,2\%$. Der Schaden entspricht dem tatsächlichen Schaden. Aus Tabelle 3.7 ist auch ersichtlich, dass die globale Ähnlichkeit \bar{g} zwischen den Rängen 1 und 4 identisch ist. D.h. allein durch die Messwertsignatur sind die Schäden nicht unterscheidbar. Nur durch die Auswertung anhand der Beobachtbarkeit der Komponente nach Gl. 40 kann eine Aussage zu Unterscheidbarkeit erreicht werden.

Die Identifikationsrate anhand des vorgestellten Verfahrens ist in Tabelle 3.8 zusammengefasst. Für die Evaluierung wurden die OBIDICOTE- *On Board Identification, Diagnosis and Control of Gas Turbine Engines* Schäden verwendet. Die OBIDICOTE Schäden sind repräsentative Schäden der Komponenten und sowohl in [67] als auch in [26] ausführlich diskutiert. Für die Auswertung wurden alle Messgrößenkombinationen nach Gl. 17 herangezogen. Auf Rang eins ist die Identifikationsrate der Schäden eingetragen, welche jeweils mit der höchsten bedingten Ähnlichkeit Q identifiziert wurden. Auf Rang zwei ist die Identifikationsrate der Schäden, welche mit der zweithöchsten bedingten Ähnlichkeit Q identifiziert wurden. Unter N/A in Tabelle 3.8 ist die Versagensrate des Verfahrens eingetragen.

Rang	m=7	m=6	m=5	m=4
1	82,0%	75,8%	66,3%	55,0%
2	2,7%	3,6%	9,0%	10,6%
3	7,0%	7,5%	9,3%	9,7%
...
N/A	5,5%	3,6%	6,6%	9,2%

Tabelle 3.8: Richtige Identifikationsrate der OBIDICOTE Schäden

Aus Tabelle 3.8 ist erkennbar, dass die Identifikationsrate der Schäden auf Rang eins mit abnehmender Anzahl an Messgrößen sinkt. Gleichzeitig aber die Identifikationsrate der

gesuchten Schäden auf Rang zwei, Rang drei und weiteren Rängen sich erhöht. Es wird festgehalten, dass ca. 91% aller Schäden bei $m=7$ Messgrößen in den ersten drei Rängen identifiziert werden. Dieser Anteil sinkt auf ca. 75% bei $m=4$ Messgrößen. Ersichtlich ist, dass die Versagensrate des Verfahrens mit abnehmender Anzahl an Messgrößen steigt. Dies ist auf die Abnahme der Beobachtbarkeit des Systems zurückführbar. Dadurch nimmt die Streuung der als schadhaft indizierter Komponenten in den Indizes \bar{I}_{NN} , \bar{I}_{DI} und \bar{I}_{Muster} zu. Als Folge kann vermehrt nach dem Mehrheitsprinzip keine Komponente als eindeutig vom Schaden betroffen identifiziert werden und das Verfahren versagt.

Kapitel 4: Erweiterung der robusten Identifikation

Das in Kapitel 3 vorgestellte Konzept der robusten Identifikation stößt aufgrund der limitierten Instrumentierung im Gas-Pfad von Gasturbinen an Grenzen. Es liegt daher nahe die zur Verfügung stehenden Informationen über den Zustand der Gasturbinen mit Hilfe weiterer Messwerte zu ergänzen. Hierzu bieten sich Messgrößen die nicht im Gas-Pfad erfasst werden an. Zu diesen gehören zum Beispiel Öldruck und Öltemperatur sowie Schwingungsamplituden und Schwingungsfrequenzen.

4.1 Übersicht möglicher Nicht-Gas-Pfad Messgrößen

Daten zum Zustand des Ölsystems werden unter anderem in den Getrieben, dem Öltank und Ölleitungen erfasst. Die gemessenen Werte umfassen zum Beispiel: Ölvolumen, Öldruck, Öltemperatur und Informationen zum Vorhandensein von Metallspänen im Öl. Diese Werte sind Indikatoren für Lagerschäden, Ölleitungsschäden oder Überdrehzahl. Magnetchipdetektoren geben Hinweise auf Abrieb in Lagern und Getriebe. Unterscheidungen im Partikelfluss und der Partikelgröße können Rückschlüsse auf die Schäden geben [47]. Einfache lineare Simulationen des Ölsystems einer Gasturbine sind in [128] beschrieben und dienen der Analyse der Gasturbine.

Eine weitere Informationsquelle über Verschlechterungen sind Erkenntnisse aus Vibrationsaufzeichnungen. Verfahren der Vibrationsanalyse sind in [24,45,92,122] beschrieben. Über die Analyse lassen sich generell Unwucht im Nieder- und Hochdruckwellenbereich erfassen. Sofern die Vibrationsaufnehmer in geeigneten Positionen vorhanden sind kann die Ursache für die Vibration im Verdichter- und Turbinenteil [47,71] isoliert werden. Voraussetzung hierfür sind Referenzvibrationssignaturen im unverschlechterten Zustand der Gasturbine bei gleichen, stationären Betriebsbedingungen [45]. Die Ergebnisse der Vibrationsanalyse eines Schadens werden für den Verdichter und die Turbine in Form von Indizes abgelegt. Der Index null zeigt an, dass keine anormale Schwingung für die betrachtete Komponente

analysiert wird. Der Index eins zeigt an, dass eine anormale Schwingung von der betrachteten Komponente ausgeht. Durch einen Vergleich der Indizes mit dem Ergebnis der robusten Identifikation wird die Plausibilität der Schlussfolgerungen geprüft.

Die Analyse der Partikel im Fluidstrom anhand ihrer elektromagnetischen Aufladung liefert Erkenntnisse über Objekte die in die Gasturbine ein- oder austreten [35,36,93]. Residuen elektromagnetischer Aufladungen ungleich null geben Hinweise auf Fremdkörpereintritte (FOD), oder Materialabrieb der Komponenten. Dieser entsteht beispielsweise durch das Einlaufen rotierender Teile in das Gehäuse oder durch Materialbrüche. Die sukzessiven Eintragungen der Residuen der elektromagnetischen Aufladung der Luftstrompartikel bei Schadensfällen in eine Expertendatenbank erlauben bei einer späteren Auswertung Rückschlüsse auf die Korrelationen von Eintrittsobjekten oder Austrittsobjekten zu beschädigten Komponenten.

Konzentrationswerte der chemischen Spezies im Abgas der Gasturbine, wie Stickoxide (NO_x), unverbrannte Kohlenwasserstoffe (UHC), Ruß und Kohlenstoffmonoxid (CO), geben Rückschlüsse auf den Zustand der Gasturbine. Semi-empirische Modellierungen zur Bestimmung von Erwartungskonzentrationen für NO_x , CO , UHC und Ruß während der Alterung sind in [33,56] beschrieben und untersucht worden. Sensitivitätsanalysen von Stickoxiden zu einzelnen Leistungsparametern sind in [74] vorgestellt. Nicht alle Spezieskonzentrationen können während des Flugbetriebes einer Gasturbine gemessen werden. Eine Übersicht der mögliche Messprinzipien ist in [91] zusammenfassend dargestellt, und nach Einsatzmöglichkeiten sortiert.

Das Aufzeichnen von Gondel- und Pylontemperaturen bei Gasturbinen gibt Rückschlüsse auf Luft- oder Gasleckagen [94]. FADEC-Werte wie Gehäusekühlung oder Leitschaufelverstellungen aus der Regeleinheit der Gasturbine gewähren unabhängige Einblicke in die Subsysteme der Gasturbine. Sie geben Hinweise zur Lokalisierung der verschlechterten Komponente oder dessen Subsystem [128].

4.2 Konzept

Da die Erwartungswerte von Nicht-Gas-Pfad Messgrößen nicht immer modellbasiert errechnet werden können, kann das modellbasierte robuste Identifikationsverfahren nach Kapitel 3, Bild 3.2 für diese Größen nicht angewandt werden. Aus diesem Grund ist die in Bild 4.1 dargestellte Erweiterung notwendig. Liegen Nicht-Gas-Pfad Messgrößen vor, werden deren Residuen Δy_i^{NGP} nach Gl. 5 errechnet. Die Referenzwerte der Nicht-Gas-Pfad Messgrößen im unverschlechterten Zustand der Gasturbine werden aus Tabellen bei

gegebenen Betriebsbedingungen ermittelt. Anschließend werden die Residuen der Gas-Pfad Messgrößen Δy_i und der Nicht-Gas-Pfad Messgrößen Δy_i^{NGP} zu einer Gesamtsignatur \bar{Y} zusammengefasst. Die Identifikation von möglicherweise vom Schaden betroffener Komponenten erfolgt anhand der Gesamtsignatur. Dazu wird ein modellunabhängiges Identifikationsverfahren verwendet. In diesem Beispiel wird ein Verfahren der Mustererkennung aus einer Expertendatenbank vorgestellt. Als Ergebnis wird eine Liste möglicher Kombinationen betroffener Komponenten bereitgestellt. Die Kombination an betroffenen Komponenten wird ihrer aufgetretenen Wahrscheinlichkeit nach sortiert.

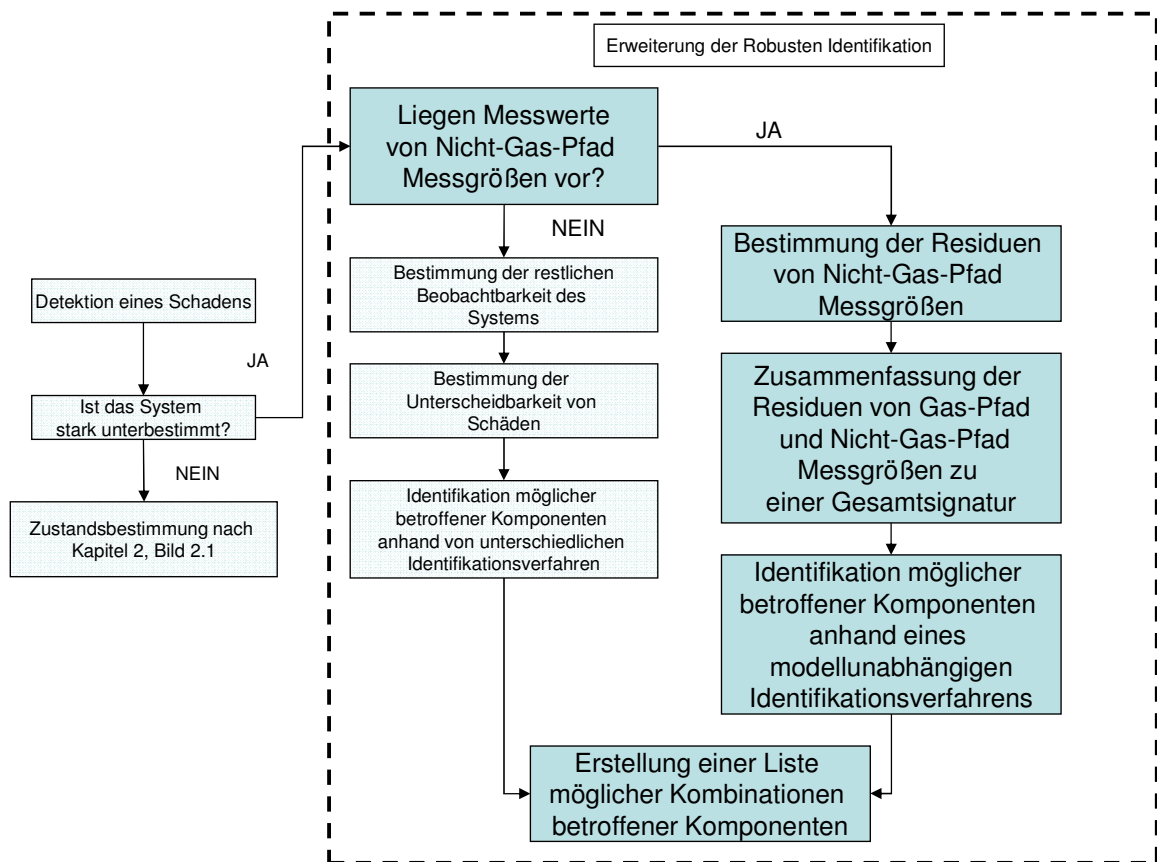


Bild 4.1: Erweiterung der robusten Identifikation durch Nicht-Gas-Pfad Messgrößen

4.3 Konzept einer Expertendatenbank

Anhand der Expertendatenbank soll das mit der Zeit zuwachsende Wissen eines Experten im Bereich der Identifikation von Schäden gespeichert werden. Die Einträge in die Expertendatenbank sind die vom Schaden betroffenen Komponenten und die dazu

korrespondierende Gesamtsignatur \vec{Y} . Durch die Speicherung wird eine Wissensbasis generiert, mit der Gesamtsignaturen \vec{Y}_{akt} eines aktuell detektierten Schadens abgeglichen werden. Die Identifikation des Schadens erfolgt anhand einer Mustererkennung aus der Menge an gespeicherten Schäden in der Expertendatenbank. Wobei die Identifikationsrate von der Anzahl der Einträge pro Schaden in der Expertendatenbank abhängt. Dieser Prozess gleicht der menschlichen Erinnerung an bestimmte Ereignisse aus der Vergangenheit [28]. Je mehr unterschiedliche und nicht redundante Messgrößen, oder vom Anwender hinterlegte Beobachtungen verwendet werden, desto eindeutiger und einprägsamer ist die Gesamtsignatur eines Schadens. Für die Erstellung der Expertendatenbank wird das Prinzip des fallbasierten Schließens (*Case Based Reasoning*) nach [28] in Bild 4.2 vorgestellt und auf das Problem der Identifikation angewandt.

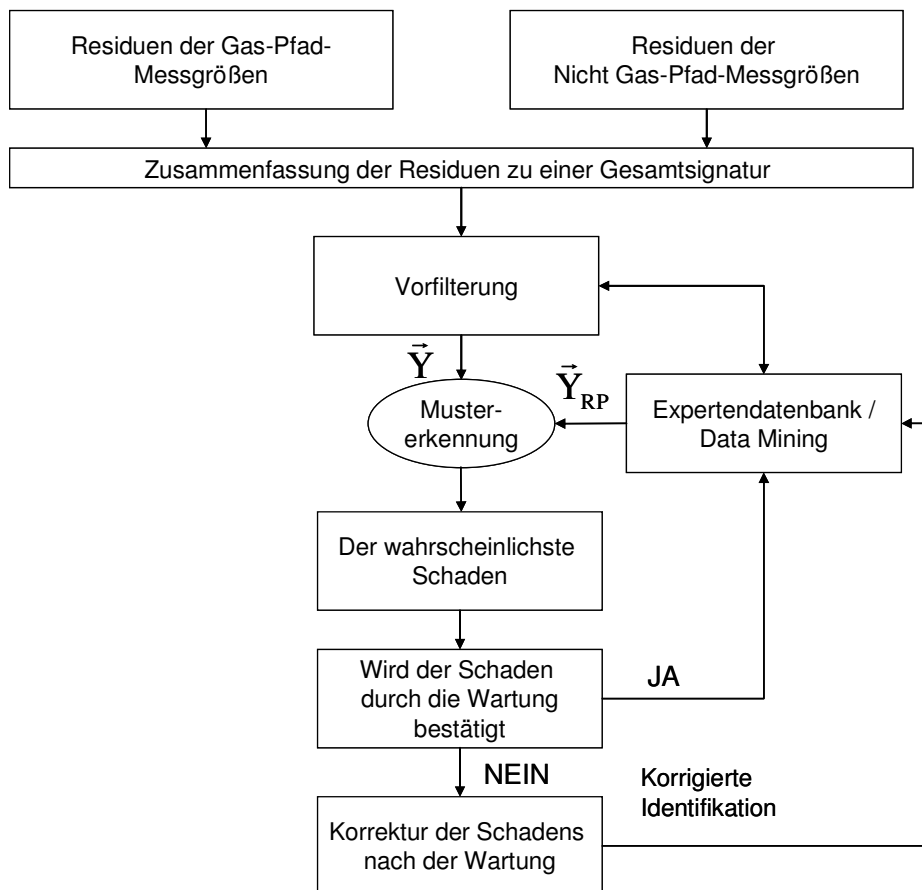


Bild 4.2: Prinzip des fallbasierten Schließens für die robuste Identifikation von Schäden mit Gas-Pfad und Nicht-Gas-Pfad Messgrößen

Die Eingangsgröße in das fallbasierte Schließen ist die Gesamtsignatur \vec{Y}_{akt} eines detektierten Schadens, welche die Residuen der vorhandenen Gas-Pfad und Nicht-Gas-Pfad Messgrößen enthält. Anhand einer Vorfilterung werden jene Residuen von Messgrößen aus der Expertendatenbank für die Identifikation herangezogen, welche auch

in der Gesamtsignatur \vec{Y}_{akt} vorhanden sind. Diese Vorfilterung ermöglicht die Flexibilität der Identifikation an die vorhandenen Messgrößen anzupassen.

Anhand einer Mustererkennung wird ein Schaden aus der Expertendatenbank identifiziert. Das Ergebnis wird dem Anwender als der wahrscheinlichste Schaden angegeben. Die Wahrscheinlichkeit wird mit Hilfe der Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit der zu untersuchenden Gesamtsignatur \vec{Y}_{akt} zu einer Gruppe von Gesamtsignaturen $\vec{Y}_{\text{RP},i}^k$ eines Schadens k aus der Expertendatenbank abgeschätzt. Wird nach der Wartung der Schaden k bestätigt, wird die Gesamtsignatur \vec{Y}_{akt} in der Expertendatenbank unter dem identifizierten Schaden abgespeichert. Wird der identifizierte Schaden k nicht bestätigt, so wird die Gesamtsignatur \vec{Y}_{akt} durch den Anwender unter dem während der Wartung gefundenen Schaden j in der Expertendatenbank abgespeichert. Dadurch ist das Konzept zur Erstellung der Expertendatenbank in Bezug auf die Lernfähigkeit dynamisch.

Durch das fallbasierte Schließen nehmen die Einträge in der Expertendatenbank stetig zu. Anhand von Data-Mining-Ansätzen der beschreibenden Analyse nach [97] wie Fuzzy-Clustering, statistische Ansätze oder künstlichen neuronalen Netze, besteht die Möglichkeit für einen Schaden repräsentative Gesamtsignaturen \vec{Y}_{RP} aus der Expertendatenbank zu extrahieren. Die Extraktion von implizit vorhandenen, aber bisher unentdeckten Mustern von Gesamtsignaturen eines Schadens erfolgt durch die Schritte Selektion, Vorverarbeitung, Transformation und Methodenanwendung des integrierten Data-Mining-Prozesses nach [43]. Dadurch kann sich die Anzahl an zu vergleichenden Gesamtsignaturen aus der Expertendatenbank mit der aktuellen Gesamtsignatur verringern [49].

4.4 Mustererkennung aus der Expertendatenbank

Im Gegensatz zu den vorgestellten Verfahren zur Mustererkennung aus Unterkapitel 3.4.1 ist die Voraussetzung von homogen verteilten Musterschäden in der Expertendatenbank nicht gegeben. Daraus folgt, dass keine systematische Untersuchung bezüglich der Unterscheidbarkeit von Schäden erfolgen kann. Somit muss die Mustererkennung aus der Expertendatenbank robust hinsichtlich der variierenden Anzahl an gespeicherten Einträgen pro Schadensklasse sein. Gespeicherte Gesamtsignaturen \vec{Y}_{RP} , welche zu einer Kombination von verschlechterten Komponenten gehören, werden im Folgenden als eine Schadensklasse \mathfrak{O}_p definiert.

Die in dieser Arbeit realisierte Mustererkennung aus der Expertendatenbank ist ein Derivat des k -Nächste-Nachbar Verfahrens (k -NN). Dieses Verfahren wird für die

Schätzung der a posteriori Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit $P(\mathfrak{w}_p | \vec{Y}_{\text{akt}})$ des aktuellen \vec{Y}_{akt} zur Klasse eines Schadens \mathfrak{w}_p aus der Expertendatenbank benutzt. Dafür wird die Abschätzung der Wahrscheinlichkeitsdichte $P(\vec{Y}_{\text{akt}} | \mathfrak{w}_p)$ benötigt. Die Dichtefunktion ist im ersten Schritt unklar. Weder die Verteilungsart, die Breite, noch die Orientierung sind schätzbar. Abhilfe leistet das Volumen einer Hypersphäre im z -dimensionalen Raum der Gesamtsignatur um die aktuelle Gesamtsignatur \vec{Y}_{akt} . Dabei ist z die Dimension von \vec{Y}_{akt} . Der z -dimensionale Raum der Gesamtsignatur beinhaltet bis zu k Nachbargesamtsignaturen einer Schadensklasse \mathfrak{w}_p aus der Expertendatenbank. Mit dieser Annahme kann nach [25] die Wahrscheinlichkeitsdichte ausgedrückt werden als

$$P(\vec{Y}_{\text{akt}} | \mathfrak{w}_p) = \frac{k^{(p)} - 1}{N_p} \cdot \text{Vol}(\vec{Y}_{\text{akt}} | \mathfrak{w}_p)^{-1}. \quad (42)$$

Dabei ist $k^{(p)}$ die Anzahl von k -Nachbargesamtsignaturen einer Schadensklasse \mathfrak{w}_p . Die Anzahl an gespeicherten Gesamtsignaturen einer Schadensklasse in der Expertendatenbank ist N_p . Das Volumen der Hypersphäre ist $\text{Vol}(\vec{Y}_{\text{akt}} | \mathfrak{w}_p)$ mit dem Zentrum V_{akt} und dem Radius r . Die Norm der Gesamtsignaturdifferenz $r = \|\vec{Y}_{\text{akt}} - \vec{Y}_{\text{RP}}^{(p)}\|$ ist der Radius r der Hypersphäre. Das Volumen in genereller Form ist in [11] formuliert als

$$\text{Vol}(\vec{Y}_{\text{akt}} | \mathfrak{w}_p) = \frac{2\pi^{\frac{z}{2}}}{z\Gamma\left(\frac{z}{2}\right)} r^z, \quad (43)$$

mit der allgemeinen Gamma-Funktion

$$\Gamma(\chi) = \int_0^{\infty} \gamma^{(\chi-1)} e^{-\gamma} d\gamma. \quad (44)$$

Nach [25] ergibt sich eine Vereinfachung für die Gamma-Funktion für gerade und ungerade Dimensionen z der Gesamtsignatur zu

$$\text{Vol}(\vec{Y}_{\text{akt}} | \mathfrak{w}_p) = \frac{2\pi^{\frac{z}{2}}}{z(z-2)(z-4)\dots 2} r^z \quad \text{für gerade } z \quad (45)$$

$$\text{Vol}(\vec{Y}_{\text{akt}} | \mathfrak{w}_p) = \frac{4\pi^{\frac{(z-1)}{2}}}{z(z-2)(z-4)\dots 1} r^z \quad \text{für ungerade } z. \quad (46)$$

Dadurch kann das Volumen der Hypersphäre analytisch in Abhängigkeit von z berechnet werden. Die a posteriori Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit von \vec{Y}_{akt} zu einer Schadensklasse ω_j wird mithilfe der bedingten Wahrscheinlichkeit

$$P(\omega_j | \vec{Y}_{\text{akt}}) = \frac{P(\vec{Y}_{\text{akt}} | \omega_j)}{\sum_{i=1}^p P(\vec{Y}_{\text{akt}} | \omega_i)} \quad (47)$$

ausgedrückt. Die Identifikation des Schadens erfolgt anhand der größten bedingten Wahrscheinlichkeit von \vec{Y}_{akt} zur Schadensklasse ω_j .

Die richtige Identifikation ist abhängig von der Anzahl N_p an gespeicherten Schäden pro Klasse eines Schadens in der Expertendatenbank, der Dimension der Gesamtsignatur z und der Anzahl an betrachteten k Nachbarn pro Klasse eines Schadens

$$PI^{\text{kNN}} = f(N_p, z, k). \quad (48)$$

Einflüsse der oben genannten Parameter auf die Identifikationsrate sind in Bild 4.3 beispielhaft abgebildet. Die Identifikationsrate PI ist über die relative Anzahl an gespeicherten Gesamtsignaturen pro Schadensklasse N_p / N_{ges} aufgetragen. Die Gesamtanzahl N_{ges} an gespeicherten Gesamtsignaturen einer Schadensklasse entspricht in diesem Beispiel der Anzahl an Musterschäden eines Schadens nach Kapitel 3.4.4. Aufgrund fehlender Nicht-Gas-Pfad Messgrößen wurde für die Auswertung der Identifikationsrate die Gesamtsignatur \vec{Y} mit Hilfe simulierter Gas-Pfad Messgrößen aus Tabelle 3.1 erzeugt.

Die Identifikationsrate steigt mit zunehmender Anzahl an gespeicherten Schäden N_p pro Klasse eines Schadens ω_p . Für eine konstante Anzahl an Messgrößen ($z = \text{const}$) in der Gesamtsignatur lässt sich mit der Erhöhung der Anzahl an k Nachbargesamtsignaturen der Schadensklassen für die Identifikation jedoch keine Verbesserung der Identifikationsrate erzielen. Nach Bild 4.3, links wird die höchste Identifikationsrate erzielt, wenn jeweils nur zwei Gesamtsignaturen einer Schadensklasse ω_p für die Identifikation betrachtet werden. Wird die Anzahl an k -Nachbargesamtsignaturen konstant gehalten und die Anzahl zur Verfügung stehender Messgrößen variiert, so erhöht sich die Identifikationsrate mit zunehmender Anzahl an Messgrößen z . Dies ist in Bild 4.3, rechts ersichtlich.

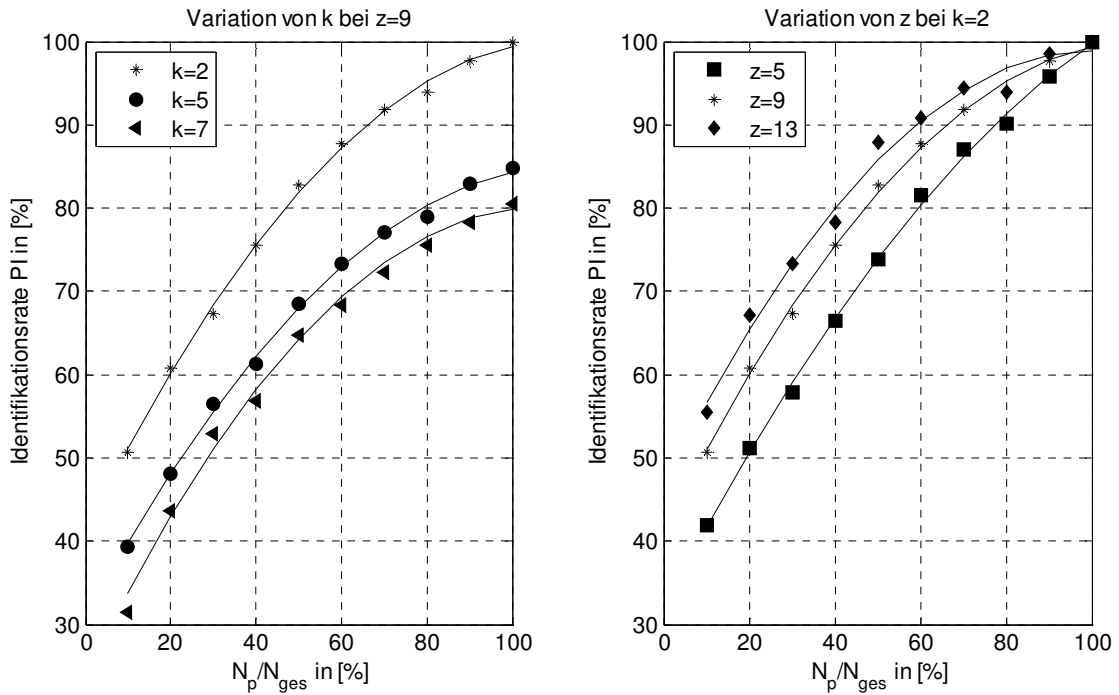


Bild 4.3: Verlauf der Identifikationsrate abhängig von k, z und der Anzahl an gespeicherten Gesamtsignaturen N_p / N_{ges} pro Klasse eines Schadens

Für die Wahl der optimalen Anzahl an k Nachbargesamtsignaturen sind folgende Eigenschaften nach [130] zu beachten:

- Ist k zu klein gewählt, ist das Verfahren sensitiv auf Messrauschen in der Gesamtsignatur.
- Ist k zu groß gewählt, beinhaltet der Radius r des Schätzvolumens Vol unerwünschte Gesamtsignaturen anderer Klassen $\bar{\omega}$
- Ein optimales k ist zwischen $1 < k < 10$ heuristisch zu finden

Für die Mustererkennung aus der Expertendatenbank ist $k=2$ gewählt. Der Grund ist aus Bild 4.3 ersichtlich. Für $k=2$ ist die Identifikationsrate abhängig von der Dimension z der Gesamtsignatur \bar{Y} am höchsten.

4.5 Übergang von der Identifikation anhand von Gas-Pfad Messgrößen zur Identifikation anhand der Gesamtsignatur

Für die Identifikation von Schäden mit einer fallbasierten Schließung ist die Anzahl gespeicherter Schadensfälle in der Expertendatenbank kritisch. Voraussetzung für das Funktionieren ist eine Mindestmenge N_p gespeicherter Gesamtsignaturen \vec{Y} einer Schadensklasse. Diese Mindestmenge ist am Anfang der Erstellung einer Expertendatenbank für einen Gasturbinentyp einer bestimmten Baureihe nicht vorhanden. Daraus folgt, dass im Anfangsstadium auf eine Identifikation, anhand einer modellbasierten Analyse mit Gas-Pfad Messgrößen nicht verzichtet werden kann. Dazu wird ein hybrides Verfahren vorgestellt, welches eine Identifikation anhand von Gas-Pfad Messgrößen erlaubt und mit wachsender Anzahl an gespeicherten Gesamtsignaturen in der Expertendatenbank einen steten Übergang zu einer Identifikation anhand der Gesamtsignatur ermöglicht.

Für den Übergang von der Identifikation anhand von Gas-Pfad Messgrößen zur Identifikation eines Schadens anhand der Gesamtsignatur ist eine gewichtete Entscheidungsgröße notwendig. Mit wachsenden Einträgen in der Expertendatenbank wird mit Hilfe der Entscheidungsgröße die Identifikation nach Kapitel 3 zur Identifikation auf Basis der Gesamtsignatur nach Unterkapitel 4.1 verschoben. Die bedingte Wahrscheinlichkeit P wird als eine Funktion von Q nach Kapitel 3 und $P(\omega_j | \vec{Y}_{akt})$ in Gl. 47 vorgestellt.

$$P = c_I \cdot Q_k + c_{Ex} \cdot P(\omega_j | \vec{Y}_{akt}) \quad (49)$$

Die Ermittlung der Gewichtung c_{Ex} ist nach [42], mit einer Tangens-Hyperbolicus-Kurve der Form

$$c_{Ex} = 0,5 \cdot \left[\tanh(c_1 (2qe - 1)) + 1 \right] \quad \text{mit } 0 \leq c_{Ex} \leq 1 \quad (50)$$

realisiert. Der Gewichtungsfaktor der Identifikation mit Gas-Pfad Messgrößen ist $c_I = 1 - c_{Ex}$. Dabei ist qe ein Maß für die Eignung der Expertendatenbank für die Identifikation. Dieser hängt von der Anzahl an gespeicherten Gesamtsignaturen N_p einer Schadensklasse ab. Die Eignung qe wird mit der Annahme definiert, dass wenn N_p eine obere Schranke $N_p^{Schranke}$ erreicht, eine zu erwartende Identifikationsrate $PI^{Schranke}$ erreicht ist. Diese Rate kann z. B. $PI^{Schranke} \geq 90\%$ betragen. Die Abschätzung von $N_p^{Schranke}$ mit $PI^{Schranke}$ kann beispielsweise aus bereits vorhandenen Expertendatenbanken mit einer

„Leave-One-Out“-Kreuzvalidierung erfolgen. Die „Leave-One-Out“-Kreuzvalidierung ist ein Testverfahren zur Datenanalyse bei der eine Teilmenge der vorhandenen Daten zur Validierung der anderen Teilmenge dient.

Mit der Annahme, dass für alle Schadensklassen die gleiche Anzahl N_p^{Schranke} an gespeicherten Gesamtsignaturen ausreicht um eine Identifikationsrate von PI^{Schranke} zu erzielen, kann die Eignung q_e der Expertendatenbank für die Identifikation nach Gl. 51 abgeschätzt werden.

$$q_e = \frac{1}{p \cdot N_p^{\text{Schranke}}} \cdot \sum_{i=1}^p N_p \quad 0 \leq q_e \leq 1. \quad (51)$$

Ein Wert von $q_e=0$ deutet darauf hin, dass keine Einträge in der Expertendatenbank hinterlegt sind. Ein Wert von $q_e=1$ bedeutet, dass die Einträge pro Schadensklasse ausreichen um eine Identifikation mit einer 90%-igen Wahrscheinlichkeit zu erzielen. Die Gl. 51 ist begrenzt auf den Bereich $0 \leq N_p \leq N_p^{\text{ges}}$ damit alle Schadensklassen ω_p homogen mit q_e gewichtet sind.

4.6 Fallbeispiel zur erweiterten robusten Identifikation

Für das Fallbeispiel wurde Folgendes verwendet:

- Ein simulierter Bläser-Düsen Schaden, welcher identisch zu Kapitel 3.6 ist
- Für die modellabhängige robuste Identifikation wie in Kapitel 3 wird ein unterbestimmtes System mit $m=4$ Messgrößen verwendet. Als Messgrößen stehen \dot{m}_B , T_{13} , p_{13} und T_5 zur Verfügung
- Für die erweiterte robuste Identifikation werden zusätzlich Gas-Pfad Messgrößen hinzugezogen. Diese zusätzlichen Messgrößen dienen als simulierte nicht-Gas-Pfad Messgrößen und werden nicht für den modellabhängigen Teil der Identifikation nach Kapitel 3 verwendet.
 - Fallbeispiel 1: Es werden P_3 und T_3 zusätzlich zu \dot{m}_B , T_{13} , p_{13} und T_5 verwendet. Die Dimension der Gesamtsignatur ist $z=6$
 - Fallbeispiel 2: Es werden N_2 , p_{25} , T_{25} , p_8 und T_8 zusätzlich zu \dot{m}_B , T_{13} , p_{13} und T_5 verwendet. Die Dimension der Gesamtsignatur ist $z=9$
- Für die Gesamtanzahl an gespeicherten Gesamtsignaturen pro Schadensklasse N_p^{ges} sind Messgrößensignaturen nach Tabelle 3.5 genommen worden.

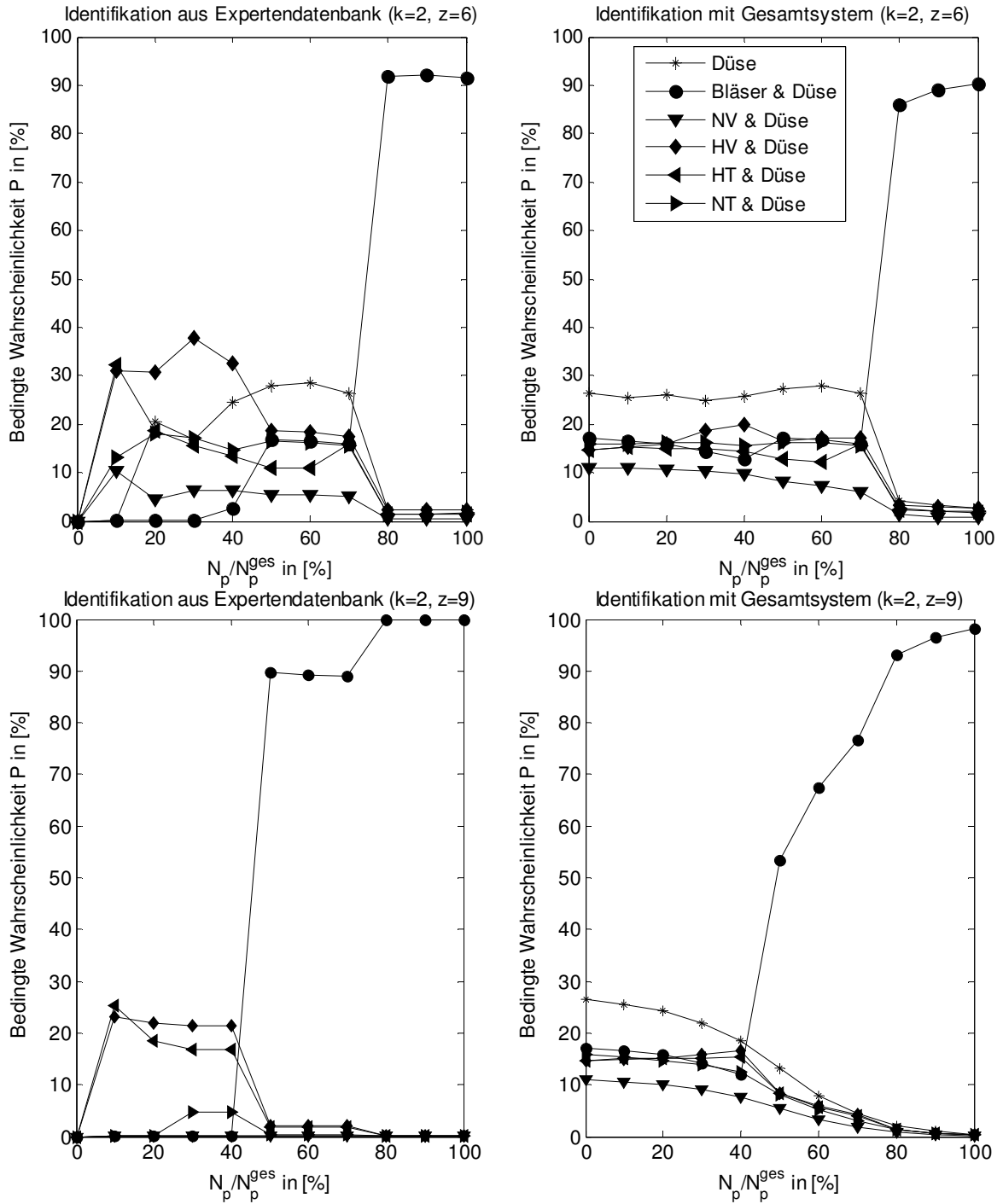


Bild 4.4: Entwicklung der Identifikation abhängig von z und N_p/N_p^{ges} mit $k=2$ und $c_1=1$

Die Gegenüberstellung der Ergebnisse ist in Bild 4.4 vorgestellt. Das Bild 4.4 ist wie folgt aufgeteilt:

- In der linken Hälfte von Bild 4.4 sind jeweils die Ergebnisse der reinen Identifikation anhand des vorgestellten k-Nächste-Nachbar-Verfahrens aus der Expertendatenbank mit $z=6$ und $z=9$ vorgestellt.
- In der rechten Hälfte von Bild 4.4 sind die Ergebnisse des Gesamtsystems mit der Verknüpfung nach Gl. 49 zwischen der Identifikation anhand der Gas-Pfad Messgrößen und anhand der Gesamtsignatur mit $z=6$ und $z=9$ vorgestellt.

In Bild 4.4 sind die nach der Identifikation in Frage kommenden Kombinationen an schadhafte Komponenten aufgezeigt. Dargestellt sind nur die Klassen von Schäden, deren bedingte Wahrscheinlichkeiten größer als 5% sind. Allgemein ersichtlich ist die Abhängigkeit der bedingten Wahrscheinlichkeiten P von N_p in der Expertendatenbank. Nach der Identifikation, anhand des k-Nächste-Nachbarn-Verfahrens aus der Expertendatenbank, ist im Bereich $N_p/N_p^{\text{ges}} \leq 70\%$ bei $z=6$ und $N_p/N_p^{\text{ges}} \leq 50\%$ bei $z=9$ keine eindeutige Identifizierung der betroffenen Komponenten möglich. Die gesuchte Kombination (● Bläser&Düse) ist in diesen Bereichen jeweils mit einer niedrigen bedingten Wahrscheinlichkeit berechnet. Die Schwankungen der bedingten Wahrscheinlichkeiten P anderer Kombinationen von Komponenten ist besonders bei $z=6$ hoch. Diese sind bei einer Dimension der Gesamtsignatur von $z=9$ hingegen aufgrund zusätzlicher Messgrößen für die Identifikation geringer. Aus diesem Beispiel wird festgehalten, dass keine Identifizierung im Bereich $N_p/N_p^{\text{ges}} \leq 70\%$ bei $z=6$ und $N_p/N_p^{\text{ges}} \leq 50\%$ bei $z=9$ anhand der Mustererkennung mit dem k-Nächsten-Nachbar-Verfahrens aus der Expertendatenbank möglich ist. Erst ab $N_p/N_p^{\text{ges}} > 70\%$ bzw. $N_p/N_p^{\text{ges}} > 50\%$ ist die bedingte Wahrscheinlichkeit der gesuchten Kombination höher als die der anderen Kombinationen.

Für das Ergebnis des Gesamtsystems (Bild 4.4, rechte Hälfte) gilt: Für $N_p/N_p^{\text{ges}} = 0\%$ ist das Ergebnis für die bedingten Wahrscheinlichkeiten identisch zu dem modellabhängigen Verfahren zur Identifikation aus Kapitel 3.6. Für $N_p/N_p^{\text{ges}} = 100\%$ sind die bedingten Wahrscheinlichkeiten rein aus der Expertendatenbank anhand des k-Nächste-Nachbarn-Verfahrens errechnet. Im Bereich $0\% < N_p/N_p^{\text{ges}} < 100\%$ sind die bedingten Wahrscheinlichkeiten nach Gl. 49 ein gewichtetes Ergebnis beider Verfahren.

Durch die Anwendung von Gl. 49 ist eine Unterdrückung der falsch indizierten Kombinationen von betroffenen Komponenten im Bereich $0\% < N_p/N_p^{\text{ges}} < 70\%$ bei $z=6$ bzw. $0\% < N_p/N_p^{\text{ges}} < 50\%$ bei $z=9$ ersichtlich. In diesen Bereichen überwiegt das modellbasierte Verfahren zur Identifikation. Ferner nimmt die beobachtete Streuung der bedingten Wahrscheinlichkeiten anderer Schadensklassen ab. Erkennbar ist, dass durch

das Gesamtsystem zumindest eine vom Schaden betroffene Komponente (~~★~~ Düse) die höchste bedingte Wahrscheinlichkeit in diesem Bereich aufweist. Dies entspricht der Lösung nach Kapitel 3.6. Ein weiterer Vorteil des Gesamtsystems ist, dass die gesuchte Kombination im Gegensatz zur Identifikation anhand des k-Nächste-Nachbarn-Verfahrens aus der Expertendatenbank schon bei niedrigen N_p / N_p^{ges} berücksichtigt wird. In diesem Beispiel ist die bedingte Wahrscheinlichkeit des gesuchten Bläser-Düsen-Schadens bei niedrigen N_p / N_p^{ges} auf Rang zwei und drei zu finden.

Die bedingte Wahrscheinlichkeit des gesuchten Bläser-Düsen-Schadens nimmt mit zunehmend gespeicherten Gesamtsignaturen N_p weiter zu. Die bedingten Wahrscheinlichkeiten anderer Kombinationen nehmen hingegen ab. Eine eindeutige Identifikation der betroffenen Komponenten ist bei $z=6$ ab $N_p / N_p^{\text{ges}} \geq 70\%$ und bei $z=9$ ab $N_p / N_p^{\text{ges}} \geq 45\%$ möglich. Ab diesen Grenzen nimmt die bedingte Wahrscheinlichkeit des gesuchten Schadens den Rang eins an.

Daraus folgt, dass durch zusätzliche Messgrößen in der Gesamtsignatur eine frühere Isolierung der richtigen Kombination an schadhaften Komponenten (vgl. die Teilabbildungen Bild 4.4 rechts, oben und unten) möglich ist.

Kapitel 5: Messgrößenauswahlverfahren

Voraussetzung für das Errechnen einer optimalen Kombination an Messgrößen für die Zustandsüberwachung ist, dass die gleiche Anzahl m an Gas-Pfad Messgrößen für die Zustandsüberwachung wie die Anzahl n zu beobachtende Leistungsparameter vorliegen. Ist die Voraussetzung ($m=n$) erfüllt, ist das zu lösende Problem formal mathematisch bestimmt. Jedoch muss die Forderung der eindeutigen Zuordnung einer Messgröße zu einem Leistungsparameter erfüllt sein. Dies wird mit der Untersuchung der Systembeobachtbarkeit beurteilt. Dabei gilt:

- Vermeidung ähnlicher Messwertsignaturen in den Messgrößenresiduen für verschiedene Schäden.
- Vermeidung von Redundanz zwischen den Messgrößen.

Dabei ist die Redundanz der Sensorik von Messgrößen explizit erwünscht. Dadurch wird die Unsicherheit in Form der Varianz der Sensorsignale verringert. Das Verhältnis von Signalwert zu Messgrößenrauschen wird erhöht. Die Plausibilität der Messung kann überprüft und damit die Sensorzuverlässigkeit erhöht werden [18].

Verschiedene Verfahren zur Messgrößenauswahl sind von diversen Autoren vorgestellt und im Abschnitt 2.4 erläutert. Die Ergebnisse der beschriebenen Verfahren basieren auf der Untersuchung zu einem Betriebspunkt (Auslegungspunkt). Das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren berücksichtigt sowohl die Betriebspunktabhängigkeit der Systembeobachtbarkeit, als auch die numerischen Unterschiede der Ergebnisse der Verfahren nach [102] und [53]. Als Maß für die Beobachtbarkeit werden die Konditionszahl und der Singulärwert verwendet. Für die Beobachtbarkeitsuntersuchung wird als Grundlage das generische Gasturbinenmodell aus Kapitel 3.1 verwendet, welches nach Kapitel 3.3 linearisiert wird.

5.1 Gütemaße der Beobachtbarkeit aus der linearen Algebra

Ein System ist beobachtbar, wenn sein Zustand zu jedem Zeitpunkt aus den Messwerten eindeutig rekonstruiert werden kann. Diese Definition gilt sowohl für diskrete als auch für kontinuierliche Systeme. Auf Basis der Zustandsraumregelung ist das Kalman'sche Beobachtbarkeitskriterium [102,132] ein Maß der Beobachtbarkeit eines Systems. Nach [102] beschränkt sich für stationäre Systeme das Kalman'sche Beobachtbarkeitskriterium auf die Rangabfrage der Messmatrix, welche der Ausgangsmatrix C der Regelungstechnik entspricht. Ist der Rang der Messmatrix identisch mit der Ordnung des Systems, spricht man von einem beobachtbaren System. Für diese Vereinfachung gelten folgende Voraussetzungen und entsprechen einem stationären Betrieb:

- Keine zeitliche Änderungen der Zustände ($\Delta \dot{\vec{x}} = 0$)
- Die Transitionsmatrix $\Theta(t, t_0)$, also die zeitliche Übertragungsmatrix von $\Delta \vec{x}(t_0) \rightarrow \Delta \vec{x}(t)$, nimmt die Form der Einheitsmatrix an.

Der Nachteil ist die ja/nein-Antwort des Kalman'schen Beobachtbarkeitskriteriums über die Beobachtbarkeit. Dies stellt jedoch kein Maß für die Güte der Beobachtbarkeit dar.

Auf Basis dieser Vereinfachungen der Kalman'schen Beobachtbarkeit für stationäre Systeme stellt [102] die Beobachtbarkeitsverlustfunktion als Maß für die Beobachtbarkeit vor. Grundgedanke ist die Suche nach einem Vektor $\vec{\beta}$ (siehe Bild 5.1.), der orthogonal auf jeder normierten Zeile (\vec{e}) der Messmatrix C steht ($\vec{e}^T \cdot \vec{\beta} = 0$).

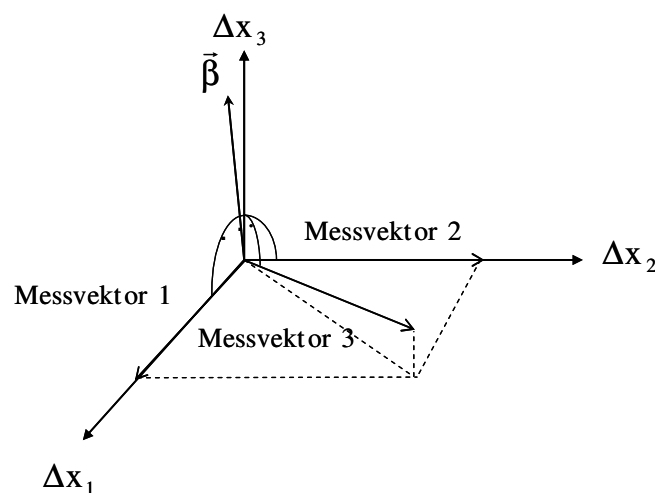


Bild 5.1: Prinzip eines schwach beobachtbaren Systems im Leistungsparameterraum

Existiert so ein Vektor $\vec{\beta}$, ist das System nicht vollständig beobachtbar und es existiert mindestens eine Zustandskombination, welche nicht durch die Zeilen der Messmatrix abgebildet werden kann. Existiert ein Vektor, welcher annähernd orthogonal auf den Zeilen der Messmatrix C steht, spricht man von einem schwach beobachtbaren System.

Wird obige Aussage für alle normierten Zeilen der Messmatrix zu einem quadratischen Gütekriterium zusammengefasst, folgt die Beobachtbarkeitsverlustfunktion

$$L = \sum_{i=1}^m (\vec{e}_i^T \cdot \vec{\beta})^2 = \vec{\beta}^T \cdot [\hat{C}^T \cdot \hat{C}] \cdot \vec{\beta} \quad (52)$$

mit C als zeilennormierte Messmatrix. Nimmt die Funktion ein Minimum an, ist $\vec{\beta}$ der Orthogonalität am nächsten. Für die Minimumsuche wird das Lagrange'sche Verfahren mit der Nebenbedingung $(\vec{\beta}^T \cdot \vec{\beta} = 1)$ auf die Beobachtbarkeitsverlustfunktion angewandt. Wird das Minimum der Lagrange'schen Funktion gefordert, ergibt sich

$$\frac{\partial L}{\partial \vec{\beta}} = \frac{\partial [\vec{\beta}^T \cdot [\hat{C}^T \cdot \hat{C}] \cdot \vec{\beta} + \varphi \cdot (\vec{\beta}^T \cdot \vec{\beta} - 1)]}{\partial \vec{\beta}} = 0. \quad (53)$$

Hierbei ist φ der Lagrange'sche Multiplikator. Wird die Ableitung von Gl. 53 durchgeführt, so folgt nach [102], dass die charakteristische Gleichung nach Gl- 54 erfüllt sein soll.

$$\det \cdot [\hat{C}^T \cdot \hat{C} - \varphi \cdot I] = 0. \quad (54)$$

Die Lösung der Gleichung hängt von φ ab. Da die Forderung nach $L = \min$ gilt, ist der kleinste Eigenwert $\varphi_{\min} = \lambda_{\min}$ des Ausdrucks $\hat{C}^T \cdot \hat{C}$ die Lösung der Gleichung. Folglich ist der absolute Betrag des kleinsten Eigenwerts λ_{\min} ein Maß für die Beobachtbarkeit. Bei den weiteren Untersuchungen wird λ_{\min} als das allgemeine Beobachtbarkeitsmaß deklariert.

Die Messmatrix C aus der Zustandsraumregelung entspricht im Fall der Zustandsüberwachung von Gasturbinen der EKM. Die vorgestellte Herleitung der Beobachtbarkeitsverlustfunktion ist somit analog auf die EKM anwendbar. Weitere Erläuterungen zu den Maßen der Beobachtbarkeit erfolgen anhand der EKM.

Ein ähnliches Maß der Beobachtbarkeit aus der linearen Algebra stellt die Konditionszahl einer linearen Abbildung dar. Die Konditionszahl κ beschreibt die Robustheit der Abbildung gegenüber kleinen Störungen im Eingangsvektor. Im konkreten Beispiel ist die Abbildungsmatrix die EKM und der Eingangsvektor ist der Messwertresiduenvektor $\Delta \vec{y}$. Formuliert nach [134] ergibt sich der Zusammenhang

$$\frac{\|\delta\bar{x}\|}{\|\Delta\bar{x}\|} \leq \kappa(\text{EKM}) \cdot \frac{\|\delta\bar{y}\|}{\|\Delta\bar{y}\|} \quad \text{mit } (\delta\bar{y} = \Delta\bar{y} - \Delta\bar{y}'). \quad (55)$$

Hierbei ist $\Delta\bar{y}'$ der Messwertresiduenvektor inklusive Unsicherheit. $\delta\bar{y}$ ist der bezogene Rauschanteil des Messwertresiduenvektors. Nach [134] ist die Konditionszahl definiert als

$$\kappa = \|\text{EKM}^{-1}\| \cdot \|\text{EKM}\|. \quad (56)$$

Wird die ℓ_2 -Norm verwendet, lässt sich der obere Ausdruck umformen zu

$$\kappa = \frac{s_{\max}}{s_{\min}}, \quad (57)$$

wobei s_{\max} und s_{\min} den jeweils größten und kleinsten Singulärwert der EKM darstellt. Bei der Forderung nach einer möglichst kleinen Verstärkung des Rauschanteiles, muss der Betrag von κ klein sein. Die Größenordnung für ein gut konditioniertes System ist nach [79] ca. $\kappa \leq 100$. Für κ gegen unendlich wird von einem schlecht gestellten Problem gesprochen. Bei der Messgrößenauswahl wird diejenige Kombination an Messgrößen vorgeschlagen, welche die kleinste Konditionszahl besitzt.

5.2 Einfluss der Linearisierung auf die Beobachtbarkeitsmaße

Die EKM wird durch die Linearisierung des nichtlinearen Gasturbinenmodells um einen Linearisierungspunkt δx errechnet. Dieser ist durch die Verschlechterung der einzelnen Leistungsparameter Δx_i um einen gewünschten Betrag charakterisiert. Daher ist die Sensitivität der Beobachtbarkeitsmaße auf den gewählten Linearisierungspunkt zu prüfen. Für die Untersuchung des Einflusses der Linearisierung sind Linearisierungspunkte von $\delta x^{\max} = -1,5\%$ bis $\delta x^{\min} = -0,01\%$ gewählt. Für Änderungen der Leistungsparameter von kleiner als 0,01 % werden durch das Leistungsrechnungsprogramm vernachlässigbar kleine Änderungen in den thermodynamischen Größen der Gasturbine angezeigt. Der Einfluss des gewählten Linearisierungspunktes ist sowohl für die Konditionszahl κ , als auch für den Betrag des kleinsten Eigenwerts λ_{\min} als Maße der Beobachtbarkeit berechnet. Die bezogenen

Änderungen der Beobachtbarkeitsmaße im betrachteten Grad der Verschlechterung betragen

$$\frac{\Delta\lambda_{\min}}{\Delta(\delta x)} = \frac{\max(\lambda_{\min}(\delta x^{\max}) - \lambda_{\min}(\delta x^{\min}))}{\delta x^{\max} - \delta x^{\min}} = 0,04\% \text{ und} \quad (58)$$

$$\frac{\Delta\kappa}{\Delta(\delta x)} = \frac{\kappa(\delta x^{\max}) - \kappa(\delta x^{\min})}{\delta x^{\max} - \delta x^{\min}} = 0,14\% . \quad (59)$$

Die Auswertung erfolgte für einen Betriebszustand. Die errechneten Änderungen der Beobachtbarkeitsmaße liegen im Bereich der Rechengenauigkeit des Leistungsrechnungsprogramms mit der die EKM erstellt ist. Daraus folgt die Annahme, dass der gewählte Linearisierungspunkt im untersuchten Bereich keinen Einfluss auf die Untersuchung der Beobachtbarkeit hat. Für weitere Untersuchungen liegt ein Linearisierungspunkt von $\delta x = -1,0\%$ zugrunde.

5.3 Geometrische Deutung der Beobachtbarkeitsforderungen

Die Forderung der numerischen Beobachtbarkeit mittels der kleinsten Konditionszahl, und die Forderung der allgemeinen Beobachtbarkeit auf Basis des größten möglichen Betrags des kleinsten Eigenwerts, lassen sich teilweise ineinander überführen. Die Interpretation der Konditionszahl wird folgendermaßen formuliert: die reelle Matrix EKM ist als Abbildungsvorschrift $\Delta\vec{y} = \text{EKM} \cdot \Delta\vec{x}$ ($\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$) aufzufassen. Dabei wird eine n -dimensionale Hypersphäre aus dem Leistungsparameterraum auf ein m -dimensionales Hyperellipsoid im Messgrößenraum abgebildet. Die Singulärvektoren \vec{u}_i aus der Singulärwertzerlegung nach Gl. 38 der EKM geben die Richtung der Halbachsen des Hyperellipsoids im Bildraum der EKM an, die Singulärwerte s_j ihre Länge. Die Vektoren \vec{v}_i aus der Singulärwertzerlegung spannen den Kern (Nullraum) der EKM auf. In Bild 5.1 ist der Sachverhalt an einem 2×2 System veranschaulicht.

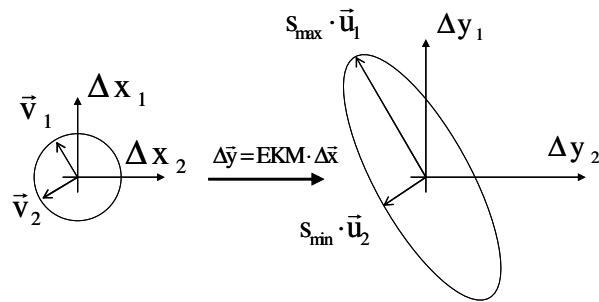


Bild 5.1: Schematische Darstellung der linearen Abbildung nach [121]

Die Konditionszahl κ beschreibt die Stauchung des Bildraums in dem abgebildet wird. Aus der Forderung, dass κ möglichst klein sein soll, folgt, dass der Bildraum eine Kugelgestalt annimmt. Stauchungen sollen vermieden werden.

Der kleinste Eigenwert λ_{\min} spiegelt die Güte der allgemeinen Beobachtbarkeit wider. Hat der Ausdruck $EKM^T \cdot EKM$ vollen Rang und $EKM^T \cdot EKM$ ist hermitesch und positiv semidefinit, wird der Zusammenhang zwischen Eigenwerten und Singulärwerten einer Matrix nach [22] dargestellt als

$$s_i(EKM) = \sqrt{\lambda_i(EKM^T \cdot EKM)}. \quad (60)$$

Aus Gl. 60 folgt, dass der kleinste Eigenwert λ_{\min} des Ausdrucks $(EKM^T \cdot EKM)$ in den kleinsten Singulärwert s_{\min} der EKM überführt werden kann. Aus Bild 5.1 folgt, dass das Maß der allgemeinen Beobachtbarkeit diejenige Halbachse des Hyperellipsoids im Bildraum ist, welche am schwächsten aufgespannt wird. Eine Verringerung des Betrags von s_{\min} hat zur Folge, dass im Bildraum eine Dimension der Abbildung verloren geht. Übertragen auf die Gasturbinenbeobachtung äußert sich das Phänomen in nicht beobachtbare Leistungsparameter oder Kombinationen nicht beobachtbarer Leistungsparameter.

Da die Konditionszahl ein Verhältnis der Singulärwerte ausdrückt, kann keine explizite Aussage über die Größe der Beträge des größten und kleinsten Singulärwerts gemacht werden. Dies bedeutet, dass der Bildraum ein Minimum der Konditionszahl besitzen kann, jedoch kann der Betrag für den kleinsten Singulärwert nahe null sein. Betrachtet man den Betrag des kleinsten Singulärwerts separat, existiert keine Information über die Verzerrung des Bildraums. In diesen Fällen befindet sich das Optimum für den Bildraum zwischen den aufgespannten Räumen der Extrema des größten Betrags des kleinsten Singulärwerts und des absolut kleinsten Werts der Konditionszahl. Dieser Sachverhalt wird in Bild 5.2 veranschaulicht.

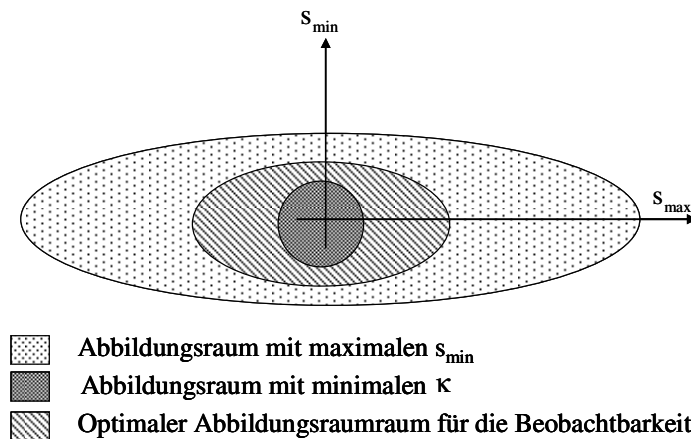


Bild 5.2: Der Bildraum in Abhängigkeit von s_{\min} und κ

Aus Bild 5.2 folgt die Forderung für den optimalen Abbildungsraum. Es wird genau die Kombination an Messgrößen gesucht, die den Betrag des kleinsten Singulärwerts der EKM maximiert und zugleich deren Konditionszahl minimiert. Damit wird sichergestellt, dass der Bildraum maximiert und überdies seine Verzerrung minimiert wird. Aufgrund der Beziehung $\kappa = f(s_{\min}, s_{\max})$ müssen beide Bedingungen der Beobachtbarkeit gleichzeitig bestmöglich erfüllt sein.

5.4 Bestimmung der Instrumentierung

Unter der Berücksichtigung der beschriebenen Beobachtbarkeitsforderungen wird ein Sortierverfahren vorgestellt, mit welchem eine eindeutige Aussage über die optimale Messgrößenkombination für die Instrumentierung eines bestimmten Systems getroffen wird. Ferner soll die so erhaltene Messgrößenkombination die bestmögliche Beobachtbarkeit der Gasturbine über dem Betriebsbereich der Gasturbine gewähren. Das dabei angewandte Verfahren ist in Bild 5.3 dargestellt.

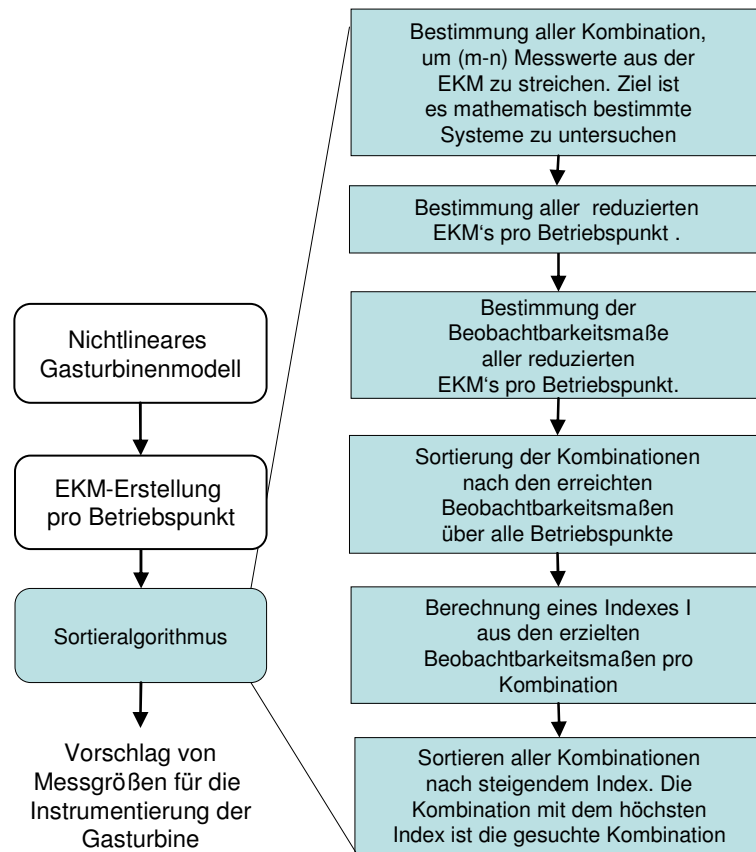


Bild 5.3: Schematischer Aufbau des Sortieralgorithmus für eine optimale Auswahl der Instrumentierung

Pro Betriebspunkt (BP) wird die EKM nach Kapitel 3.3 aus dem nichtlinearen Gasturbinenmodell berechnet. Somit steht eine Serie von EKM zur Verfügung. Jede dieser Matrizen ist (m-n)-fach überbestimmt. Um das bestmögliche bestimmte Untersystem der einzelnen EKM zu finden, werden nach Gl. 61 K mögliche Kombinationen von Zeilen der Ausgangs-EKM gestrichen.

$$\binom{m}{m-n} = \frac{m!}{(m-n)!n!} = K \tag{61}$$

Mit m=15 Messgrößen aus Tabelle 3.1 und n=11 Leistungsparameter existieren 1365 Kombinationen pro Betriebspunkt, um 4 Messgrößen aus der 4-fach überbestimmten Einfluss-Koeffizienten-Matrix zu streichen.

Für so reduzierte, mathematisch bestimmte EKM werden die zugehörigen s_{\min} nach Gl. 38 und κ nach Gl. 57 berechnet. In Bild 5.4 sind die kleinsten Singulärwerte und die Konditionszahlen für die reduzierten EKM über die Anzahl der Kombinationen aufsteigend sortiert dargestellt. Der Verlauf von $1/s_{\min}$ und κ in Bild 5.4 ist beispielhaft für einen Betriebspunkt dargestellt. Die Kombinationen der zu streichenden Messgrößen,

deren reduzierte EKM nach dem jeweiligen Beobachtbarkeitsmaß unterhalb der Grenze nach [79] sind, werden für den weiteren Auswahlprozess verwendet. Die Anzahl dieser Kombinationen ist z_k .

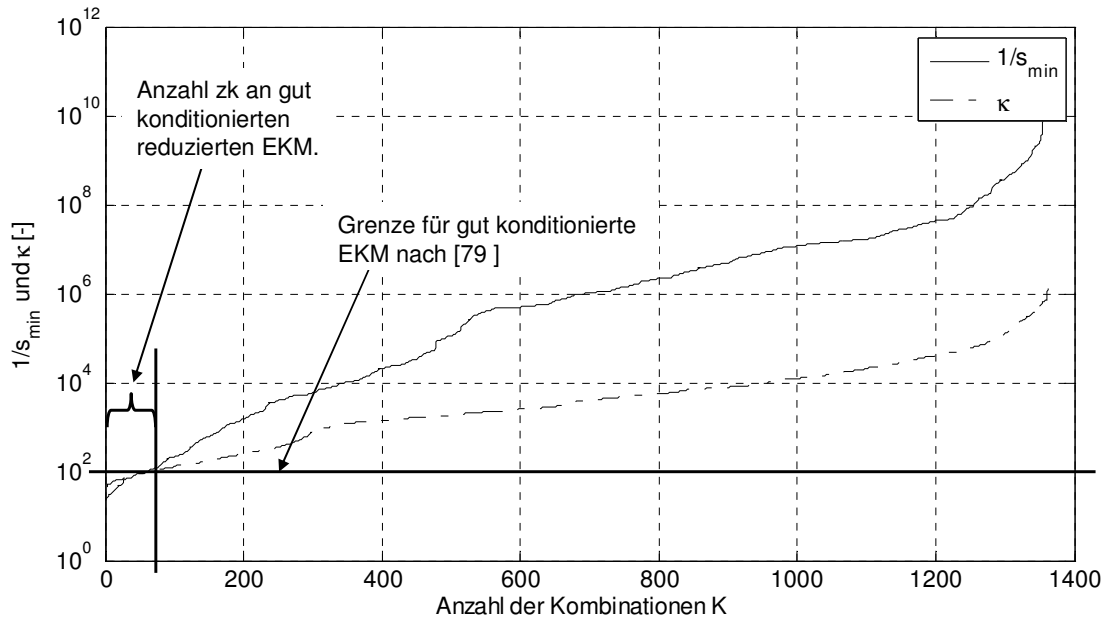


Bild 5.4: Verlauf von Konditionszahl und kleinster Singulärwert über alle Kombinationen von reduzierten EKM am Beispiel eines Betriebspunktes.

Die Werte der Beobachtbarkeit der so pro Betriebspunkt ausgewählten Kombinationen werden nach Gl. 62 auf das arithmetische Mittel pro Betriebspunkt bezogen. So wird die Vergleichbarkeit der Ergebnisse der einzelnen Betriebspunkte gewährleistet.

$$s_{\min,i}^* = \frac{s_{\min,i}}{\frac{1}{z_k} \cdot \left(\sum_{j=1}^{j=z_k} s_{\min,j} \right)_{BP}} \quad \text{und} \quad \kappa_i^* = \frac{\kappa_i}{\frac{1}{z_k} \cdot \left(\sum_{j=1}^{j=z_k} \kappa_j \right)_{BP}} \quad (62)$$

Die Menge z_k an ausgewählten Kombinationen werden nach steigendem $s_{\min,i}^*$ pro Betriebspunkt geordnet und in Tabellen zwischengespeichert. Dies ist in Bild 5.5 dargestellt. Die Tabellen für das κ -Kriterium werden analog zu dieser Vorgehensweise erstellt.

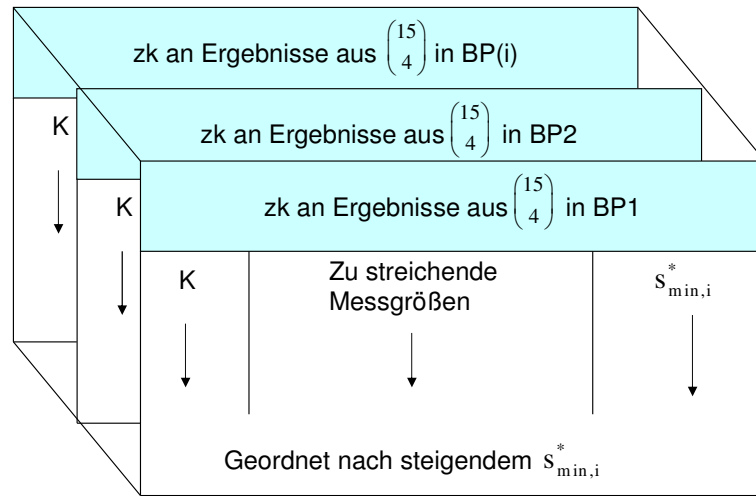


Bild 5.5: Ergebnisliste der reduzierten EKM pro Betriebspunkt sortiert nach steigendem $s_{min,i}^*$. Die Anzahl der reduzierten EKM pro Betriebspunkt ist z_k .

Die Häufigkeit der Kombination i an zu streichenden Messgrößen in den zwischengespeicherten Tabellen ist ein Maß für dessen niedrigen Informationsgehalt für die Zustandsüberwachung. Die Häufigkeit de wird über alle Betriebspunkte pro s_{min}^* - und κ^* -Auswahlkriterium ermittelt. Eine Häufigkeit von $de = 1$ bedeutet, dass die Kombination i zu streichende Messgrößen in allen untersuchten Betriebspunkten in der Anzahl z_k der ausgewählten Kombinationen enthalten ist.

Im nächsten Schritt werden die Größen für das Auswahlkriterium s_{min}^* und κ^* pro Betriebspunkt zu einem globalen Auswahlkriterium über alle Betriebspunkte bezogen und die Menge z_k an ausgewählten Kombinationen neu sortiert. Dazu werden die Größen für die Auswahlkriterien der einzelnen Kombination auf das jeweilige globale Maximum (größtes s_{min}^*) und Minimum (kleinstes κ^*) bezogen, und anschließend durch dessen Häufigkeit de dividiert. Die bezogenen Kriteriengrößen \tilde{s}_{min}^* und $\tilde{\kappa}^*$ sind nach Gl. 63 und Gl. 64 definiert als

$$\tilde{s}_{min,i}^* = \frac{\sum_{j=1}^{bp} (s_{min,i}^*)_j}{de_{s_{min}^*} \cdot bp \cdot \max(s_{min}^*)_{Global}} \quad \text{und} \quad (63)$$

$$\tilde{\kappa}_i^* = \frac{de_{\kappa^*} \cdot bp \cdot \min(\kappa^*)_{Global}}{\sum_{j=1}^{bp} (\kappa_i^*)_j}, \quad (64)$$

wobei bp die Anzahl an untersuchten Betriebspunkten ist. Die bezogenen Auswahlkriteriengrößen für jede Kombination nehmen die Werte zwischen 0 und 1 an. Ein Wert

von eins bedeutet, dass die Kombination i an zu streichenden Messgrößen in den untersuchten Betriebspunkten jeweils die beste beobachtbare reduzierte EKM ergibt. Nach der Auswertung von Gl. 63 und Gl. 64 für alle Kombinationen ergibt sich eine globale Auswahlliste für $\tilde{s}_{\min,i}^*$ nach Bild 5.6. Analog gilt die Tabellenform für das Konditionszahlkriterium.

Globale Auswahlliste nach dem Singulärwertkriterium			
K	Zu streichende Messgrößen	Häufigkeit de	$\tilde{s}_{\min,i}^*$
↓	↓	↓	↓
Geordnet nach steigendem $\tilde{s}_{\min,i}^*$			

Bild 5.6: Globale Auswahlliste nach dem Singulärwertkriterium

Für die Auswahl an zu streichenden Messgrößen wird aus den Lösungen nach den globalen Auswahllisten ein Index I pro Kombination i über eine Summierung nach Gl. 65 errechnet.

$$I_i = c_1 \cdot de_{s_{\min,i}} + c_2 \cdot \tilde{s}_{\min,i}^* + c_3 \cdot de_{\kappa_i} + c_4 \cdot \tilde{\kappa}_i^* \tag{65}$$

Der Index I_i für jede Kombination i kann die Werte $0 \leq I_i \leq 4$ annehmen, falls eine einheitliche Gewichtung der Informationen $c_1 = c_2 = c_3 = c_4 = 1$ gilt. Die Summation entspricht einer UND-Verknüpfung der Informationen aus den globalen Auswahllisten. Verknüpft wird die Häufigkeit der Kombination i mit der erreichten Beobachtbarkeit des Systems anhand der dazu gehörigen reduzierten EKM. Wenn die Häufigkeit der Kombination i in den Ergebnissen nach den Auswahlkriterien $de_{s_{\min,i}} = de_{\kappa_i} = 1$ ist, und die zur Kombination i dazu gehörige reduzierte EKM immer die beste Beobachtbarkeit $\tilde{s}_{\min,i}^* = \tilde{\kappa}_i^* = 1$ aufweist, so ist der Index $I = 4$. Je höher der Index, desto empfehlenswerter ist die Kombination an zu streichenden Messgrößen. Die Empfehlung der zu streichenden Kombination an Messgrößen mit dem höchsten Index stellt die generelle Kompromisslösung zwischen den eingeführten Beobachtbarkeitsmaßen über die betrachteten Betriebspunkte hinweg dar.

Der hohe numerische und speichertechnische Aufwand des oben vorgestellten Verfahrens wird durch den Vergleich mit einfacheren Verfahren gerechtfertigt. Nach [102] und [53] werden die Verfahren zur Instrumentierungssuche für einen

Auslegungspunkt ausgewertet. Der Nachteil dieser Auswertung der Verfahren nach [102] und [53] ist in Bild 5.7 und Bild 5.8 gegenüber dem hier vorgestellten betriebspunktabhängigen optimalen Beobachtbarkeitsansatz jeweils im Singulärwertraum und Konditionszahlraum veranschaulicht. Für die Visualisierung wurden Flughöhe und Außentemperatur konstant gehalten und Lastparameter sowie Flugmachzahl variiert. In Bild 5.7 und Bild 5.8 sind die Änderungen der Beobachtbarkeitsmaße über die Betriebspunkte dargestellt. Das vorgeschlagene Verfahren nach [102] für die Auswahl der Messgrößen führt im $1/s_{\min}$ – Raum zur besten Lösung über alle Betriebspunkte hinweg. Die Konditionszahlen der gleichen Messgrößenkombination nehmen im κ – Raum zu niedrigerem Lastparameter und höheren Machzahlen zu. Die Messgrößenkombination nach dem Konditionszahlverfahren [53] bildet im κ – Raum nur im Bereich des Auslegungspunktes die beste Lösung. Wohingegen der kleinste Singulärwert für die gleiche Messgrößenkombination im $1/s_{\min}$ – Raum zu niedrigerem Lastparameter und höheren Machzahlen zunimmt (siehe Bild 5.7). Die Eigenschaft der optimalen Messgrößenkombination nach dem in der Arbeit beschriebenen Prinzip kennzeichnet sich sowohl im $1/s_{\min}$ – Raum als auch im κ – Raum durch einen stabilen Flächenverlauf aus. In Bild 5.7 befindet sich der Flächenverlauf zwischen den jeweiligen Flächenverläufe der Messgrößenkombinationen nach [53] und [102]. In Bild 5.8 liefert die optimale Messgrößenkombination eine bessere Beobachtbarkeit des Systems im Bereich niedriger Lastparameter und hohen Machzahlen als das Verfahren nach [102] für das verwendete Gasturbinenmodell.

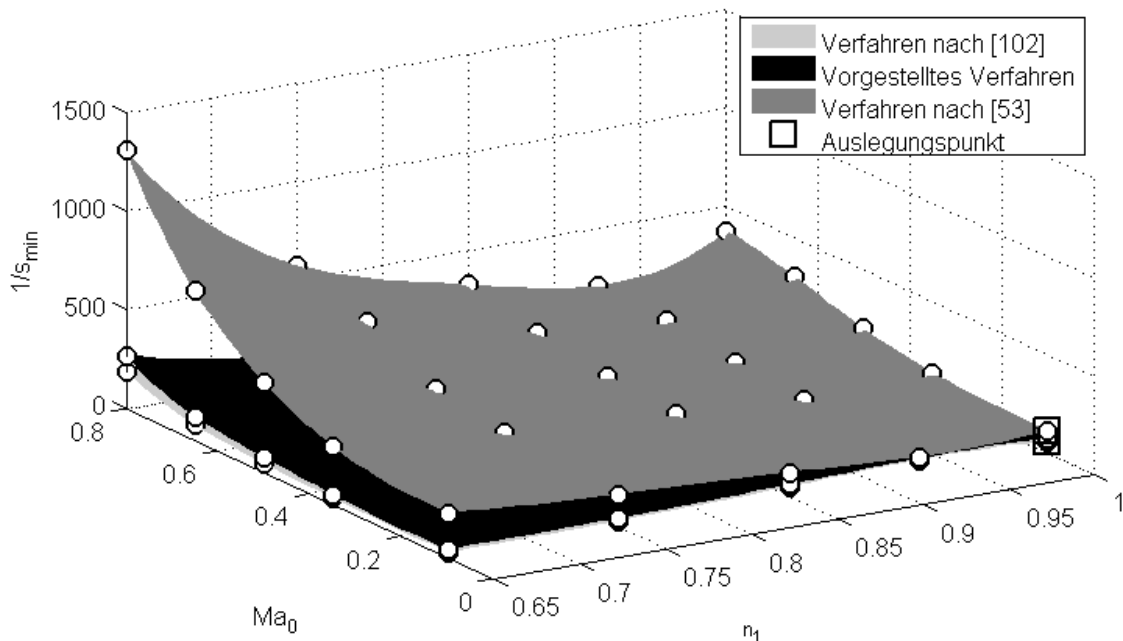


Bild 5.7: Betriebspunktabhängigkeit der Lösungen im s_{\min} – Raum

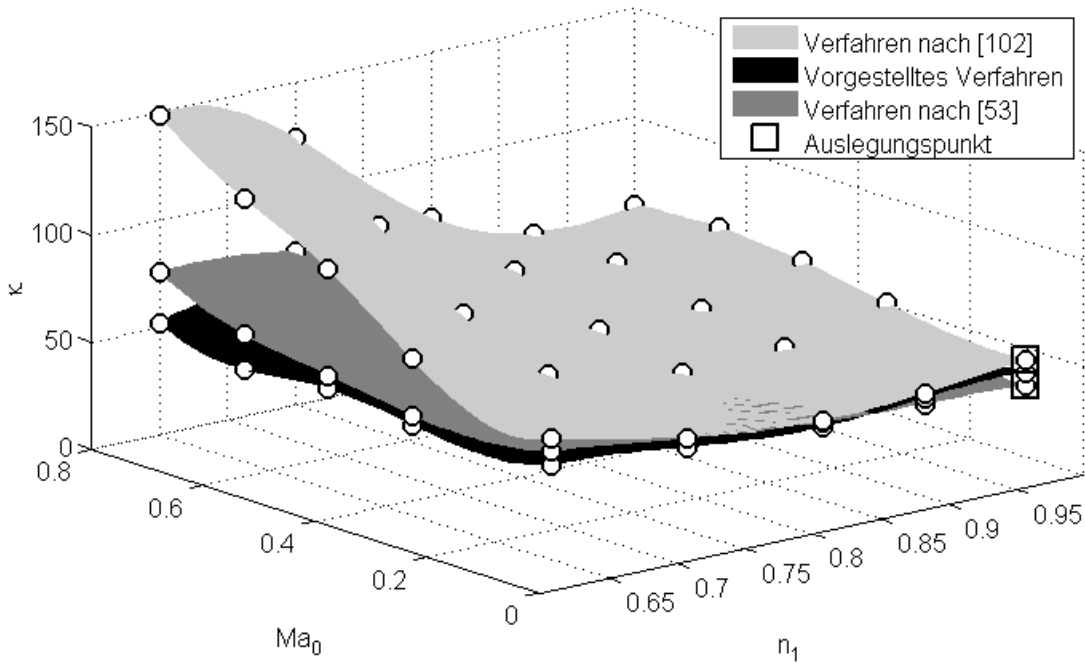


Bild 5.8: Betriebspunktabhängigkeit der Lösungen im κ – Raum

5.5 Optimale Messgrößenauswahl unter Berücksichtigung des Messrauschens

Da für den Einsatz von Überwachungssystemen das Messrauschen eine große Rolle spielt, wird das in Kapitel 5.4 vorgestellte Verfahren um die jeweiligen Messunsicherheiten der Messgrößen aus Tabelle 3.2 ergänzt. Die Relevanz der Messunsicherheiten einer Messgröße wird für die Messgrößenauswahl errechnet. Dies geschieht nach Gl. 66 durch die Summe der relativen Abweichung über die zu untersuchenden Betriebspunkte

$$\sigma_i^* = \sqrt{\sum_{t=1}^{bp} \left(\frac{y_t^{ref} - \sigma_i}{y_t^{ref}} \right)^2} \tag{66}$$

Als Referenzgröße für die relative Abweichung dient der zu erwartende Betrag der jeweiligen Messgröße im unverschlechterten Zustand im jeweiligen Betriebspunkt. Als Gütemaß der Gesamtheit der Messunsicherheit einer Messgrößenkombination wird die Quadratsumme nach Gl. 67 aller einzelnen Unsicherheiten σ_i^* definiert als

$$\sigma_{MK,j} = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sigma_i^{*2}}. \tag{67}$$

Bezogen auf die Messgrößenkombination MK mit der kleinsten Unsicherheit σ_{MK}^{\min} , wird ein neues Gütemaß I^+ nach Gl. 68 für die Auswahl der besten Messgrößenkombinationen definiert, indem die kleinstmögliche Unsicherheit der Messgrößenkombination bei möglichst bester mathematischen Beobachtbarkeit gewährleistet ist

$$I_j^+ = \sqrt{(4/I_j)^2 + \tilde{\sigma}_{MK,j}} \quad \text{mit} \quad \tilde{\sigma}_{MK,j} = \frac{\sigma_{MK,j} - \sigma_{MK}^{\min}}{\sigma_{MK}^{\min}}. \tag{68}$$

Die Messgrößenkombination, welche das oben genannte Kriterium erfüllt, ergibt sich aus der Forderung, daß I^+ ein Minimum unter allen Kombinationen annehmen muss.

5.6 Fallbeispiel zur optimalen Messgrößenauswahl

Für das Fallbeispiel wurde das Gasturbinenmodell nach Kapitel 3.1 verwendet. Die Erstellung der EKM wurde nach Kapitel 3.3 für die einzelnen Betriebspunkte durchgeführt. Der Betriebspunkt wurde im Bereich $0 \leq Ma_0 \leq 0,8$, $0,5 \leq n_1 \leq 1$, $0 \leq ALT \leq 10.688m$ und $218,8K \leq T_0 \leq 258,8K$ variiert und die einzelnen EKM dazu erstellt. Zur Auswahl für die Instrumentierung stehen die Messgrößen nach Tabelle 3.1 zur Verfügung.

In Tabelle 5.1 sind die nach $s_{\min,i}^*$ sortierten Messgrößen aufgetragen, die für den Erhalt eines mathematisch bestimmten Systems aus dem ursprünglich mathematisch überbestimmten System für einen Betriebspunkt zu streichen sind. Je größer $s_{\min,i}^*$, desto empfehlenswerter ist die Streichung der aufgelisteten Messgrößenkombination.

K	Zu streichende Messgrößen aus der Kombination K					$s_{\min,i}^*$
143	N2	T13	P8	M_N		1,6436
469	\dot{m}_B	P13	T45	M_H		1,6347
1349	T45	P5	M_H	M_N		1,6267
...

Tabelle 5.1: Nach dem Singulärwertkriterium zu streichende Messgrößen

Dargestellt in Tabelle 5.2 gegenüber Tabelle 5.1 ist die nach der Konditionszahl κ_i^* erhaltene Sortierung der zu streichenden Messgrößenkombinationen im selben Betriebspunkt. Zu erkennen ist, dass die Lösungen der beiden Auswahlkriterien (s_{\min} und κ) nicht identisch sind. Dieser Sachverhalt steht in Einklang mit der beschriebenen Problematik in Unterkapitel 5.3. Zusätzlich unterscheiden sich die Lösungen über die einzelnen Betriebspunkte hinweg. Eine nähere Darstellung der BP-Abhängigkeit ist in [85] diskutiert.

K	Zu streichende Messgrößen aus der Kombination K					κ_i^*
629	\dot{m}_B	T45	P8	M_N		0,6241
413	\dot{m}_B	T13	T45	P8		0,6384
645	\dot{m}_B	T5	P8	M_N		0,6492
...

Tabelle 5.2: Nach dem Konditionszahlkriterium zu streichende Messgrößen

In Tabelle 5.3 sind die nach der s_{\min} -, κ - und dem vorgestellten optimalen Verfahren erhaltenen Messgrößenkombinationen für eine optimale Beobachtbarkeit der Gasturbine gegenübergestellt. Messgrößen, die zur Instrumentierung hinzuzunehmen sind, sind mit einem Haken gekennzeichnet. Zusätzlich zu den gewählten Messgrößen ist die Häufigkeit dargestellt. Ein Wert von 100 % signalisiert, dass die Messgröße in allen Betriebspunkten zu den besten Messgrößenkombinationen dazugehört. Für die optimale Beobachtbarkeit der Beispielgasturbine sind offensichtlich die Messgrößen P25, P3 und P45 essentielle Messgrößen. Diese Messgrößen besitzen eine Häufigkeit über alle BP von 100 % und werden als „Goldene Messgrößen“ bezeichnet. Aus physikalischer Sicht erlauben diese Messgrößen die Hoch- und Niederdruckkomponenten für eine folgende Diagnose zu entkoppeln. In Tabelle 5.3 ist die optimale Lösung für die Messgrößenkombinationen jeweils mit, als auch ohne Berücksichtigung von Messunsicherheiten einschließlich ihrer Gütemaße aufgeführt. Ersichtlich ist, dass die Messgrößenkombination ohne Messrauschen den höchsten Index I aufweist. Das bedeutet, die Messgrößenkombination erzielt über die betrachteten Betriebspunkte hinweg die beste Beobachtbarkeit des Systems. Jedoch ist dessen mittlere Unsicherheit der Messgrößenkombination $\tilde{\sigma}_{MK,j} = 1,35$ deutlich größer als die der Messgrößenkombination ausgewählt nach Gl 68. Somit ist die Messgrößenkombination für die Instrumentierung nach Gl. 68 eine Kompromisslösung zwischen der bestmöglichen Beobachtbarkeit des Systems und der geringsten möglichen Messunsicherheit der Messgrößenkombination.

Größe	s_{\min} nach [102]	Lösung nach [102]	κ Lösung nach [53]	Optimale Lösung ohne Messunsicher heiten	Optimale Lösung mit Messunsicher heiten	Häufigkeit %
N2		✓	✓	✓	✓	81,4
\dot{m}_B		✓	✓		✓	57,0
T13		✓			✓	66,7
p13		✓	✓	✓		64,1
T21		✓	✓	✓	✓	82,1
p25		✓	✓	✓	✓	100,0
T3		✓	✓	✓	✓	74,4
p3		✓	✓	✓	✓	100,0
T45			✓			55,1
p45		✓	✓	✓	✓	100,0
T5				✓		51,9
p5			✓	✓	✓	61,5
p8		✓			✓	60,9
MH		✓		✓	✓	73,7
MN			✓	✓		71,2
I		2,91	2,66	3,08	2,86	
$\tilde{\sigma}_{MK}$		0,50	0,87	1,35	0,35	
I⁺		1,55	1,77	1,74	1,52	

Tabelle 5.3: Gegenüberstellung der Messgrößenauswahl nach den vorgestellten Messgrößenauswahlverfahren

Kapitel 6: Zusammenfassung

Die richtige Identifikation und Diagnose eines Schadens nimmt mit abnehmender Anzahl an verfügbaren Messgrößen aus der Serieninstrumentierung ab. Mit dem vorgestellten modellbasierten Verfahren der robusten Identifikation anhand von Gas-Pfad Messgrößen ist es möglich bei Messgrößenausfällen eine Abschätzung der vom Schaden betroffenen Komponenten zu erreichen. Der entscheidende Vorteil des vorgestellten Verfahrens gegenüber in der Literatur bisher vorgestellten Identifikationsverfahren ist die getrennte Betrachtung der Analyserechnungen und der Systembeobachtbarkeit. Einerseits erleichtert die auf Komponentenebene abstrahierte Auswertung der Analyseergebnisse die Identifikation des vom Einzelereignis verursachten Schadens, ohne die Freiheitsgrade der Komponenten durch Koppeln der Leistungsparameter zu reduzieren. Andererseits kann das erhaltene Ergebnis der Analyserechnung mit Hilfe der Beobachtbarkeit der einzelnen Komponenten bewertet werden. Durch das Zusammenführen der Ergebnisse kann die Wahrscheinlichkeit des aufgetretenen Schadens errechnet werden. Als Ergebnis wird eine Rangliste an möglichen Schäden errechnet. Auf Rang eins wird der am wahrscheinlichsten aufgetretene Schaden angezeigt. Für den Wartungsingenieur ist die Rangliste an möglichen Schäden eine Entscheidungshilfe für das weitere Vorgehen bei der Wartung.

Anhand von zusätzlichen Nicht-Gas-Pfad Messgrößen wird die Unterscheidbarkeit von Schäden und die Beobachtbarkeit von Komponenten erhöht. Da die Erwartungswerte von Nicht-Gas-Pfad Messgrößen bei einem vorliegenden Schaden nicht simuliert werden können, wird eine Mustererkennung aus einer Expertendatenbank vorgeschlagen um die Kombination an betroffenen Komponenten ermittelt zu können. Die Expertendatenbank wird im Laufe der Zeit mit gespeicherten Gesamtsignaturen von Schäden aufgebaut. Somit wird auch die Identifikation der betroffenen Komponenten eindeutiger. Jedoch stehen im Anfangsstadium einer solchen Expertendatenbank keine Einträge zur Verfügung. Um dieses Defizit auszugleichen wird ein Gesamtsystem bestehend aus einem modellabhängigen Verfahren zur Identifikation nach Kapitel 3 und der Mustererkennung aus der Expertendatenbank vorgeschlagen. Die Gewichtung zwischen den Ergebnissen beider Verfahren hängt von den gespeicherten Gesamtsignaturen pro Schadensklasse ab. Das vorgestellte Verfahren zur Identifikation hat gegenüber

publizierten Verfahren den Vorteil, dass es im Anfangsstadium der Expertendatenbank mit wenigen Einträgen eine Identifikation mithilfe eines modellbasierten Identifikationsverfahrens ermöglicht. Ein weiterer Vorteil des Verfahrens ist die Flexibilität auf eine variierende Anzahl verfügbarer Messgrößen. Als Ergebnis wird dem Wartungsingenieur wie für die modellbasierte robuste Identifikation eine Rangliste an möglichen Schäden zur Verfügung gestellt. Je mehr Einträge pro Schadensklassen in der Datenbank, und je mehr verfügbare Messgrößen für die Identifikation vorliegen, desto eindeutiger kann der Schaden identifiziert werden.

Für den Fall, dass es eine Auswahl an Gas-Pfad-Messgrößen gibt, und die Frage besteht, welche Größen eine optimale Beobachtbarkeit der Gasturbine wiedergeben, wurde das Verfahren der optimalen Beobachtbarkeit als Lösung vorgestellt. Der Vorteil dieses Verfahrens ist die gemeinsame Berücksichtigung der fundamentalen Beobachtbarkeitskriterien und ist optimal im Sinne der Kompromisslösung zwischen diesen. Zusätzlich wird die ganze Betriebsenveloppe für die Messgrößenauswahl in Betracht gezogen, und die möglichen Messunsicherheiten für die Messgrößenauswahl können zur Entscheidungsfindung hinzugezogen werden. Jedoch ist das vorgestellte Verfahren auf mathematisch bestimmte Systeme begrenzt, da nur für diese Systeme die Beobachtbarkeitskriterien der Mathematik definiert sind. Es werden so viele Messgrößen optimal ausgewählt, wie zu beobachtende Leistungsparameter existieren.

Die erarbeiteten Algorithmen für die optimale Messgrößenauswahl und der robusten Identifikation von Schäden wurden in das Zustandsüberwachungssystem HealthGT[®] integriert. Im Gegensatz zu den in der Literatur beschriebenen Zustandsüberwachungssystemen beinhaltet das erweiterte System einerseits Fortschritte in der Möglichkeit, in Abhängigkeit der Betriebspunkte und der zur Verfügung stehenden Messgrößen diejenige Kombination aus Messwerten zu bestimmen, die nach den Beobachtbarkeitskriterien die bestmögliche Beobachtbarkeit der Gasturbine liefert. Andererseits erfüllt das erweiterte Zustandsüberwachungssystem die sinnvolle Abstufung der Schadensdiagnose auf eine Identifikation für den Fall, dass zu wenige Messgrößen für eine sinnvolle quantitative Diagnose zur Verfügung stehen.

Anhang

A.1 Zusammenfassung der Diagnoseansätze

In Tabelle A. 1 sind die Eigenschaften der verwendeten Diagnoseverfahren zusammenfassend dargestellt.

Legende	Allgemeine Eigenschaften					Identifikation			Diagnose					
	Or-Wing Einsatz	Rechengeschwindigkeit	Komplexität	Black-Box Eigenschaft	Modellabhängigkeit	Training /Abstimmung	A-priori-Wissen	Möglichkeit der separaten Schadensidentifikation	Gute Ergebnisse nur in vordefinierten Bereichen verwenden	Fähigkeit Expertenwissen zu verwenden	Fähigkeit der Informationsfusion	Mehrfachfehler	Einzelfehler	Eignung für unterbestimmte Systeme
Nein / Langsam	●	●	◐	○	●	◐	◐	○	◐	○	○	◐	◐	◐
Trifft kaum zu	◐	◐	◐	○	●	◐	○	◐	○	○	○	◐	◐	◐
Zum Teil	◐	●	◐	●	○	●	◐	◐	◐	●	●	●	●	●
Größten Teil	◐	●	◐	○	◐	◐	◐	◐	●	●	●	●	●	●
Ja / Schnell	○	●	◐	○	○	○	●	●	●	●	●	●	●	●

Tabelle A. 1: Zusammenfassung und Beurteilung der globalen Diagnoseansätze, extrahiert aus [75] und [65]

A.2 Ansätze der Informationsfusion

Der Kerngedanke der Informationsfusion ist der Erhalt von neuem oder präziserem Wissen von physikalischen Ereignissen. Dabei soll die Leistungsfähigkeit L der Informationsausschöpfung $L(\text{Inf}_1 \cup \text{Inf}_2)$ erhöht werden, so dass

$$L(\text{Inf}_1 \cup \text{Inf}_2) > L(\text{Inf}_1) + L(\text{Inf}_2)$$

oder zumindest

$$L(\text{Inf}_1 \cup \text{Inf}_2) > \max\{L(\text{Inf}_1), L(\text{Inf}_2)\}$$

gilt. Informationen, speziell für die Zustandsüberwachung von Gasturbinen, können sowohl die Signale von Messgrößen als auch mathematische Erkenntnisse der Gasturbine hinsichtlich ihrer Beobachtbarkeit sein. Die Fusion der Informationen kann auf verschiedenen Ebenen der Prozessauswertung erfolgen. Nach [18] erfolgt die Informationsfusion in drei Abstraktionsebenen:

Fusionsebene	Signalebene	Merkmalebene	Symbolebene
Art der Daten	Messdaten	Signaldeskriptoren	Entscheidungen
Abstraktionsgrad	niedrig	mittel	hoch
Komplexität	hoch	mittel	niedrig

Tabelle A. 2: Zusammenfassung der Fusionsebenen nach [18]

Die Fusionsarchitektur erfolgt entweder durch eine zentrale Informationsfusion mit einem Entscheidungszentrum, durch verteilte Informationsfusion mit mehreren Entscheidungszentren oder durch eine Mischung aus beiden Typen. In der Literatur über Diagnoseansätze von Gasturbinen werden überwiegend Verfahren mit einer Informationsfusion auf Merkmalebene als hybride Systeme genannt. Eine ausführliche Diskussion und Zusammenstellung über veröffentlichte hybride Systeme und deren Fusionslogiken zur Schadensdiagnose von Gasturbinen ist in [65,114] zusammengefasst.

A.3 Auswirkung der Singulärwertmanipulation auf die Analyse

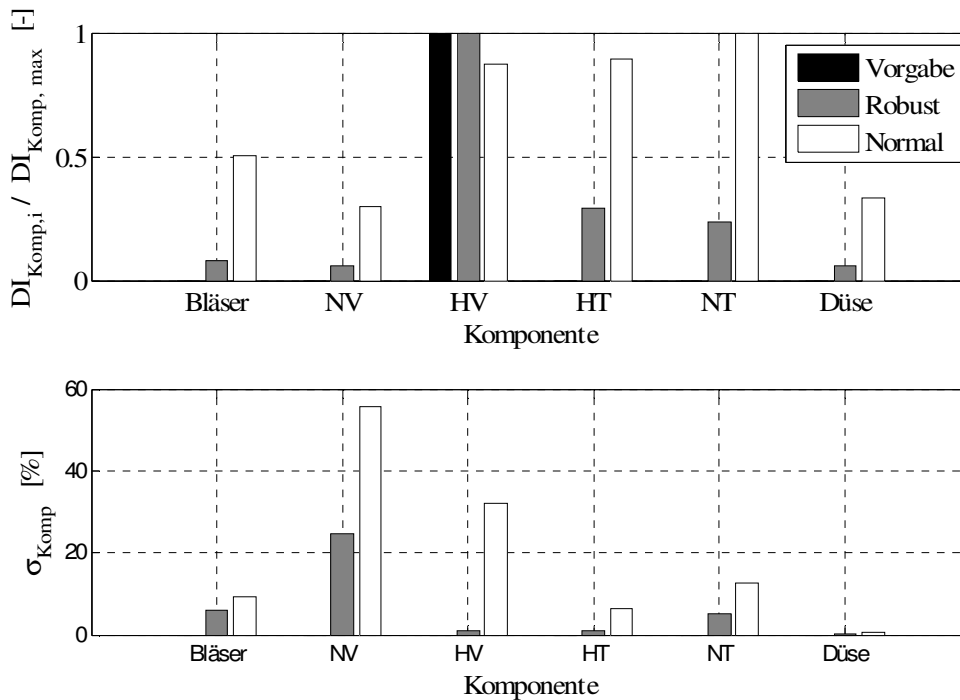


Bild A. 1: **Oben:** Gegenüberstellung der Analyseergebnisse anhand des diagnostischen Indexes auf Komponentenebene. **Unten:** Korrespondierende Komponentenanalysestreuungen aufgrund der Kombinatorik

In Bild A. 1 ist das robuste Analyseergebnis mithilfe des Diagnostischen Indexes auf Komponentenebene dargestellt. Für die Demonstration ist ein HV-Schaden implementiert und mit einem $(n - m) = 6$ - oder $(k - m) = 1$ -fach unterbestimmten System analysiert. Aus der Auswertung anhand Gl. 10 ohne Singulärwertmanipulation folgt sowohl eine falsche Identifikation (Bild oben, Index: Normal), als auch eine Streuung der Analyseergebnisse durch die Kombinatorik. Aus dem Analyseergebnis ist ersichtlich, dass mit einer Singulärwertmanipulation (Bild oben, Index: Robust) eine eindeutige Identifikation der schadhaften Komponente und eine Reduzierung der Streuung der Komponentenanalyseergebnisse mit $\sigma_{\text{Komp},j} = \sqrt{\sum (\Delta x_i)_{\text{Komp},j}^2}$ erzielt wird.

A.4 Erweiterte Diagnosesoftware HealthGT[®]

HealthGT[®] ist ein integriertes Zustandsüberwachungssystem basierend auf einem Matlab-Code [67]. Bereits erhaltene Funktionen für die Zustandsüberwachung von HealthGT[®] sind:

- Einfache Beobachtbarkeitsanalyse
- Detektion
- Einzelschadensdiagnose (für moderat unterbestimmte Systeme, $n - m \leq 2$)
- Diagnose von graduellen Verschlechterungen (für moderat unterbestimmte Systeme, $n - m \leq 2$)
- Einfache Fähigkeiten für die Prognose zeitlicher Verläufe von Leistungsparameter

Für die modellbasierten Ansätze innerhalb HealthGT[®] dient ein quasi-nichtlineares Ersatzmodell einer Zweiwellen-Zweistromgasturbine.

Die Erweiterungen von HealthGT[®] im Zuge dieser Arbeit beinhalten die Auswahl von Messgrößen zur optimalen Zustandsüberwachung basierend auf der Systembeobachtbarkeit. Die robuste Identifikation nach Kapitel 3 und 4 ist als eine Backup Funktionalität in HealthGT[®] hinterlegt für den Fall, dass $n - m > 2$ ist. Die Grundprinzipien zur Softwarebedienung finden sich in [67]. Eine ausführliche Beschreibung der Benutzeroberflächen befindet sich in der Hilfedatei von HealthGT[®] [68].

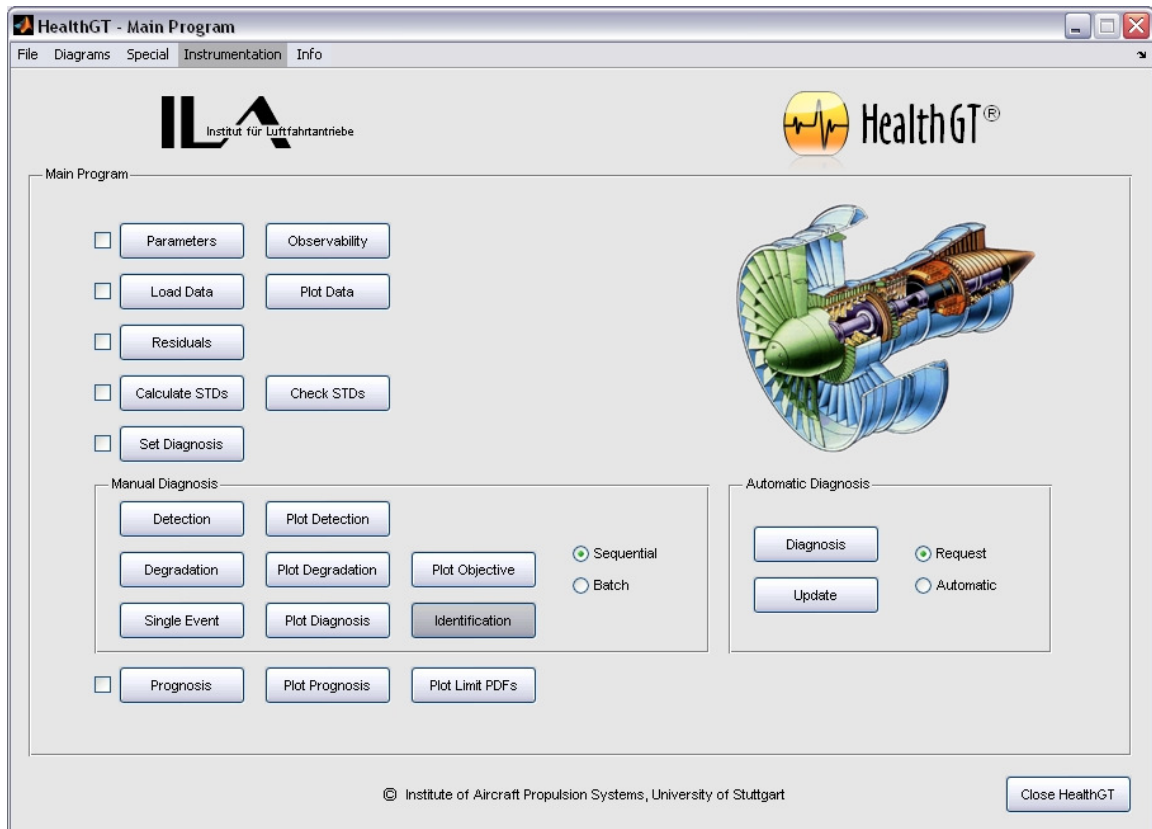


Bild A.2: Erweitertes Hauptprogramm der Diagnosesoftware HealthGT®

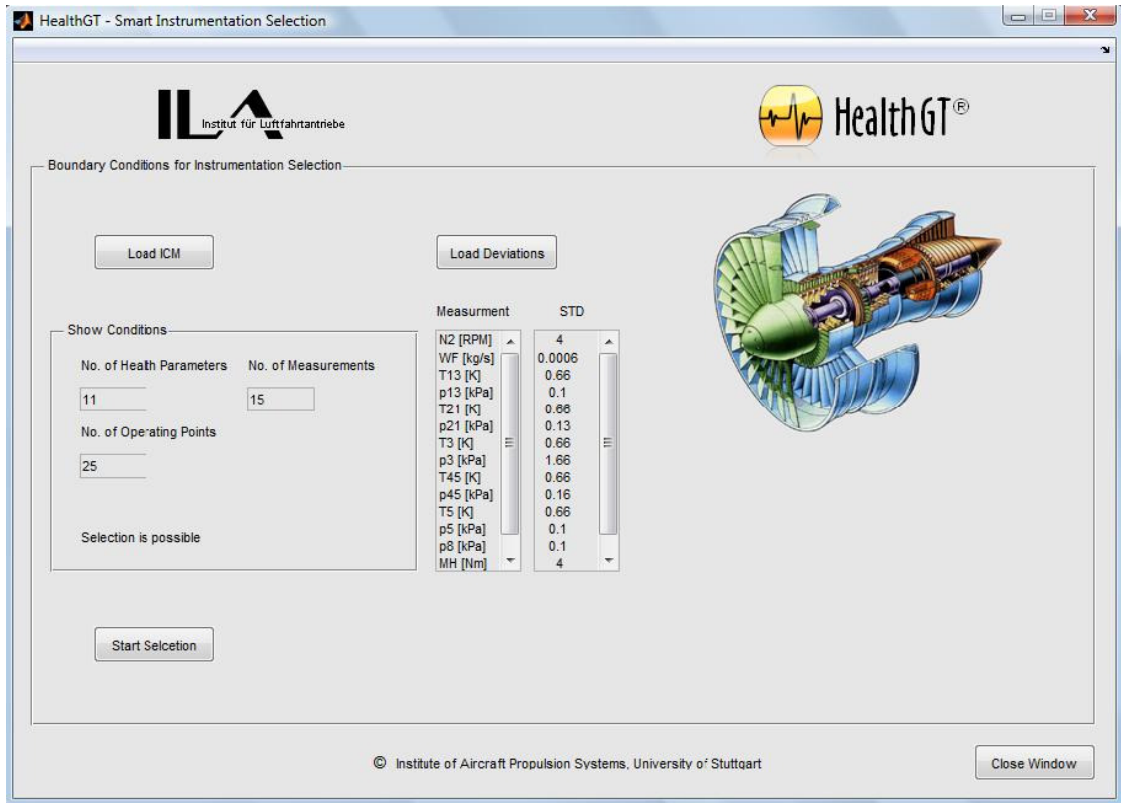


Bild A. 3: Eingabefeld für die Auswahl der Messgrößen für die Instrumentierung in HealthGT®

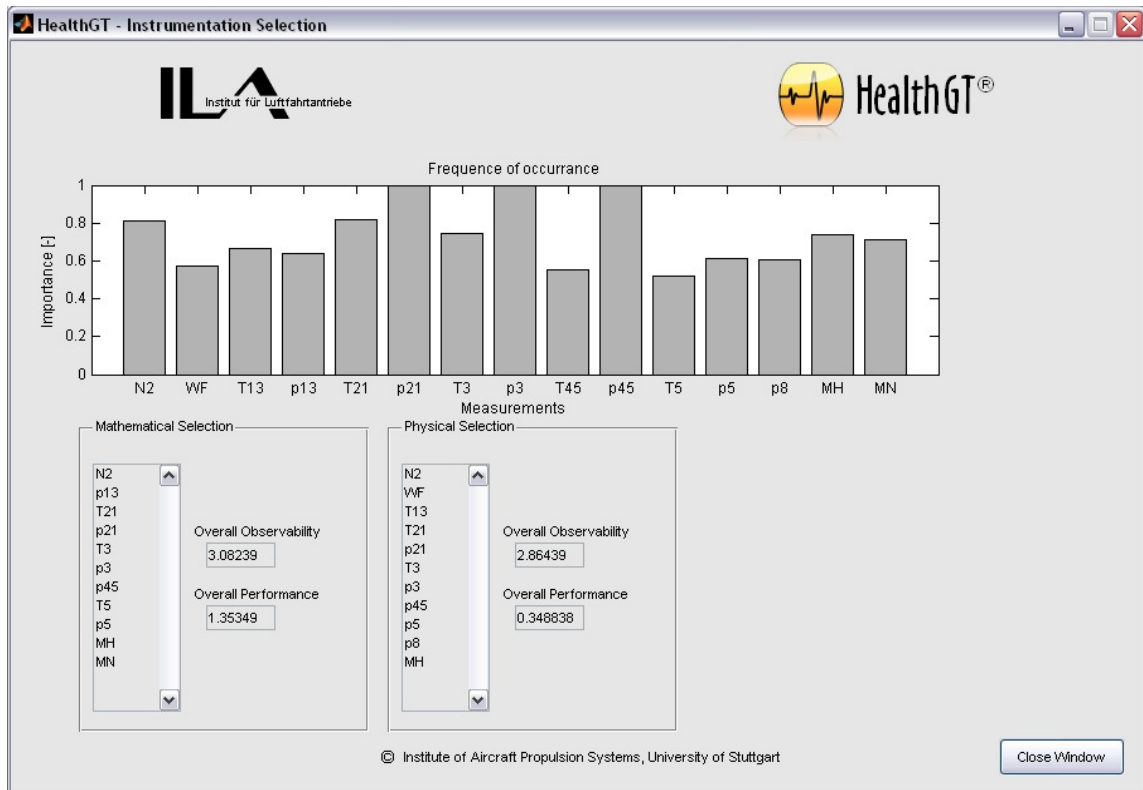


Bild A. 4: Ergebnisseite der Messgrößenauswahl in HealthGT®

Die Darstellung der optimalen Messgrößenkombinationen sind im Ergebnisfenster unterteilt in die rein mathematische Lösung („Mathematical Selection“) und die physikalisch sinnvolle Lösung („Physical Selection“) unter der Berücksichtigung von Messrauschen. Dem Anwender wird zusätzlich der Beobachtbarkeitsindex („Overall Observability“) I und der um die Messunsicherheiten erweiterten Beobachtbarkeitsindex („Overall Performance“) I^+ angezeigt.

Für die Demonstration der robusten Identifikation für ein stark unterbestimmtes System wird ein kombinierter Schaden im Bläser und Niederdruckverdichter simuliert. Als Instrumentierung für die Abbildungen sind folgende Gas-Pfad Messgrößen m gewählt: \dot{m}_B , T_{13} , p_{13} , T_{25} , T_5 . Zu beobachten sind $n=11$ Leistungsparameter in $k=6$ Komponenten.

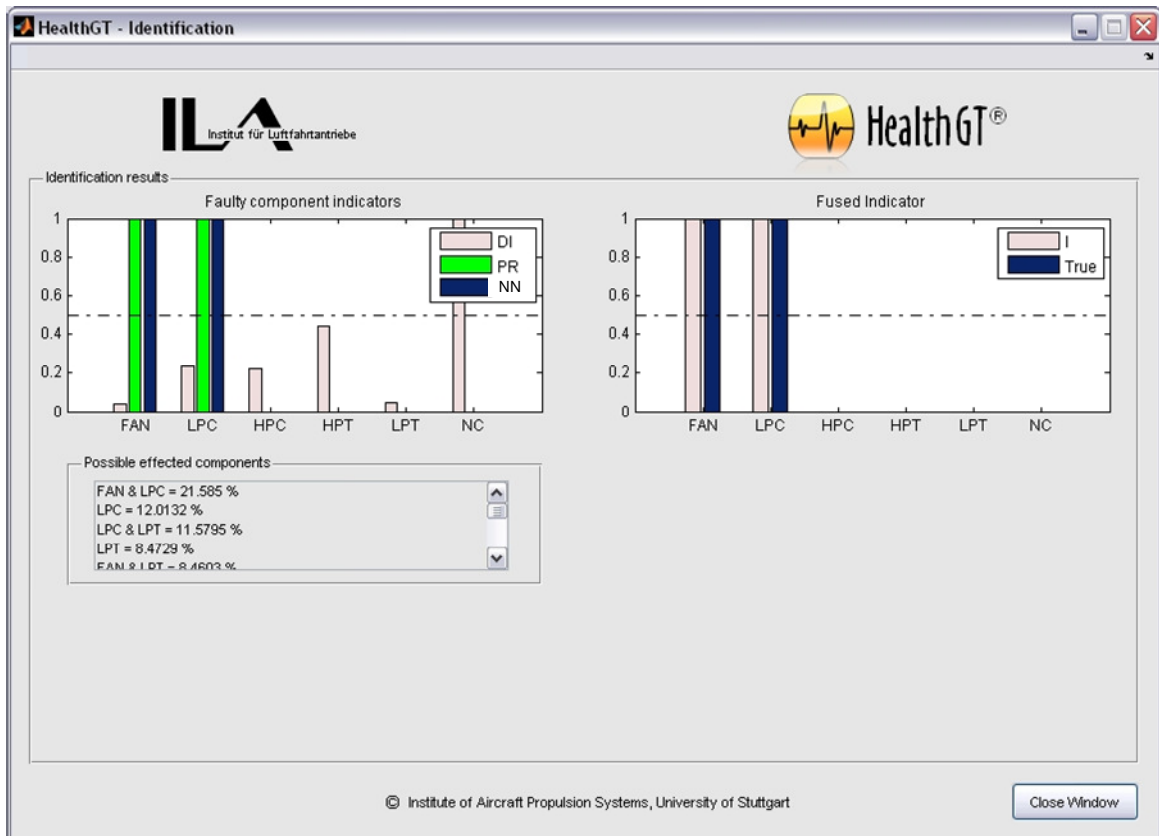


Bild A. 5: Robuste Identifikation ohne Verwendung von Nicht-Gas-Pfad Messgrößen

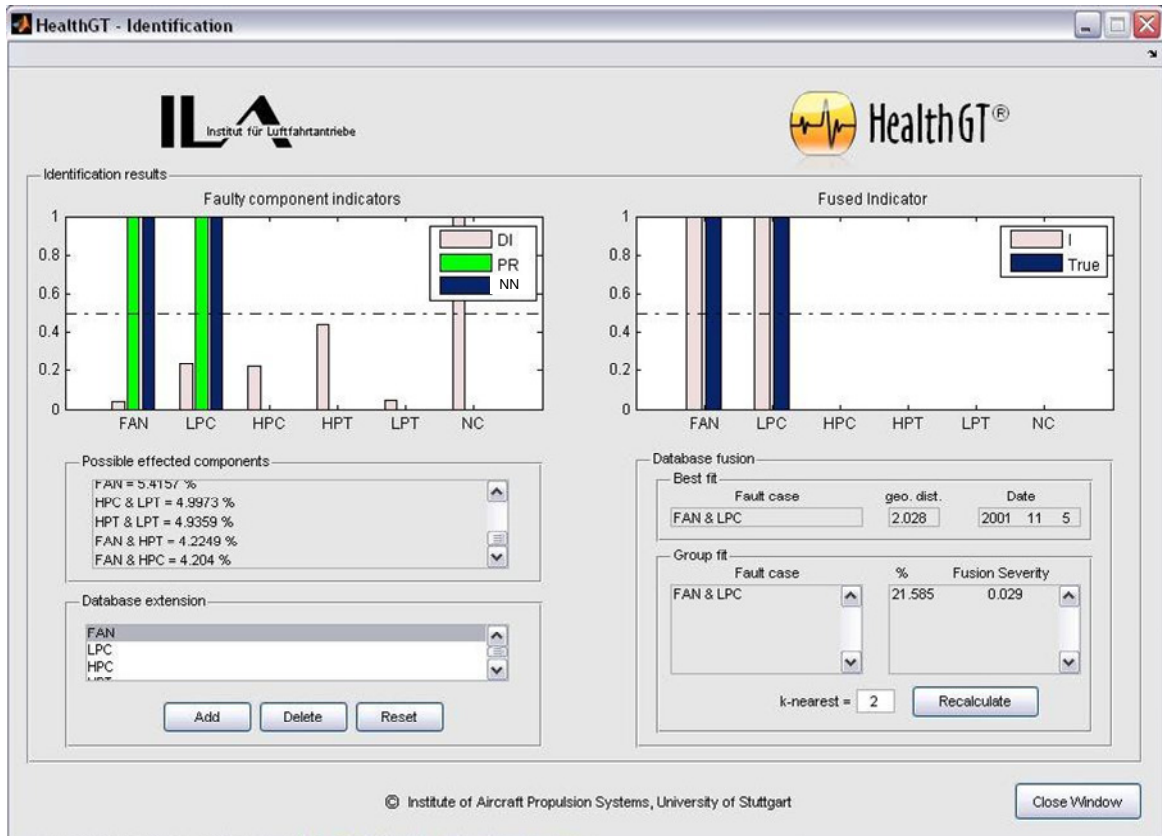


Bild A. 6: Ergebnisfenster für die robuste Identifikation mit der Fusionierung von Nicht-Gas-Pfad Messgrößen

Literaturverzeichnis

- [1] *Annual Review of Aircraft Accident Data*, National Transportation Safety Board, Washington, **2009**
- [2] *Statistical Summary of Commercial Jet Airplane Accidents, Worldwide Operations, 1959 - 2011*, Boeing Commercial Airplane Group, Seattle, Wa, **2012**
- [3] *Certification Specification for Engines CS-E*, European Aviation Safety Agency, **2003**
- [4] *Certification Specifications for Large Aeroplanes CS-25*, European Aviation Safety Agency, **2003**
- [5] *Growth in Air Traffic*, International Civil Aviation Organisation, Montreal, Canada, 08.2007, **2007**
- [6] *Joint Aviation Requirements for Engines JAR-E*, Joint Aviation Authorities, **2001**
- [7] *Joint Aviation Requirements for Large Aeroplanes JAR-25*, Joint Aviation Authorities, **2001**
- [8] *Session III Discussions Instrumentation*, AGARD Advisory Group for Aerospace Research & Development, Vol. 165, No. pp. III-1 - III-4, **1974**
- [9] **Abdullahi H., Utler A.:** *Verfahren zur Zustandsanalyse von Entwicklungs- und Serientriebwerken am Beispiel eines Wellenleistungstriebwerkes*, MTU, München, -, **2004**
- [10] **Arango O.:** *Model Structure for Maintenance Cost Prediction of Modern Turbofans*, Diploma Thesis, University of Stuttgart, **2004**
- [11] **Arens T., Hettlich, F., Karpfinger, Ch., Kockelkorn, U., Lichtenegger, K., Stachel, H.:** *Mathematik*, Heidelberg, Spektrum Akademischer Verlag, **2008**
- [12] **Aretakis N., Mathioudakis K., Stamatis A.:** *Identification of Sensor Faults on Turbofan Engines Using Pattern Recognition Techniques*, Control Engineering Practice, Vol. 12, No. 7, pp. 827 - 836, **2004**
- [13] **Aretakis N., Mathioudakis K., Stamatis A.:** *Non-Linear Engine Component Fault Diagnosis from a Limited Number of Measurements Using a Combinatorial*

- Approach*, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 125, No. 3, pp. 624-633, **2003**
- [14] **Aretakis N., Mathioudakis, K.:** *Classification of radial compressor faults using pattern-recognition techniques*, Control Engineering Practice, Vol. 6, No. 1, pp. 1217 - 1223, **1998**
- [15] **Bauer M.:** *Modulares Leistungsberechnungsverfahren zur automatischen modellbasierten Leistungsanalyse von Gasturbinen*, Dissertation, Institute of Aircraft Propulsion Systems, Stuttgart University, **2005**
- [16] **Bauer M.:** *Steady State Test Data Analysing / Engine Monitoring*, DGLR Short Course - Gas Turbine Performance, Stuttgart, **2007**
- [17] **Bauer M., Staudacher S.:** *Fully Automated Model Based Performance Analysis Procedure for Online and Offline Applications*, ASME Turbo Expo 2006, GT2006-91050, Barcelona, Spain, May 8-11, **2006**
- [18] **Beyer J., Puente, L. Sommer, K.-D.:** *Informationsfusion in der Mess- und Sensortechnik*, Karlsruhe, Universitätsverlag Karlsruhe, **2006**
- [19] **Borguet S., Léonard, O.:** *A Sparse Estimation Approach To Fault Isolation*, ASME Turbo Expo, GT2009-59099, Orlando, Florida, 8-12 June, **2009**
- [20] **Brotherton T., Mackey R.:** *Anomaly Detector Fusion Processing for Advanced Military Aircraft*, Proceedings of the IEEE Aerospace Conference, Big Sky, MT, Mar. 10. - 17., **2001**
- [21] **Brown R.G.:** *Smoothing, Forecasting and Prediction of Discrete Time Series*, Prentice-Hall International Inc., **1963**
- [22] **Bunse W. , Bunse-Gerstner A.:** *Numerische lineare Algebra*, Stuttgart, Teubner Studienbücher, **1985**
- [23] **Byington C.S., Roemer M.J., Galie T.R.:** *Prognostic Enhancements to Diagnostic Systems for Improved Condition-Based Maintenance*, IEEE Aerospace Conference, Vol. 6, No. 1, pp. 2815-2823, **2002**
- [24] **Clifton D.:** *Condition Monitoring of Gas-Turbine Engines*, University of Oxford, January, 2006, **2006**
- [25] **Coomans D., Massart, D.L.:** *Alternative k-Nearest Neighbour Rules in Supervised Pattern Recognition*, Analytica Chimica Acta, Vol. 138, No. 1, pp. 153 - 165, **1982**
- [26] **Curnock B.:** *OBIDICOTE Project - Work Package 4 - Steady State Test Cases*, Rolly-Royce Report, DNS62433, **2000**
- [27] **Davison C.R., Birk A.M.:** *Automated Fault Diagnosis for Small Gas Turbine Engines*, ASME Turbo Expo, GT-2002-30029, Amsterdam, The Netherlands, 3-6 June, **2002**

- [28] **Decoussemaeker P.:** *The Use of a Second-Generation Expert System Based on 'Case-Based Reasoning' for the Operational Support of Gas Turbine-Based Power Plants*, ASME Turbo Expo, GT2005-68311, Reno-Tahoe, NV, Jun. 06.-09., **2005**
- [29] **DePold H.R., Gass D.F.:** *The Application of Expert Systems and Neural Networks to Gas Turbine Prognostics and Diagnostics*, ASME Turbo Expo, 98-GT-101, Stockholm, Sweden, **1998**
- [30] **Dewallef P., Romessis C., Leonard O., Mathioudakis K.:** *Combining Classification Techniques with Kalman Filters for Aircraft Engine Diagnostics*, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 128, No. 1, pp. 281-287, **2006**
- [31] **Doel D.L.:** *Interpretation of Weighted-Least-Squares Gas Path Analysis Results*, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 125, No. 3, pp. 624-633, **2003**
- [32] **Doel D.L.:** *TEMPER - A Gas Path Analysis Tool for Commercial Jet Engines*, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 116, No. 1, pp. 82-89, **1994**
- [33] **Döpelheuer A. Lecht, M.:** *Influence of Engine Performance on Emission Characteristics*, Symposium of the applied vehicle Technology Pane- Gas Turbine Engine Combustion, Emissions and alternative fuels, Lisbon, Oct. 12. - 16., **1998**
- [34] **Eustace Richard W.:** *A Real-World Application of Fuzzy Logic and Influence Coefficients for Gas Turbine Performance Diagnostics*, ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 130, No. 6, pp. 061601-1 - 061601-9, **2008**
- [35] **Fisher C. E.:** *Gas Path Debris Monitoring - A 21st Century PHM Tool*, Aerospace Conference, Big Sky, MT, USA, Mar. 18. - 25., **2000**
- [36] **Fisher Celia:** *Gas Turbine Condition Monitoring Systems - An Integrated Approach*, IDGTE Power Engineer, Vol. 1, No. 4, **1997**
- [37] **Ganguli R.:** *Data Rectification and Detection of Trend Shifts in Jet Engine Path Measurements using Median Filters and Fuzzy Logic*, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 124, No. 1, pp. 809-816, **2002**
- [38] **Ganguli Ranjan:** *Fuzzy Logic Intelligent System for Gas Turbine Module and System Fault Isolation*, AIAA Journal of Propulsion and Power, Vol. 18, No. 2, pp. 440 - 447, **2002**
- [39] **Gansel Ph.:** *Ereignisdetektion und Fehlerdiagnose von Gasturbinen mit Hilfe von Probabilistischen und Radial Basisfunktions Netzwerken*, Thesis, Institut für Luftfahrtantriebe, University of Stuttgart, **2008**

- [40] **Ghoreyshi M., Pilidis P., Ramsden K. W.:** *Diagnostics of a Small Jet Engine-Neural Networks Approach*, ASME Turbo Expo, GT2005-68511, Reno, NV, USA, Jun. 06. - 09., **2005**
- [41] **GmbH Hottinger Baldwin Messtechnik:** *Torque flange data sheet Product T10F*, **2008**
- [42] **Goebel K., Krok M., Sutherland H.:** *Diagnostic Information Fusion: Requirements Flowdown and Interface Issues*, Proceedings of the IEEE 2000 Aerospace Conference - Advanced Reasoner and Information Fusion Techniques, **2000**
- [43] **Grob H.L., Bensberg, F.:** *Das Data-Mining-Konzept*, Institut für Wirtschaftsinformatik der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster, Münster, Jun., **1999**
- [44] **Grönstedt T.:** *A Multi-Point Gas Path Analysis Tool for Gas Turbine Engines with a Moderate Level of Instrumentation*, 15th International Symposium on Air-breathing Engines, Bangalore, India, September 3-7, **2001**
- [45] **Grzadzila Andrzej, Stapersma Douwe, Charchalis Adam:** *Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Naval Gas Turbines*, ASME Turbo Expo, GT2002-30270, Amsterdam, The Netherlands, Jun. 03.- 06., **2002**
- [46] **Gulati A., Taylor D., Singh R.:** *Multiple Operating Point Analysis Using Genetic Algorithm Optimisation for Gas Turbine Diagnostics*, 15th International Symposium on Air-breathing Engines, Bangalore, India, September 3-7, **2001**
- [47] **Hörl F., Richter K.:** *Monitoring the EJ200 Engine*, Proceedings of the 18th Symposium "Aircraft Integrated Monitoring Systems", Sep. 19. - 21., **1995**
- [48] **Höschle P.:** *Untersuchung von Methoden zur Prognose des zukünftigen Triebwerkszustands auf Basis von Serienmessdaten*, Diploma Thesis, Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart, **2009**
- [49] **Hu Xiao, Eklund Neil, Goebel Kai:** *A Data Fusion Approach for Aircraft Engine Fault Diagnostics*, ASME Turbo Expo, GT2007-27941, Montreal, Canada, May 14. - 17., **2007**
- [50] **Jain K. A., Duin, R. P. W., Mao, J. :** *Statistical Pattern Recognition: A Review*, Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 1, pp. 4 - 37, **2000**
- [51] **Jaw L.C.:** *Recent Advancements in Aircraft Engine Health Management (EHM) - Technologies and Recommendations for the Next Step*, ASME Turbo Expo, Reno-Tahoe, Nevada, June 6-9, 2005, **2005**

- [52] **Joos A.:** *Untersuchung von Triebwerksdiagnoseverfahren basierend auf Neuronalen Netzen*, Studienarbeit, Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart, **2007**
- [53] **Kamboukos Ph, Oikonomou P., Stamatis A., Mathioudakis K.:** *Optimizing Diagnostic Effectiveness of Mixed Turbofans by Means of Adaptive Modelling and Choice of Appropriate Monitoring Parameters*, RTO Symposium on Aging Mechanisms and Control, Manchester, UK, Oct. 08. - 11., **2001**
- [54] **Kamboukos Ph., Mathioudakis, K.:** *Comparison of Linear and Non-Linear Gas Turbine Performance Diagnostics*, ASME Turbo Expo, GT2003-38518, Atlanta, Georgia, USA, June 16-19, **2003**
- [55] **Kamboukos Ph., Mathioudakis K., Stamatis A.:** *A Comparative Study of Optimization Methods for Jet Engine Condition Diagnosis*, 16th International Symposium on Air-breathing Engines, Cleveland, OH, Aug 31 - Sep 5, **2003**
- [56] **Keladis M., Aretakis, N., Tsalavoutas, A., Mathioudakis, K.:** *Optimal Mission Analysis Accounting for Engine Aging and Emissions*, TurboExpo ASME, GT2008-50800, Berlin, Jun. 09. - 13., **2008**
- [57] **Knittel H, Broichhausen, K.:** *Zukünftige Entwicklungsprozesse in der Triebwerksindustrie*, DGLR 2002-021, Stuttgart, 23.-26.09.2002, **2002**
- [58] **Kobayashi T., Simon D.L.:** *Evaluation of an Enhanced Bank of Kalman Filters for In-Flight Aircraft Engine Sensor Fault Diagnostics*, NASA TM-2004-213203, **2004**
- [59] **Köhli R., Lipowsky, H.:** *Literaturrecherche zum Thema: Monitoring und Diagnose von Gasturbinen*, Institut für Luftfahrtantriebe Bericht ILA-05 A 01, Stuttgart, **2006**
- [60] **Kurosaki M., Morioka, T., Ebina, K., Maruyama, M. Yasuda, T., Endoh, M.:** *Fault Detection and Identification in an IM270 Gas Turbine using Measurements for Engine Control*, ASME Turbo Expo, GT2003-38378, Atlanta, GA, USA, Jun. 16. -19., **2003**
- [61] **Kyriazis A., Mathioudakis, K.:** *Enhanced Fault Localization using Probabilistic Fusion with Gas Path Analysis Algorithms*, ASME Turbo Expo, GT2008-51079, Berlin, Germany, Jun. 09. -13., **2008**
- [62] **Kyriazis A., Tsalavoutas, A., Mathioudakis, M., Bauer, M., Johansen, O.:** *Gas Turbine Fault Identification by Fusing Vibration Trending and Gas Path Analysis*, ASME Turbo Expo, GT2009-59942, Orlando, FL., Jun. 08. - 12., **2009**
- [63] **Lakshminarasimha A.N., Boyce M.P., Meher-Homji C.B.:** *Modelling and Analysis of Gas Turbine Performance Deterioration*, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 116, No. 1, pp. 46-52, **1994**

- [64] **Lamka J.:** *Advanced Detection, Isolation and Accomodation of Sensor Failures by Means of Artificial Neural Network*, Czech Aerospace Proceedings, Vol. 3, No. 1, pp. 8-12, **2006**
- [65] **Li Y. G.:** *Performance-analysis-based gas turbine diagnostics: a review*, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy, Vol. 216, No. 5, pp. 363 - 377, **2002**
- [66] **Li Y.G., Singh R.:** *An advanced gas turbine gas path diagnostic system - Pythia*, Symposium of Air breathing Engines, ISABE-2005-1284, Munich, 4-9 September, **2005**
- [67] **Lipowsky H.:** *Entwicklung und Demonstration eines integrierten Systems zur Zustandsüberwachung von Gasturbinen*, Dissertation, Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart, **2010**
- [68] **Lipowsky H., Nagy, D.:** *HealthGT User's Guide*, Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart, **2010**
- [69] **Lipowsky H., Staudacher S., Nagy D., Bauer M.:** *Gas Turbine Fault Diagnostics using a Fusion of Least Squares Estimations and Fuzzy Logic Rules*, ASME Turbo Expo, GT2008-50190, Berlin, Germany, Jun. 09. - 13., **2008**
- [70] **Lipowsky H., Staudacher, S., Bauer, M., Schmidt, K.-J.:** *Application of Bayesian Forecasting to change Detection and Prognosis of Gas Turbine Performance*, ASME Turbo Expo, GT2009-59447, Orlando, Florida, 8-12 June, **2009**
- [71] **Litt J.S., Simon D.L.:** *A Survey of Intelligent Control and Health Management Technologies for Aircraft Propulsion Systems*, NASA TM-2005-213622, Cleveland, Ohio, **2005**
- [72] **Loboda Igor , Feldshteyn Yakov , Yepifanov Sergiy** *Gas Turbine Diagnostics Under Variable Operating Conditions*, ASME Turbo Expo, GT2007-28085, Montreal, Canada, May 14. - 17., **2007**
- [73] **Lu P.-J., Zhang M.-C., Hsu, T.-C., Zhang, J.:** *An Evaluation of Engine Faults Diagnostics Using Artificial Neural Networks*, ASME Turbo Expo, 2000-GT-0029, Munich, 8-11 May, **2000**
- [74] **Lukachko S.P., Waitz, I.A.:** *Effects of Engine Aging on Aircraft NOx Emissions*, TurboExpo ASME, 97-GT-386, Orlando, Jun. 02. - 05., **1997**
- [75] **Marinai L., Probert, D., Singh, R.:** *Prospects for aero gas-turbine diagnostics: a review*, Applied Energy, 27 February 2004, **2004**
- [76] **Marinai L., Singh R.:** *A Bias-tolerant Gas Path Diagnostics Approach Based on Fuzzy Logic*, 17th International Symposium on Air-breathing Engines, ISABE-2005-1285, Munich, Germany, Sep. 04. - 09., **2005**

- [77] **Mast T. A., Reed A. T., Yurkovich S., Ashby M., Adibhatla S.:** *Bayesian Belief Networks for Fault Identification in Aircraft Gas Turbine Engines*, International Conference on Control Applications, Kohala Coast, HI, USA, Aug. 22. - 27., **1999**
- [78] **Mathioudakis K., Kamboukos Ph., Stamatis A.:** *Turbofan Performance Deterioration Tracking Using Non-Linear Models and Optimization Techniques*, Journal of Turbomachinery, Vol. 124, No. 4, pp. 580-587, **2003**
- [79] **Mathioudakis K., Kamboukos Ph.:** *Assessment of the Effectiveness of Gas Path Diagnostic Schemes*, ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power Vol. 128, No. 1, pp. 57 - 63, **2006**
- [80] **Mathioudakis K., Kamboukos, Ph., Stamatis, A.:** *Gas turbine fault detection from a limited number of measurements*, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part A: J. Power and Energy Vol. 218, No. 1, pp. 609-618, **2004**
- [81] **Mathioudakis K., Romessis C.:** *Probabilistic Neural Networks for Validation of On-Board Jet Engine Data*, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, Vol. 218, No. 4, pp. 59-72, **2004**
- [82] **Maul W.A., Kopasakis, G., Santi, L.M., Sower, T.S., Chicatelli, A.:** *Sensor Selection and Optimization for Health Assessment of Aerospace Systems*, AIAA Infotech at Aerospace AIAA-2007-2849, Rohmert Park, May 07.-10., **2007**
- [83] **Merrill W.C., DeLaat, J.C., Bruton, W.M.:** *Advanced Detection, Isolation and Accommodation of Sensor Failures-Real-Time Evaluation*, Journal of Guidance, Control and Dynamic, Vol. 11, No. 6, pp. 517-526, **1988**
- [84] **Nagy D.:** *Trend- und Einzelfehlerdiagnose von Turboflugtriebwerken mit Hilfe von linearisierten Leistungsrechnungsmodellen*, Diploma Thesis, Institute of Aircraft Propulsion Systems, Stuttgart University, **2007**
- [85] **Nagy D., Staudacher, S., Bauer, M.:** *Optimale Auswahl der Serieninstrumentierung moderner Gasturbinen*, DGLR2008-81200, Darmstadt, Sept. 23. -25., **2008**
- [86] **Ogaji S.O.T., Sampath, S., Singh, R. Probert, S.D.:** *Parameter selection for diagnosing a gas-turbine's performance-deterioration*, Applied Energy, Vol. 73, No. 1, pp. 25 - 46, **2002**
- [87] **Ogaji S.O.T., Singh, R.:** *Advanced engine diagnostics using artificial neural networks*, Applied Soft Computing, **2003**
- [88] **Ogaji S.O.T., Singh, R.:** *Study of the Optimisation of Measurement Sets for Gas Path Fault Diagnosis in Gas Turbines*, ASME Turbo Expo 2002, GT-2002-30050, Amsterdam, The Netherlands, June 03. - 06., **2002**

- [89] **Ong M., Ren, X., Allan, G., Thompson, HA., Fleming, PJ.:** *Future Trends in Aircraft Engine Monitoring*, IEE Lecture Series, Aircraft Airborne Condition Monitoring, Gloucester, United Kingdom, 14.05.2003, **2003**
- [90] **Palmé T.:** *Different Condition monitoring models for Gas Turbines by means of Artificial Neural Networks*, ASME Turbo Expo, GT2009-59364, Orlando, Florida, 8-12 June, **2009**
- [91] **Petzold A.:** *Aircraft Engine Exhaust Measurement*, Air & Space Europe, Vol. 3, No. 1. - 2., pp. 92. - 95., **2001**
- [92] **Plotts K. Diatzikis, E.:** *A Survey of New Technologies Used by Siemens Energy for the Monitoring and Diagnosis of a Global Fleet of Power Generation Systems*, ASME Turbo Expo, GT2009-59967, Orlando, Fl, USA, Jun. 08.-12., **2009**
- [93] **Powrie H.E.G., Fisher, C.:** *Engine Health Monitoring: Towards Total Prognostics*, Aerospace Conference IEEE, Snowmass in Aspen, Co, USA, Mar. 06. - 13., **1999**
- [94] **Provost M.J.:** *COMPASS: A Generalized Ground-Based Monitoring System*, AGARD Conference Proceedings, Oct., **1988**
- [95] **Provost M.J.:** *Kalman Filtering Applied to Gas Turbine Analysis*, VKI Lecture Series, Gas Turbine Condition Monitoring & Fault Diagnosis, LS-2003-01, Brussels, Belgium, January 13-17, **2003**
- [96] **Provost M.J.:** *Observability Analysis for Successful Diagnosis of Gas Turbine Faults* VKI Lecture Series, Gas Turbine Condition Monitoring & Fault Diagnosis, LS-2003-01, Brussels, Belgium, Jan. 13. - 17., **2003**
- [97] **Queckbörner S.:** *Was ist Data Mining?*, Fachbereich der Informatik TU-Kaiserslautern, Kaiserslautern, Jan. 23, **2004**
- [98] **Rausch R.T., Goebel K.F., Eklund N.H., Brunell B.J.:** *Integrated In-Flight Fault Detection and Accommodation: A Model Based Study*, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power Vol.129, No.4, pp. 962 - 969, **2005**
- [99] **Razak A., Carlyl, J.:** *An Advanced Model Based Health Monitoring System to Reduce Gas Turbine Ownership Cost*, ASME, Turbo Expo 2000, Munich, Germany, May 8-11, **2000**
- [100] **Riegler C.:** *Modulares Leistungsrechnungsverfahren für Turboflugtriebwerke mit Kennfelddarstellung für Wärmeübertragungsvorgänge*, Doktorarbeit, Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart, **1997**
- [101] **Roemer M.J.:** *Testing of a Real-Time Health Monitoring and Diagnostic System for Gas Turbine Engines* American Institute of Aeronautics and Astronautics, AIAA-98-3603, St. Louis, Missouri, 2-4 September, **1998**

- [102] **Roesnick M.:** *Eine systemtheoretische Lösung des Fehlerdiagnoseproblems am Beispiel eines Flugtriebwerkes*, Dissertation, Maschinenbau, Hochschule der Bundeswehr, **1984**
- [103] **Romessis C.:** *Setting up of a Probabilistic Neural Network for Sensor Fault Detection including Operation with Component faults*, ASME Turbo Expo, GT-2002-30030, Amsterdam, 3-6 June, **2002**
- [104] **Romessis C., Mathioudakis K.:** *Bayesian Network Approach for Gas Path Fault Diagnosis*, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 128, No.1, pp. 64-72, **2006**
- [105] **Sampath S. , Singh R.:** *An Integrated Fault Diagnostics Model Using Genetic Algorithm and Neural Networks*, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 128, No. 1, pp. 49 - 56, **2006**
- [106] **Sampath S., Gulati, A., Singh, R.:** *Fault Diagnostics using Genetic Algorithm for Advanced Cycle Gas Turbine*, ASME Turbo Expo, GT2002-30021, Amsterdam, Holland, 3-6 June, **2002**
- [107] **Sampath S., Singh R.:** *Evolution Strategy for Engine and Sensor Fault Diagnosis*, 16th International Symposium on Air-breathing Engines, ISABE-2003-1207, Cleveland, OH, Aug. 31. - Sep. 05., **2003**
- [108] **Santi L.M., Sowers, T.S., Aguilar, R.B.:** *Optimal Sensor Selection for Health Monitoring Systems*, 41st AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit, AIAA 2005-4485, Tucson, AZ., USA., July 10. - 13., **2005**
- [109] **Sarkar M., Leong T.-Y.:** *Application of K-Nearest Neighbours Algorithm on Breast Cancer Diagnosis Problem*, Proceeding of the AMIA Symposium, 2000:759-63, Los Angeles, California, USA, **2000**
- [110] **Scheiderer Joachim:** *Angewandte Flugleistung. Eine Einführung in die operationelle Flugleistung vom Start bis zur Landung*, Springer Verlag, Berlin, Heidelberg **2008**
- [111] **Scheidler S., Mundt, C.:** *Fatal Damage of a Twin-Spool Turbofan Engine due to Fan Blade Off*, International Symposium of Airbreathing Engines, ISABE-2005-1206, Munich, 4-9 September, **2005**
- [112] **Schlueterer H.:** *Engine Condition Monitoring - State-of-the-Art Civil Application*, AGARD Conference Proceedings, Vol. Engine Condition Monitoring - Technology and Experience, No. 448, pp. 12.1 - 12.8, **1988**
- [113] **Sharif M., Burn, D.:** *Development and Application of k-Nearest Neighbour Weather Generating Model*, Canadian Water Resources Association Annual Congress, Montreal, Qc., Canada, June 16 - 18, **2004**

- [114] **Singh R.:** *Advances and Opportunities in Gas-Path Diagnostics*, 16th International Symposium on Air-breathing Engines, Cleveland, OH, USA, Aug. 31. - Sep. 05., **2003**
- [115] **Singh R.:** *Managing Gas Turbine Availability, Performance And Life Usage Via Advanced Diagnostics*, VKI Lecture Series, Gas Turbine Condition Monitoring & Fault Diagnosis, LS-2003-01, Brussels, Belgium, Jan. 13.-17., **2003**
- [116] **Smetana F.:** *Turbojet Engine Gas Path Analysis - A Review*, AGARD Conference Proceedings, Vol. Diagnostics and Engine Condition Monitoring, No. 165, pp. 16.1-16.13, **1983**
- [117] **Sowers T.S., Fittje, E., Kopasakis, G., Simon, D.:** *Expanded Application of the Systematic Sensor Selection Strategy for Turbofan Engine Diagnostics*, ASME Turbo Expo, GT2009-59251, Orlando, FL., USA., 08.-12., **2009**
- [118] **Spieler S., Staudacher S., Fiola R., Sahm P., Weißschuh M.:** *Probabilistic Engine Performance Scatter and Deterioration Modelling*, Proceedings of ASME Turbo Expo 2007, GT2007-27051, Montreal, Canada, May 14-17, **2007**
- [119] **Stamatis A., Mathioudakis K., Berios G., Papailiou K.:** *Jet Engine Fault Detection with Discrete Operating Points Gas Path Analysis*, AIAA Journal of Propulsion and Power, Vol. 7, No. 6, pp. 1043 - 1048, **1991**
- [120] **Stamatis A., Mathioudakis, K., Papailiou, K. D.:** *Optimal Measurement and Health Index Selection for Gas Turbine Performance Status and Fault Diagnosis*, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 114, No. 2, pp. 209-216, **1992**
- [121] **Strang G.:** *Introduction to linear Algebra*, Wellesley, MA, USA, Wellesley-Cambridge Press, **1993**
- [122] **Tumer I. Y., Bajwa A.:** *A Survey of Aircraft Engine Health Monitoring*, American Institute of Aeronautics and Astronautics, AIAA-99-2528, Los Angeles, CA, Jun. 20. - 23., **1999**
- [123] **Urban L.A.:** *Gas Path Analysis Applied to Turbine Engine Condition Monitoring*, AIAA/SAE 8th Joint Propulsion Specialist Conference, AIAA-72-1082, New Orleans, Louisiana, Nov 29 - Dec 1, **1972**
- [124] **Urban L.A.:** *Parameter Selection for Multiple Fault Diagnostics of Gas Turbine Engines*, ASME, 74-GT-62, Zürich, **1974**
- [125] **Vittal S., Hajela P., Joshi A.:** *Review of Approaches to Gas Turbine Life Management*, American Institute of Aeronautics and Astronautics, Palm Springs, California, Apr. 19. - 22., **2004**
- [126] **Volponi A.:** *Data Fusion for Enhanced Aircraft Engine Prognostics and Health Management*, Cleveland, OH, USA, Final Contractor Report, Dec., **2005**

- [127] **Volponi A.:** *Foundations of Gas Path Analysis I+II*, VKI Lecture Series, Gas Turbine Condition Monitoring & Fault Diagnosis, LS-2003-01, Brussels, Belgium, Jan. 13. - 17., **2003**
- [128] **Volponi A. J. , Brotherton T. , Luppold R. , Simon D. L.:** *Development of an Information Fusion System for Engine Diagnostics and Health Management*, Cleveland, OH, USA, Technical Memorandum, Feb., **2004**
- [129] **Vranos L.:** *Aufbau und Validierung eines erweiterten Triebwerk-Synthesemodells zur Bewertung der Verdichterstabilität*, Diplomarbeit, Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart, **2009**
- [130] **Weinert L., Nitsch, M.:** *Klassifikation*, Hochschule für Technik, Wirtschaft und Kultur Leipzig, Fachbereich Informatik, Mathematik und Naturwissenschaften, Leipzig, Jan. 13, **2009**
- [131] **Welch G., Bishop G.:** *An Introduction to the Kalman Filter*, University of North Carolina at Chapel Hill, Chapel Hill, North Carolina, July 24, **2006**
- [132] **Well K.-H., Kämpf, B.:** *Mehrgrößenregelung*, Institut für Flugmechanik und Flugregelung, Universität Stuttgart, **2004**
- [133] **Zedda M., Singh R.:** *Gas Turbine Engine and Sensor Fault Diagnosis Using Optimisation Techniques*, AIAA-99-2530, **1999**
- [134] **Zieschang Heiner:** *Lineare Algebra und Geometrie*, Stuttgart, Teubner, **1997**
- [135] **Zwebek A. I., Pilidis P.:** *Degradation Effects on Combined Cycle Power Plant Performance - Part I: Gas Turbine Cycle Component Degradation Effects*, ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power Vol. 125, No. 3, pp. 651 - 657, **2003**

Lebenslauf des Verfassers

PERSÖNLICHE DATEN

Name	Daniel Nagy
Geboren	Arad / Rumänien
Nationalität	Deutsch

BERUFLICHER WERDEGANG

Nov 11	Angestellter, Liebherr Aerospace, Lindenberg im Allgäu. Tätigkeit: Program Manager im Kundendienst.
März 07 – Okt. 11	Wissenschaftlicher Mitarbeiter, Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart, Promotion im Verbundprojekt „Kraftwerke des 21. Jahrhunderts (KW21)“ in Kooperation mit der MTU Aero Engines GmbH, München
Okt. 03 – März 04	Fachpraktikum, Airfoil Services SDN. BHD., Kuala Lumpur, Malaysia

STUDIUM

Aug. 06 – Feb. 07	Diplomarbeit, Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart „Trend- und Einzelfehlerdiagnose von Turboflugtriebwerken mit Hilfe von linearisierten Leistungsrechnungsmodellen“
Dez. 05 – Juli 06	Studienarbeit, Institut für Flugmechanik und Flugregelung, Universität Stuttgart, „Flight Envelope Protection for the Lockheed Martin F-16“
Apr. 04 – Feb. 07	Hauptstudium der Luft- und Raumfahrttechnik, Universität Stuttgart
Okt. 01 – Sept. 03	Grundstudium der Luft- und Raumfahrttechnik, Universität Stuttgart

SCHULBESUCH

Sept. 97 – Juni 00	Technisches Gymnasium Backnang
Mai 94 – Juli 97	Max Eyth Realschule Backnang
Aug. 92 – Apr. 94	Helmut Rau Realschule Mainhardt
Aug. 91 – Juli 92	Helmut Rau Hauptschule Mainhardt