

Identifikation und Prädiktion von Fehlern bei Käfigläufer-Niederspannungs-Normmotoren

Von der Fakultät Elektrotechnik und Informationstechnik
der Universität Stuttgart
zur Erlangung der Würde eines
Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)
genehmigte Abhandlung

Vorgelegt von
Christoph Haug
aus Freudenstadt

Hauptberichter: Prof. Dr. H.-J. Gutt

Mitberichter: Prof. Dr. K. Feser

Tag der mündlichen Prüfung: 17. Juli 2002

Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik
der Universität Stuttgart

2003

Berichte aus dem Institut für Elektrische Maschinen und Antriebe

Band 9

Christoph Haug

**Identifikation und Prädiktion von Fehlern bei
Käfigläufer-Niederspannungs-Normmotoren**

D 93 (Diss. Universität Stuttgart)

Shaker Verlag
Aachen 2003

Die Deutsche Bibliothek – CIP-Einheitsaufnahme

Haug, Christoph:

Identifikation und Prädiktion von Fehlern bei Käfigläufer-Niederspannungs-
Normmotoren / Christoph Haug

Aachen: Shaker, 2003

(Berichte aus dem Institut für Elektrische Maschinen und Antriebe; Bd. 9)

Zugl.: Stuttgart, Univ., Diss., 2002

ISBN 3-8322-1237-X

Copyright Shaker Verlag 2003

Alle Rechte, auch das des auszugsweisen Nachdruckes, der auszugsweisen
oder vollständigen Wiedergabe, der Speicherung in Datenverarbeitungs-
anlagen und der Übersetzung, vorbehalten.

Printed in Germany.

ISBN 3-8322-1237-X

ISSN 1431-9888

Shaker Verlag GmbH • Postfach 101818 • 52018 Aachen

Telefon: 02407 / 95 96 - 0 • Telefax: 02407 / 95 96 - 9

Internet: www.shaker.de • eMail: info@shaker.de

Die vorliegende Arbeit entstand im Rahmen meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Elektrische Maschinen und Antriebe (IEMA) der Universität Stuttgart, welches nach der Emeritierung des Institutsdirektors, Herrn Prof. Dr. H.-J. Gutt, als Abteilung am Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik (IEH) weitergeführt wurde.

Mein besonderer Dank gilt dem emeritierten Direktor des Instituts, Herrn Prof. Dr. H.-J. Gutt, für die stete Förderung und Unterstützung dieser Arbeit sowie die Übernahme des Hauptberichtes.

Herrn Prof. Dr. K. Feser danke ich für das meiner Arbeit entgegengebrachte Interesse und die Anfertigung des Mitberichtes, sowie für die interessanten Einblicke in die Arbeit des von ihm geleiteten Institutes.

Diese Arbeit wurde angeregt und unterstützt von der Fa. Siemens A&D in Bad Neustadt a. d. Saale. Mein ganz spezieller Dank gilt dabei Herrn Dr. Niedermeier, der sich sehr für dieses Projekt eingesetzt hat.

Danken möchte ich meinen ehemaligen Kollegen am Institut für Elektrische Maschinen und Antriebe, insbesondere Herrn Dr. A. Beisse, Dr. V. Bosch, Herrn Prof. Dr. A. Grüner und Herrn J. Lebsanft, die ihr Wissen stets bereitwillig mit mir geteilt haben. Weiterhin gilt mein Dank Herrn T. Kolb für die gute kollegiale Zusammenarbeit.

Herrn Csismarek, Herrn H. Dick, Frau A. Fischer und den Herren von der Zentralwerkstatt danke ich für die stets freundliche Unterstützung bei meiner Arbeit.

Mein großer Dank gilt schließlich meiner Lebenspartnerin für ihr Verständnis und ihre Unterstützung während der Zeit des Entstehens dieser Arbeit.

Inhaltsverzeichnis

FORMELZEICHEN	4
ABSTRACT	10
1 ZUSAMMENFASSUNG	20
2 EINLEITUNG	21
2.1 KÄFIGLÄUFER-NIEDERSpanNUNGS-NORMMOTOREN	21
2.2 PROBLEMSTELLUNG	22
2.3 ANWENDERBEFRAGUNG	25
2.4 AUFGABENSTELLUNG	29
3 SYSTEMKONZEPTION EINES „INTELLIGENTEN NORMMOTORS“	30
3.1 MODULARES HARDWAREKONZEPT	31
3.1.1 Mikrokontroller-Modul	32
3.1.2 Analog- und Sensor-Modul	32
3.1.3 Kommunikations-Modul	33
3.1.4 Spannungsversorgungs-Modul	34
3.1.5 Verbindungsmodul	34
3.2 MODULARES SOFTWAREKONZEPT	35
3.3 KOMMUNIKATION UND VISUALISIERUNG	36
4 IDENTIFIKATION- UND PRÄDIKTION VON FEHLERN IM ZUSTANDSRAUM	38
4.1 STRATEGIEN ZUR FEHLERIDENTIFIKATION UND -PRÄDIKTION	38
4.1.1 Definition des Monitoring	39
4.1.2 Definition der Fehleridentifikation	42
4.1.3 Definition der Fehlerprädiktion	43
4.1.4 Definitionsüberblick	43
4.2 DER ZUSTANDSRAUM ZUR FEHLERANALYSE	44
4.2.1 Transformationen	45
4.2.1.1 Effektivwertbildung	45
4.2.1.2 Mittelwertberechnung	46
4.2.1.3 Standardabweichung	47
4.2.1.4 Maximum- und Minimumbildung	47
4.2.1.5 Real- und Imaginärteilbildung	48
4.2.1.6 Spektralanalyse	48
4.2.1.6.1 Fouriertransformation	48
4.2.1.6.2 Wigner-Ville-Verteilung	51
4.2.1.6.3 Choi-Williams-Verteilung	51
4.2.2 Merkmalsextraktionen	53

4.2.3	Definition eines Zustandsraums und eines Zustandsvektors zur Fehleranalyse	55
4.3	FEHLERIDENTIFIKATION.....	56
4.3.1	Polynomklassifikation	58
4.3.2	Einfache Ballungsklassifikation	59
4.3.3	Regelbasierte Fehleridentifikation mittels unscharfer Intervalle	60
4.3.4	Schnelle parallele Fehleridentifikation.....	62
4.4	FEHLERPRÄDIKTION.....	65
4.4.1	Feste Fehlerprädiktion aus einem Erfahrungsschatz.....	65
4.4.2	Fehlerprädiktion durch Gradientenauswertung	66
5	FEHLERQUELLEN UND -URSACHEN BEI NORMMOTOREN.....	68
5.1	AUFBAU EINES KÄFIGLÄUFERMOTORS	68
5.2	LAGERSCHADEN.....	69
5.2.1	Schmierung	69
5.2.2	Materialermüdung	69
5.2.3	Unwucht.....	71
5.3	ASYMMETRISCHE SPEISUNG.....	72
5.3.1	Mit- und gegenlaufende Welle der Luftspaltinduktion	72
5.3.2	Rüttelmoment	74
5.3.3	Überhitzung	77
5.4	WICKLUNGSDEFEKT.....	77
5.4.1	Isolationsversagen	78
5.5	ROTORDEFEKT	79
5.6	UNWUCHTEN UND EXZENTRIZITÄTEN	79
5.7	ÜBERHITZUNG	80
6	DATENGEWINNUNG UND -VERARBEITUNG	81
6.1	DIREKT GEMESSENE GRÖßEN	82
6.1.1	Zeitfunktion der drei Phasenspannungen	83
6.1.2	Frequenz der Phasenspannung	84
6.1.3	Mechanische Drehzahl.....	85
6.1.4	Verlauf der Wicklungstemperatur und Lagertemperaturen	85
6.1.5	Zeitfunktion der Vibration.....	86
6.2	ABGELEITETE GRÖßEN VOM TYP TRANSFORMATION.....	87
6.2.1	Effektivwerte der Phasenspannungen und der Vibration	87
6.2.2	Asymmetrie der Phasenspannungen.....	87
6.2.3	Das Frequenzspektrum der Phasenspannungen	87
6.2.4	Das Frequenzspektrum der Vibration.....	88
6.2.5	Der Schlupf.....	89
7	ERMITTLUNG VON DREHMOMENT, STROM UND VERLUSTWINKEL	90
7.1	EINFACHE NÄHERUNGSWEISE BERECHNUNG DES DREHMOMENTS	91
7.2	DIE LEERLAUFKENNLINIE	93
7.3	DIE STROMORTSKURVEN	95

<i>Inhaltsverzeichnis</i>	3
7.3.1 <i>Temperaturabhängigkeit</i>	95
7.3.2 <i>Schlupfabhängigkeit</i>	97
7.3.3 <i>Vergleich zwischen Messung und Berechnung</i>	98
8 BESTIMMUNG DER UNWUCHT DURCH AUSWERTUNG DER VIBRATION	100
8.1 ANALYSE DES EFFEKTIVWERTES DER VIBRATION	100
8.1.1 <i>Abhängigkeit der Vibration von der Belastung</i>	100
8.1.2 <i>Temperatur und Betriebszeitabhängigkeit der Vibration</i>	101
8.2 ANALYSE DES FREQUENZSPEKTRUMS DER VIBRATION	101
8.2.1 <i>Analyse des Frequenzspektrums am Motor der Achshöhe 160</i>	110
8.3 AUSWERTUNG DES VIBRATIONSSPEKTRUMS MITTELS UNSCHARFER LOGIK.....	112
9 TEMPERATURPROGNOSE	115
9.1 AUSGANGSSITUATION	115
9.2 VEREINFACHTES THERMISCHES ERSATZSCHALTBILD.....	117
9.3 VERGLEICH VERSCHIEDENER VERFAHREN	118
9.3.1 <i>Verfahren von Vetter</i>	118
9.3.2 <i>Verfahren von Zeller</i>	119
9.3.3 <i>Unterschiede der Verfahren</i>	119
9.4 DSFI-ALGORITHMUS	120
9.4.1 <i>Mathematische Grundlagen</i>	120
9.4.2 <i>Vorteile und Nachteile</i>	121
9.5 UMSETZUNG IN SOFTWARE	121
9.5.1 <i>Modulares Konzept</i>	121
9.6 EXPERIMENTELLE ÜBERPRÜFUNG DER TEMPERATURPROGNOSE.....	123
9.7 ANPASSUNG DES VERFAHRENS NACH ZELLER	125
10 AUSBLICK	126
LITERATURVERZEICHNIS	127
ANHANG	132
A1 DATEN DER UNTERSUCHTEN VIBRATIONSSENSOREN	132
A1.01 MIKROMECHANISCHE SENSOREN.....	132
A1.02 PIEZOELEKTRISCHER SENSOR	133
A2 DATEN DER UNTERSUCHTEN MOTOREN	134
A2.01 1,5 kW ACHSHÖHE 90L	134
A2.02 15 kW ACHSHÖHE 160.....	135
A3 MATHEMATISCHE GRUNDLAGEN DES DSFI-ALGORITHMUS	136

Formelzeichen

Formelzeichen mit lateinischen Buchstaben

a	Steigung einer linearisierten Funktion	
\mathbf{A}	Koeffizientenmatrix	
a	Abstand des Masseschwerpunktes von der Rotationsachse	[m]
a	Abkürzung für $e^{j\frac{\omega}{2}p}$	
$\underline{\mathbf{A}}$	DSFI-Matrix	
$ABSj$	Ermittlung von Betrag und Phase einer komplexen Größe	
\underline{b}	DSFI-Vektor	
\mathbf{C}	Menge der komplexen Zahlen	
C	Kapazität	[F]
C_N	Luftgruppe von Wälzlager	
CWD	Kontinuierliche Choi-Williams Verteilung	
D	Schätzvektor	
d_m	Kugeldurchmesser des Wälzlagers	[m]
e	Eulersche Zahl	
\underline{e}	DSFI-Fehlervektor	
\mathbf{F}	Fehlerraumsymbol	
f	Anzahl Fehlerarten	
F	Fliehkraft, ausgelöst durch eine Unwucht	[N]
\hat{f}	Amplitude einer Schwingung	
f^*	Konjugiert komplexe Funktion	
$f(t)$	Zeitfunktion	
f_0	Netzfrequenz	[Hz]
f_1, f_2	Grundfrequenzpaar der Luftspalt-Kraftwelle	[Hz]
$f_{chirp}(t)$	Zeitfunktion eines "Chirps"	
FFT_n	Schnelle (Fast) Fouriertransformation	
F_n	Fouriertransformation	
f_n	Mechanische Läuferdrehfrequenz	[Hz]
H	Zeichen für einen Funktionen- oder Hilbertraum	

i	Strom	[A]
I_2'	Auf die Ständerseite transformierter Läuferstrom	[A]
I_a	Ausgangsstrom	[A]
Im	Imaginärteil einer komplexen Zahl	
j	Eulersche Zahl $\sqrt{-1}$	
J_L	Trägheitsmoment der Arbeitsmaschine (Last)	
J_R	Trägheitsmoment des Motor-Rotors	
k	Faktor zur Berechnung des Anlaufmomentes	
k	Ganze Zahl, z. B. Stichprobennummer	
l	Ganzzahlige Zählvariable, Dimensionen	
L	Amplitude der Luftspaltkraftwelle	
L_{s2}'	Auf Ständerseite transformierte Läuferstreuinduktivität	[H]
L_{st}	Ständerstreuinduktivität	[H]
$l(x)$	Linearisierte Funktion	
L_1	Amplitude der Luftspaltkraftwelle bei maximalem Luftspalt	
L_2	Amplitude der Luftspaltkraftwelle bei minimalem Luftspalt	
L_h	Hauptinduktivität einer Käfigläufermaschine	[H]
L_h	Hauptinduktivität	[H]
m	Ganzzahlige Zählvariable, Dimensionen	
M	Drehmoment	[Nm]
M	Merkmalsraumsymbol	
m	Anzahl Merkmale	
m	Masse der Unwucht	[kg]
M	Masse ohne Unwucht	[kg]
\underline{M}	quadratische DSFI-Matrix	
M_A	Anlaufmoment	
Max	Maximumfunktion	
Min	Minimumfunktion	
M_L	Bremsendes Moment der Arbeitsmaschine (Last)	
M_s	Vorgang der Merkmalsgewinnung	
m_T	Anzahl transformierter Merkmale	
MW	Arithmetische Mittelwertbildung	
MW_n	Diskrete Mittelwertberechnung	
MW_T	Kontinuierliche Mittelwertberechnung	
n	Ganze Zahl, z. B. Stichprobenmenge, Raumdimension	

n	Läuferdrehzahl	$[\text{s}^{-1}]$
\mathbf{N}	Normierungsmatrix	
n_0	Synchrondrehzahl	$[\text{s}^{-1}]$
N_k	Klassenanzahl	
n_L	Wälzlagerdrehzahl	$[\text{s}^{-1}]$
P	Wirkleistung	$[\text{W}]$
p	Polpaarzahl der Käfigläufermaschine	
\mathbf{P}	Prognoseraumsymbol	
P	Anzahl Prognosewerte	
P_d	Luftspaltleistung	$[\text{W}]$
r	Radiale Entfernung der Unwucht	$[\text{m}]$
R	Widerstand	$[\Omega]$
\mathbf{R}	Menge der reellen Zahlen	
R_2'	Auf Ständerseite transformierter Läuferwiderstand	$[\Omega]$
R_{20}'	Läuferwiderstand bei Raumtemperatur	$[\Omega]$
$\underline{R}_{\tilde{N}}$	obere DSFI-Dreiecksmatrix	
R_I	Ständerwiderstand	$[\Omega]$
R_{I0}	Ständerwiderstand bei Raumtemperatur	$[\Omega]$
Re	Realteil einer komplexen Zahl	
$ReIm$	Real- und Imaginärteilermittlung einer komplexen Größe	
R_{Fe}	Eisenverlustwiderstand	$[\Omega]$
RMS_n	Diskrete Effektivwertberechnung	
RMS_T	Kontinuierliche Effektivwertberechnung	
s	Läuferschlupf	
ST	Spektral-Transformation	
T	Periodendauer oder Intervall	$[\text{s}]$
t	Zeit	$[\text{s}]$
\underline{T}	DSFI-Matrix, symbolisiert Householder-Transformation	
T_i	Zeitdauer bis zum Erreichen eines Inkrementalgeberstriches	$[\text{s}]$
t_k	Zeitpunkt der k-ten Stichprobe	$[\text{s}]$
U	Effektivwert einer Spannung	$[\text{V}]$
U	Unwucht	$[\text{kg m}]$
u	Zeitveränderliche Spannung	$[\text{V}]$
U_I	Effektivwert der Strangspannung	$[\text{V}]$
U_I	Effektivwert der Motorklemmenspannung	$[\text{V}]$

$U_{1,2,3}$	Phasenspannungen	[V]
U_a	Ausgangsspannung	[V]
U_g	Gegenlaufende Spannung	[V]
U_h	Induzierte Spannung	[U]
$U_{L1,2}$	Phasenspannungen	[V]
U_m	Mitlaufende Spannung	[V]
U_{REF}	Referenzspannung	[V]
V	DSFI-Verlustfunktion	
v_Z	Geschwindigkeit der Zustandsraumschwerpunktverschiebung	
\underline{W}	DSFI-Wichtungsmatrix	
WVD_T	Kontinuierliche Wigner-Ville-Verteilung	
x	Allgemeine reelle Variable	
\underline{x}	DSFI-Vektor	
X'_{2s}	Auf Ständerseite transformierte Läuferstreureaktanz	[Ω]
X'_2	Läuferreaktanz	[Ω]
X_{1s}	Ständerstreureaktanz	[Ω]
X_I	Ständerreaktanz	[Ω]
X_h	Hauptreaktanz einer Käfigläufermaschine	[Ω]
x_k	Werte der k-ten Stichprobe	
\mathbf{Y}	Zielraum	
y	Zielvektor	
z	Komplexe Zahl	
\mathbf{Z}	Zustandsraumsymbol	
z''	Stabzahl des Läufers	
z_G	Grenzvektor des Zustandsraumes	
z_i	Strichzahl des Inkrementalgebers	
z_i	Merkmalswert	
z_M	Mittelwert des Zustandsraumschwerpunktes	

Formelzeichen mit griechischen Buchstaben

a_k	Spektralampplitude der k-ten Cosinusschwingung	
a_V	Verstärkung einer Schaltung	
a_0	Spektralanteil bei der Frequenz Null	
b_k	Spektralampplitude der k-ten Sinusschwingung	
d	Luftspaltbreite	[m]

d_0	Ursprünglicher Luftspalt	[m]
Df	Frequenzauflösung der Spektralanalyse	[Hz]
Dd	Änderung der Luftspaltbreite	[m]
DL	Amplitudenänderung der Luftspaltkraftwelle	
j	Lastwinkel	
j^{chirp}	Phasenwinkel eines "Chirps"	
j_u	Phasenwinkel des resultierenden Spannung	
j_z	Phasenwinkel einer komplexen Größe z	
j_n	Läuferwinkel	
j_R	Drehwinkel des Rotors	
j_g	Phasenwinkel der gegenlaufenden Spannung	
j_m	Phasenwinkel der mitlaufenden Spannung	
m	Mittelwert einer Gaußverteilung	
n	Berechnungsfaktor der Luftspaltkraftwellenamplitudenänderung	
p	Kreiskonstante	
$J_{\dot{U}}$	Übertemperatur	[°C]
$J_{\dot{U}End}$	Endübertemperatur	[°C]
J	Temperatur	[°C]
J_W	Mittlere Wickelungsübertemperatur	[°C]
J_{WK}	Wickelkopfübertemperatur	[°C]
J_G	Grenztemperatur	[°C]
Q	Gaußsches Fehlerintegral bzw. Wahrscheinlichkeit	
\underline{Q}	DSFI-Parametervektor	
\underline{r}	DSFI-Wichtungsfaktor	
s_G	Glättungsfaktor	
s_n	Empirische Standardabweichung aus n Stichproben	
s	Standardabweichung	
t	Integrationsvariable	
t	Zeitkonstante	[s]
w	Kreisfrequenz	[s ⁻¹]
w_0	Kreisfrequenz der Netzspannung	[s ⁻¹]
w_k	Kreisfrequenz der k -ten Spektrallinie	[s ⁻¹]
w_n	Kreisfrequenz des Läufers	[s ⁻¹]
w_u	Kreisfrequenz der resultierenden Spannung	[s ⁻¹]

w_{chirp}	Kreisfrequenz eines "Chirps"	[s ⁻¹]
z	Integrationsvariable	
\underline{Y}	DSFI-Messmatrix	
\underline{y}	DSFI-Messvektor	
x	Integrationsvariable	

Abkürzungen

ABS	Absolutwert bzw. Betrag einer Zahl
CPU	Zentrale Recheneinheit (in diesem Fall der Mikrokontroller)
CWD	Choi-Williams-Verteilung
DSFI	Discrete Square root Filtering in Informationform
EEPROM	Electrical Erasable ROM
Fe	Eisen
FFT	Fast-Fourier-Transformation, Schnelle Fouriertransformation
FLASH-ROM	Per Spannungsimpuls („FLASH“) löschbares und dann wiederbeschreibbares ROM
GIF	Grafik Interchange Format, Grafikformat
IC	Integrierter Schaltkreis
IEMA	Institut für Elektrische Maschinen, zwischenzeitlich Abteilung für Elektrische Maschinen am Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik der Universität Stuttgart.
Im	Imaginärteil einer komplexen Zahl
LED	Leuchtdiode
Max	Maximum
Min	Minimum
MW	Mittelwert
RAM	Random Access Memory; Schreib- / Lesespeicher
Re	Realteil einer komplexen Zahl
REF	Referenzwert
RMS	Root-Mean-Square, Effektivwert
ROM	Read Only Memory, Lesespeicher
RTEMS	Real-Time-Executive for Multiprozessor Systems Echtzeitbetriebssystem
SRAM	Statisches RAM
WVD	Wigner-Ville-Verteilung

Identification and Prediction of Faults at IEC-Standard-Induction-Motors

Abstract

Motivation

AC-Induction-Motors are the most used electric motors in industrial applications. That's why a standardisation of those motors was made to get the possibility of interchange motors from different manufacturers and to reduce costs. The importance of those motors is shown at an example.

A 3 kW motor, running a conveyor section at a major food producer's facility suddenly failed, shutting down the line. It cost the company hundreds of thousands of Euro in lost product and production time.

That company spends one million Euro annually to monitor vibration on critical systems. Yet none of the complex equipment and maintenance procedures were sufficient to detect problems on this small motor. Part of the reason is due to the expense of monitoring equipment. Another part is insufficient knowledge about application effects on motor operation.

Ideally, a motor should operate to its maximum designed life. According to a recent survey, motors don't live as long as they are designed to. A majority, 86 %, said their motors rarely lasted longer than 5 to 10 years. Even if the motor is designed for a lifetime of 20 years. The reasons for this motor faults will be shown.

To identify problems of use and faults, also to get out the requests and the investment readiness of the customers and users of those induction motors, a survey was made. As one result of this survey, the causes of failure are identified as 51 % bearing and lubrication faults, 31 % stator faults, 8 % cage-rotor faults and 10 % other reasons. The frequency of faults is 5 % per year. 91 % of questioned users said, that such a malfunction is too high because of the costs due to a breakdown of production.

Due to this survey, as well as the advice of motor manufacturers and scientific considerations, a conceptual formulation for a monitoring and diagnostic system was made.

1. The system has to ascertain and monitor the following data of the drive:
 - Electrical data, e. g. voltage, frequency, phase-fault etc..
 - Thermal data, e. g. hot-spot temperatures in windings, bearing etc..
 - Mechanical data, like unbalances, vibrations e. g. as a result of bearing defects etc..
2. Identification and weighting of occurred defects out of the extracted data and sending of error messages through:
 - acoustical and visual signals etc., e. g. at offline use.
 - communication networks like a field bus within monitoring and automating systems.
3. Prediction of initiating and increasing defects and weighting of possible succeeding defects and faults.

Concept of Hardware and Software of an Intelligent Motor

The development of a cheap motor diagnostic system can't only be the exploration of the induction motor's attributes and the development of diagnostic algorithms. It also has to be the conception and building of a functional prototype. This prototype should combine sensors, analogue and digital hardware, diagnostic, communication and visualisation software, as well as information technical viewpoints and a profound knowledge about electrical machines.

Both, the hardware and the software is divided into modules. This modularization is important for further developments of single units of the system. If a faster microcontroller or another communication bus is needed, for example, only one module has to be changed.

The diagnostic hardware is placed onto the induction motor into or near the terminal housing and consists of five modules:

1. The microcontroller module consists of a 32-bit microcontroller with an integrated 'Time Processing Unit' (TPU) the RAM and ROM, as well as a real time clock chip. The software algorithms for diagnostics and communication are running onto this module.
2. The analogue sensor module is built for conditioning and acquisition of sensor data, as well as analogue to digital conversion. This module is consciously made without a measurement of electric currents. The analysis of motor current may supply good diagnostic results on an easy way, but the measurement of current is costly. Therefore it has to be considered, that the values of voltages, temperatures, vibrations, frequencies etc. vary in a small range within the wide range of standard motors sizes and the same module can be used for almost all standard motors. The electric current varies in a wide range through the motor sizes, so there would have to be built several modules for several current ranges.
3. The communication module connects the diagnostics hardware, placed at the motor with an automation system or an visualisation computer via a communication bus. There may be built several modules for Profibus, Can-Bus, Industrial Ethernet, Lon-Bus etc..
4. The voltage supply module for the diagnostic hardware may be supplied from a 24 V DC energy bus or directly from the AC motor supply itself.
5. The last Module is a backplane which connects the modules and must also be build for further extensibility.

The software concept is divided into two parts, the diagnostic software, which is running at the diagnostic hardware, as well as the visualisation and storing software which may run on an external computer.

The diagnostic hardware and software will do the identification and prediction algorithms for fault detection, so the load of the communication bus will be minimised. The diagnostic software is written in the C programming language, using a real time operating system called RTEMS (Real Time Executive for Multiprocessor Systems). This software consists of several

tasks, modules and algorithms for identification and prediction of faults, as well as communication, driving the hardware and data acquisition.

Identification and Prediction of Faults into a State Space

The strategy for identification and prediction of faults is divided into three layers:

1. The monitoring layer collects data for analysis. This includes sensors, analogue to digital conversion etc.. Also the pre-processing of the direct measured signals, like the time functions of voltages, vibrations, voltage frequencies, rotation speed etc., with standard algorithms, like FFT and calculation of RMS values is included. Another part of the monitoring level are state value observers, which calculate unknown state values, like torque, current and power factor, out of the known values by courtesy of the motors equivalent.
2. The fault identification layer appraises the data supplied by the monitoring level. The aim is to detect, localise and weight faults. This is done by attribute extraction and analysis by means of blurred ranges (fuzzyfication).
3. The failure prediction layer uses the fault data, supplied by the fault identification layer. This data will be used to forecast a motor failure. In this layer two different kinds of failures will be discerned. First, a recognised fault may get worse and will lead directly to a failure. Second, a recognised fault may cause another fault which will lead to a failure.

The values, delivered by the monitoring layer, come in a heterogeneous structure. We have temperature values and temperature progressions. Time functions of voltages and vibrations will be measured and a frequency spectrum will be calculated. This functions have to be handled into hilbert spaces. Also there are values of rotation speed and voltage frequency. This heterogeneous structure has to be transformed into a simple homogeneous structure to be analysed and handled with a cheap microcontroller system. Therefore ways are searched and described to convert the data into state vectors of a state space with single scalar state values for every attribute and measured value or time function.

First there are shown some simple standard conversions, like building an RMS value, calculating a mean value or a standard deviation. Those conversions build scalar attributes of a progression. Second, the use of spectrum analysis transformations like FFT, Wigner-Ville-

Distribution and Choi-Williams-Distribution is explored. These spectrums also have to be converted into scalar values by suitable algorithms, which will be discussed.

As another step, a state vector space is defined, which combines several sub vector spaces and represents the state of the induction motor. The first sub space represents the measured and calculated values in an attribute space. The second sub space holds the blurred or sharp results of the fault identification. The last sub space contains the results, calculated by the failure prediction layer. It has to be said, that the whole state space, including the fault or failure spaces, as a fault or failure memory, may be used to detect new faults or failures

The next step after building the motor's state vector, is to analyse those attributes. A simple way to find out a change of motor state is to calculate the centroid of several measurements. If this centroid changes during the motor's lifetime a fault may have been occurred. Several methods to find a motor fault are described.

The polynomial classification is done by a regression analysis. This is a kind of a learning algorithm. The algorithm is thought by samples of 'good' and 'bad' behaviour. This means, the diagnostic system may distinguish those different states after the teaching process. The two states are divided by a polynomial, e. g. a straight line as the simplest case. The distance between the learned polynomial and the state vector is a degree of affiliation to one group of states.

It is evident, that it is not possible to divide two or several states in every case. Particularly the analysis of a 'bad' state is not always possible or only possible with great effort. Also there may be a smooth transition between those states. In such a case, a simple cluster analysis method can be used. Therefore only the 'good' state is analysed. Then there may be calculated a single affiliation function by statistical methods. If a measured state vector does have a small affiliation value a fault is highly probable. This method may be used at the put into operation of a drive system. Then also the driven machine can be analysed with this diagnostic system.

After the described direct methods of classification are concluded the results are furthermore analysed by rules into blurred intervals out of a fixed or extensible knowledge base. These fuzzy logic presents the advantage of easy integration of expert knowledge in combination with statistical methods. Such a rule may be for example:

If winding temperature is very high and torque is not very high and voltage is not asymmetric and no winding defect and environment temperature is not high then cooling is insufficient.

Some faults may cause a fault and a damage of the motor very fast. One example is a phase loss if the motor is started. In this case the short circuit current into two phases is always active, because the motor won't start rotating. Normally, a motor fault is developing slowly and the long analysing time of the microcontroller system doesn't matter. In such a case however, it must be possible to react very fast. Therefore a fast parallel fault detection was integrated to detect such a kind of urgent or dangerous motor faults.

The next step of diagnostic is the prediction of motor failure. Therefore a knowledge base is also used. One simplified rule is:

If the winding temperature is 10 °C higher than the upper temperature limit, the winding's lifetime is halved.

With such a rule, a weighted working hour counter may be realised, which may warn the user before reaching a defined end of lifetime.

Another possibility to calculate the end of lifetime is using the described centroid method. The gradient of the centroid's movement may be calculated. Now it is possible to determine the time, that the centroid will take to reach a defined fault limit.

Faults and Defects of Induction-Motors

At standard induction motors faults and defects may occur. Thereby a fault must not lead directly to a defect but it can just affect normal operation. On the other hand, there are existing faults, which lead directly or indirectly to a defect. Therefore it is essential to find out those causes of faults and defects to analyse them. Under these circumstances the main failure causes are from special interest.

Bearing faults are the most common reason of motor defects. There are several possibilities of faults which affect bearings. One of this causes of a bearing defect is an insufficient lubrication, which may lead to a mechanical defect in a short range of time. The strain of lubrication leads, because of the motor's operation, depending on strain, sooner or later to an end of grease stability time.

Another reason of bearing defects are material fatigues. On one hand there are so called pitings, which arise in deeper zones of the bushing. Similar fatigues, on the other hand, may

occur at the bearing balls or reels. These pits may be detected by vibration analysis. The monitoring of bearing temperature is another possibility to detect bearing faults. Therefore temperatures can be compared, because of the motor's changing absolute temperature, which is caused by different motor loads, for example.

An additional reason of bearing breakdown is an unbalance mass at the rotor shaft, which may destroy a bearing in a short range of time. Such unbalances can be detected by vibration analysis.

Another kind of fault is an asymmetrical respectively unbalanced voltage. To calculate this unbalance, the voltage is divided into a voltage space vector, rotating into normal direction and a counter-rotating voltage space vector. It is shown, that this unbalance leads to a pulsating torque and to motor frame vibrations, depending on the motors pole number.

Winding faults are the second common reason of motor failure. The temperature of the motor winding is a good indicator of stator winding health. Induction motors, which typically run at Class F levels should run at or below 155 °C under a full load. Another possibility of detecting winding damages, like stator winding short circuits, is to analyse vibrations, caused by the unbalanced air gap induction space vector. This behaviour is similar to the unbalanced supply voltage, which was mentioned before.

The third common motor failure is a rotor defect, like a rotor rod fracture, which may influence the motor current and the motor vibrations.

Data Acquisition and Computing

For experimental analysis of standard motors and the developed diagnostic system, they were scrutinised with a motor test-bench. The received data of the test-bench equipment were compared with the output data of the diagnostic system. First the data acquisition and computing is described.

At first, the direct measured values are acquired. The indirect values will be calculated out of those values directly measured.

The first direct measurements are the time functions of the supply voltages. This time functions are used to calculate a frequency spectrum, the RMS values, the mean voltage values, which represents a DC voltage offset, as well as a voltage unbalance etc.

The frequency of the supply voltage is measured by detecting the zero-crossing of the phase voltage. This detection is done by a low pass filter and a schmitt-trigger. The Time Processing Unit (TPU) of the microcontroller measures the voltage cycle duration out of the trigger signal. Then the TPU will calculate the AC voltage frequency respectively the synchronous rotation speed out of this cycle time.

The rotation speed itself is measured in the same manner. Here the impulses are delivered by an incremental rev counter. This cheap incremental rev counter is specifically built for this application and does only have 64 impulses per turn.

Out of those two values, the synchronous rotation speed, the rotor rotation speed and the rotor slip are calculated.

The winding and bearing temperatures are measured by KTY 84 silicon temperature sensors, which are placed into the winding and near the bearing bushing into the bearing shield. The sensor is supplied by a voltage controlled 2 mA constant current source. The sensor voltage is measured and the temperature will be calculated by the microcontroller out of the sensor's characteristic curve.

For measuring the vibration time function, several vibration sensors were tested. On one side a piezo ceramic acceleration sensor and on the other side several capacity micromachined silicon acceleration sensors into a monolithic SMD IC were compared. A frequency spectrum and a RMS value are calculated by the diagnostic system out of these time function. It is shown, that a significant vibration spectrum may not only be measured near the bearing. Significant vibrations may be also measured at the motor housing.

Calculation of Torque, Current and Power Factor

The calculation of torque, current and power factor is useful to estimate the motor load. With this estimation it is possible to compare the temperature and vibration values. If those values do not fit with the load, a fault is probable. As it was shown, those influences can be used as attributes, which help to detect a motor fault.

For the estimations an equivalent circuit diagram is used. In this equivalent circuit diagram an adaptation of temperature and voltage have been integrated. This means, the winding resistance is changing with the winding temperature and the main inductance is changing with the induced voltage.

It is shown, how the torque may be simply estimated respectively calculated from the air gap power. Therefore the rotor current must be calculated from the equivalent circuit diagram, using some measured values. The torque now may be calculated with a maximum error of about 3 %.

To calculate the current and power factor, an additional adaptation of the winding temperature was necessary. An algorithm was implemented, which calculates the dynamic divergence of the winding temperature. This algorithm uses a simple thermal equivalent circuit diagram, which is explained. The motor current and the power factor can be calculated with an error of about 4 % respectively 5 %.

Vibration-Analysis

The acquisition of motor vibrations is, similar to the measurement of the motor current, an informative possibility to detect motor faults. A great part of motor vibrations is build by air gap forces. These air gap forces are a consequence of the magnetic air gap flux. The RMS value of the vibration increases with an increasing motor load, for example. The RMS value is also dependent on the motor temperature, as well as the bearing temperature or voltage and mass unbalances.

A good way to analyse motor vibration respectively air gap forces, is to calculate a vibration frequency spectrum. With this frequency spectrum it is possible to divide vibrations caused by mass unbalance or caused by voltage unbalance. The voltage unbalance results in increasing amplitudes at the lower frequency ranges.

The unbalanced mass, on the other side, leads to a dynamic mechanical eccentricity of the induction motor's rotor.

Normally the air gap flux is rotating with synchronous rotation frequency. This flux is modulating the rotor tooth rotation frequency. This amplitude modulated signal can be seen at the frequency spectrum. That means, the rotor tooth rotation frequency can't be seen in the spectrum but only two side bands left and right of this frequency. Into this side bands, with a distance of the synchronous rotation frequency, the amplitude of the synchronous air gap flux can be seen.

Under the influence of an unbalanced mass, which leads to a dynamic mechanical eccentricity of the air gap, an amplitude at the rotor tooth rotation frequency appears. This happens because the amplitude modulated signal is now unbalanced, too.

Due to a non linear transformation from the air gap flux to the air gap forces, there sometimes exist several of those amplitude modulated vibration frequency pairs. To build a likelihood of mass unbalance, a blurred fuzzy method was defined. Statistical methods, e. g. the gaussian normal distribution and the standard deviation, were used to define linearised fuzzy ranges to distinguish states of normal or abnormal operation.

It is possible to increase the recognition quality of unbalanced mass if this likelihood method will be combined with the vibration's RMS value as a two dimensional recognition method.

Temperature-Prediction

A considerable amount of faults lead back to the neglect of electrical machine's thermal progress. If the temperature progression of a motor is previously known, the user may be alarmed in time to prevent a defect. Therefore several motor temperature prediction methods were developed. Two of those methods have been compared in this thesis.

The first method assumes, that the induction motor can be modelled as a thermal two item system. From this follows a mathematical description as a function, including two e-functions. With a regression analysis method, called DSFI Algorithm (Discrete Square Root Filtering Algorithm), the coefficients of the function are determined and the final temperature may be calculated. This method was also compared with a simple analytical function, that simply consist of one e-function. In principal this method doesn't need further information about the motor.

The second temperature prediction method needs to learn the motor's behaviour at first. During operation, the motor current and voltage has to be known. Within this method, the power losses of the motor are calculated. Then a thermal three item system, as a simplified thermal equivalent circuit diagram, is used to calculate the temperature progression. This method seems to be less susceptible regarding the convergence of the algorithm. On the other hand the motor current has to be known and the algorithm has to learn the motor's behaviour at first, by using special test runs.

1 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wird die Entwicklung eines Diagnosesystems für Käfigläufer-Niederspannungs-Normmotoren beschrieben. Dabei wurde insbesondere versucht ein System zu entwickeln, welches den niederen Kosten dieser IEC-Normmotoren gerecht wird und mit möglichst wenig Aufwand realisiert werden kann. Dazu gehört, dass dieses Diagnosesystem ohne eine Strommessung auskommt und die entwickelten und verwendeten Komponenten für sämtliche Baugrößen Verwendung finden können.

Ausgehend von einer Anwenderbefragung wurde ein Systemkonzept für solch ein Diagnosesystem ausgearbeitet. Dabei wurde versucht die Vorschläge und Wünsche als Ergebnis dieser Umfrage zu berücksichtigen. Weiterhin wurden bei der Konzeption die Bedürfnisse der Motorhersteller in Betracht gezogen und die Ergebnisse der Untersuchung der zu diagnostizierenden Normmotoren integriert.

Anhand der Systemkonzeption wurde eine Hardware realisiert, welche über Sensoren den Motorzustand erfasst, auswertet und die Ergebnisse an einen Prozessrechner oder Visualisierungsrechner, z. B. als Alarmmeldungen, über einen Feldbus weitergibt. Weiterhin ist es möglich Alarmer direkt am Gerät visuell auszugeben.

Zur Diagnose der Sensormesswerte wurden Algorithmen entwickelt und als Software unter einem Echtzeitbetriebssystem implementiert. Dabei wurde auf Modularität und die Möglichkeit späterer Erweiterungen Wert gelegt.

Insbesondere wurden bei der Diagnose des Motorzustandes die Motorvibrationen am Motorlager und am Klemmenkasten der Maschine mittels piezokeramischer und mikromechanischer Beschleunigungssensoren untersucht. Dabei können bei einer Vibrationsmessung am Klemmenkasten die Verhältnisse im Luftspaltfeld analysiert werden.

Weiterhin wurde versucht die Werte von Drehmoment und Motorstrom möglichst genau durch Auswertung der zur Verfügung gestellten Messsignale nachzubilden und so dem Benutzer und weiteren Analysealgorithmen zur Verfügung zu stellen.

2 Einleitung

2.1 Käfigläufer-Niederspannungs-Normmotoren

Drehstrom-Induktions-Maschinen, oft auch Drehstrom-Asynchron-Maschinen genannt, haben im industriellen Einsatz eine herausragende Bedeutung. Drehstrommotoren hatten im Jahr 2000 in Deutschland einen Anteil von 34 % der produzierten Motoren [1].

Dabei waren 45 % aller in Deutschland hergestellten Motoren Kleinmotoren, wie sie in großer Stückzahl z. B. in Automobilen, Haushaltsgeräten, Computern, Uhren, Mobiltelefonen usw. verwendet werden. Der Anteil dieser Kleinmotoren stieg vom Jahr 1991 zum Jahr 2000 von 33 % auf 45 % [2]. Ein Überblick über die Produktion elektrischer Maschinen in Anteilen des Umsatzwertes gibt Bild 1.

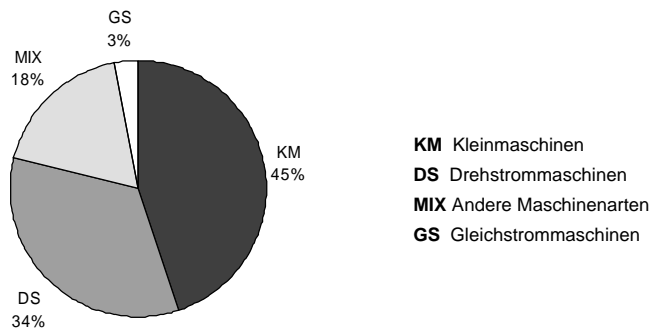


Bild 1: Produktion elektrischer Maschinen im Jahr 2000 in Deutschland

Im industriellen Einsatz beträgt der Anteil an Drehstromantrieben 70 % [3], wobei sich der Anteil von Induktionsmaschinen auf 61 % beläuft [2]. Dieser hohe Anteil von Induktionsmaschinen begründet sich aus dem einfachen, robusten und dadurch kostengünstigen Aufbau

der Induktionsmaschine. Dabei kommt der Käfigläufermaschine wiederum eine besondere Bedeutung zu.

Der Stator und der Rotor bzw. Läufer einer Induktionsmaschine sind rotationssymmetrisch. Dies bedeutet eine konstante Luftspaltlänge am gesamten Umfang. Die zylinderförmigen Blechpakete von Ständer und Läufer werden aus Blechroden gestanzt. Dabei kommen meist Standardblechschnitte zum Einsatz. Die Blechschnitte besitzen an den dem Luftspalt zugewandten Seiten Nuten zur Aufnahme der Wicklungen. Dabei wird der Stator mit einer Drehstromwicklung versehen. Beim Käfigläufer besteht die Wicklung aus symmetrisch über dem Umfang verteilten Stäben. Die Läufer- oder Kurzschlußstäbe sind an den Stirnseiten mit Kurzschlußbrüngen versehen. Die Läuferwicklung besteht aus Aluminium, welches direkt in die Läufernuten gegossen wird. In dieser Ausführung besitzt die Käfigläufermaschine außer den Lagern keine mechanischen Verschleißteile. Das selbe gilt auch für permanenterregte Drehfeldmaschinen, die als sogenannte Servo- oder EC-Maschinen immer häufiger eingesetzt werden und für Reluktanzmaschinen.

Der einfache Aufbau der Käfigläufermotoren und der daraus resultierende günstige Preis führte zu einer weiten Verbreitung dieser Motorart. Dies ist der Grund, warum diese Antriebe schon sehr früh normiert wurden. Asynchrongeneratoren werden hingegen selten eingesetzt, da diese induktive Blindleistung zur Magnetisierung benötigen [4].

Normmotoren werden in Serie produziert. Dadurch bedingt sind die Eigenschaften der einzelnen Motoren eines Modells einer Baugröße sehr ähnlich und nur durch Produktionstoleranzen gegeben. Änderungen und Verbesserungen werden in diesen Serienprodukten nur langsam eingearbeitet.

2.2 Problemstellung

Normmotoren werden in großem Umfang in der Industrie eingesetzt. Trotz ihrer robusten und optimierten Bauweise kommt es bei diesen Motoren zu Ausfällen und Schäden. Die Lager von dauergeschmierten Normmotoren besitzen eine Standfestigkeit von 40000 h, dies entspricht einer Dauerbetriebszeit von ca. 4,6 Jahren [5].

Im Allgemeinen werden Normmotoren auf eine durchschnittliche Lebensdauer von 20 Jahren bemessen. Nach einer Umfrage in den USA [6] erreichen in der Anwendung 86 % der Normmotoren keine zehn Betriebsjahre, wobei keiner der Motoren 15 Betriebsjahre erreichte. Vielmehr gab es schon nach zwei bis drei Jahren signifikante Motorausfälle. Dabei waren die

Ausfälle meist auf Lagerdefekte, Motorüberlastung, Verschmutzung von Schmierfetten und falsche Motoraufstellung und weniger auf schlechte Motorkonstruktionen zurückzuführen.

Beispielhaft sollen hier die Ausfallfolgen eines 1,5 kW Normmotors bei einem großen Lebensmittelhersteller beschrieben werden. Dieser kleine Normmotor war der Antrieb eines Förderbandes, dessen Ausfall den Herstellungsprozess vollständig lahmlegte. Die Produktionsausfallzeit und die verdorbenen Produkte kosteten die Firma mehrere hunderttausend Euro [6]. Obwohl bei diesem Lebensmittelhersteller jährlich eine Million Euro für die Überwachung von Motorvibrationen an kritischen Systemen ausgegeben wurde, konnte der Schaden an diesem Kleinantrieb nicht abgefangen werden.

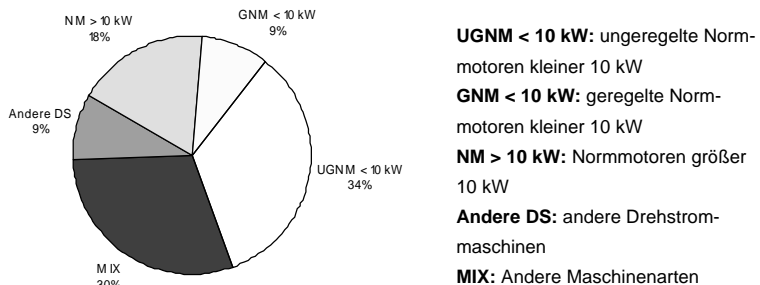


Bild 2: Anteile elektrischer Maschinen im industriellen Einsatz

Die genannten Beispiele und Daten machen deutlich, dass auch der Ausfall eines kleinen unregelmotors eine ganze Produktion lahmlegen und zu erheblichen Kosten führen kann. Verdeutlicht wird die Relevanz dieser kleineren unüberwachten Motoren noch dadurch, dass nach Expertenschätzungen ca. 80 % der im Anlagenbau verwendeten Antriebe unregelmot sind [7] und ca. 70 % der eingesetzten Normmotoren in einem Leistungsbereich von 0 bis 10 kW [8] liegen. Dieser Zusammenhang ist in Bild 2 dargestellt. Daraus ist zu entnehmen, dass etwa ein Drittel aller in der Industrie eingesetzten Motoren unregelmot Normmotoren mit einer Leistung P von weniger als 10 kW sind.

Dies macht deutlich, dass es sinnvoll ist, auch kleinere unregelte Normmotoren zu überwachen und an eine Prozessleittechnik anzukoppeln. Bisher wurden hauptsächlich nur große Maschinen, z. B. in Kraftwerken oder Stahlwerken, mit hohem Aufwand überwacht. Bei diesen Maschinen stand der hohe Wartungsaufwand in einer Relation zu den Beschaffungskosten. In der Gegenwart gibt es Ansätze, auch bei kleinen Maschinen eine einfache Temperatur- oder Stromüberwachung einzuführen [7]. Diese einfachen Überwachungsmethoden gehen aber im Allgemeinen nicht weit genug, um bei einem Normmotor eine genauere Fehleridentifikation und Fehlerprädiktion durchführen zu können. Dabei ist allerdings zu berücksichtigen, dass der Preis z. B. eines 1,5 kW Normmotors bei ca. 150 EUR liegt und dass die Kosten einer entsprechenden Motorüberwachung diesen Preis nicht überschreiten dürfen.

Die aktuellen Entwicklungen auf Seiten der Mikrocontroller und Digitalelektronik sowie der Sensor- und Informationstechnik können es ermöglichen, kostengünstige, kleine und leistungsfähige Diagnosesysteme zu entwickeln, die in einem Normmotor integriert und mit einem Prozessleitsystem verbunden werden. Diese Möglichkeit wird durch die Serienfertigung dieser Motoren in großer Stückzahl unterstützt. Dadurch fallen die Entwicklungskosten solcher Diagnosesysteme für einen einzelnen Normmotor kaum ins Gewicht. Weiterhin können stellvertretend die Eigenschaften eines Normmotors einer bestimmten Baugröße untersucht werden, die im Rahmen der Fertigungstoleranzen für alle Motoren dieser Baugröße gelten.

Ein Motordiagnosesystem soll nicht nur einzelne Punkte wie z. B. eine Temperaturprognose [9] [10] oder eine Stabbrucherkennung [11] beinhalten, sondern soll ganz allgemein eine Schadenerkennung, eine Schadensverhinderung (z. B. durch Unwucht, Verschmutzung, falsche Aufstellung, Überlastung usw.) sowie eine Ausfall- und Wartungsprognose bewerkstelligen.

Die Aufgaben bei der Entwicklung dieses Diagnosesystems gliedern sich in vielfältige Punkte. Zuerst müssen dabei die Anforderungen an solch ein System untersucht werden. Dies wurde unter anderem mittels einer Befragung der Anwender von Normmotoren durchgeführt. Dies ist wichtig, um ein anwendungsbezogenes Konzept des Soft- und Hardwareaufbaus einer Motordiagnoseeinheit zu entwickeln. Weiterhin werden die physikalischen und technischen Eigenschaften dieser Motoren untersucht, um die Auswertbarkeit und die Zusammenhänge in der Induktionsmaschine zu bestimmen. Dabei stellt sich das Problem des Aufwandes und der Machbarkeit der sensorischen Erfassung zur Motordiagnose.

In einem weiteren Punkt werden Verfahren und Algorithmen entwickelt, welche die von den Sensoren gelieferten Signale auswerten, weiterverarbeiten und dann von einem Motorzustandsvektor im Zustandsraum in einen Entscheidungsvektor transformieren und damit den Motorzustand identifizieren. Dabei können bekannte Verfahren zur Identifikation, wie sie z. B. in der digitalen Bildverarbeitung entwickelt wurden, aber auch Algorithmen und Verfahren wie sie aus der Diagnose großer Maschinen bekannt sind, verwendet werden. Letztendlich müssen solche Verfahren an die Gegebenheiten und Eigenschaften von Normmotoren angepasst werden oder neue spezifische Vorgehensweisen und Algorithmen für diesen speziellen Maschinentyp entwickelt werden.

Ein weiterer wichtiger Punkt zur Identifikation von Fehlern sind Erfahrungswerte, die im Laufe der Zeit gesammelt wurden oder aus technischen Überlegungen heraus entstehen. So z. B. die Bedingung, *wenn beim Einschalten des Motors Spannung anliegt, aber kein Motoranlauf erfolgt, dann liegt eine Blockade oder ein Wicklungsschluss vor*; oder die aus Erfahrung gewonnene Erkenntnis, *wenn die Wicklungstemperatur dauerhaft 10 K über der Bemessungstemperatur liegt, dann halbiert sich die Lebensdauer der Wicklungsisolation* [12].

2.3 Anwenderbefragung

Zum besseren Verständnis der Anwendung und der Ausfälle von Normmotoren sowie der Erfahrungen, Bedürfnisse und Prioritäten der Anwender von Normmotoren wurden bei einer Umfrage 281 bundesdeutsche Firmen angeschrieben. Dabei wurden Branchen wie Textilhersteller, Holzverarbeiter, Abpackbetriebe, Druckbetriebe, Pumpenhersteller, Chemie und Metallverarbeiter ausgewählt. An der Umfrage beteiligten sich 65 der angeschriebenen Firmen und zeigten dabei zum Teil sehr großes Interesse an einem Diagnosesystem für Normmotoren.

Auffällig ist die gute Übereinstimmung des Umfrageergebnisses über den Einsatz von unregelmäßigem Antrieben mit der Expertenschätzung aus [7]. Experten schätzen die Anzahl unregelmäßiger Antriebe in der Industrie auf 80 bis 85 %. Die Umfrageteilnehmer gaben an, im Durchschnitt 79 % unregelmäßige Antriebe zu benutzen.

Eine weitere gute Übereinstimmung zeigt Bild 3. Hier wird das Umfrageergebnis des IEMA mit einem des IEEE [13] verglichen. Daraus folgt, dass ungefähr die Hälfte der Normmotorausfälle auf einem Lagerschaden beruhen. Ein Viertel bis ein Drittel der Ausfälle sind auf einen Wicklungsschaden im Stator zurückzuführen und ca. 8 % auf einen Fehler im Rotor wie z. B. Stabbruch im Läuferkäfig.

Diese Parallelen zu Expertenschätzungen und anderen Umfrageergebnissen in diesen Punkten zeigen, dass die weiteren Umfrageergebnisse trotz der relativ kleinen Anzahl von beteiligten Firmen eine gewisse Stichhaltigkeit besitzen.

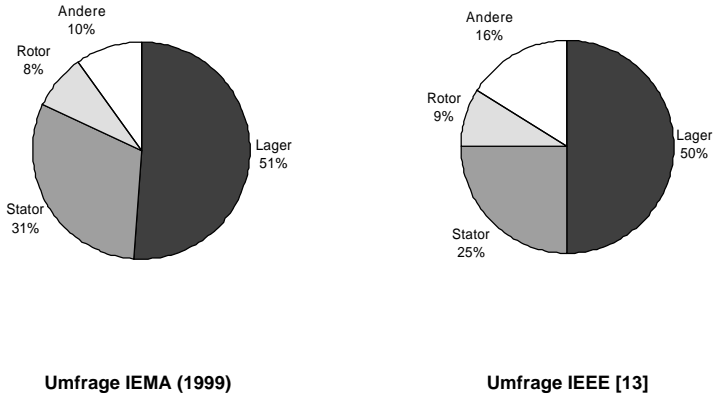


Bild 3: Ausfallursachen bei Normmotoren; Vergleich der Umfrage des IEEE und des IEMA

Die Ausfallhäufigkeit wurde von den Befragten im Durchschnitt mit 5 % pro Jahr angegeben. Dieser ermittelte Wert weist eine Standardabweichung von $s = 0,21$ % bezogen auf 100 % Ausfälle auf. Daraus wird ersichtlich, dass der Ausfall eines Normmotors relativ häufig vorkommt.

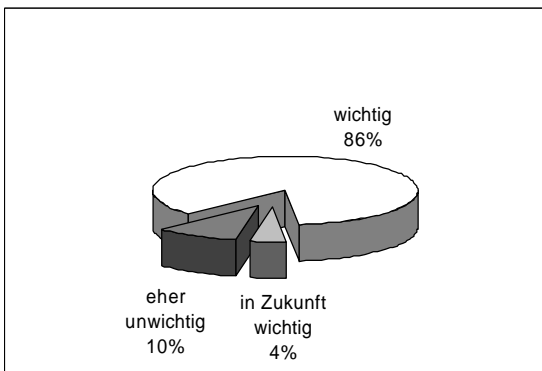


Bild 4: Bedeutung der Störung bzw. des Ausfalls eines Normmotors hinsichtlich der Kosten bei einem Produktionsausfall

Dabei halten 91 % der Befragten, wie in Bild 4 gezeigt ist, solch eine Störung hinsichtlich der Kosten durch einen Produktionsausfall für wichtig oder in Zukunft wichtig. Dies macht klar, dass die Entwicklung eines Diagnosesystems für Normmotoren sinnvoll ist und von den Anwendern solcher Antriebe auch genutzt werden würde.

Betrachtet man in Bild 5 die Ergebnisse der Umfrage zur Anzahl der in verschiedenen Leistungsbereichen eingesetzten Motoren wird klar, dass bei einer Anzahl von 70 % der Motoren im Leistungsbereich von 0 bis 10 kW die Untersuchung von kleineren Normmotoren und die spezielle Entwicklung von Diagnosesystemen für diesen Leistungsbereich sinnvoll ist.

Allerdings möchten die meisten Anwender nur einen kleinen Mehrpreis für ein Diagnosesystem bezahlen, was bei den geringen Kosten für einen Normmotor in der Leistungsklasse bis 10 kW eine starke Einschränkung bedeutet. Diesem Problem muss durch eine auf kostengünstige Komponenten basierende Entwicklung und Überzeugungsarbeit bei den Anwendern bezüglich der hohen Ausfallkosten begegnet werden.

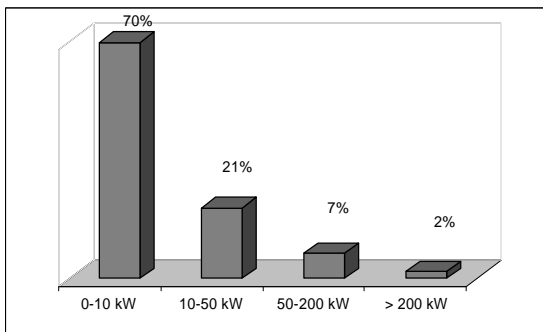


Bild 5: Anzahl der in verschiedenen Leistungsbereichen eingesetzten Normmotoren

Neben den reinen Ausfallursachen sollten bei der Umfrage noch weitere Erkenntnisse zur Konzeption eines Diagnosesystems für Normmotoren gewonnen werden. Die Lager und die Wicklung verdienen eine genaue Berücksichtigung bei der Untersuchung der Normmotoren. Weiterhin werden, wie in Bild 6 gezeigt, die meisten Normmotoren im Innenbereich unter normalen Bedingungen eingesetzt. Berücksichtigt werden müssen aber auch staubige und chemisch aggressive Umweltbedingungen. Feuchtigkeit und Explosionsgefahr haben nur eine untergeordnetere Rolle und bleiben vorerst unberücksichtigt.

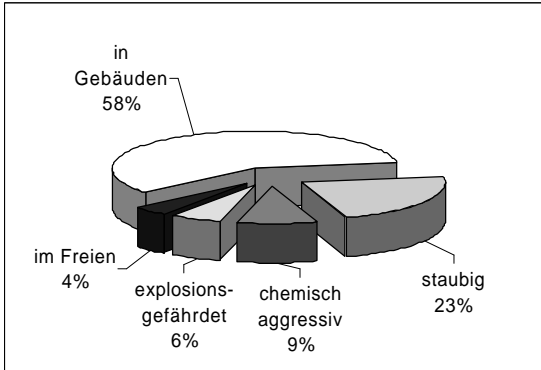


Bild 6: Umweltbedingungen beim Betrieb von Normmotoren

Bei der Umfrage interessierte weiterhin, welche Überwachungsfunktionen die Anwender als sinnvoll erachten bzw. welche sie gerne in einem Diagnosesystem implementiert hätten. Dies kann natürlich nur als Anhaltspunkt dienen, da sich im Verlauf der Konzeption und der formalen Untersuchungen weitere wichtige Eigenschaften aufzeigten, die überwacht werden müssen.

Die Interpretation der Umfrageergebnisse in Bild 7 erscheint schwierig, da die genauen Umstände des Prozesses und der Prozessführung nicht bekannt sind. So erachten z. B. 52 % der Befragten die Überwachung des Motorstromes als wichtig oder in Zukunft wichtig. Im Gegensatz dazu wird die Überwachung des Drehmomentes nur zu 27 % als wichtig oder in Zukunft wichtig erachtet, obwohl diese Eigenschaften bei einem funktionierenden Normmotor einen nahezu synonymen Wert für die Belastung des Motors darstellen. In diesem Fall kann man vermuten, dass der Strom und der Verlustwinkel j zur Bestimmung des elektrischen Wirk- und Blindstromverbrauchs mitbenutzt werden sollen. Auf der anderen Seite stellt die Überwachung des Drehmoments die Möglichkeit für einen neuen Ansatz in der Überwachung von Normmotoren dar. Das Drehmoment eignet sich z. B. besser dafür, den Belastungsverlauf der Arbeitsmaschine mit zu überwachen. Dadurch wäre es möglich den Antriebsmotor und dessen Diagnosesystem gleichzeitig als Sensor für die Kontrolle der Arbeitsmaschine, bzw. des durchgeführten Prozesses zu verwenden. Das selbe gilt auch für eine Vibrations- und Unwuchtdiagnose, die eine direkt angekuppelte Arbeitsmaschine mit überwachen kann.

Die Überwachung der Temperaturen, der Wicklung und der Lager sind natürlich aufgrund der Ausfallursachen wichtig für ein Diagnosesystem. Ein weiterer wichtiger Aspekt ist eine Wartungsdiagnose. So erachten es die Hälfte der Befragten als wichtig oder in Zukunft

wichtig, eine individuelle Bestimmung des Wartungszeitpunktes vorzunehmen. Dies wäre zur Kosteneinsparung im Betrieb aber auch für die Zuverlässigkeit der Normmotoren von Vorteil.

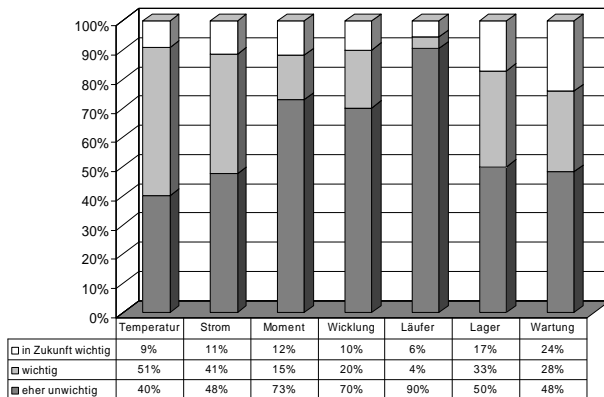


Bild 7: Einschätzung der Wichtigkeit von Motordiagnosemöglichkeiten

2.4 Aufgabenstellung

Aus der bedarfsorientierten Umfrage und den dazu ergänzenden Überlegungen von Herstellern und Entwicklern ergaben sich folgende Aufgabenstellungen für das zu entwickelnde Überwachungs- und Diagnosesystem.

1. Ermittlung und Überwachung folgender Daten des Antriebssystems:
 - Elektrische Daten, dazu gehören Spannung, Frequenz, Phasenausfall usw..
 - Thermischer Daten, wie Heißpunkttemperaturen in Wicklung, Lagern etc..
 - Mechanische Daten, wie Unwucht, Vibrationen z. B. infolge von Lagerdefekten usw..
2. Identifikation und Gewichtung bereits eingetretener Fehler aus den gewonnenen Daten mit Weiterleitung der Fehlermeldungen durch:
 - Alarmmeldungen über akustische und optische Signale etc. bei Inselbetrieb,
 - Anschluß über, zum Teil vorhandene, Kommunikationsnetze an, ebenfalls zum Teil vorhandene Automatisierungsstrukturen.
3. Prädiktion sich erst abahnender und verschlimmernder Fehler, sowie Gewichtung möglicher Folgeschäden mit Weiterleitung analog zu Punkt 2, um durch möglichst frühzeitige Vorwarnung und präventive Wartung ungewollte Produktionsunterbrechungen zu vermeiden.

3 Systemkonzeption eines „intelligenten Normmotors“

Die Entwicklung eines kostengünstigen Diagnosesystems für Normmotoren kann sich nicht allein auf die Untersuchung der Motoreigenschaften und die Entwicklung von Diagnosealgorithmen beschränken. Vielmehr ist zusätzlich die Konzeption eines Funktionsmusters nötig, welches eine Einheit aus Sensorik, analoger und digitaler Hardware, Diagnose-, Kommunikations- und Visualisierungssoftware sowie diverser informationstechnischer Gesichtspunkte und der fundierten Kenntnis elektrischer Maschinen bildet.

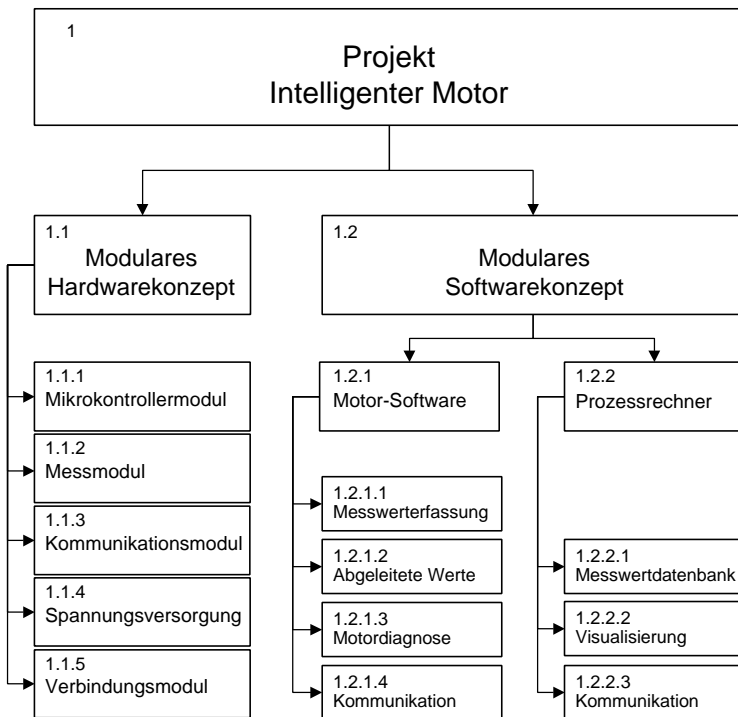


Bild 8: Konzeptgliederung des Projektes "intelligenter Motor"

Ziel muss es hierbei sein, ein kostengünstiges und miniaturisierbares Funktionsmuster zu erstellen. Die Diagnoseeinheit muss letztendlich als Zusatzmodul im oder am Motor untergebracht werden. Weiterhin ist es teilweise nötig, die einzelnen Sensoren direkt auf den Leiterplatten der Diagnoseeinheit unterzubringen.

Bild 8 zeigt die Gliederung der grundlegenden Ebenen zur Konzeption eines Funktionsmusters. Hierbei wird zwischen Hard- und Softwarekonzeption unterschieden. Dabei sind natürlich auf der hardwarenahen Softwareebene weitreichende Verknüpfungen zwischen Hard- und Software vorhanden. Dennoch wurde bei der Konzeption versucht, eine Modularisierung und damit die Möglichkeit der späteren Austauschbarkeit einzelner Soft- und Hardwaremodule zu ermöglichen

3.1 Modulares Hardwarekonzept

In Bild 9 ist das Blockschaltbild eines realisierten Funktionsmusters dargestellt. Dieses Funktionsmuster besteht aus den fünf einzelnen, in Bild 8 aufgeführten Modulbaugruppen.

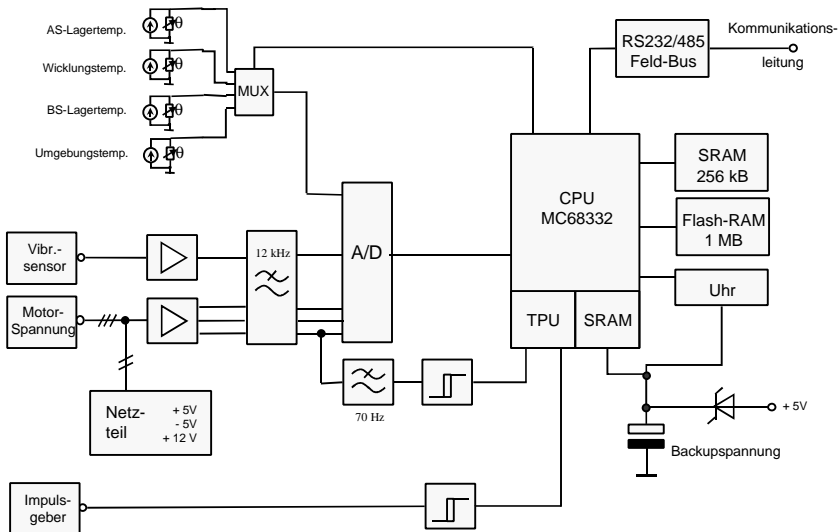


Bild 9: Blockschaltbild der Diagnosehardware

Die Hardwarebaugruppen bilden logische Einheiten, die eine spätere Anpassungsmöglichkeit beinhalten. So kann z.B. das Mikrokontrollermodul bei weiteren technischen Fortschritten durch eine leistungsfähigere Einheit ersetzt werden.

3.1.1 Mikrokontroller-Modul

Das Mikrokontrollermodul besteht aus einem 32-Bit Mikrokontroller mit einer eingebauten 'Time Processing Unit' (TPU) [14], welche zeitbasierende Operationen unterstützt wie sie z. B. bei der Frequenz- oder Drehzahlmessung notwendig sind. Prinzipiell kann aber auch ein anderer Mikrokontrollertyp eingesetzt werden, der z. B. nur über interne Timer und Interrupteingänge verfügt. Hierbei müsste allerdings ein erhöhter Aufwand bei der Interruptprogrammierung betrieben werden. Weiterhin bietet der Mikrokontroller ein internes statisches RAM, welches auch bei ausgeschalteter Versorgungsspannung durch einen externen Kondensator versorgt wird. In diesem RAM können Daten, als Alternative zu einem EEPROM, auch nach dem Ausschalten zwischengespeichert werden.

Das 1 MByte fassende externe FLASH-ROM wird als nicht flüchtiger Datenspeicher mit dem ausführbaren Programmcode beschrieben. Weiterhin besitzt das Mikrokontrollermodul ein 256 KByte fassendes SRAM, welches für die Speicherung der Daten und Variablen verwendet wird.

Eine Echtzeituhr ist auch über den externen Kondensator gepuffert. Sie stellt eine Zeitbasis zur Verfügung, sodass die Diagnoseeinheit zu jedem Zeitpunkt Informationen über die vergangene Zeit besitzt. Dies ist z. B. bei Lebensdauer- und Verschleißberechnungen nötig.

Beim Mikrokontrollermodul wurde auf eine weitergehende Modularisierung, z. B. in verschiedene Speichermodule, verzichtet. Dies geschah zum einen aus Platzgründen, zum anderen deshalb, weil die Weiterentwicklung der Mikroprozessortechnik auch weitgehend mit einer verbesserten Speichertechnologie vonstatten geht. So kann zu einem späteren Zeitpunkt ein neues Modul mit einem leistungsfähigeren Mikrokontroller und umfangreicheren Speicher entwickelt werden, welches weitergehende Diagnosefunktionen unterstützen kann.

3.1.2 Analog- und Sensor-Modul

Das Analog- und Sensor-Modul trägt die Analogelektronik zur Konditionierung der Sensor- und Spannungssignale. Diese Signalanpassungen, wie Filterung, Verstärkung und arithme-

tische Operationen sind nötig, um den Analog/Digital-Wandler und die digitalen Eingänge des Mikrokontrollers bzw. der TPU mit geeigneten Spannungssignalen zu versorgen.

Weiterhin befinden sich auf diesem Modul auch Sensoren, wie z. B. ein Vibrationssensor zur Lager- und Unwuchtüberwachung. Die Eigenschaften der verwendeten Sensoren und Signale sowie deren Signalanpassung und Auswertung werden in Kapitel 6 näher erläutert.

Auch dieses Modul kann mit neuen Sensoren erweitert oder angepasst werden ohne das ganze System austauschen zu müssen. Hierbei können auch die Wünsche und Anforderungen der Benutzer eines Diagnosesystems berücksichtigt werden, die z. B. eine angeschlossene Arbeitsmaschine mit einem speziellen Sensor mitüberwachen möchten. Genauso ist es denkbar, Sensoren durch andere oder erweiterte zu ersetzen oder neue Messmöglichkeiten zu integrieren.

Beim Sensormodul wurde bewusst auf eine Strommessung verzichtet. Die Auswertung der Motorströme kann zwar auf einfache Weise gute Diagnoseergebnisse liefern wie bei [15], [16] oder [17], doch ist eine Strommessung sehr aufwendig. Dabei muss bedacht werden, dass sich z. B. die Spannung bei Niederspannungsmotoren meist in engen Stufen zwischen 200 V und 600 V bewegt, der Bemessungsstrom bei den verschiedenen Baugrößen aber um zwei bis drei Zehnerpotenzen variieren kann. Dies würde für die verschiedenen Baugrößen eine kleine Stufung der Strommessung und damit der Sensormodule ergeben, was mit einem hohen Kostenaufwand, zusätzlich zu den hohen Kosten der Strommessmodule, verbunden wäre. Im Gegensatz dazu kann das konzipierte Sensormodul bei sämtlichen Baugrößen eingesetzt werden.

3.1.3 Kommunikations-Modul

Das Kommunikations-Modul stellt die Anbindung an ein Bussystem dar, welches zum Datenaustausch mit einem zentralen Überwachungsrechner, z. B. einem Prozessrechner, einem Visualisierungsterminal oder einer SPS, dient. Die Daten sind hierbei etwa Alarmmeldungen, Fehlermeldungen oder Zustandsprognosen.

Bei der Konzeption des intelligenten Diagnosesystems wurde darauf geachtet, dass die Diagnoseeinheit, welche sich am Motor befindet, die Verarbeitung der Sensor- und Zustandsdaten weitgehend selbstständig durchführt. Hiermit wird ein geringes Datenaufkommen auf dem Kommunikationsbus erreicht.

Das Kommunikationsmodul spielt eine zentrale Rolle bei der Modularisierung des Diagnosesystems. Durch die Verfügbarkeit verschiedener Kommunikationsmodule kann ein Diagnosesystem in verschiedenen bestehenden Automatisierungssysteme und Konzepte eingearbeitet werden. Dabei können für Firmen mit schon bestehenden Automatisierungsstrukturen, die z. B. über Profibus [18], Can-Bus [19], Industrial Ethernet [20] oder einen Lon-Bus [21] vernetzt sind, geeignete Module entwickelt bzw. angeboten werden.

Im Funktionsmuster ist das Kommunikationsmodul als galvanisch getrennte RS-485 [22] Schnittstelle implementiert. Eine galvanische Trennung wurde gewählt, um die am Bus angeschlossenen Geräte vor Potenzialdifferenzen zu schützen. Die Schnittstelle arbeitet mit symmetrischen Signalen und ist daher weniger stör anfällig als eine asymmetrische Verbindung. Aus diesem Grund bildet die RS-485 Schnittstelle auch die physikalische Schicht [23] für viele genormte und industriell eingesetzte Bussysteme.

Momentan besitzt das Funktionsmuster ein eigenes proprietäres Protokoll, welches aber durch ein neues Softwaremodul an vorgegebene Bus-Protokolle angepasst werden kann. Diese Modularität der Software wird in Kapitel 3.2 beschrieben

3.1.4 Spannungsversorgungs-Modul

Das Spannungsversorgungs-Modul liefert Gleichspannungen von ± 12 V für den Analogteil wie Sensoren, Filter, Verstärker und Stromquellen und eine Gleichspannung von $+5$ V für den digitalen Teil der Elektronik.

Dieses Modul wird beim Funktionsmuster mit 230 V Wechselspannung gespeist. Als weitere Applikationen sind beispielsweise eine Speisung von ~ 400 V direkt aus der Versorgungsspannung des Normmotors oder ein Energiebus mit 24 V Gleichspannung, wie er in industriellen Anwendungen üblich ist, denkbar.

3.1.5 Verbindungsmodul

Das Verbindungsmodul besteht aus einer Backplane, auf welche die anderen Module aufgesteckt werden. So können einzelne Module leicht ausgetauscht oder durch Neuentwicklungen ersetzt werden. Zur Intermodulverbindung verfügt die Backplane über umfangreiche Kommunikationsleitungen sowie serielle und parallele IC- bzw. Prozessorbuse. Weiterhin wird die Spannungsversorgung der Module über die Backplane geführt.

3.2 Modulares Softwarekonzept

Der Aufbau der Software ist genau wie die Hardware modularisiert. Dabei sind die Möglichkeiten der Modularisierung bei der Software bedeutend weitreichender, da Modulschnittstellen nur einmal definiert und nicht bei jedem Produkt in Hardware erstellt werden müssen. Weiterhin bestehen die Modulverbindungen der Software nur virtuell und können somit die Anzahl der Hardwareverbindungsleitungen bei weitem übersteigen.

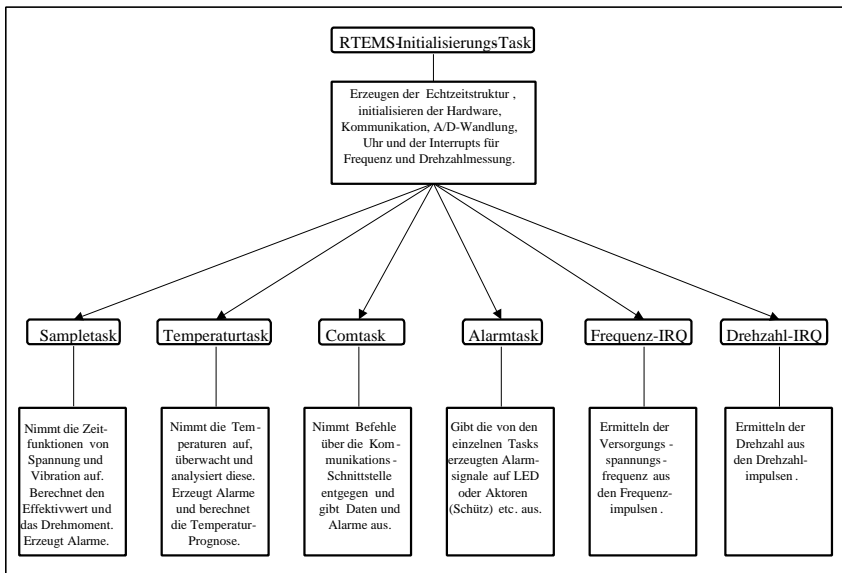


Bild 10: Parallelstruktur der Diagnosesoftware-Tasks

Bild 10 zeigt die grundlegende Struktur der bei der Diagnosesoftware parallel ablaufenden Programmteile. Aufbauend auf dem Echtzeitbetriebssystemkern RTEMS (Real Time Executive for Multiprocessor Systems) werden beim Programmstart die Diagnosehardware und die Systemvariablen sowie die einzelnen Tasks initialisiert.

Die Frequenz der Netzspannung und die Motordrehzahl werden dabei in parallel ablaufenden interruptgesteuerten Tasks bestimmt. Die Alarmtask gibt die von der Zustandsauswertung erzeugten Alarme auf die am Motor angebrachten Signalsysteme und Aktoren wie z. B. eine

Signal-LED oder einen Netzspannungsschütz aus. Die Kommunikationstask tauscht Befehle und Daten mit dem Überwachungs- und Visualisierungsrechner aus.

Die Sampletask sowie die Temperaturtask werten Signale von Analogsensoren und das ebenfalls analoge Netzspannungssignal aus. Der dafür notwendige geteilte Zugriff auf den im System befindlichen A/D-Wandler wird durch die Verwendung von Semaphore-Variablen bewerkstelligt. Die Temperatur wird gesondert bestimmt, da die Temperaturzeitkonstanten eines Normmotors relativ hoch sind. So werden nach jeweils 10 Sekunden neue Temperaturwerte eingelesen und über einen Algorithmus eine prognostizierte Endtemperatur errechnet. Die Sampletask dagegen ermittelt durchgehend die aktuellen Messwerte und ruft dann die modular einfügbaren Auswerte- und Diagnosealgorithmen auf.

3.3 Kommunikation und Visualisierung

Das Systemkonzept wurde so definiert, dass auf der Motoreinheit eine weitgehende Vorverarbeitung und Analyse der Sensordaten stattfindet. Dadurch ist auch ein Betrieb ohne Kommunikationsnetze und ohne Visualisierungs- bzw. Prozessleitrechner, z. B. in Inselsystemen, möglich.

Weiterhin vermindert sich das Datenaufkommen auch in großen Netzen mit einer hohen Anzahl von Motoren. Dies ist möglich, da nur Alarmmeldungen und durch Analysefunktionen komprimierte Daten zur Visualisierung und einer eventuellen Speicherung weitergegeben werden.

Bild 11 zeigt die Ausgabe des Visualisierungsrechners. Hier werden die Messwertverläufe sowie Diagnoseergebnisse, Alarmmeldungen und die aktuellen Messwerte angezeigt. Die von den Motoren übertragenen Daten können zum Zweck der Archivierung oder einer späteren, genaueren Analyse gespeichert werden.

Die Visualisierungssoftware kann die Messwertgrafiken im 'GIF'-Format und die aktuellen Motordaten als HTML-Tabelle einer Webserver-Applikation zur Verfügung stellen. Über diesen Webserver können die Daten online über ein Intranet oder das Internet abgerufen werden.

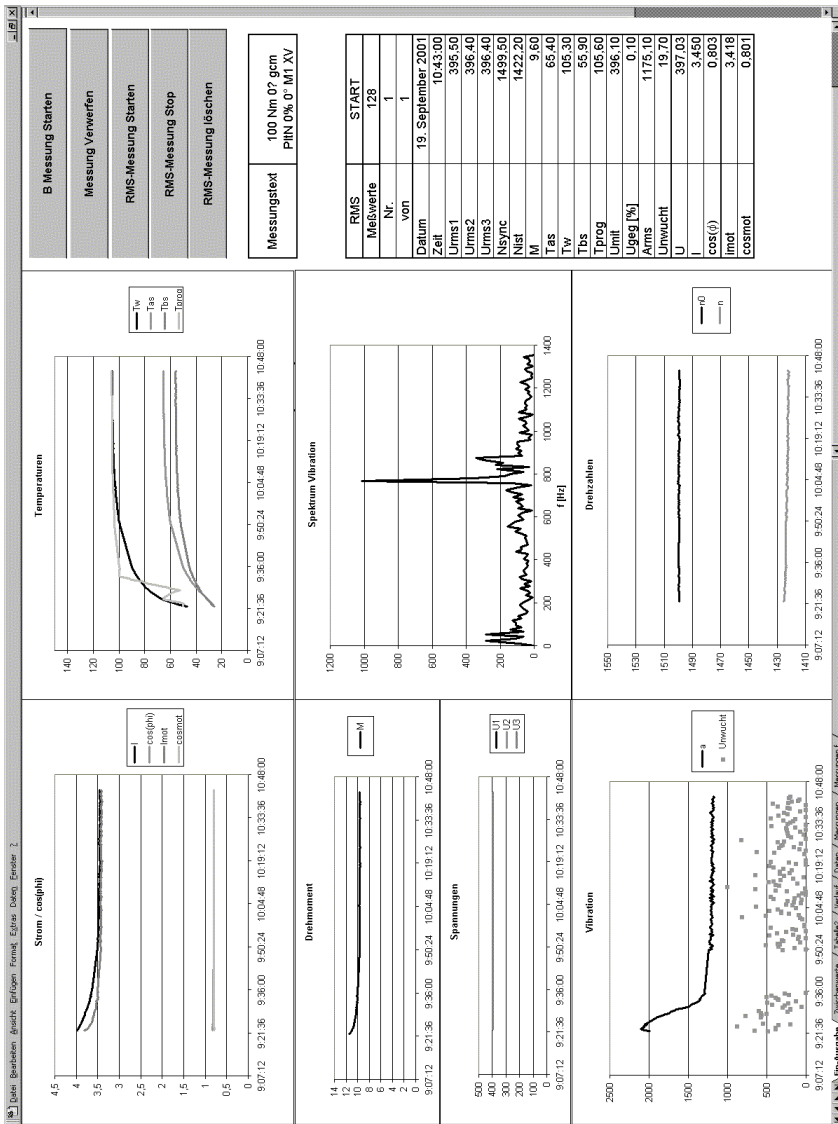


Bild 11: Beispiel für Bildschirmausgabe des zentralen Visualisierungsrechners

4 Identifikation- und Prädiktion von Fehlern im Zustandsraum

4.1 Strategien zur Fehleridentifikation und -prädiktion

Parallel zur Systemkonzeption wurden Strategien entwickelt, mit denen es ermöglicht wird, eine Identifikation und Prädiktion von Fehlern durchzuführen. Diese berücksichtigen Einschränkungen, wie z. B. der fehlenden Strommessung, welche die Systemkonzeption vorgibt. Das entwickelte Diagnosesystem "intelligenter Motor" besteht aus drei einzelnen Schichten, die aufeinander aufbauen und zusammen mit der darunter liegenden Schicht auch einzeln verwendbar sind. Bild 12 stellt den Zusammenhang dar, der im Folgenden durch die Definition der Ebenen Monitoring, Identifikation und Prädiktion erläutert werden soll.

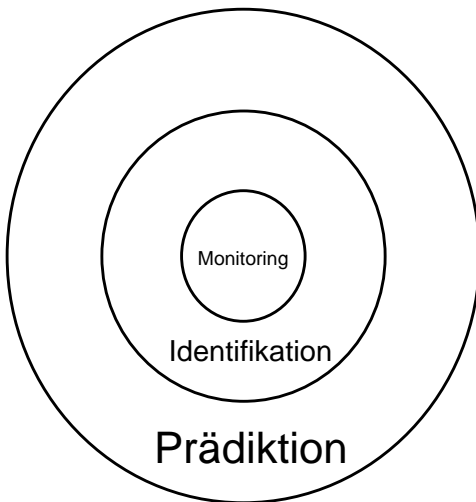


Bild 12: Die drei Ebenen des Diagnosesystems: Monitoring, Fehleridentifikation und Fehlerprädiktion

Hierbei muss erwähnt werden, dass die Komplexität der Algorithmen in den höheren Schichten größer wird, die ausgegebenen Datenmengen dagegen kleiner. D. h. es erfolgt eine Komprimierung der Datenmengen, die gegebenenfalls als Störmeldungen über einen Feldbus zwingend übermittelt werden müssen. Natürlich können dennoch sämtliche Monitoring-Daten zur Archivierung übertragen werden.

4.1.1 Definition des Monitoring

In [24] wird ein Überblick über den Stand und die Tendenzen der Schwingungsüberwachung und Diagnostik gegeben. Dort wird eine weitverbreitete Definition bzw. Unterscheidung von Überwachung bzw. ‚Condition Monitoring‘ und Diagnose gegeben.

Dabei stellt die Überwachung die Erfassung eines Maschinenmerkmals und deren Beurteilung dar. Die Diagnose wird hier hingegen als die Beurteilung von mehreren Merkmalen für einen oder mehrere Fehlerquellen definiert.

In dieser Arbeit soll statt einer Unterteilung in zwei Bereiche eine Unterteilung in drei Schichten eingeführt werden. Dabei ist festzuhalten, dass diese drei Schichten, wie in [24] für die zwei Bereiche Überwachung und Diagnose angeregt, dennoch als eine Einheit, wie in Bild 12 dargestellt wird, betrachtet werden muss. Darauf wird im Folgenden noch eingegangen werden.

Sensor	Gewonnenes direktes Signal
Temperatursensor Wicklung	Wicklungstemperaturverlauf
Temperatursensor A-seitiges Lager	Temperaturverlauf A-seitiges Lager
Temperatursensor B-seitiges Lager	Temperaturverlauf B-seitiges Lager
Vibrationssensor	Zeitfunktion der Maschinenschwingungen
Inkrementalgeber	Drehzahl
Spannungswandler Phase U	Zeitfunktion der Phasenspannung U
Spannungswandler Phase V	Zeitfunktion der Phasenspannung V
Spannungswandler Phase W	Zeitfunktion der Phasenspannung W
Schmitttrigger und Filter Phase U	Netzfrequenz

Tabelle 1: Monitoring von direkten Messgrößen

Der Begriff Monitoring wird hier als das reine Sammeln von Datenmaterial, welches zur Auswertung benötigt wird, verstanden. Hierzu gehört die Bereitstellung von Sensoren sowie der Sensorsignale über einen Analog/Digital-Wandler in maschinenverarbeitbarer Form. Dies sind z. B. Temperaturverläufe, die Netzfrequenz, die Spannungszeitfunktion und andere Werte, die in Tabelle 1 aufgestellt sind.

Direkte und Indirekte Signale	Abgeleitetes Indirektes Signal
Zeitfunktion der Schwingungen	Frequenzspektrum der Schwingungen
Zeitfunktion der Schwingungen	Effektivwert der Schwingungen
Zeitfunktion der Phasenspannung U	Frequenzspektrum der Phasenspannung U
Zeitfunktion der Phasenspannung V	Frequenzspektrum der Phasenspannung V
Zeitfunktion der Phasenspannung W	Frequenzspektrum der Phasenspannung W
Zeitfunktion der Phasenspannung U	Effektivwert der Phasenspannung U
Zeitfunktion der Phasenspannung V	Effektivwert der Phasenspannung V
Zeitfunktion der Phasenspannung W	Effektivwert der Phasenspannung W
Effektivwert der Phasenspannung U Effektivwert der Phasenspannung V Effektivwert der Phasenspannung W	Mitlaufende Spannungskomponente
Effektivwert der Phasenspannung U Effektivwert der Phasenspannung V Effektivwert der Phasenspannung W	Gegenlaufende Spannungskomponente

Tabelle 2: Monitoring von indirekten Messgrößen des Typs Transformation

Zur Monitoring-Schicht gehört nicht nur die Bereitstellung der Sensorsignale wie in Tabelle 1 gezeigt, sondern auch eine Vorverarbeitung dieser Signale. Dabei werden hier zwei Typen der Vorverarbeitung unterschieden.

- ⇒ Der erste Typ stellt Standard-Transformationen, wie die Berechnung des Frequenzspektrums oder verschiedener Effektivwerte, dar. Diese indirekten Messgrößen des Typs Transformation sind in Tabelle 2 aufgelistet. Diese direkt ableitbaren Transformationsergebnisse stellen Zusammenfassungen, wie im Falle der Effektivwerte und der Spannungskomponenten oder Erweiterungen für eine zusätzliche Betrachtungsmöglichkeit, wie bei der Fouriertransformation dar. Hierbei handelt es sich um nichtlineare Transformationen von Ausgangsgrößen, die eine Erweiterung der Analysemöglichkeiten darstellen.
- ⇒ Der zweite Typ dieser Vorverarbeitung, deren indirekten Messgrößen in Tabelle 3 dargestellt sind, soll hier als Beobachtertyp bezeichnet werden. Diese Bezeichnung geht aus der Art der Bestimmung dieser indirekten Messgrößen hervor. Bei diesen Größen handelt es sich nämlich um Werte, die auch direkt gemessen werden könnten. Aus

wirtschaftlichen oder technischen Gründen, wie auch schon in Kapitel 3.1.2 erwähnt, wurde aber auf diese direkte Messung verzichtet.

Beobachter werden in der Regelungstechnik dafür verwendet, die für die Regelung benötigten Zustandsgrößen zu generieren, welche nicht oder nur mit nicht praktikablem Aufwand zu messen sind. Hierzu ist es nötig, die Regelstrecke, in diesem Fall die Käfigläufermaschine, sehr genau zu kennen, damit die benötigten Zustandsgrößen ausreichend genau bestimmt werden können.

Direkte und Indirekte Signale	Abgeleitetes Indirektes Signal
Wicklungstemperatur Netzfrequenz Drehzahl Mitlaufende Spannungskomponente	Drehmoment
Wicklungstemperatur Netzfrequenz Drehzahl Mitlaufende Spannungskomponente	Effektivwert des Motorstroms
Wicklungstemperatur Netzfrequenz Drehzahl Mitlaufende Spannungskomponente	Leistungsfaktor $\cos \varphi$

Tabelle 3 Monitoring von indirekten Messgrößen des Typs Beobachter

Bild 13 zeigt eine systematische Darstellung eines solchen Beobachters. Es ist zu erkennen, wie aus Eingangs- und Ausgangsgrößen sowie intern gemessener Zustandsgrößen, wie etwa der Wicklungstemperatur, weitere Zustandsgrößen ermittelt werden können. Da diese Transformationen bzw. Algorithmen von den speziellen Normmotoren und deren Verhalten abhängig sind, musste zur Beschreibung der Beobcheralgorithmen eine empirische und theoretische Analyse dieser Käfigläufermaschinen vorgenommen werden. Hierbei wurden zwei Maschinen untersucht, deren Leistung sich um eine Zehnerpotenz unterscheiden. Dadurch ist es möglich, Interpolationsmöglichkeiten für ähnliche, aber auch differierende Eigenschaften zwischen Normmotoren verschiedener Leistungsabstufungen zu finden. Dies vereinfacht die Untersuchung von Normmotoren verschiedener Baugrößen bzw. Leistungen, da nicht mehr alle Details bei jedem Maschinentyp analysiert werden müssen.

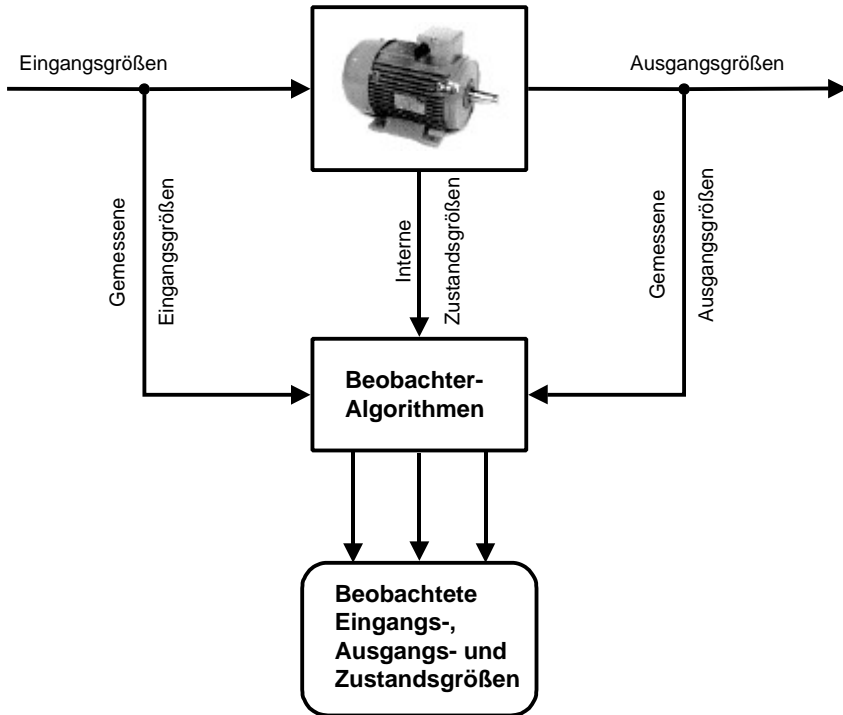


Bild 13: Prinzip der Beobachterstruktur zur Ermittlung nicht gemessener Zustandsgrößen

Die genauere Bedeutung und Bestimmung der direkten und indirekten Messgrößen wird noch in den folgenden Kapiteln beleuchtet werden. Vorweg kann schon gesagt werden, dass die Auswahl und Genauigkeit dieser Messgrößen natürlich die Möglichkeiten der Identifikation und Prädiktion entscheidend mitbestimmen und nicht unabhängig von diesen Schichten betrachtet werden dürfen.

4.1.2 Definition der Fehleridentifikation

Die Schicht der Fehleridentifikation wertet die von der Monitoring-Schicht gelieferten Daten aus. Ziel ist es, durch diese Auswertung einen Fehler zu lokalisieren und die Schwere eines Fehlers zu ermitteln. Dies geschieht mittels Merkmalsextraktionen und deren Bewertungen, Erfahrungswerten und der Auswertung unscharf definierter Bereiche.

Hierbei wird deutlich, dass die Monitoring-Schicht abhängig von der Fehleridentifikations-Schicht die benötigten Daten mit einer ausreichenden Genauigkeit zur Verfügung stellen muss. Dies beinhaltet eventuell auch eine Anpassung der Monitoring-Schicht, wenn von der Fehleridentifikations-Schicht eine neue Fehlerquelle identifiziert werden soll.

4.1.3 Definition der Fehlerprädiktion

Die Fehlerprädiktions-Schicht wertet die Ergebnisse der Fehleridentifikations-Schicht aus, um eine Vorhersage über einen möglichen Ausfall des Motors zu treffen. Hierzu analysiert diese Schicht die Fehler und deren Tragweite. Unter Zuhilfenahme von Erfahrungswerten, gewichteten Betriebsstundenzählern oder einer Gradientenauswertung in unscharfen Intervallen wird eine Abschätzung der Restlaufzeit bis zum Auftreten einer schwerwiegenden Funktionsstörung vorgenommen.

Die Fehlerprädiktions-Schicht ist wiederum direkt von der Fehleridentifikations-Schicht und dadurch indirekt von der Monitoring-Schicht abhängig. Die Genauigkeit und die Art der in der Fehleridentifikations-Schicht detektierten Fehler wirkt sich auf die Vorhersagemöglichkeit von Fehler aus. Zu beachten sind hierbei zwei Möglichkeiten zur Entwicklung eines schwerwiegenden Schadens:

- ⇒ Vorhandene Fehler können sich verschlimmern und direkt zu einem Ausfall führen.
- ⇒ Vorhandene Fehler können neue Fehler hervorrufen und dadurch indirekt zu einem Ausfall führen.

So kann beispielsweise eine Unwucht an der Motorwelle, die als Fehler erkannt wird, auf Dauer zu einem Lagerschaden und damit indirekt zum Ausfall des Motors führen. Wird ein Lagerschaden selbst erkannt, wird sich dieser im laufenden Betrieb verschlimmern und damit direkt zum Ausfall des Motors führen.

4.1.4 Definitionsüberblick

Tabelle 4 gibt noch einmal einen Überblick über die drei Schichten Monitoring, Fehleridentifikation und Fehlerprädiktion und deren immanenten Funktionen. In den folgenden Kapiteln wird die Umsetzung dieser Definitionen in ein reales Analysesystem untersucht werden.

Monitoring	Bereitstellen der benötigten Sensoren
	Sammeln und Aufbereiten von Sensordaten
	Vorverarbeitung durch Transformationen
	Vorverarbeitung durch Beobachterstrukturen
Fehleridentifikation	Merkmalsextraktion
	Auswerten von Merkmalen
	Fehleridentifikation mittels Erfahrungsschatz
	Fehleridentifikation mittels unscharfer Bereiche
Fehlerprädiktion	Fehlerprädiktion mittels Erfahrungsschatz
	Fehlerprädiktion mittels unscharfer Bereiche
	Vohandene Fehler als direkte Ausfallursache analysieren
	Vohandene Fehler als indirekte Ausfallursache analysieren

Tabelle 4: Überblick der drei Analyse-Schichten

4.2 Der Zustandsraum zur Fehleranalyse

Betrachtet man die von der Monitoring-Schicht gemessenen Sensorwerte des Normmotors, so fällt die heterogene Struktur dieser Daten auf. So werden beispielsweise Augenblickswerte der Temperaturen gemessen, woraus dann Temperaturverläufe resultieren. Weiterhin werden Zeitfunktionen von Spannungen und Vibrationen gemessen und daraus Frequenzspektren ermittelt. Weiterhin stehen die Augenblickswerte der Drehzahl und der Netzfrequenz zu Verfügung.

Die gemessenen Zeitfunktionen und Verläufe, sowie die ermittelten Frequenzspektren müssen nach [25] als Funktionen in Funktionenräumen bzw. Hilberträumen oder beschränkten Hilberträumen dargestellt und behandelt werden. Die numerische Behandlung und die Datenhaltung dieser Funktionenräume auf dem gewählten kostengünstigen Embedded-(Mikrokontroller)-System ist nicht durchführbar. Aus diesem Grund wurde zur Fehleridentifikation und -prädiktion die Darstellung, Speicherhaltung und Auswertung der Motorzustandsdaten in einem euklidischen Vektorraum betrachtet.

Die Darstellung des Motorzustandes und damit der Zustandsvariablen in einem Vektorraum setzt natürlich eine Transformation von Funktionen der Hilberträume in skalare Größen

voraus. Daraus resultiert eine Datenreduktion, aber auch eine Reduktion des Informationsgehaltes. Dabei ist das Ziel, die Transformationen so zu wählen, dass eine ausreichende Reduktion der zu verarbeitenden Daten, aber auch eine geeignete Informationsextraktion erfolgt.

Diese Extraktion von Informationen geschieht mittels zweier Vorgehensweisen. Zum einen durch einfache und bekannte Transformationen, wie z. B. die Effektivwertbildung, die zusammen mit Kenntnissen über den Motor eine Bewertungsgrundlage bilden. Zum anderen über die Extraktion und Erkennung bestimmter Merkmale, die nur auf einen speziellen Motortyp oder auf elektrische Maschinen allgemein zutreffen und die Untersuchung der Motoren und eine Entwicklung spezieller Algorithmen voraussetzen.

4.2.1 Transformationen

Die einfachen Transformationen der Monitoring-Schicht stellen auch Merkmale im Zustandsraum des Analysesystems dar. Mit Hilfe dieser einfachen Transformationen können Fehler mit identifiziert werden. Weiterhin können diese auch zur Kalibrierung des Messsystems eingesetzt werden.

Im Folgenden werden die einfachen Algorithmen vom Typ Transformation vorgestellt. Hierbei wird auf ihre Bedeutung hinsichtlich der Kalibrierung und der Identifikation eingegangen.

4.2.1.1 Effektivwertbildung

Die Effektivwertbildung, auch als „Root Mean Square“ (RMS) bezeichnet, stellt den Mittelwert der Wurzel des Wertequadrates dar und ist eine Abbildung einer Funktion auf einen skalaren Wert. Allgemein ist dies eine Abbildung eines Funktionen- oder Hilbertraums in einen eindimensionalen euklidischen reellen Raum.

$$RMS : H \mapsto \mathbf{R} \quad (4.2.1)$$

Berechnet wird der Effektivwert bei kontinuierlichen Funktionen in einem bestimmten Intervall oder bei periodischen Funktionen mit der Periodendauer T allgemein durch Gleichung (4.2.2).

$$RMS_T(f) = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T f(t)^2 dt} \quad (4.2.2)$$

Bei der numerischen Berechnung von digitalisierten zeitdiskretisierten Funktionen mit einer Anzahl von Messpunkten n wird das Integral zu einer Summe und berechnet sich nach Gleichung (4.2.3).

$$RMS_n(x_k) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k^2} \quad (4.2.3)$$

Anschaulich wird der Effektivwert bei Strömen damit erklärt, dass der Effektivwert eines Wechselstromes dem Gleichstrom entspricht, der in einem ohmschen Widerstand dieselbe Verlustleistung umsetzt.

Bei sinusförmigen Größen ist der Effektivwert das $1/\sqrt{2}$ -fache des Spitzenwertes. Diese Eigenschaft kann z. B. zur Kalibrierung der Linearität der Sensorsignale eingesetzt werden. Auch stellt die Größe des Effektivwertes, z. B. der Spannung oder der Vibration, eine signifikante Eigenschaft des Motorzustandes dar.

4.2.1.2 Mittelwertberechnung

Die Mittelwertbildung stellt wiederum eine Abbildung vom Funktionenraum in den eindimensionalen reellen Raum dar.

$$MW: \mathbf{H} \mapsto \mathbf{R} \quad (4.2.4)$$

Der Mittelwert einer kontinuierlichen Funktion wird nach Gleichung (4.2.5), der einer zeitdiskreten Funktion nach Gleichung (4.2.6) berechnet.

$$MW_T(f) = \frac{1}{T} \int_0^T f(t) dt \quad (4.2.5)$$

$$MW_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \quad (4.2.6)$$

Der Mittelwert einer reinen Wechselgröße ist Null. Diese Eigenschaft wird zum Kalibrieren des Messsystems verwendet.

Weiterhin ist z. B. im Betrieb des Motors ein von Null verschiedener Mittelwert der Versorgungsspannung ein Fehlerfall.

4.2.1.3 Standardabweichung

Die Standardabweichung ist in diesem Fall als empirische Standardabweichung definiert. Das heißt, dass die Standardabweichung aus einer begrenzten Menge oder Stichprobe von Messungen berechnet wird und eine Verteilungsfunktion nur näherungsweise bestimmt bzw. angenommen werden kann [26].

Berechnet wird die Standardabweichung nach Gleichung (4.2.7). Die Standardabweichung ist nur für diskrete Werte definiert. Dies sind Effektivwerte, Amplituden von Spektrallinien und andere Werte.

$$s_n = \sqrt{\frac{n \sum_{k=1}^n x_k^2 - \left[\sum_{k=1}^n x_k \right]^2}{n(n-1)}} \quad (4.2.7)$$

Gleichung (4.2.7) kann zu Gleichung (4.2.8) vereinfacht werden, wenn der Effektivwert und der Mittelwert einer Stichprobe bekannt sind, also schon vorher berechnet wurde.

$$s_n = \sqrt{\frac{n}{(n-1)} (RMS_n^2 - MW_n^2)} \quad (4.2.8)$$

Die begrenzte Stichprobenmenge wird beispielsweise zur Unwuchterkennung eingesetzt, um eine Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit eines bestimmten Spektrallinienmusters mittels unscharfer Relationen zuzuordnen.

4.2.1.4 Maximum- und Minimumbildung

In (4.2.9) und (4.2.10) wird das Minimum und Maximum einer Punktmenge definiert. Die Maximumfunktion wird verwendet, um die Amplitude einer Zeitfunktion oder die maximale Amplitude eines Intervalls im Frequenzspektrums zu bestimmen.

Weiterhin wird die Maximumfunktion in der unscharfen Logik als logische ‚oder‘-Operation und die Minimumfunktion als logische ‚und‘-Operation angewandt

$$\text{Min}(x_k) = \text{kleinster Wert der Punktmenge } x_k \quad k=1..n \quad (4.2.9)$$

$$\text{Max}(x_k) = \text{größter Wert der Punktmenge } x_k \quad k=1..n \quad (4.2.10)$$

4.2.1.5 Real- und Imaginärteilbildung

Komplexe Größen, wie komplexe Widerstände der Ersatzschaltbilder, werden intern als zweidimensionale reelle Werte dargestellt. Gleichung (4.2.13) zeigt wie die Darstellung als Real und Imaginärteil mit der Darstellung als Betrag $|z|$ und Phasenwinkel \mathbf{j}_z der komplexen Zahl z miteinander verknüpft sind.

$$\mathit{ReIm}: \mathbf{C} \mapsto \mathbf{R}^2 \quad (4.2.11)$$

$$\mathit{ABSj}: \mathbf{C} \mapsto \mathbf{R}^2 \quad (4.2.12)$$

Diese Darstellungsarten werden nach Bedarf intern umgerechnet. Hierbei kommen die Funktionen ReIm und ABSj , die eine Abbildung der komplexen Ebene in den zweidimensionalen reellen Raum darstellen, zum Einsatz.

$$z = \mathit{Re}[z] + j \mathit{Im}[z] = \sqrt{\mathit{Re}[z]^2 + \mathit{Im}[z]^2} e^{j \arctan \frac{\mathit{Im}[z]}{\mathit{Re}[z]}} \quad (4.2.13)$$

4.2.1.6 Spektralanalyse

Zur Untersuchung von Zeitsignalen, z. B. der Vibration bzw. bei Umrichterbetrieb der Spannungen, eignet sich das Frequenzspektrum außerordentlich gut. So ist es möglich, dass sich das Auftauchen oder Erhöhen einer Spektrallinie im Frequenzbereich, z. B. hervorgerufen durch eine Resonanz oder einen Defekt, bei der Funktion im Zeitbereich oder deren Effektivwert kaum bemerkbar macht, im Frequenzbereich dagegen deutlich erkennbar ist.

Die Spektral-Transformationen stellen die Abbildung einer Funktion im Funktionenraum in eine andere Funktion im Funktionenraum dar.

$$\mathit{ST}: \mathbf{H} \mapsto \mathbf{H} \quad (4.2.14)$$

4.2.1.6.1 Fouriertransformation

Die schnelle Fouriertransformation oder Fast-Fourier-Transformation (FFT), wie sie in der Numerik verwendet wird, leitet sich nicht von der klassischen Fouriertransformation ab, sondern von den Fourierreihen. Dies geschieht aufgrund der Tatsache, dass bei einer messtechnischen Erfassung nur ein Ausschnitt aus einem gemessenen Verlauf vorhanden ist, der als periodisch angenommen wird und nur die in diesem Ausschnitt vorhandenen

Spektralanteile ausgewertet werden können. Hierbei erhöht sich der Informationsgehalt mit steigender Abtastfrequenz und längerer Abtastzeit. Die längere Abtastzeit erhöht dabei die Frequenzauflösung, die steigende Abtastfrequenz die höchste, im Frequenzspektrum, auftauchende Frequenz.

Die Bildung der klassischen Fourierreihen ist in den Gleichungen (4.2.15) und (4.2.16) dargestellt. Als orthogonale Funktionen zur Approximation der Ursprungsfunktionen kommen hier Sinus- und Cosinus-Funktionen oder alternativ komplexe e-Funktionen zum Einsatz.

$$\begin{aligned}
 f(t) &= \frac{\mathbf{a}_0}{2} + \sum_{k=1}^{\infty} \left[\mathbf{a}_k \cos\left(k \frac{2\mathbf{p}}{T} t\right) + \mathbf{b}_k \sin\left(k \frac{2\mathbf{p}}{T} t\right) \right] \\
 &= \frac{\mathbf{a}_0}{2} + \sum_{k=1}^{\infty} [\mathbf{a}_k \cos(k\mathbf{w}t) + \mathbf{b}_k \sin(k\mathbf{w}t)]
 \end{aligned} \tag{4.2.15}$$

$$F(\mathbf{w}_k) : \begin{cases} \mathbf{a}_k = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{+\frac{T}{2}} f(t) \cos\left(k \frac{2\mathbf{p}}{T} t\right) dt = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{+\frac{T}{2}} f(t) \cos(k\mathbf{w}t) dt, & k = 0, 1, 2, \dots \\ \mathbf{b}_k = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{+\frac{T}{2}} f(t) \sin\left(k \frac{2\mathbf{p}}{T} t\right) dt = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{+\frac{T}{2}} f(t) \sin(k\mathbf{w}t) dt, & k = 1, 2, 3, \dots \end{cases} \tag{4.2.16}$$

In den Gleichungen (4.2.17) und (4.2.18) ist die numerische Behandlung einer Fourieranalyse bei einem bandbegrenzten diskretisierten Zeitsignal dargestellt.

$$\begin{aligned}
 f(t) &= \mathbf{a}_0 + \sum_{k=1}^{n/2-1} \left[\mathbf{a}_k \cos\left(k \frac{2\mathbf{p}}{T} t\right) + \mathbf{b}_k \sin\left(k \frac{2\mathbf{p}}{T} t\right) \right] + \mathbf{a}_{n/2} \cos\left(\frac{n}{2} \frac{2\mathbf{p}}{T} t\right) \\
 &= \mathbf{a}_0 + \sum_{k=1}^{n/2-1} [\mathbf{a}_k \cos(k\mathbf{w}t) + \mathbf{b}_k \sin(k\mathbf{w}t)] + \mathbf{a}_{n/2} \cos[(n/2)\mathbf{w}t]
 \end{aligned} \tag{4.2.17}$$

$$FFT(\mathbf{w}_k) : \begin{cases} \mathbf{a}_k = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} f_k \cos\left(k \frac{2\mathbf{p}}{T} t_k\right) = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} f_k \cos(k\mathbf{w}t_k) \\ \mathbf{b}_k = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} f_k \sin\left(k \frac{2\mathbf{p}}{T} t_k\right) = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} f_k \sin(k\mathbf{w}t_k) \end{cases} \tag{4.2.18}$$

Bei der Fast-Fourier-Transformation halbiert sich der Rechenaufwand bei reellen Funktionen. Durch eine rekursive Programmierung kann der Rechenaufwand von n^2 auf $n \cdot \lg(n)$ Multiplikationen reduziert werden.

Das Ergebnis der Fouriertransformation sind Spektrallinien im Abstand $\Delta f = T^{-1}$. Oft sind die Diagnosemessungen im Messzeitraum T nicht stationär. Beispiele hierfür sind z. B.:

- die Änderung der Drehzahl von Maschinen. Dies wird als „Instationarität im Großen“ bezeichnet,
- das Auftreten kurzzeitiger Schwingungserscheinungen, also Transienten, innerhalb eines ansonsten stationären Signals
- oder das Auftreten sogenannter „chirps“. Dies sind spezielle Transiente mit veränderlicher Frequenz. Dies sind beispielsweise Signale der Art:

$$f_{chirp}(t) = \hat{f} \cdot \cos [w_{chirp}(t) t + j_{chirp}]. \tag{4.2.19}$$

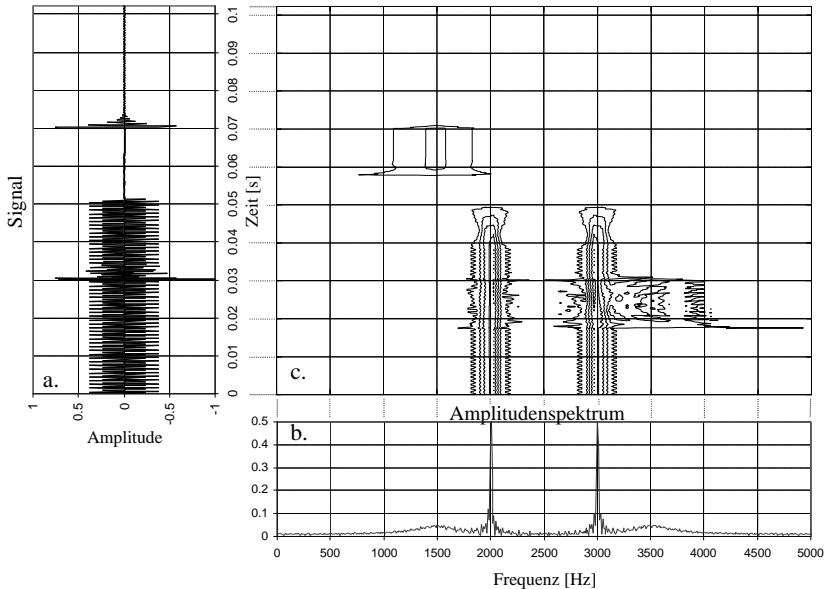


Bild 14: Amplitudenfrequenzspektrum (b) und Spektrogramm (c) eines Zeitsignals (a) mit der Periodendauer $T = 0,1$ sek bei einer Zeitfensterlänge von $0,01$ sek für die Kurzzeit FFT und einer Abtastfrequenz von 10 kHz

Bei diesen Beispielen besitzt das zu analysierende Signal ein zeitabhängiges Spektrum im Abtastzeitraum T , welches durch die Fourier-Analyse nicht identifiziert werden kann. Dies kann z. B. durch das Verringern der Abtastzeit T umgangen werden. Durch die Analyse eines kleinen Zeitfenster, wie in Bild 14 dargestellt, das kontinuierlich über die abgetastete Funktion verschoben wird, entsteht ein Kurzzeitspektrum oder Spektrogramm. Dies hat allerdings den Nachteil einer kleineren Frequenzauflösung während der Analyse, da diese mit der Abtastzeit durch die Bedingung $DfT = 1$ verknüpft ist. Siehe dazu auch [27].

Im ausgeführten Funktionsmuster wird aus Gründen der Rechenzeit- und Speicherplatzersparnis meist nur eine relativ kurze Abtastzeit gewählt, sodass eine Instationarität im Großen nicht relevant ist. Allerdings treten kurze Transiente durch Lagerschäden wie z. B. Pitings, das sind durch Verschleiß hervorgerufene Einkerbungen in der Lagerschale oder einer Kugel bzw. Rolle des Lagers, bei einer Abtastzeit von ein oder zwei Wellenumdrehungen durchaus auf.

4.2.1.6.2 Wigner-Ville-Verteilung

Mit der Wigner-Ville-Verteilung [24], Gleichung (4.2.20), scheint ein Signalverarbeitungsalgorithmus gefunden worden zu sein, der keine wechselseitigen Auflösungsbegrenzung im Zeit- und Frequenzbereich aufweist. Diese Verteilung kann als Fouriertransformierte der momentanen Autokorrelation gedeutet werden. Die reale Integration, bzw. Summation im numerischen Fall, findet nicht in unendlichen Grenzen statt. Sie erfolgt im Messbereich T und die Frequenzauflösung wird nicht durch die Abtastschrittweite Δt sondern nur durch T^{-1} beschränkt.

$$WVD_T(t; \mathbf{w}) = \int_{-\infty}^{\infty} f^*\left(t - \frac{t}{2}\right) \cdot f\left(t + \frac{t}{2}\right) \cdot e^{-j\omega t} dt \quad (4.2.20)$$

Leider weist die Wigner-Ville-Verteilung aufgrund ihrer quadratischen Struktur Interferenz- oder Kreuzterme auf, die nicht vorhandene Spektralkomponenten vorspiegeln.

4.2.1.6.3 Choi-Williams-Verteilung

Die Choi-Williams-Verteilung [24] in Gleichung (4.2.21) ist ein weiterentwickeltes Analyseverfahren, welches ungewollte Frequenzartefakte durch einen Glättungskern unterdrückt. Im

Integranden treten dabei zwei Glättungsfaktoren auf, die von z und t abhängen. Der Grad der Glättung wird durch den Glättungsfaktor s_G bestimmt.

$$CWD_T(t; w) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \sqrt{p s_G / t^2} \cdot e^{-p^2 s_G (z-t)^2 / t^2} \cdot f^*(t - \frac{t}{2}) \cdot f(t + \frac{t}{2}) \cdot e^{-jw t} dz dt \quad (4.2.21)$$

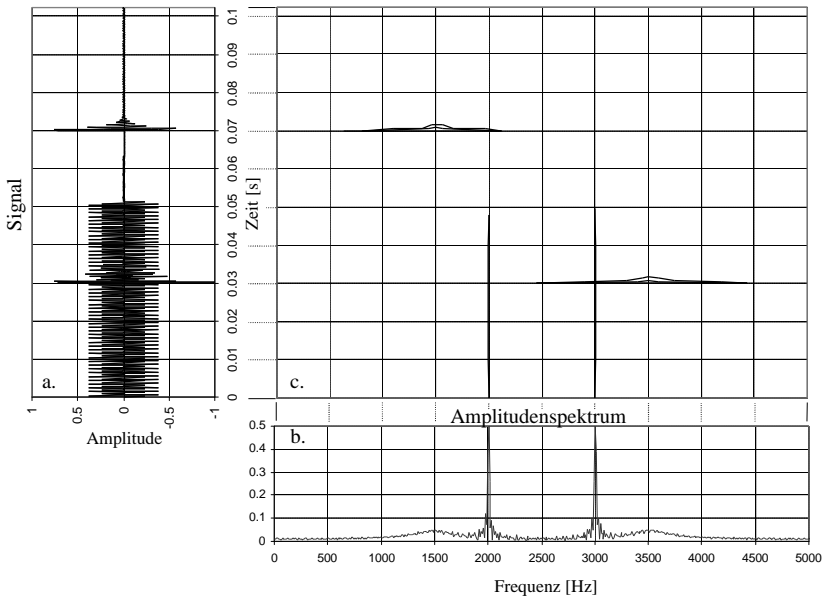


Bild 15: Amplitudenfrequenzspektrum (b) und Choi-Williams-Analyse (c) zum Vergleich aus dem Zeitsignal (a) von Bild 14 mit der Periodendauer $T = 0,1$ sek

Die Choi-Williams-Verteilung ist gut dafür geeignet, unterbrochene stationäre Zeitfunktionen und Impulsfunktionen, wie sie durch Pitings entstehen, zu analysieren. Leider hat auch diese Verteilung ihre Nachteile, sodass sie zur Analyse von Maschinen mit Drehzahländerungen nicht geeignet ist. Diese Problematik lässt sich aber beispielsweise durch die Verwendung einer lageabhängigen Abtastung umgehen. Bei einer lageabhängigen Abtastung werden die Messwerte nicht in einem zeitlich festen Raster, sondern z. B. mittels eines Inkrementalgebers läuferlageabhängig abgetastet. Dies hat zur Folge, dass sich Drehzahländerungen nur in den Amplituden und nicht in der Frequenzverteilung auf die Meßwertaufnahme auswirken. Bild 15 zeigt zum Vergleich das Spektrogramm einer Choi-Williams-Verteilung der Funktion aus Bild 14.

Wie schon erwähnt, ist es aus Speicherplatzgründen schwer möglich, den Verlauf des Frequenzspektrums und damit die gemessenen Funktionenscharen zwischenzuspeichern. Dies bedeutet, dass Gradienten, also Veränderungen, der einzelnen Spektrallinien so nicht bestimmbar sind. Aus diesem Grund sind Untersuchungen signifikanter Spektrallinien nötig.

4.2.2 Merkmalsextraktionen

Das Finden der signifikanten Frequenzkomponenten und anderer Eigenschaften bedarf einer wissenschaftlichen Untersuchung der Normmotoren und deren Komponenten. Diese Bemühungen der Merkmalsfindung verringern dabei aber den Hard- und Softwareaufwand eines Diagnosesystems erheblich.

Zu erwähnen ist hierbei, dass von der Spektraltransformation abgesehen, die Transformationen aus Kapitel 4.2.1 auch Merkmale darstellen, die formal zur Fehleridentifikation verwendet werden und einen signifikanten Informationsgehalt aufweisen können.

In Bild 16 ist in einem Beispiel dargestellt, inwiefern verschiedene Merkmale eine Relevanz für die Klassifikation bzw. Diagnose aufweisen können. Dabei ist zu beachten, dass Merkmalen die hier eine höhere oder niedrigere Relevanz besitzen, bei einer anderen Klassifizierungsaufgabe differierende Bedeutungen zukommen können.

Wie in Bild 16 zu sehen ist, sind die vier künstlich erzeugten Zeitfunktionen kaum voneinander zu unterscheiden. Dementsprechend geben in diesem Fall auch die Merkmale, wie der Effektivwert und das Maximum der Zeitfunktionen keinen sehr signifikanten Aufschluß über die Änderungen in den Eigenschaften dieser Funktionen. Die geringen Veränderungen in diesen Merkmalen können leicht durch andere Ursachen, wie Rauschen, Erschütterungen usw. verursacht werden.

Betrachtet man hingegen die Frequenzspektren dieser Zeitfunktionen so treten die Veränderungen hier deutlich zu Tage. Allerdings zeigen die Merkmale, wie der Maximalwert und die direkte Analyse der sich ändernden signifikanten Spektrallinie, der Frequenzspektren, dass auch hier ein aussagekräftiges Merkmal gefunden werden muß. Das Auffinden der signifikanten Spektrallinie kann hier z. B. durch das Auffinden lokaler Maxima oder die Untersuchung der physikalischen Eigenschaften gewonnen werden.

Durch die Untersuchung der motorspezifischen physikalischen Eigenschaften kann z. B. schon im Voraus eine bestimmte Spektrallinie oder ein Zeitabschnitt ausgewählt werden. Das

Auffinden lokaler Maxima und Minima benötigt dagegen Rechenzeit und kann möglicherweise auch nichtrelevante Spektrallinien auffinden oder schwach vorhandene, aber relevante Extrema ignorieren. Der Vorteil einer formalen Analyse der Signale besteht allerdings darin, dass auch im Vorhinein nicht berücksichtigte Änderungen gefunden werden können.

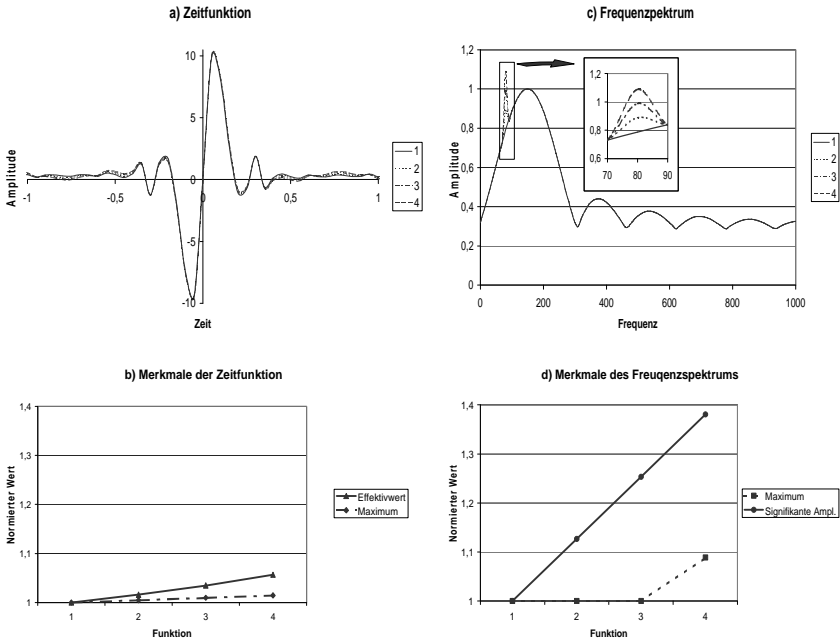


Bild 16: Relevanz verschiedener Merkmale bei der Klassifikation: Vier kaum unterscheidbare Zeitfunktionen (a) mit deren Merkmalen (b), sowie die Frequenzspektren (c) mit deren Merkmalen (d)

So werden in den folgenden Kapiteln auch motorspezifische Merkmale, wie z. B. die Berechnung der Spannungsasymmetrie aus den Zeitfunktionen oder eine Bestimmung der Unwucht aus spezifischen Spektralanteilen der Vibration, beschrieben. Betrachtet man die spezifische Merkmalsgewinnung M_S formal, so stellt sie allgemein eine Abbildung aus dem mehrdimensionalen Funktionenraum sowie auch dem mehrdimensionalen komplexen und reellen Raum in den mehrdimensionalen reellen Raum dar.

$$M_S: \{H^n, \mathbf{C}^m, \mathbf{R}^k\} \mapsto \mathbf{R}^l \tag{4.2.22}$$

4.2.3 Definition eines Zustandsraums und eines Zustandsvektors zur Fehleranalyse

Damit eine Diagnose des Motorzustandes durchgeführt werden kann wird nun aus den Zustandswerten des Motors ein Zustandsraum definiert. Dieser Zustandsraum setzt sich wiederum aus verschiedenen Teilräumen, die ihrerseits wieder unterteilt werden können, zusammen. Ein Teil dieses Zustandsraumes \mathbf{Z} ist der Merkmalsraum \mathbf{M} , der die in den reellen Raum transformierten Merkmale mit deren Anzahl m_T der Messwerte darstellt. Weiterhin sind in diesem Unterraum die beobachteten und die über spezielle Merkmalsextraktionen m_S gewonnenen Werte der Anzahl m_B und m_S enthalten.

$$\mathbf{M} := \mathbf{R}^{m_T + m_B + m_S} = \mathbf{R}^m \quad (4.2.23)$$

Ein weiterer Teil des Zustandsraumes ist der Raum der identifizierten Fehler \mathbf{F} . Hierbei stellt jede definierte Fehlerart f eine Dimension in diesem Fehlerraum dar.

$$\mathbf{F} := \mathbf{R}^f \quad (4.2.24)$$

Schließlich werden im Zustandsraum noch die Fehlerprognosen im Prognoseraum \mathbf{P} der Dimension p dargestellt. Diese Prognosen setzen sich wiederum aus verschiedenen Teilen zusammen, die in Kapitel 4.4 genauer erläutert werden.

$$\mathbf{P} := \mathbf{R}^p \quad (4.2.25)$$

Diese Teilräume werden dann zu einem Zustandsraum \mathbf{Z} vereinigt, um einen umfassenden Überblick des Motorzustandes zu erhalten.

$$\mathbf{Z} = \mathbf{M} \cup \mathbf{F} \cup \mathbf{P} := \mathbf{R}^{m+f+p} = \mathbf{R}^z \quad (4.2.26)$$

Zu diesem Zustandsraum wird ein Zustandsvektor $\vec{z} \in \mathbf{Z}$ definiert, der den aktuellen Zustand des Motors darstellt. Vorhergehende Zustandsvektoren können gespeichert werden, um einen Verlauf des Motorzustandes zu analysieren.

$$\vec{z} = \{z_i\} = \begin{pmatrix} z_1 \\ \vdots \\ z_z \end{pmatrix} \quad i = 1..z \quad (4.2.27)$$

Zur Klassifikation von Fehlern und zur Bestimmung der beobachteten Zustandswerte sind zum einen nicht alle Werte des Zustandsvektors vonnöten, andererseits sind manche dieser Werte noch nicht verfügbar. Aus diesem Grund werden auch beliebige Unterräume $\mathbf{U} \hat{=} \mathbf{Z}$ des Zustandsraumes mit einem dazugehörigen Unterzustandsvektor $\vec{u} \in \mathbf{U}$ definiert und verwendet.

$$u := \dim(\mathbf{U}) \leq \dim(\mathbf{Z}) = z; \vec{u} = \{z_i\} = \begin{pmatrix} z_n \\ z_j \\ \vdots \\ z_m \end{pmatrix} \quad i \in \{1..z\}; (m-n) \leq (z-1) \quad (4.2.28)$$

Zur Fehleridentifikation ist es sinnvoll, eine Normierung durchzuführen. Dazu wird eine Normierungsmatrix \mathbf{N} verwendet, deren Diagonalelemente den Kehrwert der Normierungswerte aufweist. In den entsprechenden Kapiteln wird auf die geeigneten Normierungswerte eingegangen.

$$\mathbf{N} = \{a_{ij}\} \quad i, j = 1..z \quad a_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{\text{Normierungswert}} & \text{für } i = j \\ 0 & \text{für } i \neq j \end{cases} \quad (4.2.29)$$

$$\vec{z}_n = \vec{z} \cdot \mathbf{N} \quad (4.2.30)$$

4.3 Fehleridentifikation

Nachdem der Zustand des Antriebs im Zustandsraum erfasst wurde, müssen die Zustandsdaten verschiedenen Fehlerklassen f_i im Fehlerraum \mathbf{F} zugeordnet werden [28]. Die schon identifizierten Fehler der vorhergehenden Klassifikation können hierbei natürlich für die neue Klassifikation mit verwendet werden.

Bei der Klassifikation unterscheidet man parametrische und nicht-parametrische Verfahren. Bei den parametrischen Verfahren wird z. B. die Häufigkeitsverteilung oder die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion, bezogen auf die einzelnen Klassen durch Stichprobenanalysen geschätzt. Beispiele für dieses Klassifikationsverfahren sind:

- Polynomklassifikation (Regressionsanalyse)

- Neuronale Netze (Perceptron)
- Semantische Verfahren (Grammatiken, Grafensuchverfahren usw.)

Nicht-parametrischen Verfahren sind z. B.:

- Nächster Nachbar Analyse
- Ballungsanalyse (Cluster Analysis)

Vor allem die Ballungsanalyse wird in neuerer Zeit häufig verwendet, da diese ein nicht überwachtes Verfahren darstellt, welches eigenständig lernt, indem Ballungsstellen oder sogenannte Cluster identifiziert und einer Klasse zugeordnet werden. Eine einfache Ballungsanalyse kann beispielsweise durch eine Schwerpunktberechnung aufeinanderfolgender Zustandsvektoren zur Fehleranalyse benutzt werden. Bild 17 zeigt diese Möglichkeit. Dort ist zu sehen, wie sich der Schwerpunkt in diesem Fall der arithmetische Mittelwert *MW* aufeinanderfolgender Messungen verschiebt, was als Veränderung im Motor erkannt wird und damit einen Fehler darstellen kann.

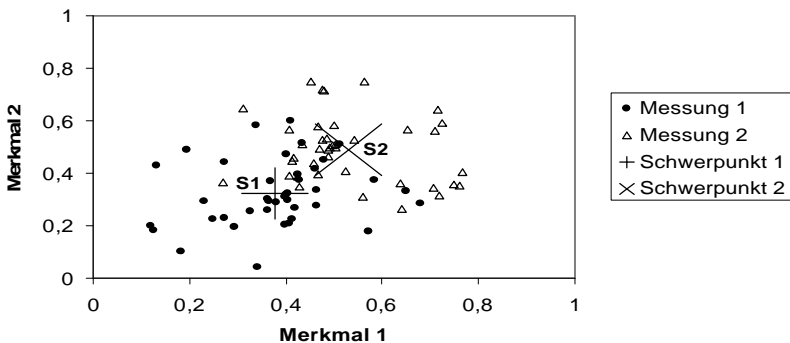


Bild 17: Allgemeines Beispiel der Verschiebung eines Merkmalschwerpunktes während des Betriebs

In der hier vorgestellten Arbeit werden drei Methoden der Klassifikation verwendet. Zum einen die Polynomanalyse, bei der eine Lernphase nötig ist, sowie eine einfache Ballungsklassifikation und ein semantisches, regelbasiertes Verfahren, bei dem die Parameter und unscharfe Regeln über Expertenwissen und Abschätzungen, bzw. über Messungen und Statistiken gewonnen werden können.

4.3.1 Polynomklassifikation

Die Polynomklassifikation wird zur Gewinnung weiterer Merkmale, nämlich dem Schätzvektor \vec{d} , für die regelbasierte Klassifikation verwendet. Der Schätzvektor \vec{d} wird aus verschiedenen Merkmalen als Abschätzung zur Zugehörigkeit bestimmter Klassen berechnet und besitzt n_k Komponenten bei n_k Klassen [29].

$$\vec{d} = f(\vec{z}) \quad \text{mit} \quad \vec{d} = \begin{pmatrix} d_1 \\ \vdots \\ d_{n_k} \end{pmatrix} \quad (4.3.1)$$

Nun wird versucht die Funktion f so einzustellen, dass Objekte einer bestimmten Klasse möglichst genau zugeordnet werden können. Dazu wird zu jeder Klasse ein sogenannter Zielvektor y zugeordnet, der durch den Schätzvektor angenähert werden soll.

$$\begin{array}{l} \mathbf{F} : \{k_1, k_1, \dots, k_1\} \\ \quad \downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \\ \mathbf{Y} : \{\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_f\} \end{array} \quad (4.3.2)$$

$$\bar{y}_i = \{y_{ij}\} \quad \text{mit} \quad y_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{für } i = j \\ 0 & \text{für } i \neq j \end{cases}; \quad i, j = 1, \dots, f \quad (4.3.3)$$

Der Schätzvektor wird danach so normiert, dass die Summe der Elemente 1 ergibt.

$$\sum_{i=1}^f d_i = 1 \quad \text{sowie} \quad \sum_{i=1}^f y_i = 1 \quad (4.3.4)$$

Als leicht bearbeitbare Funktion wird nun der Polynomklassifikator eingeführt. Die Komponenten des Schätzvektors werden bestimmt, indem die Merkmale mit den Koeffizienten eines Polynoms gewichtet aufaddiert werden.

$$d_i = a_{i0} + a_{i1}z_1 + a_{i2}z_2 + \dots + a_{in}z_n \quad \text{für} \quad i = 1, \dots, f \quad (4.3.5)$$

$$\vec{d} = \mathbf{A} \vec{z} \quad \text{mit} \quad \mathbf{A} = \{a_{ij}\} \quad (4.3.6)$$

Nun muss die Koeffizientenmatrix $\{a_{ij}\}$ so ermittelt werden, dass für jedes Objekt einer Lernstichprobe der Schätzvektor und der Zielvektor möglichst genau übereinstimmen. Dies kann z. B. über die Minimierung der mittleren quadratischen Abweichung dieser beiden Vektoren erreicht werden.

$$MW\{|\bar{y} - \bar{d}|^2\} = \text{Minimum} \quad (4.3.7)$$

Dies ist ein Optimierungsproblem, welches nach [30] geschlossen gelöst werden kann. Das Ergebnis schätzt die Wahrscheinlichkeit für die Zugehörigkeit zu einer bestimmten Klasse ab.

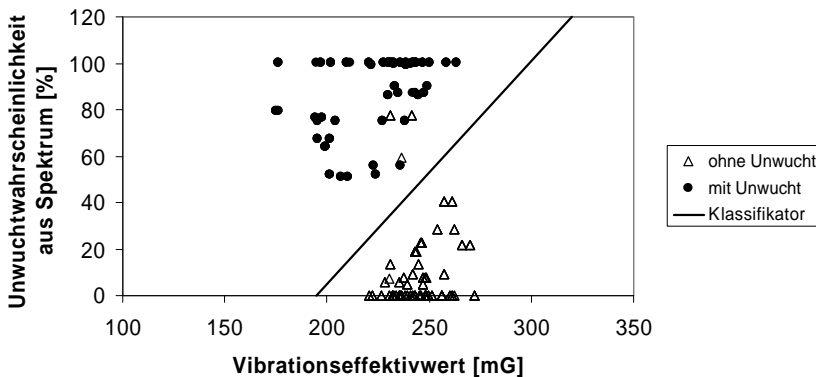


Bild 18: Linearer Klassifikator angewandt auf die Unwuchterkennung zur Trennung einer erkannten Unwucht zu einem Betrieb ohne Unwucht

Bild 18 zeigt einen auf diese Art gewonnenen linearen Klassifikator, der die Bereiche eines Motorbetriebs mit und ohne Unwucht zeigt. Der Abstand eines Messpunktes zu diesem Klassifikator ist dabei ein Mass für die Zugehörigkeit zur Klasse mit oder ohne Unwucht. Für die Lernphase ist hierbei natürlich eine konstante, definierte Unwucht vonnöten.

4.3.2 Einfache Ballungsklassifikation

Das Beispiel aus Bild 18 macht deutlich, dass es nicht immer zweckmäßig ist, eine Klassifikation mit „Gut-“ und „Schlecht-Beispielen“ zu erlernen. So ist es z. B. im Falle einer Unwucht nur dann sinnvoll, wenn als „Schlechtbeispiel“ gerade die kleinste nicht mehr zu tolerierende Unwucht gewählt wird. Im allgemeinen Fall erscheint es teilweise sinnvoll und

mit weniger Aufwand verbunden, nur den „Gut“-Bereich zu untersuchen. Dies kann dann bei jenen Klassifikationsaufgaben, bei welchen die Auswirkung einer fehlerhaften Installation weitgehend auszuschließen sind, auch im Normalbetrieb zu Beginn der Motorlebensdauer erfolgen. Dabei werden dann auch der Aufstellungsort, die Aufstellungsart oder die Eigenschaften der angetriebenen Arbeitsmaschine mit berücksichtigt.

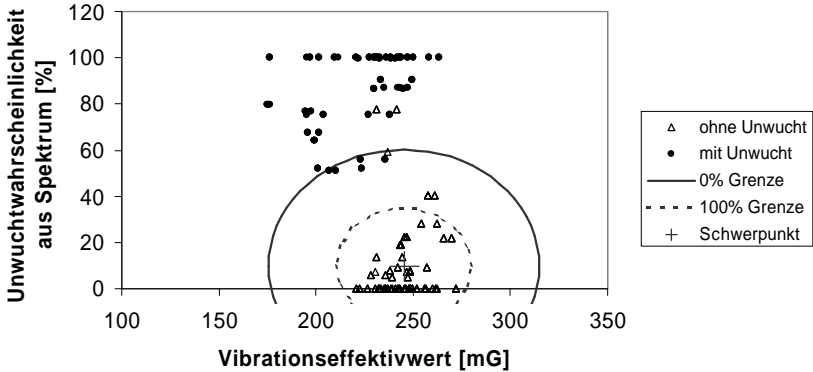


Bild 19: Ballungsanalyse mit Schwerpunkt und den Zugehörigkeitsgrenzen 100 % Zugehörigkeit und 0 % Zugehörigkeit

Bild 19 zeigt am Beispiel der Unwuchterkennung an einem Normmotor die Definition eines „Gutbereiches“. Hier wurde um den Schwerpunkt der Messwerte ohne Unwucht mit Hilfe der Standardabweichung ein Zugehörigkeitsbereich zur Klasse der Messungen ohne Unwucht definiert. Die Messungen die ausserhalb dieses Bereiches liegen werden dann mit steigender Wahrscheinlichkeit einer Messung mit Unwucht zugeordnet.

Dieses Verfahren kann noch dadurch verfeinert werden, dass kontinuierlich während des Betriebes weitere statistische Ballungsanalysen durchgeführt werden und dann analog des Beispiels aus Bild 17 eine Veränderung des Betriebsverhaltens und damit eine sich aufbauende Unwucht erkannt werden kann.

4.3.3 Regelbasierte Fehleridentifikation mittels unscharfer Intervalle

Nachdem die direkten Methoden der Klassifikation oder Fehlererkennung abgeschlossen sind, werden diese im Zusammenhang noch einmal mittels Regeln in unscharfen Intervallen

untersucht. Dies hat den Vorteil, dass dort auf einfache Weise Expertenwissen eingesetzt werden kann [31].

Zuerst werden dazu die einzelnen Achsen des Zustandsraumes in unscharfe Wertebereiche oder Intervalle zerlegt. Dies ist in Bild 20 mit der Achse der Drehmomentenbelastung dargestellt. Diese unscharfe Einteilung, wie auch die gesamte Fuzzy-Logik, besitzt die Möglichkeit statistische Auswertungen zu berücksichtigen, aber auch Erfahrungswerte und sogar die Intuition oder das Gefühl eines Experten, dass nicht präzise formuliert werden kann und in [32] beschrieben wird, einzusetzen.

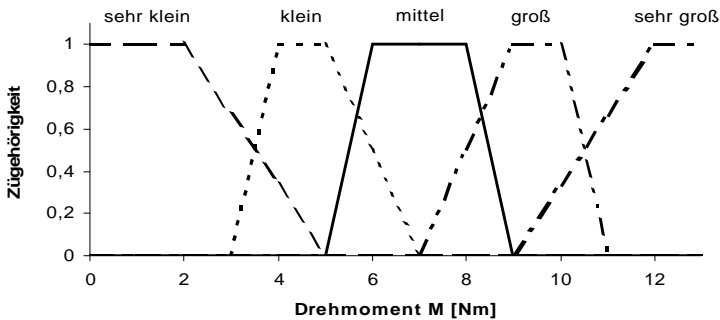


Bild 20: Unscharfe Bewertung des Motormomentes für die regelbasierte Klassifikation

Die Einführung von unscharfen Intervallen und den dazugehörigen verbalen Variablen für das Drehmoment, wie z. B. „sehr klein“, „klein“ usw., werden in [25] beschrieben. Dort wird auch die Auswertung dieser unscharfen Variablen mittels Regeln beschrieben. Anhand eines praktischen Beispiels wird diese Vorgehensweise in Kapitel 8.3 gezeigt.

Eine Regeldarstellung und die Auswertung über einen Fehlergraphen ist in [33] aufgezeigt. Eine solche Regel lautet beispielsweise:

Wenn Temperatur sehr hoch und Drehmoment nicht sehr groß und keine Asymmetrie und kein Wicklungsdefekt und Umgebungstemperatur nicht hoch dann Kühlung unzureichend.

Dies ist eine zum Überblick vereinfachte Regel. Die Konsequenz aus dieser Regel ist die Wahrscheinlichkeit, dass der Lüfter defekt ist oder die Kühlrippen verschmutzt und zugesetzt sind. Die aufgestellten Regeln für die Fehleridentifikation sind bei den jeweiligen Abschnitten in Kapitel 5 beschrieben.

4.3.4 Schnelle parallele Fehleridentifikation

Aus Kostengründen kann immer nur eine Probe aus den Zeitfunktionen der Sensorwerte mit der Messdauer T oder einer Anzahl von Abtastwerten n entnommen werden. Diese Messwerte werden dann in einem Zeitraum von mehreren Sekunden vom Motordiagnosesystem analysiert. Dies ist insoweit sinnvoll, da sich die Änderungen, die auf einen Fehler hinweisen, in relativ großen Zeitabschnitten oder Zeitkonstanten abspielen. Es gibt jedoch Betriebszustände, die den Motor oder Teile davon schnell zerstören können. Auf diese Fehler muß dann auch in angemessener Zeit reagiert werden können.

Das verwendete Echtzeitbetriebssystem erlaubt es, eine parallele Taskstruktur zu implementieren, in dem eine Task, wie z. B. für die schnelle Identifikation kritischer Fehlerzustände oder die Kommunikation, parallel mit einer höheren Priorität ausgeführt werden kann.

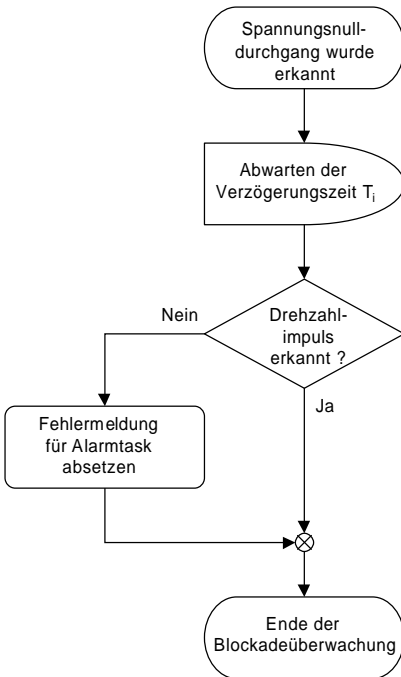


Bild 21: Ablaufdiagramm der Blockadeüberwachung mittels Spannungsnulldurchgangsdetektion, Drehzahlimpulserkennung mit einer Inkrementalgebertzeit T_i

In Bild 21 ist der Ablauf der schnellen Identifikation eines Phasenausfalls beim Anlauf oder der Blockade des Motors gezeigt. Solch eine Blockade bedeutet, dass der Motor trotz angelegter Spannung nicht anlaufen kann, z. B. durch einen Phasenausfall oder während des

Betriebs blockiert wird. Wird dieser Betriebszustand nicht geändert, so fließt in den Wicklungen des Ständers, an denen Spannung anliegt, und im Käfigläufer permanent der Anlaufstrom, der den Bemessungsstrom im Normalbetrieb um das Mehrfache übersteigt. Dieser hohe Strom kann die Statorwicklungen oder die Läuferstäbe der Maschine in kurzer Zeit zerstören.

Die Task zur Anlauf- bzw. Blockadeüberwachung wird gestartet, wenn die Grundschiwingung der Versorgungsspannung einen Nulldurchgang vom negativen zum positiven Spannungsniveau aufweist. Nachdem die Task gestartet wurde, wird eine Anlaufzeit T_i abgewartet. Die Totzeit überbrückt die Zeit, bis ein Strich des Inkrementalgebers einen Impuls ausgibt. Würde ein solcher Impuls während der Totzeit erkannt, läuft der Motor und es liegt keine Blockade vor. Wird dagegen kein Impuls erkannt, ist der Motor blockiert und es wird eine Fehlermeldung abgesetzt.

Während des Anlaufs der Maschine benötigt das Erreichen eines Inkrementalgeberstriches die längste Zeit. Aus diesem Grund soll hier eine Abschätzung der Totzeit zum Erreichen eines Inkrementalgeberimpulses hergeleitet werden. Zuerst wird dazu die Momentengleichung (4.3.8) aufgestellt. Dabei wird das Anlaufmoment M_A des Motors mit dem bremsenden Moment der Arbeitsmaschine M_L , welches auch die Reibmomente beinhaltet, und den Trägheitsmomenten des Rotors J_R und der Arbeitsmaschine J_L gleichgesetzt. Dabei sind alle Momente und Trägheitsmomente auf die Motorseite transformiert [34].

$$M_A = M_L + (J_R + J_L) \cdot \frac{d\omega_n}{dt} \quad (4.3.8)$$

Diese Momentengleichung ist in Gleichung (4.3.9) nach der Rotorkreisfrequenz ω_n aufgelöst und wird dort integriert.

$$\omega_n(t) = \int_0^{\omega(t)} d\omega_n = \frac{M_A - M_L}{J_R + J_L} \cdot \int_0^t dt = \frac{M_A - M_L}{J_R + J_L} \cdot t \quad (4.3.9)$$

Die Kreisfrequenz ω_n wird in Gleichung (4.3.10) weiter zum zurückgelegten Rotorwinkel \mathbf{j}_R über die Zeit T_i vom Beginn des Anlaufs bis zum Erreichen eines Inkrementalgeberimpulses integriert. Hierbei ist der maximale Winkel, der zwischen zwei Strichen des Inkrementalgebers zurückgelegt werden muss, der gesamte Kreiswinkel $2p$ geteilt durch die Strichzahl z_i des Inkrementalgebers.

$$\mathbf{j}_n(T_i) = \frac{2\mathbf{p}}{z_i} = \int_0^{T_i} \mathbf{w}_n(t) dt = \frac{M_A - M_L}{J_R + J_L} \cdot \int_0^{T_i} t dt = \frac{M_A - M_L}{J_R + J_L} \cdot \frac{T_i^2}{2} \quad (4.3.10)$$

Aufgelöst nach der Anlaufzeit T_i ergibt sich Gleichung (4.3.11). Hierbei ist noch zu beachten, dass die Zeit T_U , die vom Einschalten der Spannung bis zur Detektion des Anliegens der Spannung von der Totzeit T_i abgeht. Da diese Zeit maximal $T_0 = 1/f_0$ aber minimal Null ist, ist T_i die maximal zu berücksichtigende Zeit. Weiterhin ist in Gleichung (4.3.11) das Anlaufmoment M_A als k -facher Wert des Bemessungsmomentes M_N angegeben.

$$T_i = \sqrt{\frac{4\mathbf{p}}{z_i} \cdot \frac{J_R + J_L}{k \cdot M_N - M_L}} \quad (4.3.11)$$

In Tabelle 5 wird die berechnete Anlaufzeit T_i in Abhängigkeit der Belastungsmomente und Motordaten angegeben. Hierbei wurde zur Abschätzung ein praktisch maximal mögliches Belastungsdrehmoment M_L in Höhe des Bemessungsmomentes M_N angenommen. Das Trägheitsmoment der Arbeitsmaschine und die Strichzahl des Inkrementalgebers wurden variiert.

Auffallend ist, dass bei diesen Konfigurationen, vor allem bei einem Inkrementalgeber mit 64 Strichen, kurze Erkennungszeiten machbar sind. Bei diesen Zeiten kann eine Gefährdung der Maschine weitgehend ausgeschlossen werden. Weiterhin kann in den berechneten Drehzahlbereichen annähernd ein konstantes Drehmoment angesetzt werden. Außerdem kann die Anlaufzeit T_i auch etwas großzügiger, z. B. mit dem Faktor 1,5, bemessen werden, ohne dass dies bezüglich einer Überhitzung problematisch erscheint.

Motor	M_N [Nm]	k	M_L [Nm]	J_R [kg cm ²]	J_L	z_i	T_i [ms]	$n_R(T_i)$ [min ⁻¹]
Motor 1 15 kW	98	2,8	M_N	520	20 J_R	64	34,9	53,8
	98	2,8	M_N	520	100 J_R	64	76,5	24,5
Achshöhe 160 L	98	2,8	M_N	520	20 J_R	2	197,2	304,2
	98	2,8	M_N	520	100 J_R	2	432,5	138,7
Motor 2 1,5 kW	10	2,4	M_N	35	20 J_R	64	32,1	58,4
	10	2,4	M_N	35	100 J_R	64	70,4	26,6
Achshöhe 90 L	10	2,4	M_N	35	20 J_R	2	181,6	330,4
	10	2,4	M_N	35	100 J_R	2	389,3	150,6

Tabelle 5: Abhängigkeit der Anlaufzeit T_i und der zugehörigen Drehzahl $n_R(T_i)$ in Abhängigkeit der Belastungsmomente und der Motordaten

4.4 Fehlerprädiktion

Nach der Fehleridentifikation müssen zur Fehlerprädiktion die gewonnenen Zustands- bzw. Fehlerdaten ausgewertet werden. Dies kann auf mehrere Arten geschehen, von denen hier zwei Arten beschrieben werden sollen.

Bei der Fehlerprädiktion muss natürlich gewährleistet sein, dass eine Warnung nicht zu früh ergeht, bzw. dem Benutzer bei leichten Fehlern oder Fehlern, die sich erst nach einer langen Zeitspanne auswirken werden, eine Gewichtung dieser Fehler zur Verfügung gestellt wird. Dies ist wichtig, damit ein Antrieb nicht zu früh und in zu kurzen Abständen gewartet oder ausgetauscht wird.

4.4.1 Feste Fehlerprädiktion aus einem Erfahrungsschatz

Eine Möglichkeit zur Fehlervoraussage stützt sich wieder auf Experten und Erfahrungswissen. Dabei werden Erkenntnisse über eine bedingte Lebensdauer der verschiedenen Teile des Motors wie Lager, Wicklung oder Läufer unter bestimmten Betriebsbedingungen herangezogen. [35] beschäftigt sich mit der Lebensdauer und dem Erkennen und der Voraussage von Lagerausfällen. In [12] und [36] werden dagegen die Auswirkungen des Betriebes auf die Wicklungslebensdauer untersucht.

Bei der Voraussage von Fehlern sind außer den gemessenen Sensorwerten auch weitere Umgebungsbedingungen relevant, die aus Wirtschaftlichkeitsgründen beispielsweise nicht sensorisch erfasst werden können. So müssen bei der Installation des Antriebs auch Umgebungsbedingungen, wie normaler Betrieb, Betrieb in staubiger oder chemisch aggressiver Umgebung oder der Betrieb im Freien angegeben werden. Diese Betriebsmodi sind nach [3] und [36] mitentscheidend für die Lebensdauer verschiedener Motorteile.

Mit der Kenntnis von Umweltbedingungen und Erfahrungswissen können wiederum Regeln für die Lebensdauer der Motorteile erstellt werden. Diese führen dann zu gewichteten Betriebsstunden oder direkten Warmmeldungen bei akuter Gefahr.

Eine akute Gefahr besteht beispielsweise, wenn eine starke Wellenunwucht erkannt wird. Diese führt rasch zu einem Lagerschaden und muß schnell behoben werden. Eine Wicklungstemperaturüberschreitung dagegen wirkt sich meist nur langsam auf die Wicklungslebensdauer aus und kann somit über einen gewichteten Betriebsstundenzähler erfasst werden. Hierbei wird die Betriebszeit der Maschine ermittelt und zwischengespeichert. Für jedes beobachtete Bauteil wird nun wieder eine Dimension t_i im Zustandsraum bereitgestellt, in

denen Zeitabschnitte mit höherer, für das Maschinenteil spezifischen Belastung, wie z. B. erhöhte Temperatur oder staubige Umgebung, mit einem höheren Zeitanteil gewichtet werden. Dies führt dazu, dass eine vorgesehene Betriebszeit früher erreicht wird, sodass das entsprechende Teil früher gewartet oder ausgetauscht werden muss.

Dieser Sachverhalt ist in Gleichung (4.4.1) dargestellt. Hierbei wird zu der bauteilspezifischen Zeit ein mit den entsprechenden Fehlerzuständen gewichteter Zeitanteil hinzuaddiert.

$$t_{i,n+1} = t_{i,n} + f(\{f_i\}) \cdot \mathbf{D}t \quad (4.4.1)$$

In Gleichung (4.4.2) ist als Beispiel für die Wicklungslebensdauer die schon beschriebene, vereinfachende Regel für die Temperatur als Funktion definiert. Die Regel besagt, dass sich die Wicklungslebensdauer bei einer Erhöhung über die Grenztemperatur J_G um 10°C halbiert, bzw. die anrechenbare Zeit verdoppelt.

$$f(J) = \begin{cases} 1 & \text{für } J - J_G \leq 0 \\ 2 \cdot \frac{J - J_G}{10^\circ\text{C}} & \text{für } J - J_G > 0 \end{cases} \quad (4.4.2)$$

4.4.2 Fehlerprädiktion durch Gradientenauswertung

Eine weitere Möglichkeit, einen Ausfall oder schwerwiegenden Fehler vorherzusagen, stellt die Ausnutzung der Schwerpunktsanalyse, welche in Bild 17 dargestellt ist, dar. Analysiert man die Gradienten dieser Schwerpunktsverschiebungen und definiert einen Bereich im Zustandsraum außerhalb dem ein Versagen auftritt, so kann die Zeit abgeschätzt werden wie lange es noch dauern wird bis diese Bereichsgrenze erreicht wird.

So kann beispielsweise die Geschwindigkeit mit der sich der Mittelwert des Zustandsraumvektors verschiebt über Gleichung (4.4.3) ermittelt werden.

$$\vec{v}_Z = \frac{\mathbf{D}\vec{z}_M}{\mathbf{D}t} \quad (4.4.3)$$

Danach kann im linearen Fall Gleichung (4.4.4) nach der Zeit t gelöst werden, um die verbleibende Zeit bis zur kritischen Grenze \vec{z}_G zu berechnen.

$$\vec{z}_G = \vec{z}_M + \vec{v}_Z \cdot t \quad (4.4.4)$$

Die Gradientenbildung stellt natürlich, wie bei allen Messungen, ein Problem dar, da selbst kleine Fehler eine starke Auswirkung auf die Gradientenbildung haben. Auch das Ändern des Betriebszustandes der Maschine bewirkt schon eine Schwerpunktverschiebung. Diese Gradientenbildung kann also nur über viele Messungen gemittelt funktionieren und ist aus diesem Grund nur für langsame Veränderungen geeignet. Auch sollten im allgemeinen Fall Nichtlinearitäten, wie z. B. bei Temperaturverläufen, berücksichtigt werden.

5 Fehlerquellen und -ursachen bei Normmotoren

Bei Normmotoren können Fehler und Ausfälle auftreten. Dabei muß ein Fehler nicht zwingend zum Ausfall des Motors führen, kann aber beispielsweise den Betrieb beeinträchtigen. Auf der anderen Seite gibt es natürlich auch Fehler, die direkt oder indirekt zum Ausfall des Motors führen können. Zur Diagnose von Fehlern ist es nötig diese Fehler- und Ausfallursachen zu finden und zu analysieren. Bei dieser Untersuchung sind die Hauptausfall- und Hauptfehlerursachen von besonderem Interesse. Einige dieser Fehlermöglichkeiten und die zugehörigen Normen sind in [3] genannt.

5.1 Aufbau eines Käfigläufermotors

Bild 22 zeigt einen schematischen Längsschnitt einer außenbelüfteten Niederspannungskäfigläufermaschine. Dabei sind zum besseren Überblick die einzelnen Bauteile bezeichnet, an denen die nachfolgend aufgeführten Fehler auftauchen können. Zu beachten ist dabei auch, dass Fehler auch durch externe Einflüsse wie beispielsweise die Spannungsversorgung entstehen.

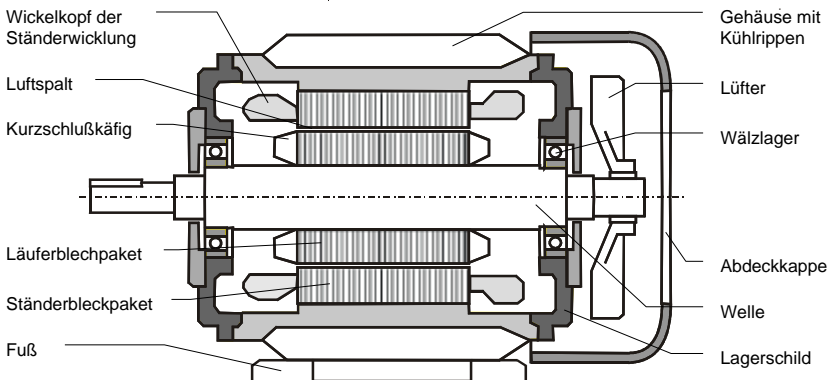


Bild 22: Schematischer Längsschnitt einer außenbelüfteten Niederspannungskäfigläufermaschine

5.2 Lagerschaden

Ein Lagerschaden ist die häufigste Ursache für Ausfälle bei Normmotoren. Es ist einsichtig, dass diese Ausfallursache durch mehrere Ursachen, die sich auf das Lager auswirken, hervorgerufen werden kann.

5.2.1 Schmierung

Eine dieser Lagerausfallursachen ist eine unzureichende Schmierung, die in kurzer Zeit zu einem mechanischen Defekt der Maschine führen kann. Nach [37] sind Schmierfette feste oder halbflüssige Produkte, die vor allem zwei Aufgaben erfüllen sollen. Dies ist zum Einen die Abgabe einer hinreichenden Menge von flüssigen Schmierstoffen um Verschleiß und Reibung zu verhindern und zum Anderen die Abdichtung gegen Wasser und Fremdpartikel.

So ist ein Belastungsgrund für ein Lager auch der Betrieb, bei dem die Maschine häufig aus dem kalten Zustand hochgefahren wird, da dabei das Schmierfett noch nicht ausreichend flüssigen Schmierstoff zur Verfügung stellt. Dieses Problem wird allerdings durch moderne Schmierstoffe minimiert. Eine weitere Problematik ist die Verschmutzung des Schmierfettes durch feste und flüssige, teils aggressive Substanzen, die zu einer frühzeitigen Alterung führen können. Die Beanspruchung des Schmierfettes durch den Betrieb der Maschine führt je nach Belastung früher oder später zum Ende der Fettgebrauchsdauer.

5.2.2 Materialermüdung

Ein weitere Ausfallmöglichkeit ist die Materialermüdung. Zum Einen sind dies sogenannte Pittings, die in tieferen Schichten der Lagerschalen entstehen. Das sind ovale Materialfehler, die nach [38] von den tieferen Schichten nach oben wandern und sich dann dort als ovale Grube (engl.: pit) bemerkbar machen. Diese Gruben könne dann beispielsweise wie in [39] , [40] und [41] durch Vibrationsanalysen am Lager erkannt werden. Ähnliche Ermüdungserscheinungen bis hin zum Bruch können auch an den Lagerkugeln und –rollen entstehen.

Eine weitere Möglichkeit der Analyse dieser Materialfehler, aber auch vor allem dem Nachlassen der guten Schmiereigenschaften ist die Überwachung der Lagertemperatur. Durch ein Erhöhen der Reibung, hervorgerufen durch Materialermüdung oder Nachlassen der Schmierung, entsteht eine relative Temperaturerhöhung des Lagers.

Bild 23 zeigt den qualitativen Verlauf der Lagertemperatur beim Ausfall der Lagerschmierung. Dabei ist ein Bereich auffällig, bei dem die Lagertemperatur unvermittelt ansteigt und wieder abfällt. Dies wird dadurch hervorgerufen, dass sich am Anfang des Schmierungsausfalls die Temperatur erhöht und durch diese höhere Temperatur doch wieder Schmieröle aus dem Fett herausgelöst werden. Sind diese restlichen Öle endgültig aus dem Fett gelöst, steigt die Reibung und damit die Lagertemperatur rapide an. Die Geschwindigkeit, mit der dieses Versagen der Schmierung von statten geht, ist stark vom Produkt der Lagerdrehzahl n_L und dem Kugeldurchmesser d_m abhängig.

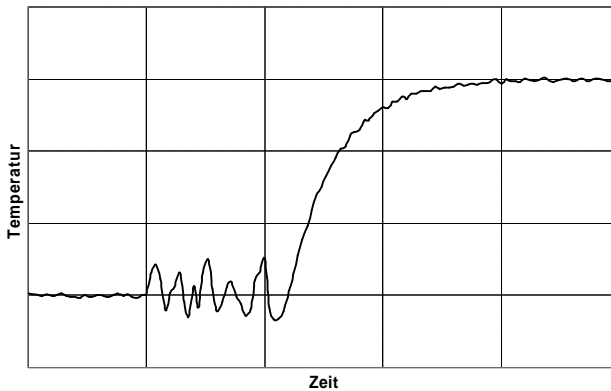


Bild 23: Qualitativer Verlauf der Lagertemperatur bei Ende der Schmierstofflebensdauer und damit verbundenem Lagerausfall

Damit ein Lagerausfall möglichst frühzeitig erkannt werden kann, muss schon die Phase des Nachlassens und sich wieder Verbesserns der Lagerschmierung erkannt werden. Die dazu nötige Erfassung der Lagertemperatur darf nicht absolut geschehen, da sich die Lagertemperatur auch mit den verschiedenen Betriebszuständen der Maschine ändert.

In Bild 24 ist ein gemessener Temperaturverlauf an den Lagern und im Wickelkopf während eines Warmlaufs und nach dem Abschalten der Maschine dargestellt. Da die Lager direkt im Motorgehäuse angebracht sind, korrespondieren die Lagertemperaturen mit der Gehäusetemperatur. Das B-seitige Lager, das sich auf der Seite des Lüfters befindet, hat dabei natürlich eine etwas niedrigere Temperatur.

Um Temperaturveränderungen zu erkennen, die direkt durch das Lager ausgelöst werden, muß die Temperatur also relativ zur Wicklungstemperatur oder zur Temperatur des anderen Lagers analysiert werden. Dabei ist der Vergleich mit dem jeweils anderen Lager allerdings

günstiger, da beide Lagertemperaturen über eine Verzögerungszeit, bedingt durch die Wärmeausbreitung mit der Wicklungstemperatur gekoppelt sind.

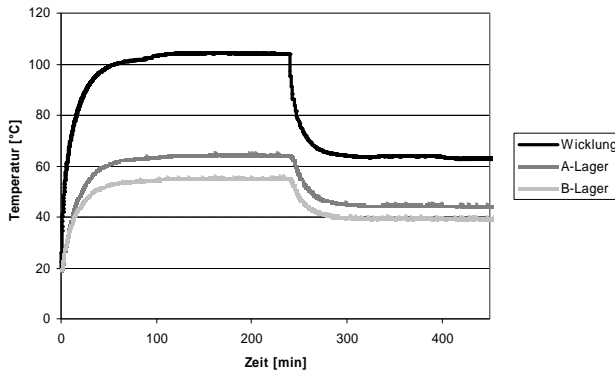


Bild 24: Temperaturverlauf im Wickelkopf sowie am A-seitigen und B-seitigen Lager

5.2.3 Unwucht

Kapitel 8 beschäftigt sich unter anderem eingehend mit dem Erkennen von Unwuchten. Nach [42] ist eine Unwucht U nach Gleichung (5.2.1) als Produkt einer Zusatzmasse m mit deren Entfernung r definiert. Dies kann auch als eine Schwerpunktverschiebung der Gesamtmasse aufgefasst werden. Die zugehörige Fliehkraft wird nach Gleichung (5.2.2) berechnet.

$$\vec{U} = m \cdot \vec{r} = (m + M) \cdot \vec{a} \quad (5.2.1)$$

$$\vec{F} = \vec{U} \cdot \omega^2 \quad (5.2.2)$$

Eine Unwucht kann je nach Größe in kurzer Zeit ein Lager zerstören. Als Beispiel können hier die Ventilatoren zur Entlüftung von Lackierstraßen genannt werden. Hier sind die Lüfterventilatoren direkt an die Motorwellen angebracht. Werden nun die Ventilatoren angehalten, läuft der noch flüssige Lack an den Lüfterflügeln herunter und härtet aus. Wird der Lüfter das nächste Mal angehalten, ist die Wahrscheinlichkeit hoch, dass der Lüfter wieder mit dem durch den Lack schwereren Flügel nach unten anhält und sich dort der Lack wieder absetzt. So erhöht sich das Lackgewicht immer weiter und die daraus resultierende Unwucht zerstört dann mit der Zeit das Lager.

5.3 Asymmetrische Speisung

Bei Normmotoren wird eine Spannungsasymmetrie von bis zu 5 % toleriert. Zur Definition der Asymmetrie wird der resultierende Raumzeiger des Drehspannungssystems in der Maschine in einen in Drehrichtung mitlaufenden Spannungsraumzeiger \underline{U}_m und einen gegenlaufenden Spannungsraumzeiger \underline{U}_g zerlegt.

5.3.1 Mit- und gegenlaufende Welle der Luftspaltinduktion

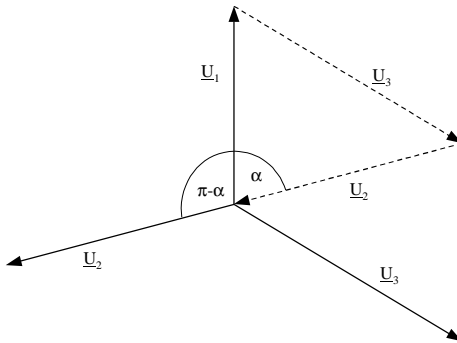


Bild 25: Spannungszeiger bei asymmetrischer Speisung. Diese Zeiger bilden aus physikalischen Gründen an der Maschine ein Nullsystem

Der mit- und gegenlaufende Spannungszeiger wird wie in den Gleichungen (5.3.1) und (5.3.2) z. B. nach [43] definiert.

$$\underline{U}_m = (\underline{U}_1 \cdot a^0 + \underline{U}_2 \cdot a^1 + \underline{U}_3 \cdot a^2) / 3 \quad \text{mit} \quad a = e^{j\frac{2\pi}{3}} \quad (5.3.1)$$

$$\underline{U}_g = (\underline{U}_1 \cdot a^0 + \underline{U}_2 \cdot a^2 + \underline{U}_3) / 3 \cdot a^1 \quad (5.3.2)$$

Aus physikalischen Gründen muss die Summe der Leiterspannungen Null ergeben. Dies ist in Gleichung (5.3.3) ausgedrückt. Die addierten Spannungszeiger ergeben ein Dreieck in dem der Winkel α nach Gleichung (5.3.4) berechnet werden kann.

$$\underline{U}_1 + \underline{U}_2 + \underline{U}_3 = 0 \quad \Rightarrow \quad \underline{U}_3 = -(\underline{U}_1 + \underline{U}_2) \quad (5.3.3)$$

$$\alpha = -\arccos\left(\frac{U_3^2 - U_2^2 - U_1^2}{2 U_1^2 U_2^2}\right) \quad (5.3.4)$$

$$\underline{U}_m = [U_1 + U_2 e^{j(p-a)} e^{j\frac{2}{3}p} - (U_1 + U_2 e^{j(p-a)} e^{j\frac{2}{3}p}) e^{j\frac{4}{3}p}] / 3 \quad (5.3.5)$$

$$\underline{U}_m = [U_1 (e^{j0p} - e^{-j\frac{2}{3}p}) + U_2 e^{-ja} (e^{-j\frac{2}{3}p} - e^{j\frac{2}{3}p})] / 3 \quad (5.3.6)$$

$$\underline{U}_m = [U_1 \underbrace{e^{-j\frac{p}{3}} (e^{j\frac{p}{3}} - e^{-j\frac{p}{3}})}_{j\sqrt{3}} + U_2 e^{-ja} \underbrace{(e^{-j\frac{2}{3}p} - e^{j\frac{2}{3}p})}_{-j\sqrt{3}}] / 3 \quad (5.3.7)$$

Nach den Gleichungen (5.3.5) bis (5.3.7) berechnet sich der mitlaufenden Spannungsraumzeiger nach Gleichung (5.3.8). Analog berechnet sich der gegenlaufende Zeiger nach Gleichung (5.3.9).

$$U_m e^{-j\omega t} = (U_1 e^{-j\frac{p}{3}} - U_2 e^{-ja}) \frac{j}{\sqrt{3}} \quad (5.3.8)$$

$$U_g e^{-j\omega t} = (U_1 e^{j\frac{p}{3}} - U_2 e^{-ja}) \frac{-j}{\sqrt{3}} \quad (5.3.9)$$

Addiert ergeben der mit- und gegenlaufende Spannungsraumzeiger wieder den durch die drei auf die Ständerspulen projizierten und addierten Drehspannungszeiger, also den resultierenden Spannungsraumzeiger nach Gleichung (5.3.10). Dieser resultierende Spannungsraumzeiger kann dann in einen Real- und einen Imaginärteil zerlegt werden.

$$\begin{aligned} \hat{u}(t) \cdot e^{j\omega t} &= \hat{U}_m \cdot e^{j(\omega t + \mathbf{j}_m)} + \hat{U}_g \cdot e^{-j(\omega t + \mathbf{j}_g)} \\ &= \hat{U}_m [\cos(\omega t + \mathbf{j}_m) + j \sin(\omega t + \mathbf{j}_m)] + \hat{U}_g [\cos(\omega t + \mathbf{j}_g) - j \sin(\omega t + \mathbf{j}_g)] \\ &= [\hat{U}_m \cos(\omega t + \mathbf{j}_m) + \hat{U}_g \cos(\omega t + \mathbf{j}_g)] + j [\hat{U}_m \sin(\omega t + \mathbf{j}_m) - \hat{U}_g \sin(\omega t + \mathbf{j}_g)] \end{aligned} \quad (5.3.10)$$

Die Gleichungen (5.3.11) und (5.3.12) stellen dann den aus Gleichung (5.3.10) gebildeten Betrag und die Phase des Spannungsraumzeigers dar.

$$\Rightarrow \quad \hat{u}(t) = \sqrt{[\hat{U}_m \cos(\omega t + \mathbf{j}_m) + \hat{U}_g \cos(\omega t + \mathbf{j}_g)]^2 + [\hat{U}_m \sin(\omega t + \mathbf{j}_m) - \hat{U}_g \sin(\omega t + \mathbf{j}_g)]^2} \quad (5.3.11)$$

$$\Rightarrow \quad \mathbf{j}_u(t) = \arctan \left[\frac{\hat{U}_m \sin(\omega t + \mathbf{j}_m) - \hat{U}_g \sin(\omega t + \mathbf{j}_g)}{\hat{U}_m \cos(\omega t + \mathbf{j}_m) + \hat{U}_g \cos(\omega t + \mathbf{j}_g)} \right] \quad (5.3.12)$$

Bild 26 zeigt die Deformation der Tajektorie des Spannungsraumzeigers vom idealen Kreis zu einer Ellipse bei einer Asymmetrie von 5 %. Geht man von der Abschätzung aus [44] aus, so

ist der Widerstand für den gegenlaufenden Spannungsraumzeiger ca. drei mal kleiner als für den mitlaufenden Zeiger. Dies hätte für den Strom eine Asymmetrie von 15 % zur Folge, was in Bild 27 dargestellt ist.

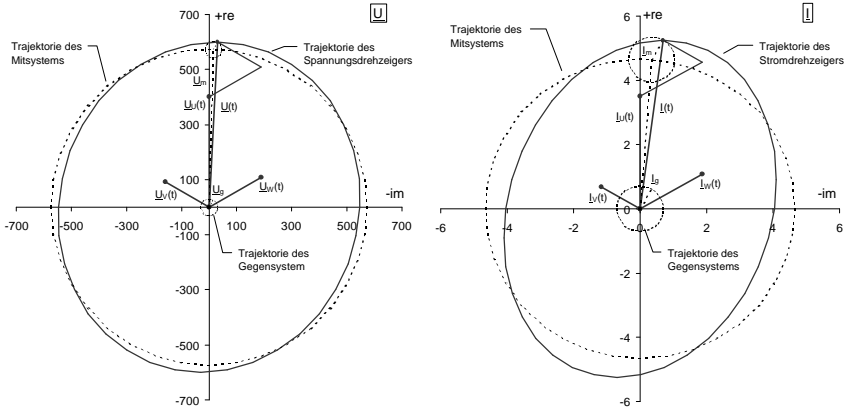


Bild 26: 5 %-ige Asymmetrie des Spannungssystems **Bild 27: 15 %-ige Asymmetrie des Stromsystems**

5.3.2 Rüttelmoment

Durch Differentiation des in Gleichung (5.3.12) gewonnenen Phasenwinkels nach der Zeit t erhält man die zeitabhängige Kreisfrequenz $\mathbf{w}_u(t)$ laut Gleichung (5.3.14)

$$\Rightarrow \mathbf{w}_u(t) = \frac{d\mathbf{j}_u(t)}{dt} = \frac{d}{dt} \arctan \left[\frac{\hat{U}_m \sin(\mathbf{w}t + \mathbf{j}_m) - \hat{U}_g \sin(\mathbf{w}t + \mathbf{j}_g)}{\hat{U}_m \cos(\mathbf{w}t + \mathbf{j}_m) + \hat{U}_g \cos(\mathbf{w}t + \mathbf{j}_g)} \right] \quad (5.3.13)$$

$$\Rightarrow \mathbf{w}_u(t) = \frac{(\hat{U}_m^2 - \hat{U}_g^2) \mathbf{w}}{\hat{U}_m^2 + \hat{U}_g^2 + 2\hat{U}_m \hat{U}_g [\cos(\mathbf{w}t + \mathbf{j}_m) \cos(\mathbf{w}t + \mathbf{j}_g) - \sin(\mathbf{w}t + \mathbf{j}_m) \sin(\mathbf{w}t + \mathbf{j}_g)]} \quad (5.3.14)$$

Die veränderliche Amplitude und Kreisfrequenz des Spannungsraumzeigers bei asymmetrischer Speisung ist in Bild 28 über dem Drehwinkel aufgetragen. Es ist einleuchtend, dass die Veränderung der Amplitude und der Kreisfrequenz im Motor eine Vibration erzeugen.

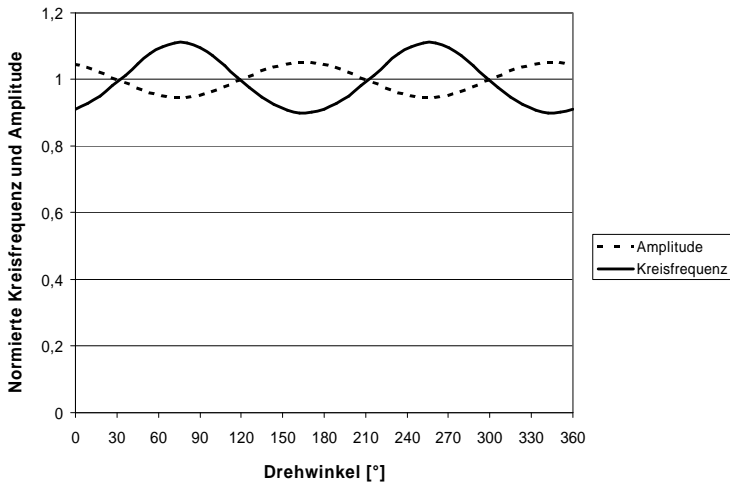


Bild 28: Änderung der normierten Amplitude und Kreisfrequenz des Raumzeigers bei einer Asymmetrie von $U_g / U_m = 5\%$

In Bild 29 ist gezeigt, wie der resultierende Spannungsraumzeiger dem mitlaufenden Zeiger, der sich mit einer konstanten Winkelgeschwindigkeit bewegt, nacheilt. Bild 30 zeigt dagegen, wie der resultierende Spannungsraumzeiger dem mitlaufenden Zeiger nacheilt.

Die gestrichelt dargestellten Linien in Bild 29 und Bild 30 repräsentieren das mit- und gegenlaufende Spannungssystem, sowie deren Trajektorien und deren Addition zum resultierenden Spannungsraumzeiger. Die durchgezogenen Linien stehen für die Momentanwerte der drei Leiterspannungen und deren Addition.

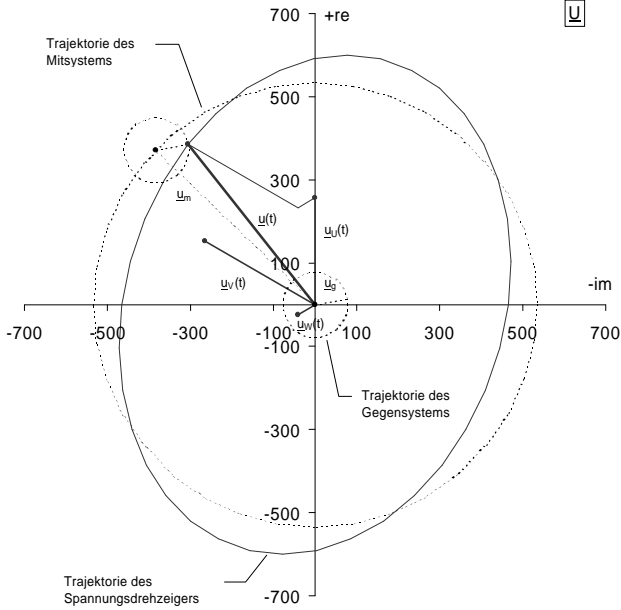


Bild 29: Nachteilen des resultierenden Spannungsraumzeigers bei $U_g / U_m = 15\%$

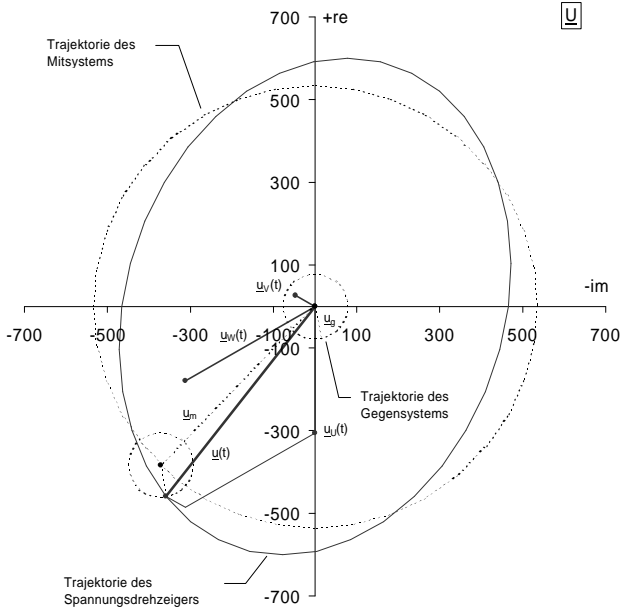


Bild 30: Vorteilen des resultierenden Spannungsraumzeigers bei $U_g / U_m = 15\%$

Macht man den Übergang von einer 2-poligen Maschine zu einer 4-poligen, so wird die komplexe Ebene durch die Wurzelfunktion auf die komplexe Halbebene abgebildet und wieder zur vollen Ebene ergänzt. In Bild 31 und Bild 32 ist das Ergebnis dieser Transformation dargestellt. Die zu erkennenden Maxima und Minima der resultierenden Spannung regen das Statorgehäuse zu Schwingungen höherer Ordnung an, wie sie beispielsweise in [45] beschrieben sind. Diese Schwingungen können, wie in Kapitel 8 beschrieben wird, gemessen werden. Die durch diese Schwingungen erzeugten Kräfte und Vibrationen sorgen mit dem Lauf der Zeit zu Ermüdungen im Material und damit zum Ausfall der Maschinen.

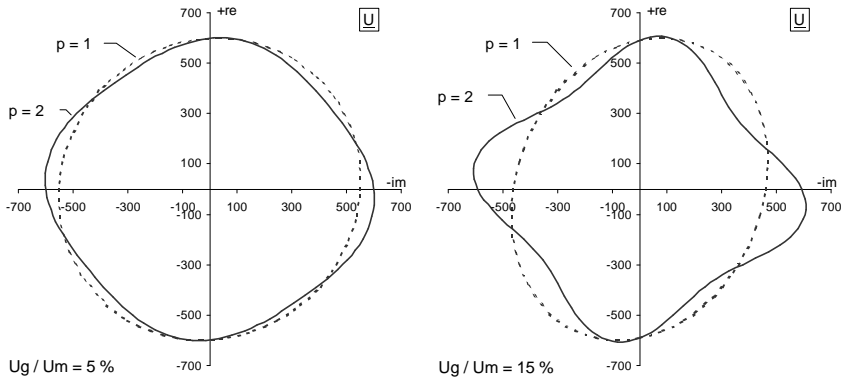


Bild 31: 5 %-ige Asymmetrie des Spannungssystems bei 2- und 4-poligen Motoren **Bild 32: 15 %-ige Asymmetrie des Spannungssystems bei 2- und 4-poligen Motoren**

5.3.3 Überhitzung

Die Asymmetrie führt zu einer stärkeren Erwärmung der Wicklungsteile, bei denen die Amplitude ihr Maximum aufweist, da dort auch der Strom erhöht ist. Diese Erwärmung ist abhängig von der Größe der Asymmetrie und der Motorbelastung und kann damit zu einem thermischen Versagen der Wicklungsisolierung führen. Weiterhin entstehen durch die Asymmetrie des resultierenden Luftspaltdrehfeldes und der daraus folgenden Oberwellen zusätzliche Läuferverluste und damit eine höhere Läufertemperatur.

5.4 Wicklungsdefekt

Nach den Lagerausfällen sind Ausfälle der Wicklung die zweithäufigste Ausfallursache von Normmotoren. Dabei ist der Totalausfall einer Wicklung, z. B. durch Unterbrechung eines

Leiters leicht durch die Vibration der damit verbundenen Asymmetrie des Drehfeldes, den Temperaturanstieg in den verbleibenden Wicklungen und der Zunahme des Schlupfes zu erkennen. Die Entartung des Kreisfeldes zur Ellipse im Betrieb des Motors ist in [46] beschrieben. Wird der Motor dagegen beim Ausfall einer Wicklung eingeschaltet, so läuft er nicht an und die in Kapitel 4.3.4 beschriebene Anlaufüberwachung entdeckt den Fehler.

5.4.1 Isolationsversagen

In Bild 33 sind drei mögliche Wicklungsdefekte aufgezeigt, die aufgrund des Versagens der Isolation entstehen.

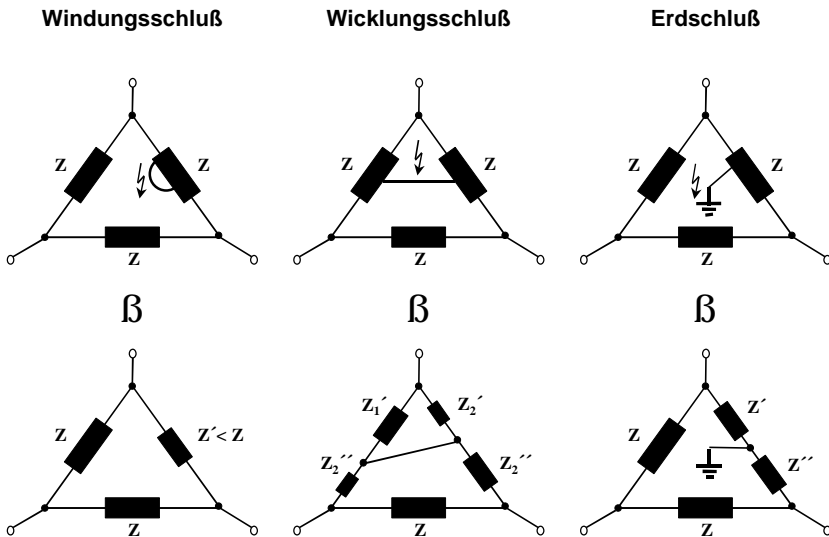


Bild 33: Verschiedene Möglichkeiten von Wicklungsdefekten im Stator

1. Der Wicklungsschluß entsteht beispielsweise, wenn die Isolation von einem in die Nut eingelegten Wicklungsteil versagt und zwischen zwei Windungen einer Spule ein Kurzschluß entsteht. Dies hat zur Folge, dass die zwischen diesem Kurzschluß liegenden Windungen nicht mehr stromdurchflossen sind und nicht mehr zur Feldbildung beitragen. Dies führt zu einer Verkleinerung der entsprechenden Reaktanz und damit zu einer Asymmetrie.

2. Der Wicklungsschluß tritt auf, wenn zwischen zwei Spulen, die beispielsweise in einer Nut eingelegt sind oder sich im Wickelkopf befinden, ein Kurzschluß aufgrund eines Isolationsversagens entsteht. Auch dies führt zu einer Asymmetrie des Drehfeldes.
3. Der Erdschluß ist dagegen ein Kurzschluß mit dem Ständerblechpaket, welches Erdpotential aufweist. Dies kann neben der Asymmetrie auch nach [43] zu einem Strom- und Spannungsnullsystem führen, da Strom über die Erdverbindung abfließen kann.

Diese Fehler können je nach Ausmaß über die Temperaturerhöhung in den Wicklungen und die spezifischen Vibrationen einer Asymmetrie erkannt werden. Wenn beispielsweise keine Asymmetrie der Spannungsversorgung vorliegt, aber die genannten Anzeichen einer Asymmetrie vorliegen, muss folglich ein Wicklungsdefekt vorliegen.

5.5 Rotordefekt

Mit der dritthäufigsten Ausfallursache bei Normmotoren, dem Rotordefekt bzw. Stabbruch beschäftigte sich unter anderen [11] oder [47]. Beiden gemein ist dabei die Analyse des Motorstromes, der bei dem hier vorgestellten Diagnosesystem nicht ermittelt wird.

Als alternative Möglichkeit bietet es sich hier an, den Leistungsabfall und die unterschiedliche Erwärmung zu detektieren. Weiterhin scheint es sinnvoll, das Frequenzspektrum der Vibrationen zu untersuchen. In Kapitel 8 wird gezeigt, dass die Läuferstäbe eine signifikante Modulation des Luftspaltfeldes und damit der Motorvibration erzeugen. Erzeugt ein Läuferstab aufgrund des Bruchs keine Induktion, so wird sich diese Modulation verändern.

5.6 Unwuchten und Exzentrizitäten

Unwuchten und Exzentrizitäten, wie sie in [45] beschrieben sind, führen zu Luftspaltveränderungen und mechanischen Belastungen.

Zum Einen werden durch Unwuchten, wie in Kapitel 8 und 5.2.3 beschrieben, direkt durch die Fliehkraft die Lager belastet. Zum Anderen entstehen durch Unwuchten und Exzentrizitäten Luftspaltveränderungen, welche die Luftspaltkräfte und damit die Vibrationen beeinflussen und verstärken können. Die Folge kann dabei durch die erhöhte Wechselbelastung des Materials eine frühzeitige Materialermüdung sein.

Als akute Folge von Luftspaltveränderungen kann die „Kollision“ von Läufer und Stator auftreten, was zu einer sofortigen Zerstörung der Maschine führt. Dies ist möglich, da die

Luftspalte von Asynchronmaschinen, wegen der netzseitigen Magnetisierung und den damit verbundenen Magnetisierungsblindströmen, sehr klein ausgeführt werden.

5.7 Überhitzung

Eine Überhitzung der Maschine kann sich ungünstig auf die Lebensdauer von Lagerschmierung und Ständerwicklung auswirken. Im Extremfall können dadurch sogar die Läuferstäbe aus Aluminiumguss zerstört werden oder sich der Luftspalt so weit verengen, dass es zu einer Berührung von Läufer- und Ständerblechpaket kommt. Die Ursachen für die zu große, überwachte Übertemperatur sind in Tabelle 6 zusammengefasst.

Überhitzungsgrund	Beschreibung
Überlastung	Die Überlastung entsteht beispielsweise durch eine Blockade oder ein zu hohes dauerhaft vom Motor abverlangtes mittleres Drehmoment. Durch den erhöhten Strom erwärmen sich die Ständerwicklung und die Läuferstäbe zu stark. Ein zu hoher Strom kann auch durch überhöhte oder zu niedrige Spannung ausgelöst werden.
Mangelhafte Kühlung	Eine Mangel an Kühlleistung tritt auf, wenn die Kühlrippen oder die Lüfterabdeckung verschmutzt sind, der Ventilator beschädigt ist, die Umgebungstemperatur zu hoch oder der Luftdruck zu gering ist [5].
Wicklungsfehler und Asymmetrie	Wie schon vorangegangen beschrieben wurde, erhöht sich bei Asymmetrie, z. B. hervorgerufen durch die Speisespannung oder einen Wicklungsdefekt, die Temperatur in den Wicklungen durch einen erhöhten Strom.

Tabelle 6: Ursachen der Überhitzung eines Motors.

6 Datengewinnung und -verarbeitung

Zur experimentellen Analyse der Normmotoren und des entwickelten Diagnosesystems wurden diese auf einem Maschinenprüfstand untersucht. Bild 34 zeigt den Motor der Achshöhe 90L mit auf dem Motor angebrachten Diagnosesystem auf einem Prüfstand. Im Vordergrund ist der Visualisierungsrechner zu sehen, der über einen Feldbus mit den Motoren verbunden ist. Im Hintergrund ist der Motor mit Achshöhe 160 auf einem Prüfstand zu erkennen. In Anhang A2 sind weitere Bilder der Motoren und deren Diagnosesysteme abgebildet.



Bild 34: Motoren mit Diagnosesystem auf den Prüfständen und Visualisierungsrechner

In Bild 35 ist die Aufbereitung der direkten Messsignale, die in Kapitel 4 in Tabelle 1 zusammengefasst wurden, dargestellt. Weiterhin sind dort die Ableitungen der in Tabelle 2 aufgelisteten indirekten Messgrößen und der in Tabelle 3 gezeigten beobachteten Größen dargestellt. Die genaue Signalaufbereitung wird in den folgenden Unterkapiteln erläutert.

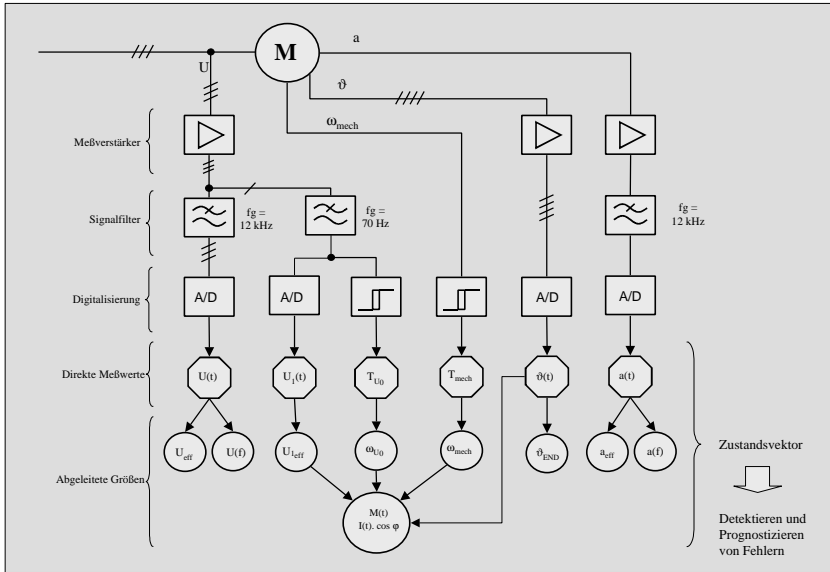


Bild 35: Gewinnen des Zustandsvektors sowie der direkten und abgeleiteten Messwerte

6.1 Direkt gemessene Größen

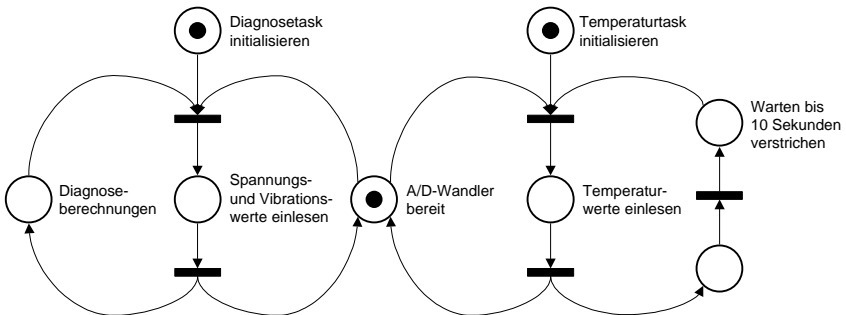


Bild 36: Petrinetz der parallelen Tasks zur Temperaturerfassung und Spannungs- bzw. Vibrationsmessung mit konkurrierendem Zugriff auf das Betriebsmittel Analog-/Digital-Wandler

Zuerst werden die direkten Messgrößen erfasst, von denen sich die indirekten Messwerte und die Beobachterwerte ableiten. Die benutzten Messschaltungen sind modifizierte Schaltungen aus [48] sowie der bauteilespezifischen Datenblätter.

Bei der Erfassung der direkten Messgrößen benutzen zwei konkurrierende Tasks den Analog / Digital-Wandler. Dies ist zum einen die Task zur Ermittlung der Temperaturen, die wegen der großen Zeitkonstanten nur alle 10 s aufgerufen wird. Die zweite Task wandelt kontinuierlich die Zeitsignale der Spannungen und der Vibration und analysiert diese. Bild 36 zeigt den Ablauf dieser Tasks, dargestellt als Petrinetz [49]. Durch die Abfrage einer Semaphorevariablen wird dabei der Zugriff auf das Betriebsmittel Analog / Digital-Wandler geregelt.

6.1.1 Zeitfunktion der drei Phasenspannungen

Die Zeitfunktionen der Phasenspannung werden über die in Bild 37 gezeigte Anpassungsschaltung an die Eingangsspannung des A/D-Wandlers angepasst. Dabei werden die zwei Leiterspannungen U_1 und U_2 durch eine Eingangsanpassung auf ein niedriges Spannungsniveau gebracht. Die verminderte Spannung U_a berechnet sich mit dem Verstärkungsfaktor α_v aus Gleichung (6.1.1).

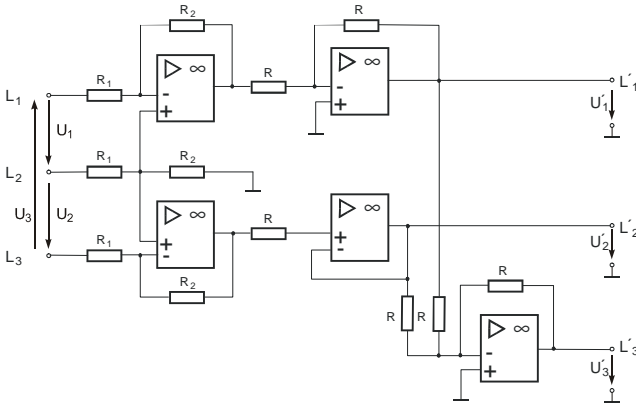


Bild 37: Erzeugung von massebezogenen Bildspannungen mit proportionaler Amplitude aus den drei Phasenspannungen

$$U_a = a_v (U_{L2} - U_{L1}) \quad \text{mit} \quad a_v = \frac{R_2}{R_1} \quad (6.1.1)$$

Die Spannung U_3 kann aus den beiden Spannungen U_1 und U_2 berechnet werden, da die Addition der Spannungen Null ergibt. Damit sind die drei Leiterspannungen auf massebezogene Spannungen transformiert, die noch mittels eines antialiasing Filters [50], [48] auf die Abtastfrequenz des A/D-Wandlers angepasst werden.

In Bild 38 sind zwei gemessene Zeitfunktionen der Phasenspannungen dargestellt. Beim ersten Messwertgrafen wurde ein symmetrisches Spannungssystem gemessen. Beim zweiten

wies das Spannungssystem eine Asymmetrie von 5 % auf. Die Spannungswandlung wird genau mit der steigenden Flanke einer Phase gestartet und wieder beendet, sodass zur einfacheren mathematischen Behandlung immer ganze Perioden abgespeichert werden.

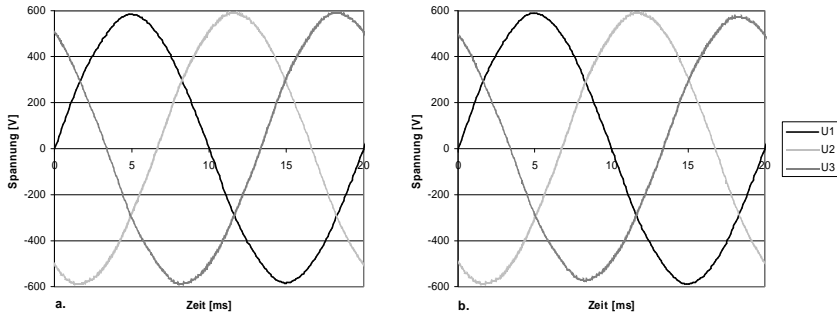


Bild 38: Verlauf eines symmetrischen (a) und eines asymmetrischen (b) Drehspannungssystems am Motor

6.1.2 Frequenz der Phasenspannung

Bild 39 zeigt die Signalaufbereitungsschaltung zur Messung der Netzfrequenz. Hier wird das aufbereitete Spannungssignal durch ein einstellbares Filter bandbegrenzt, sodass dieses Spannungssignal nur die Grundfrequenz aufweist. Durch einen Schmitt-Trigger und eine anschließende Transistorschaltung wird das Sinussignal in ein Rechtecksignal gewandelt. Das entstandene Rechtecksignal wird nun direkt an einen TPU-Eingang des Mikrokontrollers angeschlossen. Die TPU misst nun die Zeit zwischen zwei steigenden Flanken und berechnet daraus die Netzfrequenz. Eine Messung der Netzfrequenz bzw. der daraus errechneten Synchrondrehzahl ist in Bild 40 dargestellt.

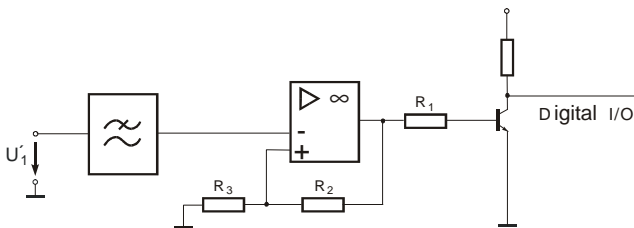


Bild 39: Gewinnung des Spannungsnulldurchgangsimpulses

6.1.3 Mechanische Drehzahl

Die Mechanische Drehzahl wird analog der Netzfrequenz mittels Inkrementalgeberimpulsen von der TPU bestimmt. In Bild 40 ist die Veränderung der gemessenen Drehzahl bei einem Drehmomentenverlauf nach Bild 48 dargestellt.

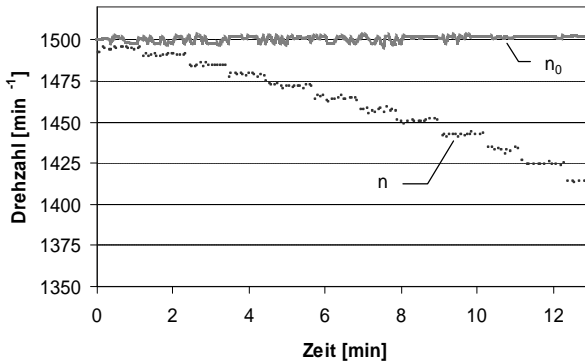


Bild 40: Gemessene Synchrondrehzahl und Motordrehzahl zum Drehmomentenverlauf nach Bild 48

6.1.4 Verlauf der Wicklungstemperatur und Lagertemperaturen

Die Temperatur der Wicklung und der Lager wird mittels KTY 84 Siliziumtemperatursensoren bestimmt. Diese Temperatursensoren werden mit einem Konstantstrom von 2 mA betrieben.

$$J = \left(-17,5 \frac{U^2}{V^2} + 155,55 \frac{U}{V} - 137,44 \right) ^\circ\text{C} \quad (6.1.2)$$

Die an den temperaturabhängigen Widerständen abfallenden Spannungen werden gemessen und die herrschende Temperatur nach Gleichung (6.1.2) im Mikrokontroller berechnet.

Bild 41 zeigt den Schaltplan der spannungsgesteuerten Konstantstromquelle, deren Strom sich nach Gleichung (6.1.3) berechnet. Die hochkonstante Referenzspannung, die nötig ist um den Strom konstant zu halten, wird vom A/D-Wandler geliefert, bei dem zur genauen Wandlung eine Spannungsreferenz integriert ist.

$$I_a = \frac{U_{REF}}{R_1 \parallel R_2} \quad \text{mit} \quad R_3 = \frac{R_2^2}{R_1 + R_2} \quad (6.1.3)$$

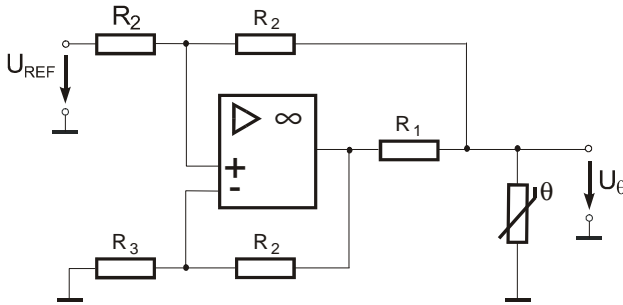


Bild 41: Temperatur-sensor mit spannung-gesteuerter Konstant-stromquelle

Bild 42 zeigt die gemessenen Temperaturverläufe. Deutlich ist hier zu erkennen, wie die Lagertemperaturen der Wicklungstemperatur mit einer gewissen Trägheit folgen.

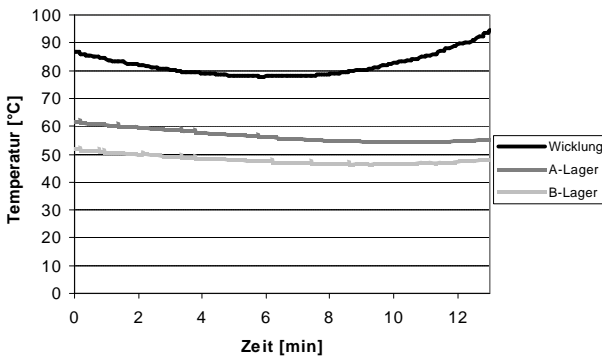


Bild 42: Temperatur-verläufe im Wickelkopf sowie am A-seitigen und B-seitigen Lager

6.1.5 Zeitfunktion der Vibration

Zur Messung der Vibration wurden Beschleunigungssensoren mit eingebauten Verstärkern verwendet. Dennoch wurden Signalkonditionierungsschaltungen zur Anpassung an die Eingangsspannung des A/D-Wandlers nötig. Untersucht wurde ein piezokeramischer Sensor [51] [52] und mehrere mikromechanische Sensoren [53], deren Daten in Anhang A1 beschrieben sind. In Bild 44 bis Bild 46 sind mit dem piezokeramischen Sensor gemessene Zeitfunktionen zu sehen. Die kostengünstigeren mikromechanischen Sensoren liefern qualitativ ähnliche Signale und wurde deshalb bei den Untersuchungen verstärkt eingesetzt.

6.2 Abgeleitete Größen vom Typ Transformation

Im folgenden wird die Weiterverarbeitung der direkt gemessenen Größen zu den indirekten Meßwerten beschrieben. Im Gegensatz zu den direkten Größen, die teilweise über analoge Rechenschaltungen und Verstärker angepasst werden, geschieht die Berechnung der indirekten Messgrößen digital im Mikrocontroller. Anzumerken ist dabei, dass die Kalibrierung der direkten Messgrößen auch im Digitalteil stattfindet und keine analogen Einstellungen nötig werden.

6.2.1 Effektivwerte der Phasenspannungen und der Vibration

Die Spannungen und die Vibration werden immer gemeinsam über ganze Perioden hinweg abgespeichert. Aus diesem Grund können die RMS-Effektivwerte direkt nach Gleichung (4.2.3) berechnet werden.

6.2.2 Asymmetrie der Phasenspannungen

Die Berechnung von Asymmetrien der Phasenspannungen wird in Kapitel 5.3 beschrieben.

6.2.3 Das Frequenzspektrum der Phasenspannungen

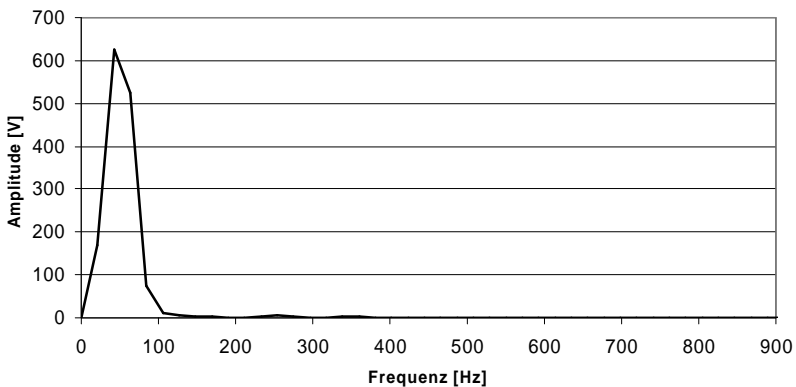
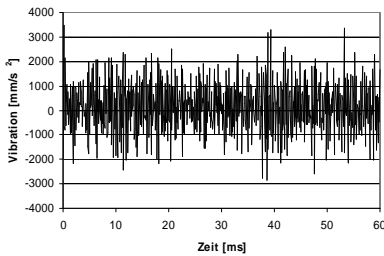


Bild 43: Amplitudenspektrum einer Phasenspannung mit einer Frequenzauflösung von 21 Hz

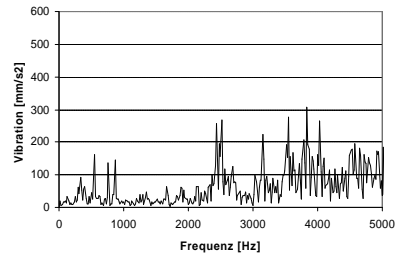
Das Frequenzspektrum der Phasenspannungen wird analog den Gleichungen in Kapitel 4.2.1.6.1 berechnet. Dabei vereinfacht die Speicherung ganzer Perioden wieder die Berechnung, da so die Funktion einfach als periodisch fortgesetzt angenommen werden kann.

Bild 43 zeigt das Frequenzspektrum einer Leiterspannung mit einer Frequenz von 50 Hz. Deutlich ist zu sehen, dass harmonische Schwingungen höherer Ordnung kaum vorhanden sind. Durch die relativ kurze Wandlungszeit von drei Perioden ist die Frequenzauflösung begrenzt. Die Breite der Amplitude bei 50 Hz muss deshalb bei der Analyse des Spektrums berücksichtigt werden.

6.2.4 Das Frequenzspektrum der Vibration

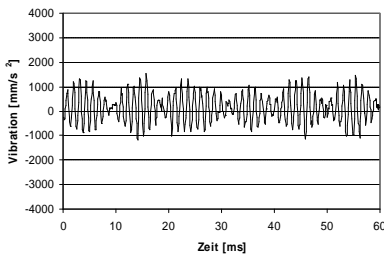


a) Zeitfunktion der Vibration am Lager

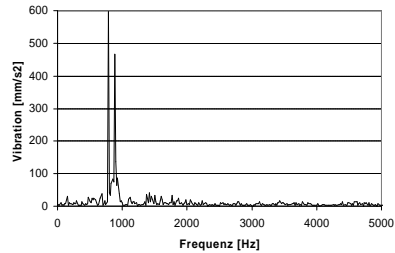


b) Amplitudenspektrum am Lager

Bild 44: Zeitfunktion (a) und Spektrum (b) der Vibration gemessen am Lagerschild über dem abtriebsseitigen Lager des Motors

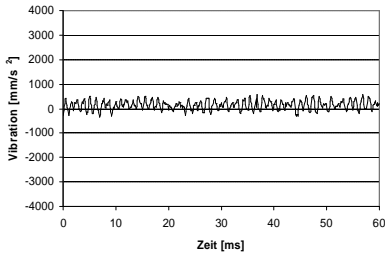


a) Zeitfunktion: Vibration am Klemmenkasten

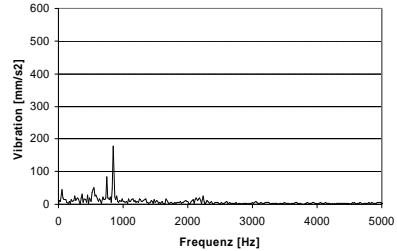


b) Amplitudenspektrum am Klemmenkasten

Bild 45: Zeitfunktion (a) und Spektrum (b) der Vibration gemessen auf dem Klemmenkasten des Motors



a) Zeitfunktion: Vibration am Maschinenbett



b) Amplitudenspektrum am Maschinenbett

Bild 46: Zeitfunktion (a) und Spektrum (b) der Vibration, gemessen am Maschinenbett des Motors

In Bild 44 bis Bild 46 sind Zeitfunktionen und Amplitudenspektren der Vibrationen bei Messungen direkt am Lager, am Klemmenkasten des Motors und am Maschinenbett dargestellt. Deutlich ist dabei der Informationsverlust zu erkennen, der entsteht, je weiter der Beschleunigungssensor vom Motorlager entfernt ist. Dennoch weisen die Sensorsignale am Klemmenkasten noch signifikante Spektrallinien auf, die wie in Kapitel 8 beschrieben wird, ausgewertet werden können.

Die auswertbaren Vibrationen am Klemmenkasten beziehen sich dabei aber weniger auf die direkte Analyse von Lagerdefekten, sondern auf das präventive Auffinden von Fehlern, die zu Lagerdefekten oder anderen Fehlern führen können. Diese Art der Vibrationsanalyse ist bedeutend kostengünstiger, da dabei der Vibrationssensor direkt auf einer Platine der Motorelektronik aufgelötet werden kann. Siehe hierzu auch die Beschreibung der Sensoren in Anhang A1.

6.2.5 Der Schlupf

Der Schlupf s des Läufers gegenüber dem Ständerdrehfeld wird nach Gleichung (6.2.1) aus der Synchrondrehzahl n_0 und der Läuferdrehzahl n berechnet. Der Läufer Schlupf ist ein Maß für die Belastung des Motors und wird verwendet, um das Drehmoment und den Motorstrom zu berechnen.

$$s = \frac{n_0 - n}{n_0}; \quad n_0 = \frac{w_0}{2p} \quad (6.2.1)$$

7 Ermittlung von Drehmoment, Strom und Verlustwinkel

Bild 47 zeigt das einsträngige Ersatzschaltbild der Asynchronmaschine [54]. Ausgehend von diesem Ersatzschaltbild werden unter Berücksichtigung der physikalischen Maschineneigenschaften die Berechnungen von Drehmoment, Strom und Verlustwinkel durchgeführt.

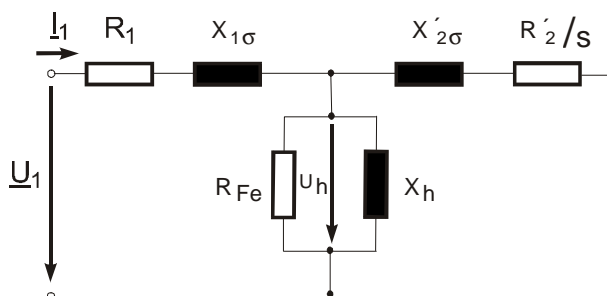


Bild 47: Einsträngiges Ersatzschaltbild der Käfigläufer-Asynchronmaschine

Grundsätzlich gilt dieses einsträngige Ersatzschaltbild nur bei symmetrischen Verhältnissen in der Maschine und der Spannungsversorgung. Ausgehend von einem Normmotor kann innerhalb der Maschine von symmetrischen Verhältnissen ausgegangen werden, sofern kein Fehlerfall vorliegt, welcher dann aber anderweitig erkannt und gemeldet wird. Auch eine zu starke Asymmetrie der Spannungsversorgung wird erkannt und als Fehler weitergeleitet.

Weiterhin wird bei den Betrachtungen davon ausgegangen, dass sich die Stromverdrängung im Normalbetrieb nicht auf die Läuferstäbe und somit auf den Läuferwiderstand R'_2 auswirkt. Als Normalbetrieb soll hier der Betrieb bis knapp über das Bemessungsmoment bezeichnet werden. Der Maschinenanlauf, bei dem die Stromverdrängung gezielt zur Anlaufstrombegrenzung eingesetzt wird, ist durch die langen Berechnungszeiten der Diagnosesoftware nicht relevant.

Eine weitere Vernachlässigung betreffen die Eisen- bzw. Wirbelstromverluste, die im tatsächlich verwendeten Ersatzschaltbild nicht berücksichtigt werden. Weiterhin wird davon ausgegangen, dass die Streuwege im Normalbetrieb nicht gesättigt sind [43] und somit die Streureaktanzen X_{1s} und X'_{2s} als konstant angesehen werden können.

Berücksichtigt werden bei der Berechnung die Abhängigkeiten des Läuferwiderstandes R'_2 und des Ständerwiderstandes R_1 von der Temperatur und die Abhängigkeit des Läuferwiderstandes R'_2 vom Läuferchlupf s .

Weiterhin wird die Sättigung der Hauptinduktivität L_h bzw. der Hauptreaktanz X_h berücksichtigt. Diese Berücksichtigung wird zum Einen in Abhängigkeit der induzierten Spannung U_h vorgenommen. Zum Anderen wird die Hauptreaktanz aber auch als eine vom Schlupf s abhängige Größe betrachtet. Diese zweite Betrachtungsweise gilt strenggenommen nur für eine bestimmte Versorgungsspannung U_1 , ermöglicht es aber, bei der Berechnung des Motorstromes keine Iteration durchführen zu müssen, da die induzierte Spannung U_h nur mittels des eigentlich zu berechnenden Stromes und den Ersatzschaltdateen ermittelt werden kann.

Die Berechnung des Motorstromes unter Berücksichtigung der oben genannten Abhängigkeiten, Vereinfachungen und der Ersatzschaltdateen kann nach Gleichung (7.1) vorgenommen werden, welche sich aus dem Ersatzschaltbild nach Bild 47 ergibt. In den folgenden Unterkapiteln wird auf die Ermittlung der benötigten Abhängigkeiten eingegangen.

$$I_1(s) = \frac{\frac{R'_2(\mathbf{J})}{s} + jX'_2}{(R_1(\mathbf{J}) + jX_1) \left(\frac{R'_2}{s} + jX'_2 \right) + X_h^2(s|U_h)} \cdot U_1 \quad \text{mit} \quad \begin{matrix} X_1 = X_h + X_{1s} \\ X'_2 = X_h + X'_{2s} \end{matrix} \quad (7.1)$$

7.1 Einfache näherungsweise Berechnung des Drehmoments

Nach [4] kann das innere Drehmoment einer Asynchronmaschine nach Gleichung (7.1.1) aus der Luftspaltleistung bzw. deren mechanischen Anteil P_{mech} , der Netzfrequenz ω_0 und der Polpaarzahl p bestimmt werden. Unter der Bedingung, dass die Hauptreaktanz X_h erheblich größer ist als die Ständerstreureaktanz X'_{2s} , also $X_h \gg X'_{2s}$, kann $I_2'^2$ wie in Gleichung (7.1.1) angenähert werden. Dies hat den Vorteil, dass Sättigungserscheinungen der Hauptreaktanz X_h bei der Drehmomentberechnung nicht berücksichtigt werden müssen.

$$M = \frac{P_{mech}}{\omega_0} p \quad \text{mit} \quad P_{mech} = 3 \cdot I_2'^2 \cdot R'_2 \cdot \frac{1-s}{s}; \quad I_2'^2 \approx \frac{U_1^2}{\left(R_1 + \frac{R'_2}{s} \right)^2 + \left(X_{1s} + X'_{2s} \right)^2} \quad (7.1.1)$$

Fasst man die Bedingungen aus Gleichung (7.1.1) zusammen so erhält man Gleichung (7.1.2) mit deren Hilfe sich das Drehmoment in Abhängigkeit der Wicklungstemperaturen J aus den gemessenen bzw. bestimmten Messgrößen ermitteln lässt.

$$M = \frac{3p U_1^2}{w_0} \cdot \frac{R_2' \cdot \frac{1-s}{s}}{\left(R_1 + \frac{R_2'}{s}\right)^2 + (X_{1s} + X_{2s}')^2} \quad (7.1.2)$$

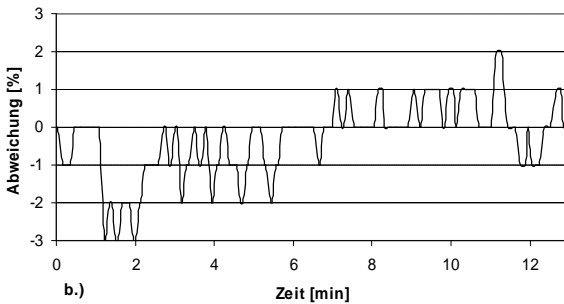
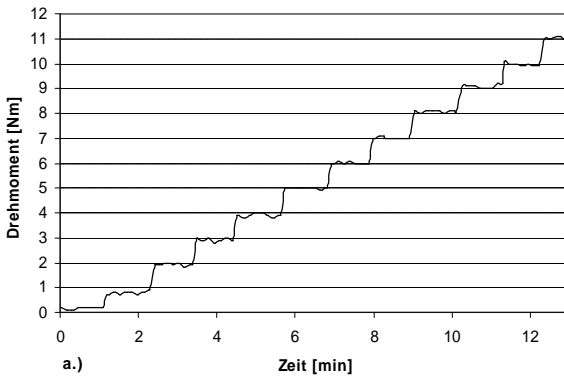


Bild 48: Berechnetes Drehmoment (a) und prozentuale Abweichung (b) vom Ist-Drehmoment, bezogen auf das Bemessungsmoment, bei einem Drehzahlverlauf nach Bild 40

In Bild 48 ist der berechnete Drehmomentverlauf während einer Messung abgebildet. Weiterhin ist dort die prozentuale Abweichung des berechneten zum tatsächlichen, gemessenen Verlauf des Drehmomentes bezogen auf das Bemessungsmoment abgebildet.

Bild 49 zeigt im Überblick ein Diagramm, welches die Ermittlung des Drehmomentes darstellt. Hierbei wird als Alternative zur Drehzahlbestimmung über einen Inkrementalgeber eine Möglichkeit aufgezeigt, wie der am Motorlager angebrachten Vibrationssensor zur Drehzahlmessung ausgewertet werden kann.

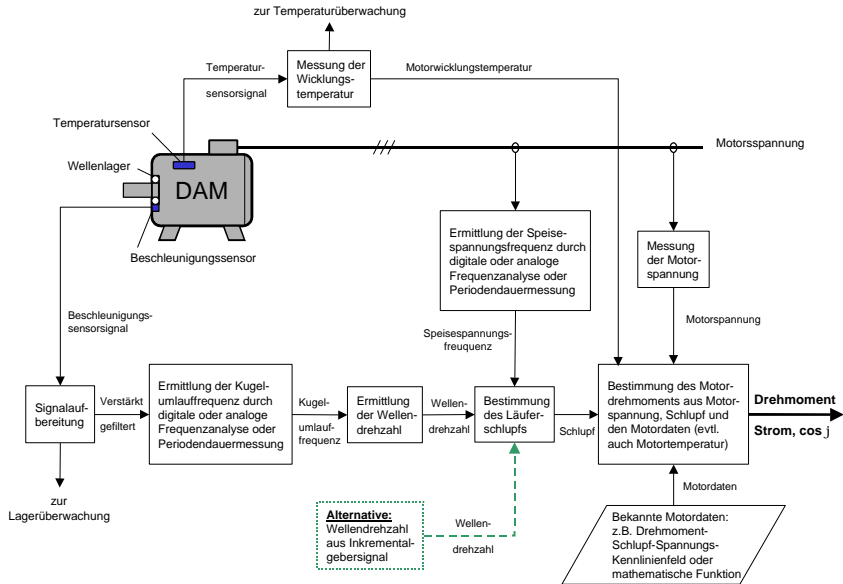


Bild 49: Bestimmung von Drehmoment, Strom und Lastwinkel aus den Motormesswerten

7.2 Die Leerlaufkennlinie

Bild 50 zeigt die gemessene Leerlaufkennlinie des Motors der Achshöhe 90L. Hierbei sind die typischen Sättigungserscheinungen einer Asynchronmaschine zu sehen.

Bei der Messung wurde die Maschine mit Synchrondrehzahl angetrieben, sodass Reibungsverluste kompensiert wurden. Unter Vernachlässigung der Wirbelstromverluste im Eisen kann daraus die Abhängigkeit der Hauptreaktanz von der induzierten Spannung ermittelt werden. Bei Synchrondrehzahl weist der Läuferkreis im Ersatzschaltbild einen unendlich hohen Widerstand auf, sodass nur der Ständerwiderstand, die Ständerstreureaktanz und die Hauptreaktanz in Erscheinung treten. Sind Strom und Spannung bekannt, kann daraus die Hauptreaktanz berechnet werden.

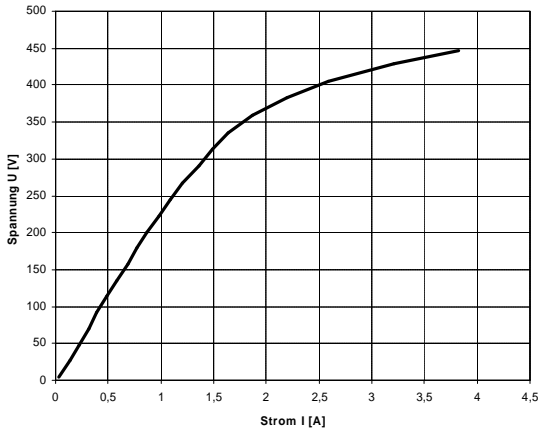


Bild 50: Gemessene Leerlaufkennlinie des 1,5 kW Motors

Bild 51 zeigt die ermittelte Hauptreaktanz in Abhängigkeit der induzierten Spannung U_h . Weiterhin ist in diesem Bild die Approximation der Hauptreaktanz durch ein Polynom vierten Grades nach Gleichung (7.2.1) dargestellt. Diese Approximation deckt sich gut mit dem ermittelten Verlauf und kann im Mikrocontroller auf einfache Weise berechnet werden.

$$X_h = -3 \cdot 10^{-9} U_h^4 + 8 \cdot 10^{-7} U_h^3 - 7 \cdot 10^{-5} U_h^2 + 3,9 \cdot 10^{-3} U_h + 125,49 \quad (7.2.1)$$

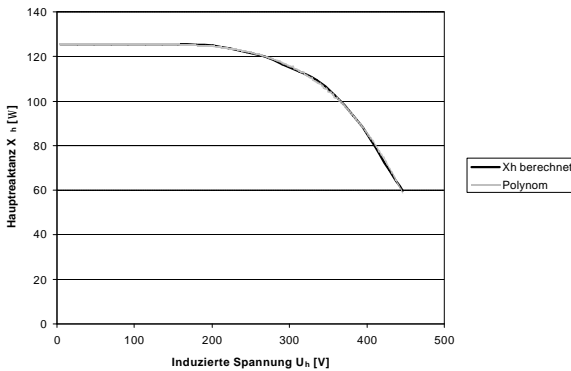


Bild 51: Ermittelte Abhängigkeit der Hauptreaktanz X_h von der induzierten Spannung U_h im Vergleich zur polynomischen Approximation

7.3 Die Stromortskurven

Zur Bestimmung des Motorstroms und der zustandsabhängigen Größen des verwendeten Ersatzschaltbildes wurde versucht, die berechneten Stromortskurven an die gemessenen Stromortskurven anzunähern. Hierbei wird im Besonderen auf die Schlupf- und Temperaturabhängigkeit eingegangen.

7.3.1 Temperaturabhängigkeit

Die Temperaturabhängigkeit des Ständerwicklungswiderstandes R_1 , ausgehend von dessen Kaltwiderstand R_{10} bei einer Umgebungstemperatur von 20 °C und einer Übertemperatur J_{ϑ} , wird nach Gleichung (7.3.1) berechnet. Die Berechnung des Läuferwiderstandes R'_2 erfolgt nach Gleichung (7.3.2). Hierbei werden die Temperaturabhängigkeiten mit den Temperaturkoeffizienten erster Ordnung für Kupfer und Aluminium nach [52] linearisiert. Der Temperaturunterschied zwischen Läufer und Ständer wird hierbei durch einen festen Faktor k_L berücksichtigt. In Kapitel 9.7 wird eine Möglichkeit beschrieben, wie der Temperaturverlauf im Läufer genauer bestimmt werden kann.

$$R_1 = R_{10} \cdot \left(1 + \frac{J_{\vartheta}}{256 \text{ K}} \right) \quad (7.3.1)$$

$$R'_2 = R'_{20} \cdot \left(1 + \frac{k_L \cdot J_{\vartheta}}{244 \text{ K}} \right) \quad (7.3.2)$$

Die Temperatur der Ständerwicklung ist nicht in der gesamten Wicklung homogen, da das Kupfer, welches beispielsweise in den Eisennuten des Ständers liegt, besser gekühlt wird als im Wickelkopf. Die Temperatur der Ständerwicklung wird im Wickelkopf auf der Abtriebsseite gemessen. Dies ist der heißeste Punkt der Ständerwicklung einer oberflächengekühlten Maschine. Die Temperaturverteilung in der Ständerwicklung solcher Asynchronmaschinen wurde in [55] untersucht.

Die Unterschiede in der Wicklungstemperatur wirken sich auf den Wicklungswiderstand und damit auf den Motorstrom aus. Aus diesem Grund wurde zur Ermittlung der durchschnittlichen Wicklungstemperatur ein vereinfachtes Wärmequellenersatzschaltbild nach Bild 52

angenommen mit dessen Hilfe eine durchschnittliche Temperatur berechnet wird. In Kapitel 9 und [56] wird näher auf diese Wärmequellennetze eingegangen.

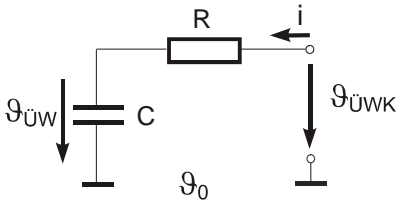


Bild 52: Vereinfachtes Ersatzschaltbild von Wickelkopf- und Wicklungstemperatur

Im Wärmequellenersatzschaltbild wird eine Wärmekapazität C des Ständers angenommen. Auf dem Ständertemperaturpotenzial wird dann auch die mittlere Wicklungstemperatur J_W angenommen. Über einen Wärmewiderstand R fließt ein Wärmestrom vom Wickelkopf-temperaturpotenzial J_{WK} zum Ständer. Dieser Zusammenhang kann durch die zeitdiskreten Gleichungen (7.3.3) bis (7.3.5) dargestellt werden.

$$i = C \cdot \frac{DJ_W}{Dt}; \quad DJ_W = J_{W_{n+1}} - J_{W_n} \quad (7.3.3); (7.3.4)$$

$$i = \frac{J_{WK} - J_W}{R} \quad (7.3.5)$$

Durch Gleichsetzen dieser Gleichungen erhält man die Gleichung (7.3.6) und daraus die Folgedurchschnittstemperatur $J_{W_{n+1}}$ laut Gleichung (7.3.7). Die Temperaturkonstante t kann dann nach Gleichung (7.3.8) ermittelt werden.

$$\frac{J_{WK} - J_W}{R} = C \cdot \frac{DJ_W}{Dt} \quad (7.3.6)$$

$$\Rightarrow J_{W_{n+1}} = \frac{Dt}{t} (J_{WK_n} - J_{W_n}) + J_{W_n}; \quad t = RC \quad (7.3.7)$$

$$t = \frac{J_{WK_n} - J_{W_n}}{J_{W_{n+1}} - J_{W_n}} \cdot Dt \quad (7.3.8)$$

Bild 53 zeigt einen gemessenen Temperaturverlauf im Wickelkopf. Dazu ist die aus dem gemessenen Strom berechnete mittlere Wicklungstemperatur aufgetragen. Aus diesem Temperaturverlauf wurde die Zeitkonstante t ermittelt. Mit dieser Zeitkonstanten wurde dann die dargestellte approximierte mittlere Wicklungstemperatur berechnet. Durch diese Maßnahme konnte die Berechnung des Stromes deutlich verbessert werden.

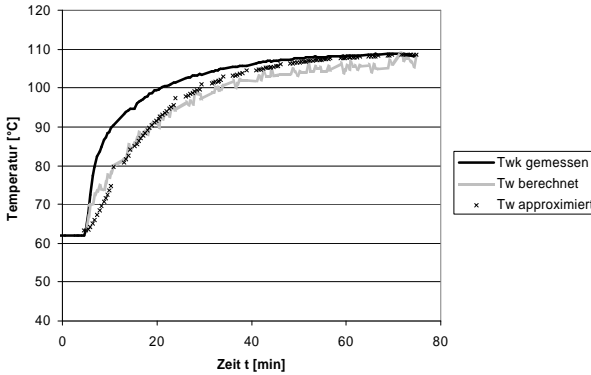


Bild 53: Temperaturverlauf gemessen am Wickelkopf, mit berechneter Durchschnittstemperatur der Wicklung und Approximation mit berechneter Zeitkonstanten t

7.3.2 Schlupfabhängigkeit

Berechnet man die Abhängigkeit der Hauptreaktanz von der induzierten Spannung U_h , so wird zur Berechnung der induzierten Spannung eine Iteration nötig, da diese Spannung nur über den Strom ermittelt werden kann. Aus diesem Grund wurde durch eine Messung mit steigendem Drehmoment die Schlupabhängigkeit der Hauptinduktivität nach Bild 54 ermittelt. Diese Abhängigkeit gilt zwar streng genommen nur für eine angelegte Spannung U_1 , verringert den Aufwand der Stromberechnung aber erheblich. Auch diese Abhängigkeit kann durch ein Polynom vierten Grades nach Gleichung (7.3.9) gut angenähert werden.

$$X_h = 2 \cdot 10^6 s^4 - 175707 s^3 - 3554 s^2 + 358,46 s + 91,845 \tag{7.3.9}$$

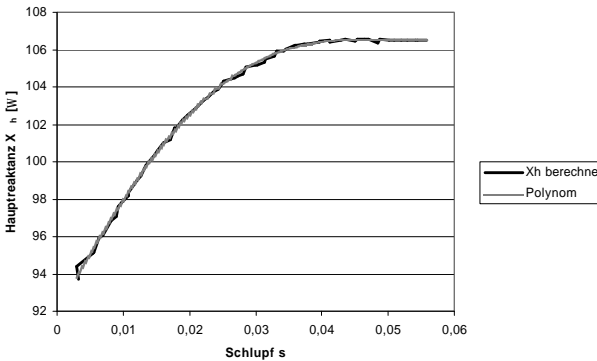


Bild 54: Berechnete Schlupabhängigkeit der Hauptreaktanz X_h und polynomische Approximation

Bild 55 zeigt die Verbesserung der berechneten Stromortskurve durch Verwenden der ermittelten schlupfabhängigen Hauptreaktanzen. Dort ist die gemessene Stromortskurve im Vergleich zu einer berechneten Ortskurve mit und ohne Berücksichtigung der Schlupfabhängigkeit der Hauptreaktanzen aufgetragen.

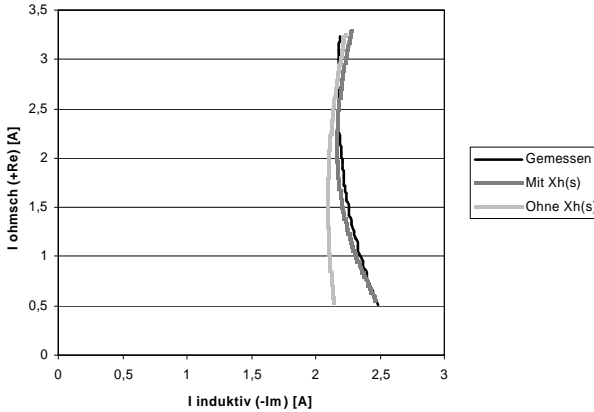


Bild 55: Vergleich zwischen gemessener Stromortskurve und den berechneten Ortskurven mit und ohne Berücksichtigung von Sättigungserscheinungen

7.3.3 Vergleich zwischen Messung und Berechnung

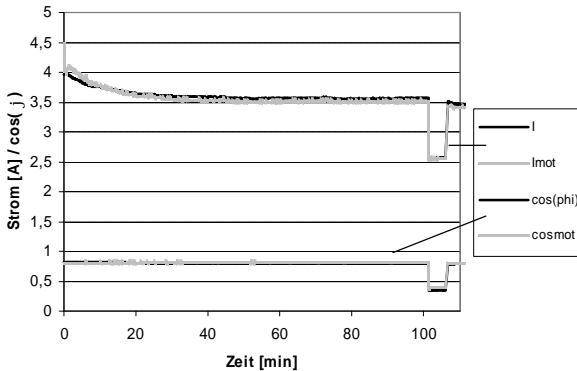


Bild 56: Strom und $\cos(j)$ gemessen und berechnet über der Zeit

Schließlich ist in Bild 56 der gemessene und berechnete Verlauf des Stromes und des Lastwinkels während eines Messversuchs dargestellt. Dies ist der berechnete Strom unter

Berücksichtigung der Schlupfabhängigkeit der Hauptreaktanz und der Temperaturabhängigkeit der ohmschen Widerstände. Bild 57 zeigt hierzu die prozentuale Abweichung der gemessenen zu den berechneten Werten.

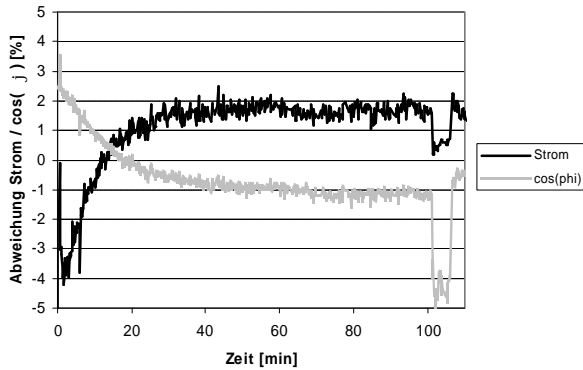


Bild 57: Relative prozentuale Abweichung vom berechneten zum gemessenen Strom sowie vom gemessenen zu berechneten Leistungsfaktor $\cos(j)$ über der Zeit

8 Bestimmung der Unwucht durch Auswertung der Vibration

8.1 Analyse des Effektivwertes der Vibration

Die Erfassung der Motorvibration stellt sich, ähnlich der Messung des Motorstroms, als eine aufschlussreiche Möglichkeit dar, Motorfehler zu analysieren. Dabei stellt sich heraus, dass die Messung radial zum Luftspalt im Gegensatz zur Messung direkt am Lager nicht nur einen Informationsverlust bedeutet, sondern andere interessante Informationen liefern kann.

8.1.1 Abhängigkeit der Vibration von der Belastung

Bild 58 zeigt den RMS-Effektivwert der Vibration in Abhängigkeit des Drehmomentes. Dort ist zu erkennen, dass die Vibration bei kleinen Belastungen konstant bleibt. Dabei wirkt sich nur eine Grundvibration, z. B. hervorgerufen durch den Lüfter, die Lager etc., aus. Mit steigendem Drehmoment nehmen die radialen Kräfte im Luftspalt und damit die Vibration zu. Nähert sich der Betriebspunkt dem Bemessungspunkt, so nehmen Sättigungserscheinungen und damit Nichtlinearitäten zu und die Vibration steigt stärker an.

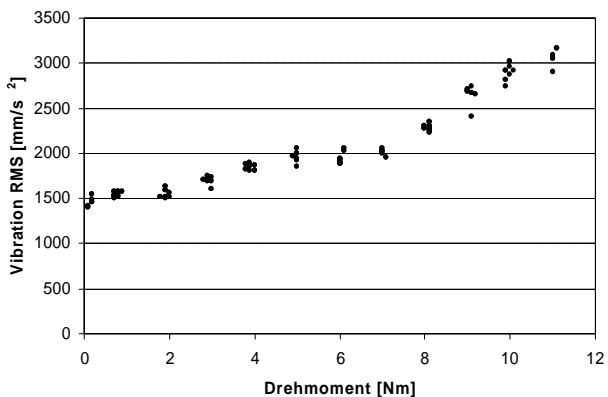


Bild 58: Effektivwert der Vibration in Abhängigkeit der Drehmomentbelastung

Die Belastungsabhängigkeit des Vibrationseffektivwertes ist im Frequenzspektrum der Vibration selbstverständlich ebenso vorhanden. Das Frequenzspektrum wird auch bei denjenigen Spektrallinien beeinflusst, welche für die Detektion einer Unwucht Verwendung finden. Aus diesem Grund wird die Unwuchtbestimmung mit dem Effektivwert korreliert.

8.1.2 Temperatur und Betriebszeitabhängigkeit der Vibration

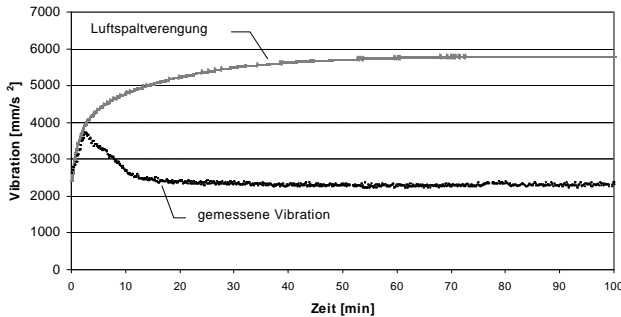


Bild 59: Vibration beim Warmlauf über der Zeit und Anteil der Luftspaltverengung durch den Temperaturanstieg über der Zeit

Bild 59 zeigt den Vibrationseffektivwert in Abhängigkeit der Betriebszeit während eines Erwärmungslaufs. Die Kurve „Luftspaltverengung“ zeigt hierbei die Zunahme der Vibration durch die Luftspaltveränderung aufgrund des Temperaturanstiegs. Durch Verbesserung der Lagerlaufeigenschaften und Sinken des Motorstromes wird die Vibration mit fortlaufender Betriebszeit und Erwärmung wieder kleiner.

8.2 Analyse des Frequenzspektrums der Vibration

Bild 60 zeigt das Vibrationsspektrum des Motors im Bemessungspunkt. Dieses Spektrum wurde mit dem Beschleunigungssensor ADXL105, welcher direkt auf einer Platine aufgelötet wurde, gemessen. Die Platine ist zusammen mit der restlichen Auswerteelektronik auf dem Motor hinter dem Klemmenkasten in radialer Richtung angebracht. Die aufgetragenen Werte sind Messkurven, die aus jeweils 11 Messreihen gemittelt wurden. Gemessen wurden jeweils zwei Kurven ohne zusätzliche Unwucht und mit einer Zusatzunwucht von 150 gcm. Zu bemerken ist hier, dass zum Kuppeln des Motors mit der Bremse die Passfeder entfernt wurde, was bei einer Halbkeilwuchtung [5] schon eine Grundunwucht ergibt.

Deutlich sind hier signifikante Amplituden bei den Frequenzen 663 Hz, 763 Hz und 863 Hz zu erkennen. Weiterhin kommen bei der Messung mit Unwucht noch zwei Spektrallinien mit

713 Hz und 813 Hz zum Vorschein. Diese können im Weiteren zum Erkennen einer Unwucht verwendet werden.

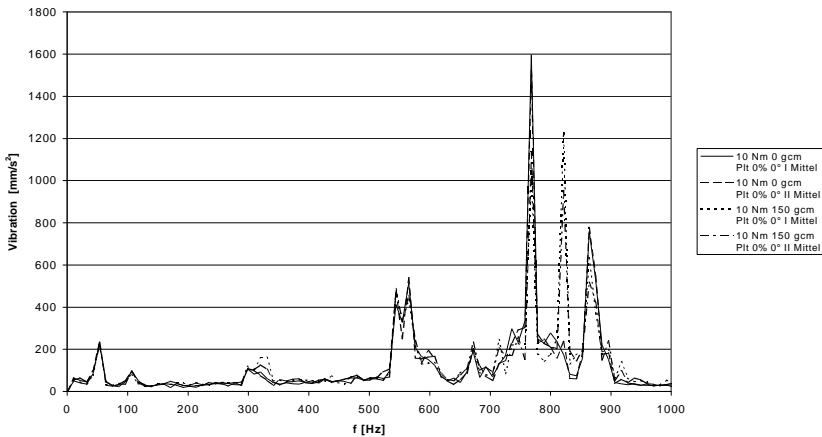


Bild 60: Vergleich des Vibrationsspektrums bei $M_N=10$ Nm ohne Unwucht und mit einer Unwucht von 150 gcm

Nach [57], [58] und [59] entstehen durch Feldänderungen im Luftspalt einer Käfigläufermaschine, hervorgerufen durch das Ständerdrehfeld und die sich bewegenden Käfigstäbe, Kraftwellen im Motorgehäuse. Diese Kraftwellen wandern durch den Motor und werden als Schall abgestrahlt. Diese Kraftwellen werden mittels des Beschleunigungssensors erfaßt. Die Grundfrequenzen dieser Kraftwelle berechnen sich aus den Gleichungen (8.2.1) bzw. (8.2.2):

$$f_1 = 1 \cdot f_n \cdot z'' + f_0 \pm f_0 \quad (8.2.1)$$

bzw.

$$f_1 = 1 \cdot \frac{f_0}{p} \cdot (1-s) \cdot z'' + f_0 \pm f_0 \quad (8.2.2)$$

z'' Stabzahl des Läufers

f_0 Netzfrequenz

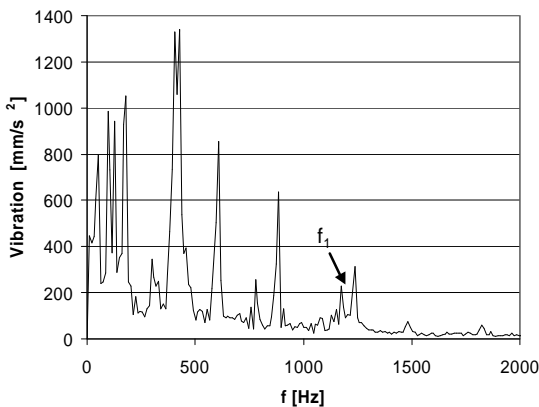
f_n Mechanische Läuferdrehfrequenz

p Polpaarzahl

Zum Beispiel ergibt sich für eine Stabzahl von $z'' = 28$ bei einer Netzfrequenz $f_0 = 50$ Hz und einer Polpaarzahl von $p = 2$, sowie Leerlauf:

$$f_1 = 750 \text{ Hz} \pm 50 \text{ Hz}$$

Dieses Frequenzpaar ist im Vibrationsspektrum zu erkennen. Allerdings ist das Frequenzpaar $f_2 = 850 \text{ Hz} \pm 50 \text{ Hz}$ im Spektrum dieses Motors viel stärker ausgeprägt. Dies könnte vielleicht mit von Sättigungserscheinungen hervorgerufenen Nichtlinearitäten erklärt werden. An einem Motor der Achshöhe 160 wurde z. B. nur die Grundfrequenz gemessen (Bild 61). Prinzipiell stellt dieses Frequenzpaar eine Amplitudenmodulation der Läuferstabfrequenz durch das Ständerdrehfeld dar. Dieses Frequenzpaar bewegt sich nach Gleichung (8.2.1) bzw. (8.2.2) mit der Drehzahl im Frequenzspektrum.



**Bild 61: Vibrations-
spektrum beim Motor
mit der Achshöhe 160**

Bild 62 zeigt als Beispiel ein amplitudenmoduliertes Signal. Links im Bild sind die Amplituden im Frequenzbereich dargestellt, rechts das zugehörige Zeitsignal. Im Zeitsignal ist die Stabfrequenz mit 800 Hz zu erkennen. Auf diese Stabfrequenz ist die Netzfrequenz mit 50 Hz aufmoduliert.

In Bild 63 dagegen ist der Fall dargestellt, der sich bei einer Messung mit einer Unwucht an der Welle ergibt. Hier taucht zwischen den beiden Spektrallinien der Amplitudenmodulation noch die Mittenfrequenz zwischen diesen beiden Frequenzen im Spektrum auf. Die Auswirkungen auf die Zeitfunktion sind deutlich zu erkennen. Diese wird nun unsymmetrisch, sodass sich eine Periode mit großer Amplitude mit einer Periode kleinerer Amplitude abwechselt.

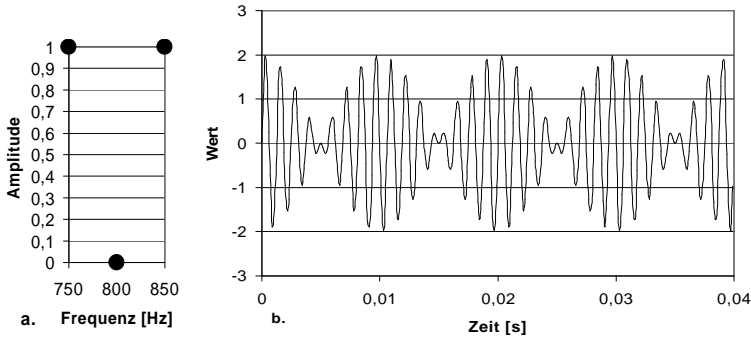


Bild 62: Spektralanteile (a) und Zeitfunktion (b) eines amplitudenmodulierten Signals ohne Mittenfrequenz

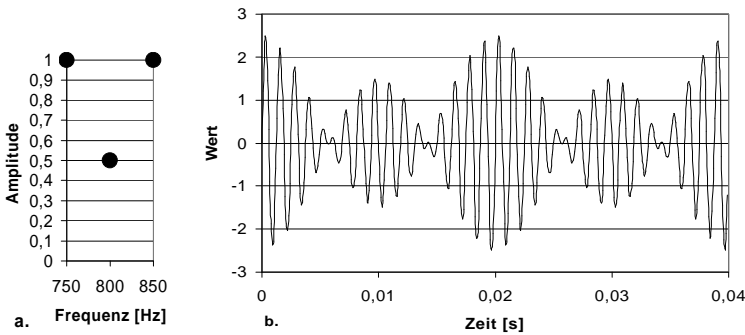


Bild 63: Spektralanteile (a) und Zeitfunktion (b) eines amplitudenmodulierten Signals mit vorhandener Mittenfrequenz

Da die Kraftwellen, welche diesen gemessenen Vibrationsspektrallinien zugrundeliegen, durch Feldveränderungen im Luftspalt entstehen, liegt die Vermutung nahe, dass diese Asymmetrien in der Zeitfunktion auch durch Veränderungen im Luftspalt entstehen.

In Bild 64 ist eine Erklärung für diese Mittenfrequenz dargestellt. Es ist denkbar, dass sich der Luftspalt aufgrund der Fliehkräfte der Unwucht während einer Läuferdrehung einmal verengt und dann erweitert. Dies kann z. B. durch die Lagerluft als auch unter anderem durch eine Verformung des Materials von Lager oder Lagersitz entstehen.

In [57] wird mit Gleichung (8.2.3) eine Grundlage für eine Abschätzung dieser Möglichkeit angegeben. Die Amplitude L einer Kraftwelle verändert sich mit der Größe des Luftspaltes d :

$$\Delta L = n \cdot 20 \lg \left(\frac{d_0 + \frac{\Delta d}{2}}{d_0 - \frac{\Delta d}{2}} \right) \text{ dB} \quad (8.2.3)$$

Δd Luftspaltänderung

d_0 Ursprünglicher Luftspalt

n Erfahrungswert zwischen 1 und 2

ΔL Amplitudenänderung in dB

für das Amplitudenverhältnis ergibt sich damit Gleichung (8.2.4).

$$\frac{L_2}{L_1} = \left(\frac{d_0 + \frac{\Delta d}{2}}{d_0 - \frac{\Delta d}{2}} \right)^n \quad (8.2.4)$$

L_1 Amplitude bei maximalem Luftspalt

L_2 Amplitude bei minimalem Luftspalt

Gleichung (8.2.4) kann nun, wie in Gleichung (8.2.5) geschehen, nach der Luftspaltänderung aufgelöst werden.

$$\frac{\Delta d}{2} = \frac{\left(\frac{L_2}{L_1} \right)^{\frac{1}{n}} - 1}{\left(\frac{L_2}{L_1} \right)^{\frac{1}{n}} + 1} \cdot d_0 \quad (8.2.5)$$

Für $n = 1..2$ und $d_0 = 0,2..0,3 \text{ mm}$ und einem gemessenen Verhältnis $\frac{L_2}{L_1} = 0,62$ ergibt sich:

$$\frac{\Delta d}{2} = 24..72 \text{ } \mu\text{m} .$$

Im Vergleich dazu liegt die Lagerluft eines FAG Rillenkugellagers mit einer Lagerbohrung von 30..40 mm und der normalen Luftgruppe C_N bei 6..20 μm. Der abgeschätzte Wert liegt also über dem der Lagerluft. Er ist aber nicht so weit davon entfernt, dass eine mechanische Verformung nicht eventuell denkbar wäre.

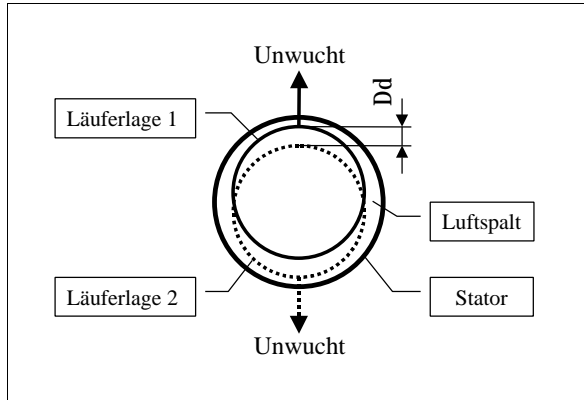


Bild 64: Mögliche Luftspaltveränderung durch eine Unwucht

Bild 65 und Bild 66 zeigen die Verläufe mit und ohne Unwucht bei verschiedenen Drehmomentbelastungen des Motors. Hier ist auch die Verschiebung der Spektrallinien mit der Drehzahl zu erkennen.

Bild 67 bis Bild 71 zeigen einen direkten Vergleich der Messungen bei verschiedenen Drehmomenten mit und ohne Unwucht auf der Welle. Hierbei fällt auf, dass die zweite signifikante Spektrallinie für eine Unwucht nur bei einem großen Drehmoment, was einen großen Strom mit sich bringt, auftritt.

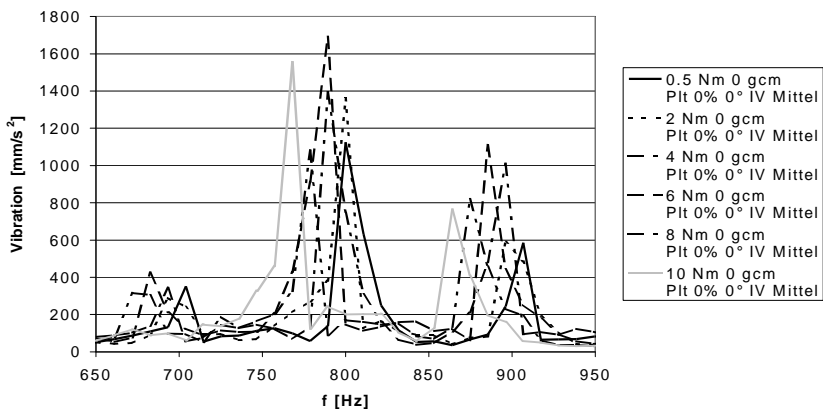


Bild 65: Vergleich der Vibrationsspektren ohne Unwucht bei Belastungen von 0,5 .. 10 Nm

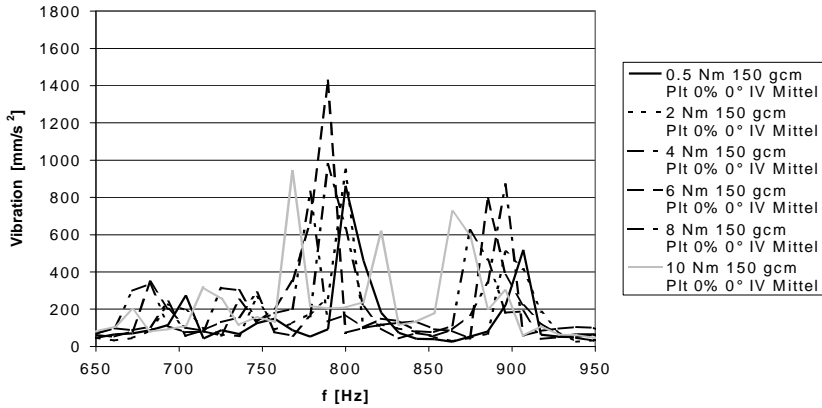


Bild 66: Vibrationsspektren bei einer Unwucht von 150 gcm und Belastungen von 0,5 .. 10 Nm

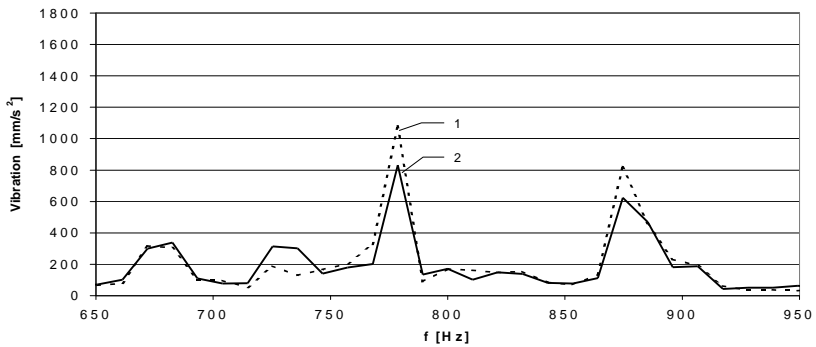


Bild 67: Vibrationsspektrum bei 8 Nm, ohne (1) und mit (2) einer Unwucht von 150 gcm

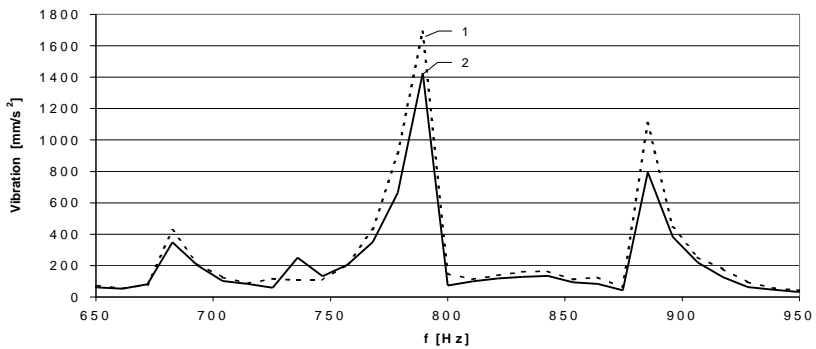


Bild 68: Vibrationsspektrum bei 6 Nm, ohne (1) und mit (2) einer Unwucht von 150 gcm

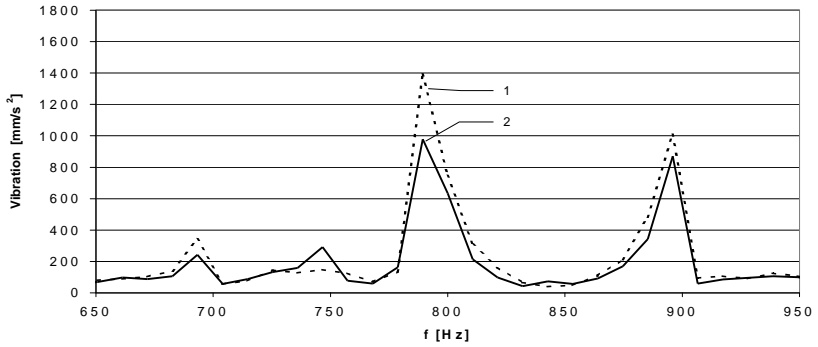


Bild 69: Vibrationsspektrum bei 4 Nm, ohne (1) und mit (2) einer Unwucht von 150 gcm

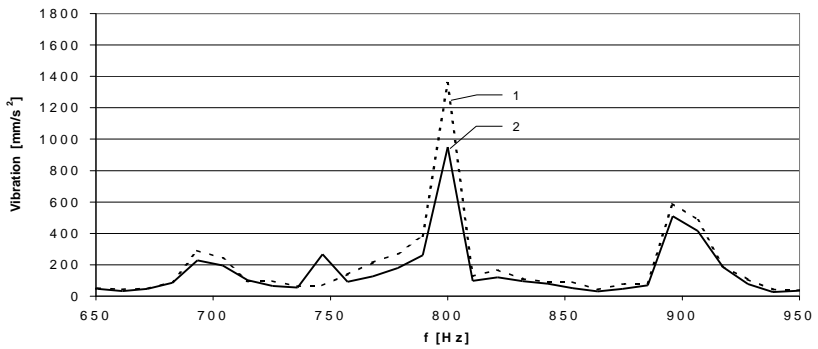


Bild 70: Vibrationsspektrum bei 2 Nm, ohne (1) und mit (2) einer Unwucht von 150 gcm

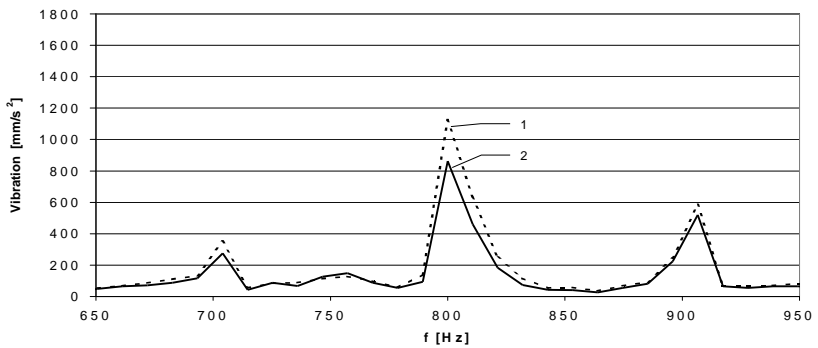


Bild 71: Vibrationsspektrum bei 0,5 Nm, ohne (1) und mit (2) einer Unwucht von 150 gcm

Bild 72 zeigt die Messungen beim Anbringen der Unwucht an verschiedenen Stellen auf der Motorwelle.

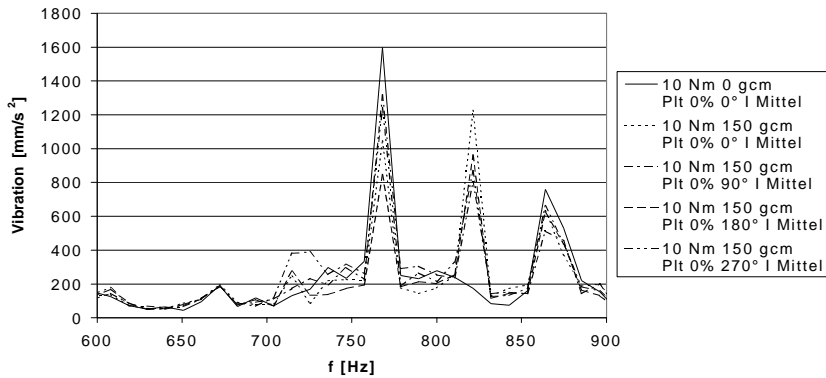


Bild 72: Vibrationsspektrum bei 10 Nm und verschiedener Anbringung der Unwucht (150 gcm; 0°, 90°, 180°, 270°)

Bild 73 zeigt wie sich die Größe der Unwucht auf das Vibrationsspektrum auswirkt.

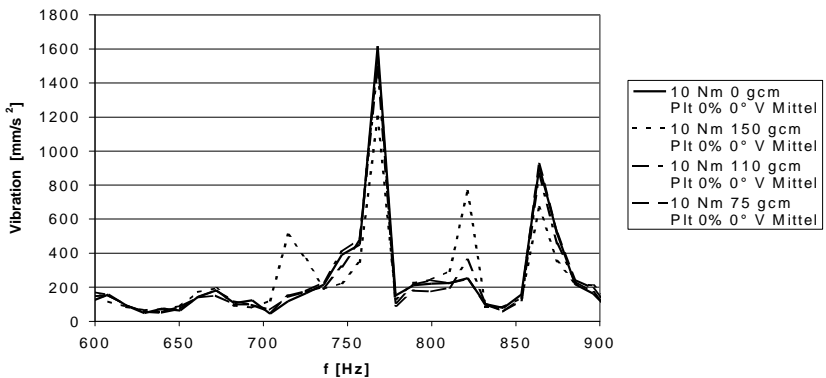


Bild 73: Vibrationsspektrum bei 10 Nm und verschiedenen Unwuchten (0..150 gcm)

Die Messungen zur Auswirkung einer Asymmetrie in der Spannungsversorgung zwischen 0% und 5% zeigt Bild 74. Hier ist zu sehen, dass sich eine Asymmetrie in der Spannung hauptsächlich auf die Spektrallinien bei 100 Hz und 300 Hz auswirkt. Dies ist die mechanische Vibration, hervorgerufen durch das Rüttelmoment, welches eine asymmetrische Versorgungsspannung hervorruft.

Gleichzeitig sieht man, dass die Spektrallinien, welche zu einer Unwuchterkennung herangezogen werden können, davon kaum beeinflusst werden. Dies ist ein Vorteil dieser indirekten Unwuchterkennungsmöglichkeit.

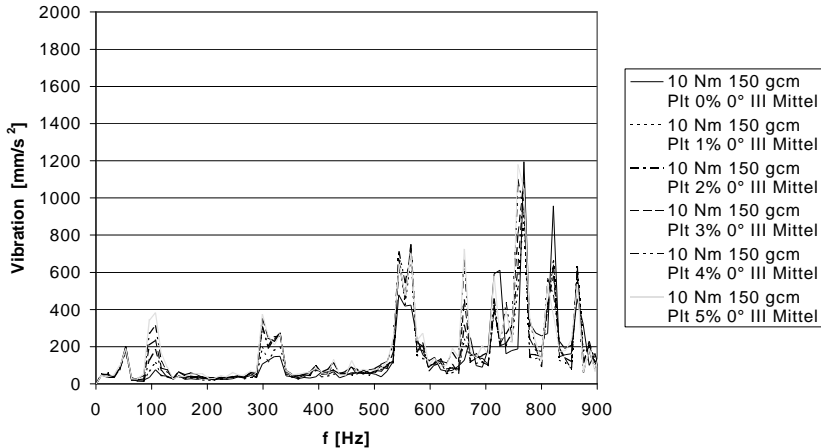


Bild 74: Vibrationsspektrum bei 10 Nm und die Auswirkungen asymmetrischer Spannungen

8.2.1 Analyse des Frequenzspektrums am Motor der Achshöhe 160

Die Untersuchungen am Motor mit der Achshöhe 160L ergeben ein Vibrationsspektrum wie es in Bild 75 dargestellt ist. Die Grundfrequenz der Kraftwelle liegt bei diesem Motor bei 1200 Hz, da die Stabzahl hier $z'' = 48$ beträgt.

Die kaum feststellbare Amplitude der Mittenfrequenz kann beispielsweise durch die höhere Frequenz und einer damit verbundenen unterschiedlichen Dämpfung dieser Vibration sowie dem längeren Weg der Schallwellen durch das Material bei dieser Maschine erklärt werden. Weiterhin ist die Steifigkeit der Lager und des Lagerschildes sowie der Rotorwelle höher, sodass die Luftspaltveränderung, die durch eine Unwucht hervorgerufen wird, kleiner sein wird.

Die Unwucht an der Motorwelle kann also bei größeren Motoren nur schwer mittels eines Vibrationssensors auf der Diagnoseelektronik erkannt werden. Da die größeren Motoren einen höheren Preis erzielen, ist es möglich, auch einen höheren Aufwand zu betreiben und die Lagervibration direkt am Lager zu messen.

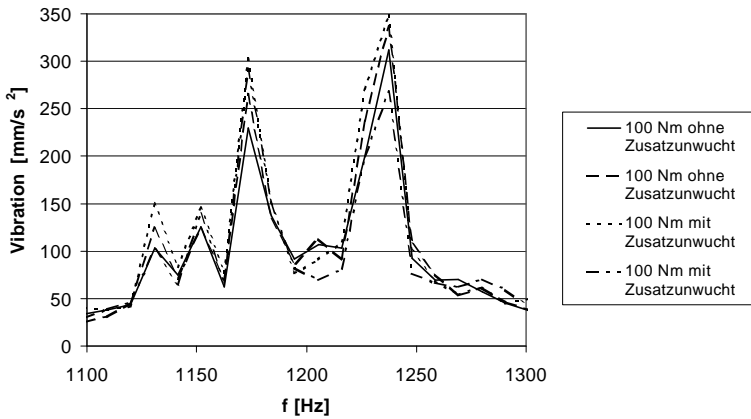


Bild 75: Vibrationsspektrum am Motor der Achshöhe 160 mit und ohne Unwucht

Bild 76 zeigt beispielhaft ein Frequenzspektrum mit und ohne Unwucht, welches direkt am Motorlager gemessen wurde. Deutlich ist zu erkennen, dass sich dort die Unwucht fast über das gesamte Amplitudenspektrum auswirkt.

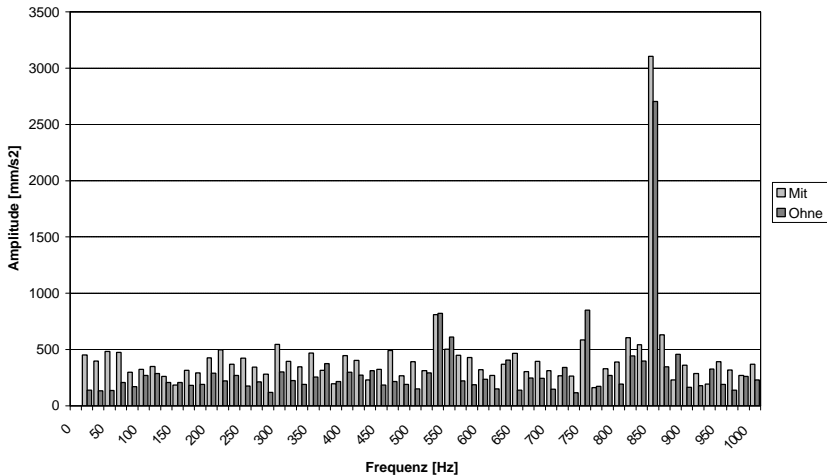


Bild 76: Vibrationsspektrum direkt am Motorlager gemessen bei Betrieb mit und ohne Unwucht

8.3 Auswertung des Vibrationsspektrums mittels Unscharfer Logik

Für den Bemessungspunkt des Motors wurde eine Referenzkurve des Vibrationsspektrums des Motors aufgenommen. Diese Referenzkurve ist die Mittelung m aus 11 Einzelmessungen. Weiterhin wurde für diese Referenzkurve die Standardabweichung s berechnet. Unter der Annahme, dass die Messungen normalverteilt sind, kann für die Verteilungsdichte der Messung eine Gaußsche Normalverteilung (8.3.1) angesetzt werden:

$$j(x) = \frac{1}{\sqrt{2p} s} e^{-\frac{1}{2} \frac{(x-m)^2}{s^2}} \quad (8.3.1)$$

μ Mittelwert
 s Standardabweichung

Das Gaußsche Fehlerintegral (8.3.2) liefert nun die Wahrscheinlichkeit dafür, dass eine weitere Messung bei Betrieb des Motors nicht der Grundgesamtheit der Referenzmessung entstammt. Dies bedeutet, es wird eine Wahrscheinlichkeit für das Abweichen vom Normalzustand angegeben. Siehe hierzu auch Bild 77:

$$\Theta(x) = \frac{2}{\sqrt{p}} \int_0^x e^{-x^2} dx \quad (8.3.2)$$

Bei einer Normalverteilung liegt die Wahrscheinlichkeit für einen Fehler bei der Standardabweichung bei ca. 68 %.

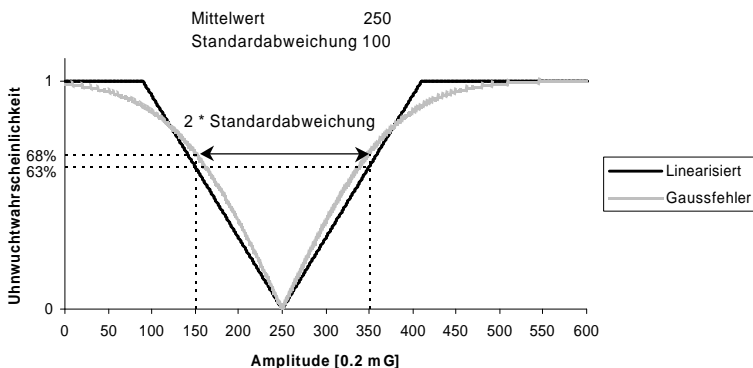


Bild 77: Gaußfehlerfunktion und Linearisierung zur Ermittlung einer einfachen Fuzzy-Funktion

Zur Vereinfachung der Berechnung kann nun das Fehlerintegral linearisiert werden. Gleichung (8.3.3) zeigt die Funktion der in Bild 77 verwendeten Linearisierung:

$$l(x) = \begin{cases} |a(x-m)| & \text{für } |a(x-m)| \leq 1 \\ 1 & \text{für } |a(x-m)| > 1 \end{cases} \quad (8.3.3)$$

a Steigung der linearisierten Funktion

Das Ermitteln der Linearisierung durch Bestimmung der Flächengleichheit der über und unter der Linearisierung liegenden Flächen bezüglich des Gaußschen Fehlerintegrals zeigt Gleichung (8.3.4):

$$\int_m^{\infty} \Theta\left(\frac{(x-m)}{\sqrt{2} s}\right) - l(x) = 0 \quad (8.3.4)$$

hieraus erhält man: $a \approx \frac{63\%}{s}$. Das heißt, im linearisierten Fall liegt die Wahrscheinlichkeit bei der Standardabweichung bei ca 63%.

Nun können ein Fuzzy-Satz, wie in Bild 78 aufgestellt und verbale Variablen für die Amplitude der signifikanten Unwuchtspektrallinien definiert werden:

Verbale Variablen: klein, normal und groß

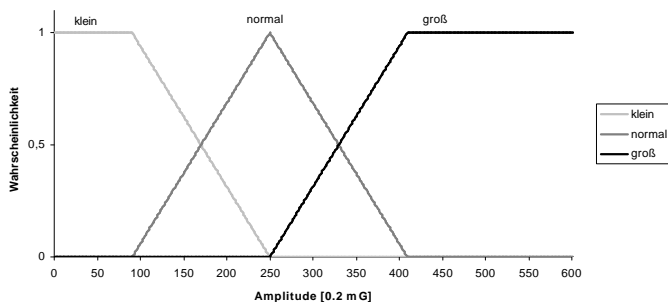


Bild 78: Einfacher Fuzzy-Satz für die Unwuchterkennung

Mit diesem Fuzzy-Satz und den verbalen Variablen können nun Regeln und Operationen aufgestellt werden. Hierbei werden nun die beiden Spektrallinien, welche eine Unwucht erkennen lassen, in den Gleichungen (8.3.5) und (8.3.6) verknüpft:

$$\text{Unwucht} = \text{groß}(\text{Spektrallinie1}) \quad \text{oder} \quad \text{groß}(\text{Spektrallinie2}) \quad (8.3.5)$$

$$\text{Normal} = \text{normal}(\text{Spektrallinie1}) \quad \text{und} \quad \text{normal}(\text{Spektrallinie2}), \quad (8.3.6)$$

wobei in der unscharfen Logik die logische ‚oder‘-Operation der Maximumbildung und die logische ‚und‘ Operation der Minimumbildung entspricht. Aus diesen unscharfen Operationen ergibt sich nun eine Wahrscheinlichkeit für eine Unwucht, oder für normale Parameter.

Dabei ist es auch denkbar, eine weitere Referenzmessung mit einer definierten Unwucht durchzuführen, um den Fuzzy-Satz zu verbessern. Weiterhin kann für den Betrieb eine Mittelwertmessung benutzt werden, um die Erkennungsschärfe zu verbessern. Dabei muß aber eine Stabilität der Motorparameter gewährleistet sein.

Bild 79 zeigt eine im normalen Motorbetrieb gewonnene Darstellung der Unwuchtwahrscheinlichkeit. Hier ist deutlich zu sehen, dass zuerst keine Unwucht vorhanden war und dann eine Unwucht angebracht wurde.

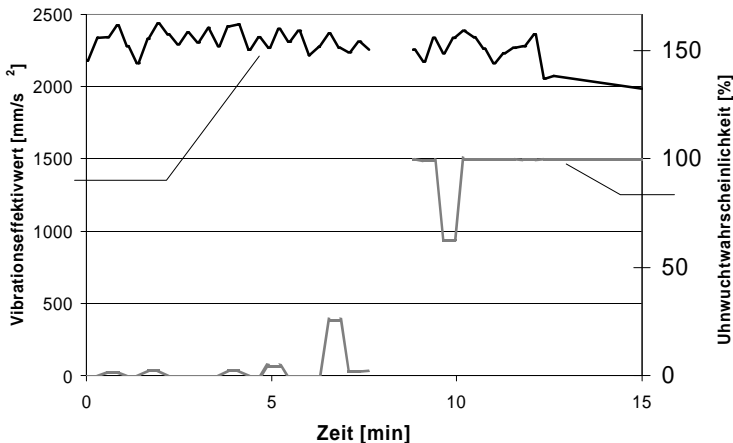


Bild 79: Unschärfe Unwuchterkennung über Vibration und Effektivwert der Vibration

9 Temperaturprognose

9.1 Ausgangssituation

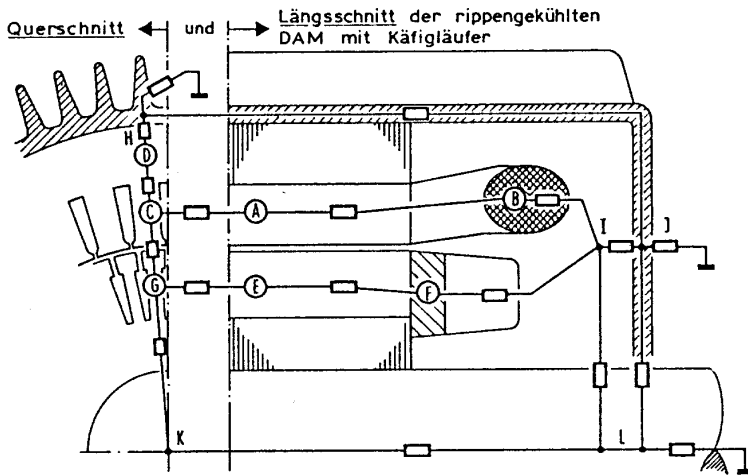
Eine nicht unerhebliche Anzahl von Defekten ist auf die Vernachlässigung der Wärmeentwicklung einer elektrischen Maschine seitens des Betreibers zurückzuführen. Entweder ist der Aufstellort der Maschine thermisch ungünstig oder die Maschine wird außerhalb ihrer Spezifikation betrieben. Im ersten Fall wird oft durch schlecht belüftete Räume oder eine ungünstige Einbaulage mit eventuell verbauter Lüftungsöffnung am Motor ein Wärmestau hervorgerufen. Sind gleichzeitig schon höhere Umgebungstemperaturen vorhanden, wird dieser Fall noch verschärft. Im Fall des Betriebs außerhalb der Spezifikation wird die Maschine mit unzulässig hohen Momenten und damit hohen Strömen gefahren. Gleichzeitig vergrößert sich die Abwärme der Maschine, da auch größere Wicklungs- und Eisenverluste in Kauf genommen werden. Weiterhin tritt oft der Fall auf, dass elektrische Maschinen nur kurzzeitigen Überlastzuständen ausgesetzt sind, dann ist es von Nutzen, den Temperaturverlauf vorzeitig zu kennen. Alle Fälle der Temperaturüberhöhung können zu einem vorzeitigem Ausfall der Maschine führen. Treten mehrere Fälle gleichzeitig ein, so ist die Gefahr um so größer. Um diesem entgegenwirken zu können, ist es von Vorteil vorauszusagen, wie sich die Temperatur in einer Maschine zu einem bestimmten Zeitpunkt in der Zukunft entwickeln wird.

Andererseits werden in vielen Industriebetrieben elektrische Maschinen aus Sicherheitsgründen unterhalb ihrer „Bemessung“ gefahren. Man möchte so die oben beschriebenen Konstellationen vermeiden. Dabei werden die Maschinen natürlich nicht voll ausgenutzt und es entstehen höhere Kosten und größere Maschinenvolumina müssen in Kauf genommen werden.

Besitzt man nun eine Einrichtung, welche die Temperaturvoraussage einer elektrischen Maschine vornimmt, kann die Maschine besser ausgenutzt werden. Aus wirtschaftlichen Aspekten ist dies sinnvoll.

Wenn ein Prozess plötzlich aufgehalten wird, kann dies unabsehbare Folgen für die Sicherheit des Personals darstellen, falls nicht gleichzeitig entsprechende Notfalleinrichtungen vorhan-

den sind. Wenn die Temperaturentwicklung einer Maschine im voraus bekannt ist, kann der Betreiber rechtzeitig in einen Prozess eingreifen, um Probleme abzuwenden. Durch Einsatz einer Diagnose-Hard- und Software ist die automatische Warnung vor solchen Betriebszuständen oder sogar der direkte, regulierende Eingriff in einen Prozess z. B. durch Verringerung der Arbeitsmomente möglich.



Knoten mit Verlustleistungseinspeisung (Wärmequellen):

- Ⓐ : Ständerwicklung, Nut
- Ⓑ : Ständerwicklung, Stirnverbindung
- Ⓒ : Ständerzahn
- Ⓓ : Ständerjoch
- Ⓔ : Läuferstab
- Ⓕ : Läuferferring
- Ⓖ : Läuferzahn

Knoten ohne Verlustleistungseinspeisung:

- H : Gehäuse
- I : Innenluft
- J : Lagerschild
- K : Wellenmitte und Läuferjoch
- L : Wellenende
- ⊥ : Umgebung

Bild 80: Vereinfachtes quasidimensionales Wärmequellennetz einer Asynchronmaschine mit 13 Knoten und 18 Leitwerten [9]

Im folgenden wird nun kurz auf Verfahren eingegangen, die das Ziel haben, diese Temperatur-Voraussage an Käfigläufer-Asynchronmaschinen durchzuführen.

9.2 Vereinfachtes thermisches Ersatzschaltbild

Bild 80 und Bild 81 aus [9] zeigen die vereinfachten Wärmequellennetze einer Käfigläufermaschine. Die Vereinfachung der Wärmequellennetze hat hierbei verschiedene Gründe. Zum Einen soll die Rechenzeit verkürzt werden, um eine Echtzeitsimulation auch auf einem Mikrokontroller durchführen zu können. Zum Anderen ist die Bestimmung der Wärmeleitwerte bei vielen Einzelwerten schwierig, sodass teilweise physikalisch nicht sinnvolle Werte entstehen. In [9], [10] und [60] wird aber gezeigt, wie auch durch ein vereinfachtes Modell gute Simulationsergebnisse erhalten werden.

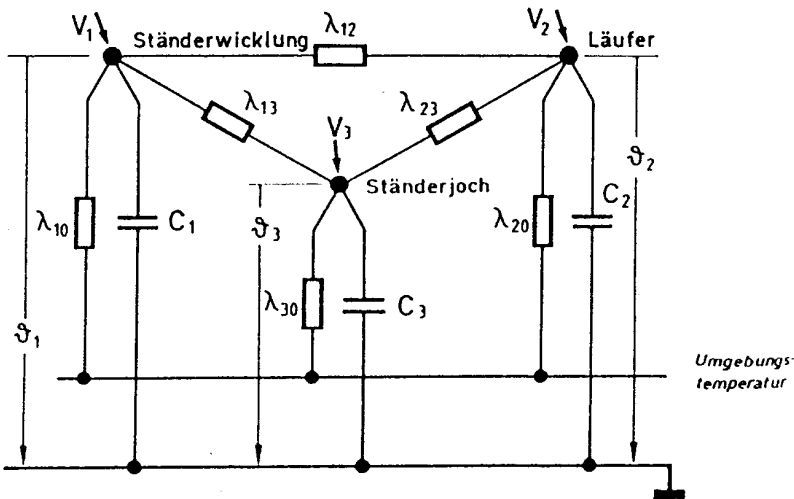


Bild 81: Vereinfachtes Dreikörpersystem einer Käfigläufermaschine [9]

Hierbei ist zu erwähnen, dass diese Simulation noch durch die einfache Wicklungstemperaturüberwachung während des Betriebs überprüft werden kann.

9.3 Vergleich verschiedener Verfahren

9.3.1 Verfahren von Vetter

Ein Verfahren zur Überwachung und Vorhersage des Erwärmungsverhaltens einer Asynchronmaschine wurde im Jahr 1988 von T. Vetter entwickelt und wird in [10] ausführlich beschrieben. Es handelt sich um eine sogenannte Online-Parameterabschätzung, die parallel zum Betrieb einer Maschine in Echtzeit abläuft. Die Voraussage des Temperaturverlaufes im Ständer einer Käfigläufer-Asynchronmaschine sowie die sensorlose Bestimmung der mittleren Käfigtemperatur im Läufer wird hiermit ermöglicht.

Die Grundlage des Verfahrens bildet die Beschreibung des Ständers der Maschine als symmetrisches Wärmequellen-Netzwerk 2. Ordnung. Die Verlustleistung der Ständerwicklung stellt hierbei direkt eine Wärmequelle dar. Das thermische Zweikörpermodell wird durch Differentialgleichungen beschrieben, mit denen die Ermittlung einer kontinuierlichen Schätzgleichung ermöglicht wird. Durch rekursive Schätzmethoden werden die den Erwärmungsvorgang beschreibenden Glieder einer Exponentialsumme parallel zum Betrieb der Maschine berechnet. Nach einer Betriebszeit, die ungefähr der Summe beider Zeitkonstanten des Zweikörpermodells entspricht, werden durch den Identifikations-Algorithmus brauchbare Parameter geliefert. Durch eine allgemeingültige Formulierung der Modellgleichungen ist der Einsatz des Systems bei allen Betriebsarten mit periodischen Lastzyklen bei Motoren gewährleistet.

Zur Aufnahme der Eingangsgrößen genügen Temperaturfühler für Ständerwicklungs- und Umgebungstemperatur für die Vorhersage der Ständerwicklungstemperatur. Für die Ermittlung der Läufertemperatur ist zusätzlich der Effektivwert des Phasenstroms zu ermitteln. Die mittlere quadratische Abweichung der ermittelten Temperaturwerte von den tatsächlichen liegt nach [10] bei Werten kleiner zwei Kelvin.

Die Prozessidentifikation erfolgt mit Hilfe numerischer Schätzverfahren, an die hohe Anforderungen bezüglich der numerischen Stabilität gestellt werden. Diese Anforderungen werden durch den Einsatz des DSFI-Algorithmus erfüllt [61].

Ein Einsatz der Parameterschätzung auf die mittlere Temperatur im Käfigläufer ist – auch ohne Verwendung von Sensoren im Läufer – ebenfalls möglich. Allerdings werden dazu Trainingsläufe der Maschine sowie die messtechnische Erfassung des Maschinenschlupfes vorausgesetzt. Während des Anlaufvorganges ist jedoch eine Parameterschätzung der Läufertemperatur nicht möglich, da hier nichtlineare Ereignisse auftreten. Eine Anwendung

der Läufer-temperaturbestimmung ist also auf Maschinen mit unbekanntem Parametern nicht realisierbar.

9.3.2 Verfahren von Zeller

Eine weitere Arbeit zur Temperaturvoraussage mit dem Titel „Echtzeit-Temperatursimulation von Käfigläufer-Asynchronmaschinen mit selbsttätiger Parameteranpassung“ wurde ebenfalls im Jahre 1988 von T. Zeller verfasst [9]. Bei diesem Simulationssystem wird auf den Einsatz von Temperaturfühlern in der Maschine verzichtet. Das System passt sich selbständig an eine zu überwachende Maschine an und ist aus einem Modell zur Simulation der in Wärme umgesetzten Verlustleistung und einem thermischen Modell zusammengesetzt.

Das zugehörige Wärmequellen-Netzwerk besteht aus drei Körpern und vier Knoten. Das Wärmequellen-Netzwerk kann durch ein Differentialgleichungssystem beschrieben werden, dessen Berechnung durch das Streckenzugverfahren von Euler-Cauchy erfolgt. Die im Ständer und Läufer in Wärme umgesetzten Verlustleistungen werden über das Verlustleistungsmodell berechnet.

Die Eingangsgrößen des Simulationssystems sind Ständerspannung, Ständerstrom, Phasenwinkel und Umgebungstemperatur. Die Modellparameter können relativ einfach an die zu überwachende Maschine angepasst werden. Dazu sind Lernläufe nötig, bei denen die Maschine zunächst mit Temperaturfühlern und Drehzahlerfassung ausgerüstet werden muss. Das System ist im Dauer- und im Aussetzbetrieb lauffähig. Gemessene und simulierte Temperaturverläufe ergeben eine Abweichung von höchstens 5K.

9.3.3 Unterschiede der Verfahren

Die in den beiden vorherigen Abschnitten kurz vorgestellten Verfahren zur Vorausermittlung von Temperaturverläufen in Käfigläufer-Asynchronmaschinen weisen wesentliche Unterschiede zueinander auf.

Beim Verfahren von T. Vetter ist es zur Vorausbestimmung der Temperatur im Ständer der Maschine unerheblich, welche Parameter die Maschine genau aufweist. Genauso ist es unerheblich, mit welcher Frequenz die Maschine betrieben wird. Das verwendete Zwei-Körpermodell erlaubt eine stärkere Vereinfachung bei der Berechnung der Maschine. Nur bei der optionalen Vorausermittlung der Läufer-temperatur ist das System von den genauen Maschinenparametern abhängig. Als Voraussetzung für die Parameteridentifikation im

Ständer ist der Einsatz von Temperaturfühlern für die Ständerwicklungs- sowie Umgebungstemperatur notwendig.

Demgegenüber sind beim Verfahren von T. Zeller Trainingsläufe der verwendeten Maschine mit Temperaturfühlern notwendig. Sind die Parameter der verwendeten Maschine dann ermittelt, kommt das System im normalen Einsatz ohne diese Temperaturfühler aus. Der Einsatz eines Dreikörpermodells erhöht die nötige Rechenleistung des Systems allerdings etwas.

Für den Einsatz eines der beiden Systeme an Normmotoren mit variabler Betriebsfrequenz scheint die Implementierung eines Verfahrens nach T. Vetter günstiger. Das Parameter-Identifikationsverfahren ist weniger abhängig von der verwendeten Maschine, benötigt allerdings im Betrieb die erwähnten Temperaturfühler für Ständerwicklungs- und Umgebungstemperatur. Da in der Ständerwicklung von Normmotoren oft Temperaturfühler eingebaut sind oder auf Kundenwunsch eingebaut werden, ist dies kein Nachteil. Die Kosten für die Nachrüstung eines solchen Temperaturfühlers sowie eines weiteren Temperaturfühlers für die Umgebungstemperatur sind im Vergleich zum gesamten Diagnosesystem eher gering. In Bezug auf die Inanspruchnahme von Rechenzeit ist das Zweikörpermodell genügsamer.

9.4 DSFI-Algorithmus

9.4.1 Mathematische Grundlagen

Zur Parameteridentifikation eines Prozesses sind bestimmte Voraussetzungen zu erfüllen. So muss dieser Prozess durch eine lineare, zeitinvariante Differentialgleichung beschrieben werden können. Im Allgemeinen sind die Prozessausgangsgrößen nicht exakt messbar. Um ein Parameter-Schätzverfahren anwenden zu können, muss ein deterministisches Übertragungsverhalten des zu identifizierenden Prozesses angenommen werden. Das nicht messbare Prozessausgangssignal ist dabei von stochastischen Störsignalen überlagert. Die Messgröße Y ist damit verfälscht und eine eindeutige Lösung des Gleichungssystems nicht mehr möglich. Um eine Verbesserung des Ergebnisses zu erreichen, werden zusätzliche Messwertsätze hinzugezogen, die dann aber ein überbestimmtes Gleichungssystem zur Folge haben. Eine Lösung, die alle Gleichungen erfüllt, ist dadurch schwer zu finden. Das Parameter-Schätzverfahren dient nun dazu, die wahrscheinlichsten Parameter des überbestimmten Gleichungssystems zu ermitteln. Deshalb muss der Fehler zwischen dem

Prozess und seinem Modell so definiert werden, dass er linear von den Modellparametern abhängt. Die genaue Beschreibung der Lösung dieser Problematik ist in Anhang A3 dargestellt

9.4.2 Vorteile und Nachteile

Mit Hilfe des DSFI-Algorithmus ist es möglich, die Temperaturentwicklung im Ständer einer Asynchronmaschine vorauszusagen. Da es sich um ein numerisches Verfahren handelt, kann es allerdings vorkommen, dass die Stabilität des Algorithmus beeinträchtigt wird und durchaus fehlerhafte Ergebnisse entstehen können. Es ist also nötig, dem Algorithmus durch geeignete Wahl seiner Parameter das höchstmögliche Maß an Stabilität zu verleihen. Beherrscht man dieses, erhält man ein sehr nützliches Instrument, den Temperaturverlauf im Ständer einer Käfigläufer-Asynchronmaschine zu überwachen und rechtzeitig zu erkennen, ohne die Maschine näher kennen zu müssen.

9.5 Umsetzung in Software

9.5.1 Modulares Konzept

Es erscheint am besten, die rein mathematischen Vorgänge in eigene Module umzusetzen, die von den logischen Funktionen über definierte Schnittstellen zur Parameterübergabe aufgerufen werden. Eine schematische Darstellung des Programmablaufs enthält Bild 82.

Der DSFI-Algorithmus wird als mathematische Funktion z. B. von einem Programmteil aufgerufen, der speziell auf die Ermittlung der Ständertemperatur zugeschnitten ist. So kann der DSFI-Algorithmus von einem später eventuell zu implementierenden und speziell auf die Ermittlung der Rotortemperatur ausgerichteten Programmteil mitverwendet werden. Das spart Speicherplatz und erleichtert die Programmpflege. Weitere mathematische Funktionen wie die Integration nach der Simpson-Regel, die Absolutwertbildung oder die Vorzeichenabfrage können von anderen Programmteilen ebenso aufgerufen werden. Es ist auch möglich, die Integralbildung nach Simpson gegen ein kombiniertes Verfahren nach Newton und Simpson auszutauschen. Hierbei muss dann nur die Aufrufmethode im aufrufenden Programmteil geändert werden.

Eine Umsetzung des DSFI-Algorithmus in Software bringt folgende Vorüberlegungen mit sich: Der Algorithmus dient zur Vorausbestimmung des Verlaufs der Ständertemperatur und

soll in einem Mikrokontroller ablaufen. Die Vorausermittlung der Temperatur ist nicht die einzige Aufgabe des Diagnosesystems, sondern es werden noch einige andere Programmteile implementiert werden. Daher ist es sinnvoll, die Software modular aufzubauen, d. h. kleine Funktionseinheiten, die logisch aufgeteilt sind und eventuell noch von anderen Funktionen der Diagnose-Software mitbenutzt werden können.

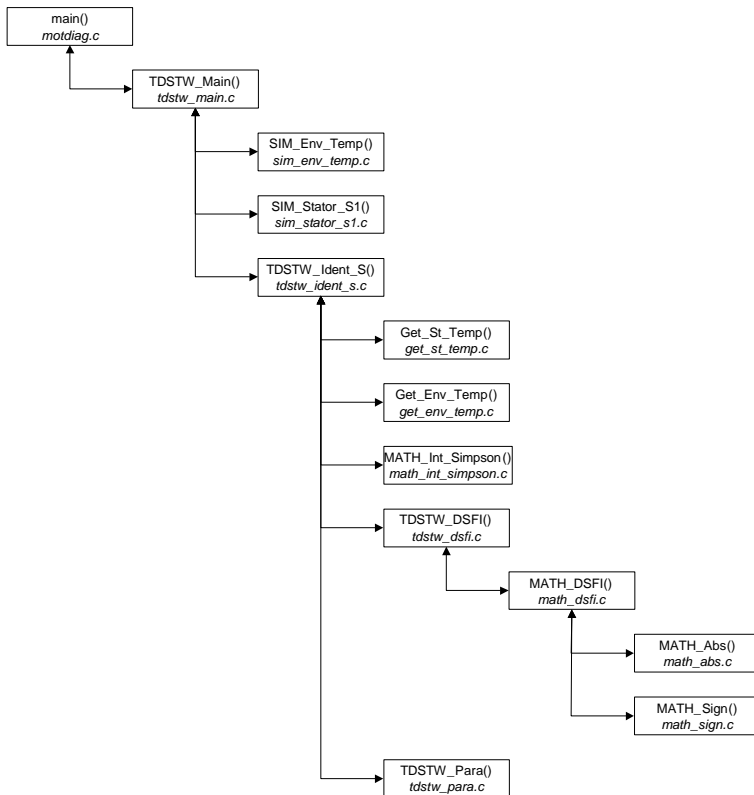


Bild 82: Ablaufplan der Software

Eine Erweiterung einer modular aufgebauten Software ist auf jeden Fall wesentlich einfacher als der einer monolithisch aufgebauten. Schließlich können auch unterschiedlich leistungsfähige Software-Versionen zur Motordiagnose durch Zugabe oder Entnahme verschiedener Module mit vergleichsweise geringem Aufwand erzeugt werden.

9.6 Experimentelle Überprüfung der Temperaturprognose

Die experimentelle Überprüfung der Temperaturprognose deckt die schon erwähnten Schwierigkeit des DSFI-Algorithmus auf. In Bild 83 ist der Temperaturverlauf beim Warmlauf des Motors der Achshöhe 90L abgebildet. Weiterhin ist dort die Temperaturprognose durch den DSFI-Algorithmus dargestellt. Deutlich ist hier zu erkennen, dass das Ergebnis des Algorithmus erst nach ca. 15 Minuten gegen die Endübertemperatur konvergiert. Dieses Verhalten ist auch beim Motor der Achshöhe 160 zu beobachten. Die Konvergenz kann wie erwähnt durch Anpassung der Parameter des DSFI-Algorithmus zwar verbessert werden, allerdings wurden nicht die sehr guten Ergebnisse wie in [10] erreicht.

Zur Ursachenermittlung dieser Diskrepanz wurde die Messkurve des Warmlaufs mit einem einfachen Algorithmus mit nur einer Zeitkonstante untersucht. Ausgehend von Gleichung (9.6.1) in der davon ausgegangen wird, dass sich die beiden Anteile des Wärmequellennetzes zusammenfassen lassen, wird eine Endübertemperatur J_{UEnd} nach Gleichung (9.6.2) ermittelt.

$$J_{\dot{v}} = 2 \cdot J_{UEnd} \left(1 - e^{-\frac{t}{\tau}} \right) \quad (9.6.1)$$

$$\Rightarrow J_{UEnd} = \frac{J_{\dot{v}}}{2 \cdot \left(1 - e^{-\frac{t}{\tau}} \right)} \quad (9.6.2)$$

Da die Endtemperaturen bei zwei aufeinanderfolgenden Messpunkten gleich sein sollen, werden diese in Gleichung (9.6.3) gleichgesetzt. Nähert man die Exponentialfunktionen wie in Gleichung (9.6.4) durch ein Taylor-Polynom dritten Grades an, so kann Gleichung (9.6.3) wie in Gleichung (9.6.5) nach der Zeitkonstanten τ aufgelöst werden und damit die Endübertemperatur für t_1 und t_2 berechnet werden.

$$\Rightarrow \frac{J_2}{\left(1 - e^{-\frac{t_2}{\tau}} \right)} = \frac{J_1}{\left(1 - e^{-\frac{t_1}{\tau}} \right)} \quad (9.6.3)$$

$$\left(1 - e^{-\frac{t}{\tau}} \right) \approx \frac{t}{\tau} - \frac{1}{2} \left(\frac{t}{\tau} \right)^2 + \frac{1}{6} \left(\frac{t}{\tau} \right)^3 \quad (9.6.4)$$

$$\tau = \frac{1}{4} \frac{t_2^2 \frac{J_1}{J_2} - t_1^2}{t_2 \frac{J_1}{J_2} - t_1} + \sqrt{\left(\frac{1}{4} \frac{t_2^2 \frac{J_1}{J_2} - t_1^2}{t_2 \frac{J_1}{J_2} - t_1} \right)^2 - \frac{1}{6} \frac{t_2^3 \frac{J_1}{J_2} - t_1^3}{t_2 \frac{J_1}{J_2} - t_1}} \quad (9.6.5)$$

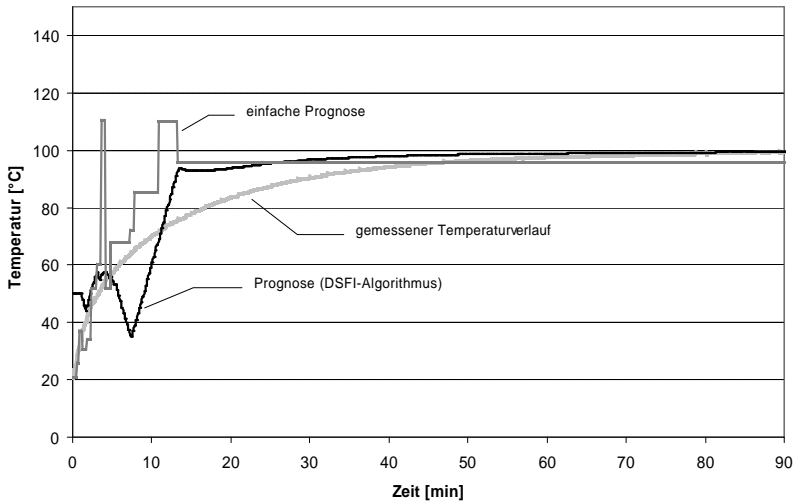


Bild 83: Vergleich der Temperaturprognosen bei Warmlauf des Motors der Achshöhe 90L

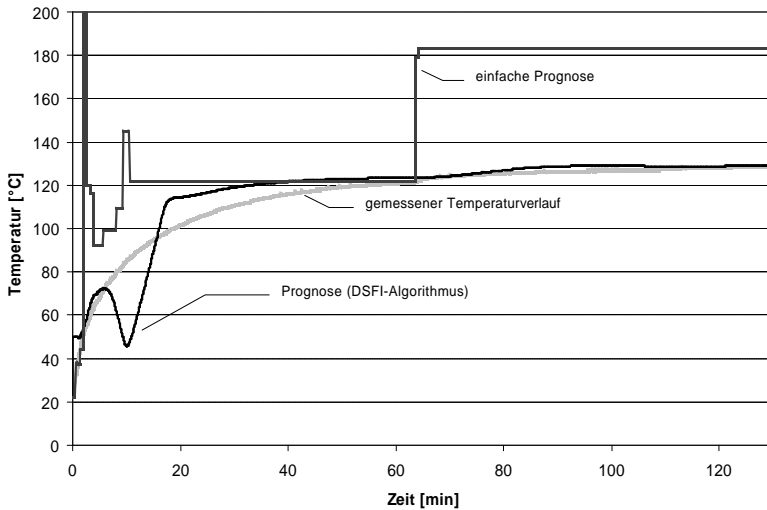


Bild 84: Temperaturprognose bei Warmlauf des Motors der Achshöhe 90L mit einer Belastungserhöhung bei $t = 63$ min

In Bild 83 ist das Ergebnis dieser einfachen Berechnung der Endübertemperatur zusätzlich zur Prognose zweiter Ordnung eingetragen. Dabei ist die alternierende Annäherung an den Endwert der Temperaturprognose zu erkennen. Diese alternierenden Ergebnisse werden vermutlich durch zeitliche Verschiebungen und Messungenauigkeiten der Temperaturwerte des Diagnosesystems durch die rasch ansteigende Temperatur in der Anfangsphase des Warmlaufs hervorgerufen.

Die Grenze des vereinfachten Verfahrens unter Verwendung nur einer Zeitkonstante zeigt Bild 84. Wird nach einer Warmlaufphase die Belastung weiter erhöht, so liefert dieses Verfahren kein korrektes Endtemperaturergebnis mehr.

9.7 Anpassung des Verfahrens nach Zeller

Durch die Möglichkeit den Motorstrom zu bestimmen, eröffnen sich neue Möglichkeiten der Simulation der Motortemperaturen. So kann man z. B. die in [9] und [10] verwendeten Methoden zur Simulation der Temperaturen verwenden. Dies ermöglicht vor allem auch eine Simulation der Läufertemperaturen. Dabei können die Fehler der Strombestimmung beispielsweise durch eine Anpassung und Korrektur der Simulationsergebnisse an die Messung der tatsächlichen Wicklungstemperatur ausgeglichen werden.

10 Ausblick

Das entwickelte Diagnosesystem existiert momentan nur als Labor-Funktionsmuster. Der nächste Schritt der Entwicklung wird sein, ein solches Diagnosesystem fertigungstechnisch in den Klemmenkasten des Motors zu integrieren oder ein Anbauteil für den Klemmenkasten zu entwickeln, in dem das Diagnosesystem Platz findet. Damit die Elektronik in den Klemmenkasten integriert werden kann, muss auf die Technik der Multilayerplatinen und der SMD-Bestückung zurückgegriffen werden. Eine weitere Option ist es, die entwickelten Komponenten des Systems in sogenannte „Systems on a Chip“, wie sie in [62] und [63] beschrieben werden, zu integrieren. Hierbei werden Funktionalitäten zusammengefasst und in einem integrierten Schaltkreis untergebracht. Dadurch wäre es beispielsweise möglich, jedes entwickelte Modul weitgehend in einem IC zu integrieren.

Nach der fertigungstechnischen Integration in oder an den Klemmenkasten ist ein Test im industriellen Umfeld wünschenswert, bei dem die entwickelten Algorithmen und Methoden getestet und angepasst werden können. Dabei ist es sinnvoll, die entwickelte Lösung, die ohne Strommessung auskommt, mit den erwähnten Methoden und Entwicklungen, die auf einer Strommessung basieren, zu vergleichen. Dabei müssen wirtschaftliche, als auch funktionale Gesichtspunkte berücksichtigt werden.

Als ein weiterer Punkt der Nutzung eines solchen Diagnosesystems ist die Weiterentwicklung und Neuentwicklung von Algorithmen und Methoden zur Verfeinerung und Erweiterung der Diagnosemöglichkeiten zu sehen. Damit ist es dann auch möglich kundenspezifische Lösungen zu entwickeln und zu integrieren. Insbesondere können spezielle Möglichkeiten zur Überwachung spezifischer Eigenschaften der Arbeitsmaschine integriert werden, da bislang nur die allgemeine Überwachung, beispielsweise über den Drehmomentenverlauf, in das Diagnosesystem integriert ist.

Weiterhin kann auch die Weiterentwicklung der Mikrokontrollertechnik dazu beitragen, durch mehr Speicher und höhere CPU-Taktraten die Verarbeitungsgeschwindigkeit und damit die Zeitauflösung und die Datendichte zu erhöhen, um damit auch transiente Vorgänge erfassen zu können oder die Möglichkeit zu besitzen, genauere Analysen durchzuführen.

Literaturverzeichnis

- [1] **ZVEI**, [HTTP://WWW.ZVELDE](http://www.zvelde.de): *Elektrische Antriebe Produktionsanteile für 2000*, 9/2000
- [2] **SEINSCH, H. O.**: *Grundlagen Elektrischer Maschinen und Antriebe*. B. G. Teubner Verlag, Stuttgart, 1993
- [3] **GREINER, H.**: *Schutzmaßnahmen bei Drehstromantrieben*. Hüthig Verlag, Heidelberg, 1999
- [4] **MÜLLER, G.**: *Elektrischer Maschinen Grundlagen, Aufbau und Wirkungsweise*. VEB Verlag Technik, Berlin
- [5] **SIEMENS KATALOG**: *M11 1999 Drehstrom-Niederspannungsmotoren Käfigläufermotoren*. 1999
- [6] **LANGNAU, L.**: *Sensors help you get maximum use from your motors*. Power Transmission Design, September 1997
- [7] **MÖLLER, W.**: *Anlagen mit unregelmäßigen Antrieben aktiv überwachen*. Industrieanzeiger, 37/98
- [8] **KOLB, T.**: *Diagnose und Schutz von Normmotoren im industriellen Einsatz. Auswertung der von Januar bis März 1999 durchgeführten Umfrage bei 281 bundesdeutschen Unternehmen*. IEMA, Stuttgart, 1999
- [9] **ZELLER, T.**: *Echtzeit-Temperatursimulation von Käfigläufermaschinen mit selbsttätiger Parameteranpassung*. Dissertation, Universität Stuttgart, 1988
- [10] **VETTER, T.**: *Überwachung und Prädiktion des Erwärmungsverhaltens einer Asynchronmaschine mit Käfigläufer mittels Parameterschätzung*. VDI-Verlag, Düsseldorf, 1988
- [11] **BLATTNER, J.**: *Sensorlose Stabbruchdetektierung in Käfigläufermaschinen mittels Neuronaler Netze*. Dissertation, Universität Stuttgart, 1997

- [12] **RECHENBERG, K.:** *Beitrag zum Nachweis und Prognose von Lebensdauererminderungen bei Niederspannungswicklungen und Umrichterspeisung.* Elektrise, 2000
- [13] **MARSCHNER, U.; BECKER, E.; ELENDER, G.; FISCHER, W.-J.; HEINRICH, M.; HERRMANN T.; JOSSA, I.; KROMPAB A.:** *Dezentrale Mikrosystem-basierte Lagerüberwachung an Asynchronmotoren.* VDI Berichte 1466, VDI Verlag GmbH, Düsseldorf, 1999
- [14] **MOTORLA:** *MC68332 User's Manual.* Motorola INC.,1995
- [15] **WIENBRUG, E. J.:** *Measurement Analysis and Efficiency Estimation of Three Phase Induction Machines using Instantaneous Electrical Quantities.* Dissertation, Oregon State University, 1998
- [16] **RAMMINGER, P.:** *Neue Verfahren zur Prädiktion des Betriebsverhaltens und Fehlererkennung bei Käfigläufermotoren kleiner Leistung.* VDI Verlag, Düsseldorf, 1992
- [17] **GUTT, H.-J.; BLATTNER, J.:** *Instandhalten von elektrischen Maschinen und Antriebssystemen.* Artikel, IEMA, Universität Stuttgart
- [18] **GICK, B.; MUTSCHLER, P.; SCHULTZE, S.:** *Kommunikation bei Antrieben.* etz Bd. 112 (1991) Heft 17
- [19] **HTTP://WWW.ESD-ELECTRONICS.COM:** *Controller Area Network CAN Ein serielles Bussystem nicht nur für Kraftfahrzeuge.* Esd GmbH, Hannover
- [20] **MELDER, W.; MÜLLER, R.:** *Messen und Steuern übers Netz.* Elektronik 9, WEKA Verlag GmbH, Poing, 1998
- [21] **BÄRMANN, F.:** *Interoperables Kontrollnetzwerk.* Systeme 4/98
- [22] **BRÖCKELMANN, U.:** *Schlankheitskur für serielle Schnittstellen.* Elektronik 2, WEKA Verlag GmbH, Poing, 2002
- [23] **KÜHN, P.:** *Technische Informatik II.* Vorlesungsskript, IND, Universität Stuttgart,1996
- [24] **MELTZER, G.:** *Stand und Tendenz der Schwingungsüberwachung.* VDI Berichte 1466, VDI Verlag GmbH, Düsseldorf, 1999
- [25] **BANDEMER, H.; GOTTWALD, S.:** *Einführung in Fuzzy-Methoden.* Verlag Harri Deutsch, Thun, 1989

- [26] **BRONSTEIN, I. N.; SEMENDJAEV, K. A.:** *Taschenbuch der Mathematik*. Akademie Verlag, Berlin, 1993
- [27] **SCHUMANN, H. G.:** *Fenster für die FFT – wozu eigentlich ?* Elektronik 18, WEKA Verlag GmbH, Poing, 1999
- [28] **ELLWEIN, C.; PROF. DR. JÄGER, U.:** *Klassifikation – die Grundlagen*. Elektronik, 2/2002, WEKA Fachzeitschriften-Verlag, Poing
- [29] **REINHARDT, E. R.; FISCHER, J. E.:** *Digitale Bildverarbeitung*. Institut für physikalische Elektronik, W. H. Bloss, Stuttgart
- [30] **SCHÜRMMANN, J.:** *Polynomklassifikatoren für die Zeichenerkennung*. 1977
- [31] **GEBNER, J.:** *Wissensbasierte Diagnose für variantenreiche technische Anlagen*. Dissertation, TU München, 1992
- [32] **DORFSTECHER, G.:** *Strategieorientierte Modellbildung für komplexe technische Expertensysteme*. Institut für Maschinenkonstruktion, TU Berlin, 1997
- [33] **ZÖLLNER, B.:** *Adaptive Diagnose in der Elektronikproduktion*. Carl Hanser Verlag, München, Wien, 1995
- [34] **GUTT, H.-J.:** *Elektrische Antriebe*. Vorlesungsskript, IEMA, Universität Stuttgart, 1993
- [35] **SKF:** *Hauptkatalog*. SKF, 1982
- [36] **EBERSPÄCHER, W.; GREINER, H.:** *Wicklungsschäden in Drehstrom-Ständerwicklungen*. Bauer, Esslingen
- [37] **DUBBEL, H.:** *Taschenbuch für den Maschinenbau*. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, 1997
- [38] **BAYER, O.:** *Die Überwachung von Wälzlagern*. Vortragsmanuskript FAG Kugelfischer Georg Schäfer KgaA, Schweinfurt
- [39] **HILDEBRANDT, M.:** *Schadensfrüherkennung an Wälzkontakten mit Körperschall-Referenzsignalen*. Dissertation, IMA, Universität Stuttgart, 1994
- [40] **DAHLHAUS, N.:** *Wälzlager nicht zu früh wechseln- Grenzen und Risiken der Hüllkurvenanalyse*. VDI Berichte 1466, VDI Verlag GmbH, Düsseldorf, 1999

- [41] **FRANKE, D.; LUFT, M.:** *Optimale Anwendung von Hüllkurvenanalyse und Kennwertmessung bei Wälzlagerdiagnose.* VDI Berichte 1466, VDI Verlag GmbH, Düsseldorf, 1999
- [42] **ALT, R.:** *Auswuchtgerechtes Konstruieren.* Reutlinger, Gebertheim
- [43] **REISER, J.:** *Elektrische Maschinen II Induktionsmaschinen.* Carl Hanser Verlag, München, 1969
- [44] **FISCHER, R.:** *Elektrische Maschinen,* Carl Hanser Verlag, München, Wien, 1989
- [45] **SEINSCH, H. O.:** *Oberfelderscheinungen in Drehfeldmaschinen.* Teubner Verlag, Stuttgart, 1992
- [46] **GUTT, H.-J.:** *Elektrische Maschinen I.* Vorlesungsskript, IEMA, Universität Stuttgart, 1995
- [47] **BENBOUZID, M. E. H.:** *A Review of Induction Motors Signature Analysis as a Medium for Faults Detection.* 0-7803-4503-7/98, IEEE, 1998
- [48] **TIETZE, U.; SCHENK, CH.:** *Halbleiter-Schaltungstechnik.* Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, 1978
- [49] **KÜHN, P.:** *Technische Informatik I.* Vorlesungsskript, IND, Universität Stuttgart, 1996
- [50] **FELDERHOFF, R.:** *Elektrische und elektronische Meßtechnik.* Carl Hanser Verlag, München, Wien, 1990
- [51] **KISTLER,** [HTTP://WWW.KISTLER.DE:](http://www.kistler.de) *Piezoelectric Accelerometers, Design & Use.*
- [52] **SCHRÜFER, E.:** *Elektrische Meßtechnik.* Carl Hanser Verlag, München, Wien, 1988
- [53] **ANALOG DEVICES,** [HTTP://WWW.ANALOG.COM:](http://www.analog.com) *Datenblätter der Vibrationssensoren ADXL102, ADXL105, ADXL150, ADXL250.* 1999
- [54] **MÜLLER, G.:** *Elektrischer Maschinen Theorie rotierender elektrischer Maschinen.* VEB Verlag Technik, Berlin, 1967
- [55] **RIEXINGER, W.:** *Beitrag zur Berechnung der Übertemperaturen bei oberflächengekühlten, berippten Drehstrommotoren kleiner Baugröße.* Dissertation, Universität Stuttgart, 1969
- [56] **JORDAN, H.; KLIMA, V.; KOVACS, K. P.:** *Asynchronmaschinen; Funktion, Theorie, Wirkungsweise.* Vieweg Verlag, Braunschweig, 1975

- [57] **HECKL, M.; MÜLLER, H. A.:** *Taschenbuch der Technischen Akustik*. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, 1995
- [58] **FRÜCHTENICHT, SÖHNKE; PITTIUS, EKKAHARD; SEINSCH, H. O.:** *Diagnosesystem für Drehstrom-Asynchronmaschinen*. etzArchiv Bd 11. (1989) H. 5
- [59] **SPERLING, P.-G.:** *Erfahrungen bei der Vorausberechnung elektromagnetisch erzeugter Maschinengeräusche*. Siemens-Zeitschrift (1969) Heft 11
- [60] **GEMMRIG, R.:** *Entwicklung einer Microcontroller-Hardware mit Entwurf und Implementierung grundlegender Algorithmen für einen intelligenten Motor*. Diplomarbeit, IEMA, Universität Stuttgart, 1999
- [61] **GOLUB, G. H.; BUSINGER, P.:** *Numerical Methods of Solving Linear Least Squares Problems*. Numerische Mathematik 7, 1965
- [62] **KATTERMANN, W.:** *System-on-Chip – was steckt dahinter*. Systeme 9/98
- [63] **SIKORA, A.:** *Chips nach dem Pizza-Prinzip*. Elektronik 23, WEKA Verlag GmbH, Poing, 1998
- [64] **[HTTP://WWW-LEHRE.INFORMATIK.UNI-OSNABRUECK.DE:](http://www-lehre.informatik.uni-osnabrueck.de)** *Parallele Algorithmen*, Vorlesung, Fachbereich Informatik, Universität Osnabrück, 1998
- [65] **HOUSEHOLDER, A. C.:** *The Theory of Matrices in Numerical Analysis*. Waltham, Mass., Blaisdell, 1964

Anhang

A1 Daten der untersuchten Vibrationssensoren

A1.01 Mikromechanische Sensoren

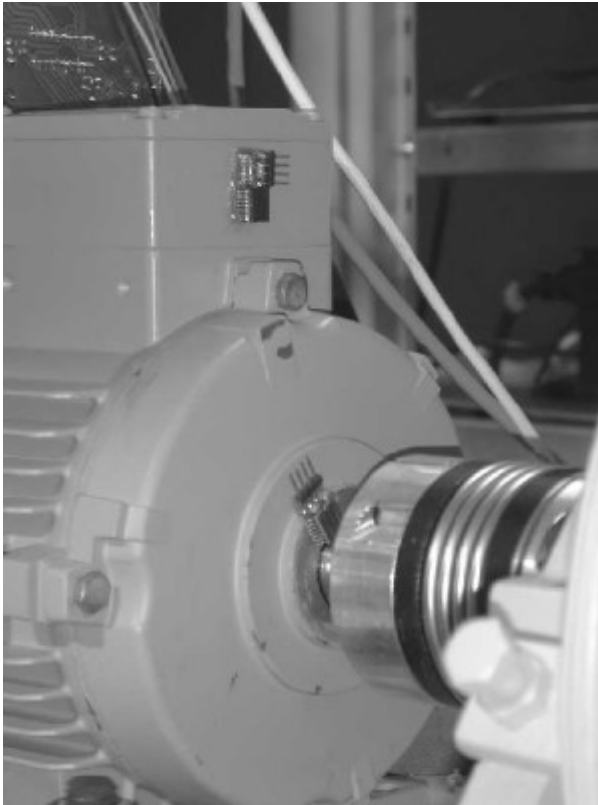


Bild A1: Lage der mikro-mechanischen Sensoren am Motor

Bild A1 zeigt zwei verschiedene Vibrationssensormodule, die direkt am Lager und am Klemmenkasten angebracht sind. Die Sensormodule wurden mit Epoxidharzklebstoff direkt am Motor verklebt.

Insgesamt wurden drei unterschiedliche Vibrationssensoren der Firma Analog Devices getestet, deren technische Daten in Tabelle A1 zusammengestellt sind.

Sensor	Bereich	Achsen	Gehäuse	Ausgang	f_g (-3 DB)	Spannung	Resonanz
ADXL105	± 5 g	1	SMD	Analog	12 kHz	250 mV/g	18 kHz
ADXL150	± 50 g	1	SMD	Analog	1 kHz	38 mV/g	24 kHz
ADXL202	± 2 g	2	SMD	Digital Analog	500 Hz 5 kHz	312 mV/g	10 kHz

Tabelle A1: Technische Daten der getesteten mikromechanischen Vibrationssensoren

A1.02 Piezoelektrischer Sensor

Tabelle A2 zeigt die technischen Daten des getesteten piezokeramischen Sensors.

Sensor	Bereich	Achsen	Gehäuse	Ausgang	f_g (-3 DB)	Spannung	Resonanz
KISTLER 8000M014	± 50 g	1	Edelstahl	Analog	3 kHz	100 mV/g	30kHz

Tabelle A2: Technische Daten des getesteten piezokeramischen Vibrationssensors

A2 Daten der untersuchten Motoren

A2.01 1,5 kW Achshöhe 90L

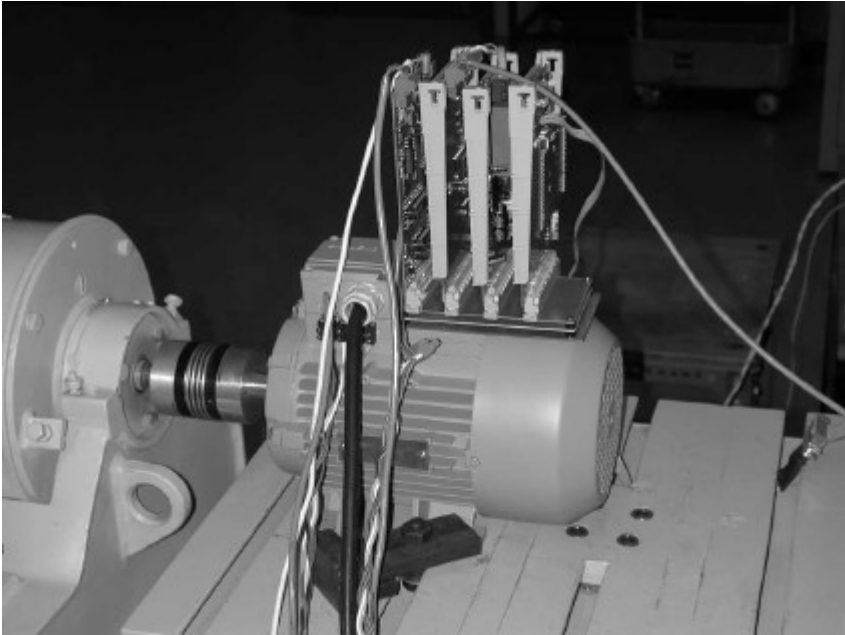


Bild A2: Motor mit Diagnosesystem; Achshöhe 90L

Bild A2 zeigt den Motor der Baugröße 90 L auf dem Maschinenprüfstand mit zusätzlich montiertem Diagnosesystem. Tabelle A3 listet die Bemessungsdaten dieses Motors auf.

Leistung	Baugröße	Wirkungsgrad	Bemessungsdrehzahl	$\cos \varphi$	Bemessungsstrom (400 V)	Drehmoment
1,5 kW	90 L	77 %	1420 1/min	0,82	3,45 A	10 Nm

Tabelle A3: Daten des untersuchten Motors der Achshöhe 90 L

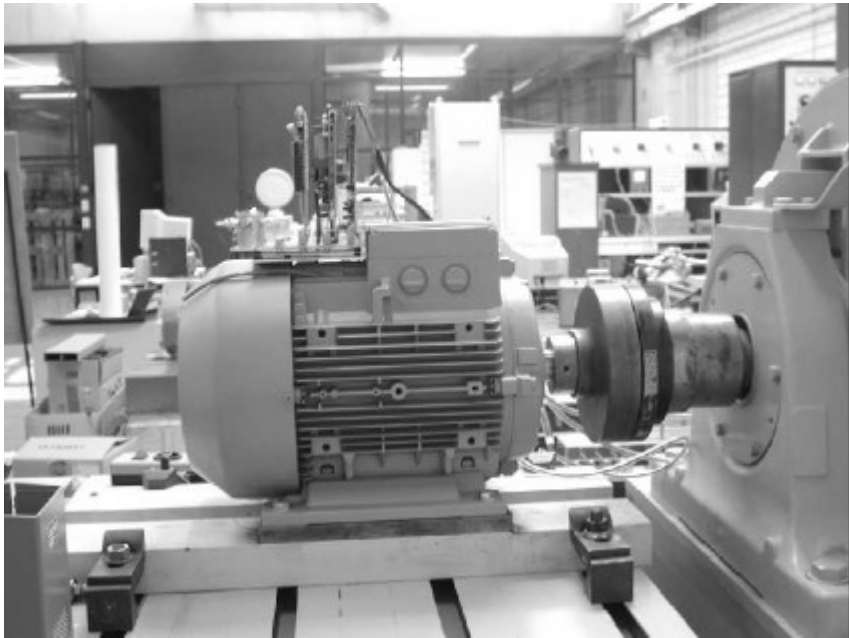
A2.02 15 kW Achshöhe 160**Bild A3: Motor mit Diagnosesystem; Achshöhe 160**

Bild A2 zeigt den Motor der Baugröße 160 auf dem Maschinenprüfstand mit zusätzlich montiertem Diagnosesystem. Tabelle A4 listet die Bemessungsdaten dieses Motors auf.

Leistung	Baugröße	Wirkungs- grad	Bemessungs- drehzahl	$\cos \varphi$	Bemessungs- Strom (400 V)	Drehmo- ment
15 kW	160	90 %	1460 1/min	0,84	28,5 A	98 Nm

Tabelle A4: Daten des untersuchten Motors der Achshöhe 160

A3 Mathematische Grundlagen des DSFI-Algorithmus

Der Fehler zwischen einem Prozess und seinem Modell muss so definiert werden, dass er linear von den Modellparametern abhängt. Es ergibt sich eine Gleichung nach folgendem Bild:

$$\underline{Y} = \underline{\Psi} \cdot \underline{\Theta} + \underline{e} \quad (\text{A3.1})$$

Der Parametervektor $\underline{\Theta}$ enthält die Koeffizienten der Differentialgleichung für das Prozessmodell und besteht hier aus geschätzten Werten. \underline{Y} ist der Vektor der Messgröße, $\underline{\Psi}$ ist die Messmatrix und \underline{e} der Fehlervektor.

Die beste numerische Methode zur Zerlegung von Gleichungssystemen der Art

$$\underline{A} \cdot \underline{x} = \underline{b} \quad (\text{A3.2})$$

besteht in der Verwendung der Cholesky-Zerlegung [64]. Dabei ist dieses Gleichungssystem überbestimmt, da \underline{A} eine $n \times (n + r)$ -Matrix, \underline{x} ein Spaltenvektor mit n Elementen und \underline{b} ein Spaltenvektor mit $n + r$ Elementen ist. Bei der Cholesky-Zerlegung handelt es sich um einen Algorithmus, der eine positiv definite, symmetrische Matrix in das Produkt einer unteren Dreiecksmatrix und ihrer Transponierten zerlegt. Der „Discrete Square Root Filtering in Informationform“-Algorithmus - kurz DSFI-Algorithmus - verwendet eine Methode von Householder [65] zur Dreieckstransformation mittels einer Orthogonaltransformation.

Jede quadratische Matrix \underline{M} kann durch eine Householder-Transformation in ein Produkt aus einer orthogonalen Matrix \underline{T} (eine Matrix mit orthogonalen Spaltenvektoren) und einer oberen Dreiecksmatrix \underline{R}_V umgeformt werden.

$$\underline{M} = \underline{T} \cdot \underline{R}_V \quad (\text{A3.3})$$

Aus der quadratischen Matrix \underline{M} wird durch die Householder-Transformation die obere Dreiecksmatrix \underline{R}_V . Die gesamte Operation der Householder-Transformation an sich wird hier stellvertretend mit \underline{T} bezeichnet.

Die Bestimmungsgleichung für einen gesuchten Parametervektor $\underline{\Theta}$ lautet wie folgt:

$$\underline{\Psi}^T \underline{\Psi} \cdot \underline{\Theta} = \underline{\Psi}^T \cdot \underline{Y} \quad (\text{A3.4})$$

$\underline{\Psi}^T \underline{\Psi}$ ist die Informationsmatrix, \underline{Y} ist der Vektor mit den Eingangsgrößen.

Mit der orthogonalen Matrix \underline{T} kann nun die Gleichung (A3.4) erweitert werden, ohne das Gleichungssystem zu verändern.

$$\underline{\Psi}^T \cdot \underline{T}^T \underline{T} \cdot \underline{\Psi} \cdot \underline{\Theta} = \underline{\Psi}^T \cdot \underline{T}^T \underline{T} \cdot \underline{Y} \quad (\text{A3.5})$$

Durch entsprechende Wahl der orthogonalen Matrix \underline{T} ist zusammen mit der Messmatrix $\underline{\Psi}$ eine Householder-Transformation möglich.

$$\underline{T} \cdot \underline{\Psi} = \begin{pmatrix} \underline{R}_v \\ \underline{0} \end{pmatrix} \quad (\text{A3.6})$$

$$\underline{T} \cdot \underline{Y} = \begin{pmatrix} \underline{b} \\ \underline{e} \end{pmatrix} \quad (\text{A3.7})$$

Im folgenden wird klar, dass man hier \underline{T} nicht explizit berechnen muss. Mit den Gleichungen (A3.6) und (A3.7) kann man die Gleichung (A3.4) folgendermaßen angeben:

$$\begin{pmatrix} \underline{R}_v^T & \underline{0} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \underline{R}_v \\ \underline{0} \end{pmatrix} \cdot \underline{\Theta} = \begin{pmatrix} \underline{R}_v^T & \underline{0} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \underline{b} \\ \underline{e} \end{pmatrix} \quad (\text{A3.8})$$

Ausmultipliziert ergibt sich:

$$\underline{R}_v^T \underline{R}_v \cdot \underline{\Theta} = \underline{R}_v^T \cdot \underline{b} \quad (\text{A3.9})$$

bzw.

$$\underline{R}_v \cdot \underline{\Theta} = \underline{b} \quad (\text{A3.10})$$

Gleichung (A3.10) ist nun - anders als (A3.2) - nicht mehr überbestimmt. Der Parametervektor $\underline{\Theta}$ ist jetzt aus Gleichung (A3.10) einfach zu berechnen, da die obere Dreiecksmatrix \underline{R}_v leicht invertiert werden kann. Die Dreiecksmatrix \underline{R}_v wird über die Householder-Transformation aus der Messmatrix $\underline{\Psi}$ gewonnen.

Um den rekursiven Algorithmus zu bekommen, wird (A3.10) nach k Iterationsschritten angegeben:

$$\underline{R}_v(k) \cdot \underline{\Theta}(k) = \underline{b}(k) \quad (\text{A3.11})$$

Für den $(k + 1)$ ten Datensatz gilt dann:

$$\underline{y}^T(k+1) \cdot \underline{\Theta}(k+1) = Y_0(k+1) \quad (\text{A3.12})$$

Hierbei ist \underline{y} der Messvektor und Y_0 die Messgröße. Die beiden Gleichungen (A3.11) und (A3.12) lassen sich über eine Blockmatrix-Multiplikation zusammenfassen.

$$\begin{pmatrix} \underline{R}_V(k) \\ \underline{y}^T(k+1) \end{pmatrix} \cdot \underline{\Theta}(k+1) = \begin{pmatrix} \underline{b}(k) \\ Y_0(k+1) \end{pmatrix} \quad (\text{A3.13})$$

Eine anschließende Anwendung der Householder-Transformation \underline{T} ergibt folgendes Bild:

$$\underline{T} \cdot \begin{pmatrix} \underline{R}_V(k) \\ \underline{y}^T(k+1) \end{pmatrix} \cdot \underline{\Theta}(k+1) = \underline{T} \cdot \begin{pmatrix} \underline{b}(k) \\ Y_0(k+1) \end{pmatrix} \quad (\text{A3.14})$$

$$\begin{pmatrix} \underline{R}_V(k) \\ \underline{0}^T \end{pmatrix} \cdot \underline{\Theta}(k+1) = \begin{pmatrix} \underline{b}(k+1) \\ e(k+1) \end{pmatrix} \quad (\text{A3.15})$$

$$\underline{R}_V(k+1) \cdot \underline{\Theta}(k+1) = \underline{b}(k+1) \quad (\text{A3.16})$$

Damit ist der rekursive Algorithmus für das DSFI-Verfahren bestimmt. Es wird also die Dreiecksmatrix \underline{R}_V um den aktuellen Messvektor $\underline{y}(k+1)$ sowie der Vektor $\underline{b}(k)$ um den aktuellen Messwert $Y_0(k+1)$ erweitert. Im nächsten Schritt wird auf beide Matrizen die Householder-Transformation angewandt und es entsteht die aktuelle Dreiecksmatrix $\underline{R}_V(k+1)$ und der aktuelle Vektor $\underline{b}(k+1)$. Die Householder-Transformation muss hier wiederum nicht explizit berechnet werden. Auch eine Berechnung des Parametervektors $\underline{\Theta}(k+1)$ ist nicht unbedingt nötig, da er aus \underline{R}_V und \underline{b} errechnet werden kann.

Der Gleichungsfehler $\underline{e}(k)$ wird in der obigen Darstellung immer gleich gewichtet. Es ist jedoch möglich, den Algorithmus mit einer Wichtungsmatrix \underline{W} zu erweitern, die den einzelnen Messwerten zu den unterschiedlichen Zeitpunkten einen unterschiedlichen Einfluss zuweist. Eine sogenannte Verlustfunktion V wird dann mit Hilfe von \underline{e} und \underline{W} durch folgende Gleichung erzeugt:

$$V = \underline{e}^T \cdot \underline{W} \cdot \underline{e} \quad (\text{A3.17})$$

\underline{W} ist eine Diagonalmatrix mit dem Vergessensfaktor ρ mit folgender Darstellung:

$$\underline{W} = \begin{pmatrix} \mathbf{r}^{N-1} & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \mathbf{r}^{N-2} & & & & \cdot \\ \cdot & & \dots & & & \cdot \\ \cdot & & & \mathbf{r}^2 & & \cdot \\ \cdot & & & & \mathbf{r}^1 & \cdot \\ 0 & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \mathbf{r}^0 \end{pmatrix} \quad (\text{A3.18})$$

Hierbei ist $0 < \rho < 1$ zu setzen. Die Wichtung wird so angelegt, dass neuere Messwerte stärker gewichtet werden als ältere. Die Gleichungsfehler üben damit einen mit der Zeit exponentiell abnehmenden Einfluss auf die Parameterschätzung aus.

In Gleichung (A3.11) wird nun die Wichtungsmatrix \underline{W} hineingearbeitet. Es gilt:

$$\underline{R}_v(k) = \underline{T} \cdot \underline{W}^{1/2}(k) \cdot \underline{y}(k) \quad (\text{A3.19})$$

$$\underline{b}(k) = \underline{T} \cdot \underline{W}^{1/2}(k) \cdot \underline{Y}(k) \quad (\text{A3.20})$$

In Gleichung (A3.19) und (A3.20) steht nur die Wurzel der Wichtungsmatrix \underline{W} . Daher muss in die Gleichung (A3.13) nur $\rho^{1/2}$ hineinmultipliziert werden. Dies sieht dann folgendermaßen aus:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{r}^{1/2} \cdot \underline{R}_v(k) \\ \underline{y}^T(k+1) \end{pmatrix} \cdot \underline{\Theta}(k+1) = \begin{pmatrix} \mathbf{r}^{1/2} \cdot \underline{b}(k) \\ Y_0(k+1) \end{pmatrix} \quad (\text{A3.21})$$

Damit ergibt sich aus der Gleichung (A3.14):

$$\underline{T} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{r}^{1/2} \cdot \underline{R}_v(k) \\ \underline{y}^T(k+1) \end{pmatrix} \cdot \underline{\Theta}(k+1) = \underline{T} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{r}^{1/2} \cdot \underline{b}(k) \\ Y_0(k+1) \end{pmatrix} \quad (\text{A3.22})$$

Nun stehen die Rekursionsformeln fest:

$$\underline{R}_v(k+1) = \underline{T} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{r}^{1/2} \cdot \underline{R}_v(k) \\ \underline{y}^T(k+1) \end{pmatrix} \quad (\text{A3.23})$$

$$\underline{b}(k+1) = \underline{T} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{r}^{1/2} \cdot \underline{b}(k) \\ Y_0(k+1) \end{pmatrix} \quad (\text{A3.24})$$

Auch für die um die Wichtungsmatrix erweiterte Rekursion gilt das bereits oben Gesagte. Weitere Ausführungen zu Parameter-Schätzverfahren und System-Identifikation sind in [9] und [10] nachzulesen.

Lebenslauf

Persönliche Daten

Name: Christoph Haug
Anschrift: Am Wassergraben 24
72290 Loßburg
Geburtsdatum/-ort: 27.3.1969 in Freudenstadt
Familienstand: ledig
Eltern: Kurt Haug
Ingeborg Haug geb. Heinzelmann

Schulische Ausbildung

1975 – 1979 Grundschole in Loßburg
1979 – 1985 Realschole in Loßburg
Mittlere Reife
1985 – 1988 Heinrich-Schickhard-Schole in Freudenstadt
Abitur

Wehrdienst

1988 – 1989 Elektroinstandsetzung und LKW-Führerschein

Studium

1989 – 1997 Studium der Elektrotechnik an der Universität Stuttgart
Diplom-Ingenieur Elektrotechnik

Berufserfahrung

1996 Praktikum bei der Firma Robert Bosch GmbH in Stuttgart
11/1997 bis 2/2002 Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Elektrische Maschinen und Antriebe (später Abteilung für Elektrische Maschinen und Antriebe am Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik) der Universität Stuttgart
3/2002 bis heute Entwicklungsingenieur bei der Kunststoffspritzgußmaschinenfabrik ARBURG in Loßburg

Tätigkeiten neben des Studiums

Wissenschaftliche Hilfskraft Max-Planck-Institut für Festkörperforschung in Stuttgart
Institut für Elektrische Maschinen und Antriebe der Univ. Stuttgart
Betreuung von Praktika für Elektrotechnik- und Maschinenbaustudierende
Ehrenamtliche Tätigkeiten Mitglied des Fakultätsrates der Fakultät Elektrotechnik
Tätigkeit in der Fachschaft Elektrotechnik