



Fuzzy Logic

Band 2
Anwendungen

herausgegeben von
Prof. Dr. Dr. Hans-Jürgen Zimmermann
und
Dipl.-Ing. Constantin v. Altrock M.O.R.

mit Beiträgen von
C. von Altrock · H.-O. Arend · K. Becker · H. Behr
R. Burkard · Prof. D. Dyntar · J. Faßmer
G. Flinspach · T. Froese · N. Funke · Dr. Granderath
J. Högener · J. Hundrieser · K. Juffernbruch
H. Kaesmacher · G. Kalff · B. Krause · A. O. Krebs
A. Kummert · K. Limper · Dr. W. Linke · A. Lopatta
A. Nieder · A. Osswald · Dr. D. Pfannstiel
R. Prediger · G. Rau · Dr. W. Schäfers · L. Schuh
E. Schulte · H. Steinmüller · H. Surmann
Dr. M. Thuillard · A. Walter · P. Wolf
Prof. Dr. H.-J. Zimmermann

2., bearbeitete Auflage

mit 197 Bildern

R. Oldenbourg Verlag München Wien 1995

Die Deutsche Bibliothek - CIP-Einheitsaufnahme

Fuzzy Logic. - München ; Wien : Oldenbourg.

Bd. 2. Anwendungen / hrsg. von Hans-Jürgen Zimmermann
und Constantin v. Altrock. Mit Beitr. von C. von Altrock ...
- 2., bearb. Aufl. - 1995
ISBN 3-486-23413-7

NE: Zimmermann, Hans-Jürgen [Hrsg.]; Altrock, Constantin v.

© 1995 R. Oldenbourg Verlag GmbH, München

Das Werk einschließlich aller Abbildungen ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung außerhalb der Grenzen des Urheberrechtsgesetzes ist ohne Zustimmung des Verlages unzulässig und strafbar. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen und die Einspeicherung und Bearbeitung in elektronischen Systemen.

Gesamtherstellung: R. Oldenbourg Graphische Betriebe GmbH, München

ISBN 3-486-23413-7

Vorwort

Im Jahre 1964 entwickelte der auf Systemtheorie spezialisierte Elektronikprofessor Lotfi Zadeh die "Fuzzy Logic" als eine Technologie, die komplexen Systemen zu einer übersichtlichen Beschreibung verhilft. Heute - fast 30 Jahre später - sind Fuzzy-Technologien Grundlage vieler innovativer Lösungen. Sie werden als eine Schlüsseltechnologie für das nächste Jahrtausend gesehen.

Viele der an der Entwicklung der Fuzzy Logic beteiligten Wissenschaftler beklagen, daß es 30 Jahre lang gedauert hat, bis Fuzzy Logic von einem Forschungsthema zur breiten Anwendung gelangte. Im Vergleich mit anderen Technologien steht Fuzzy Logic aber noch recht gut da. Wie bei vielen Schlüsseltechnologien fehlten zum Zeitpunkt der Erfindung noch wesentliche Voraussetzungen für einen breiten Einsatz. Damals mangelte es vor allem an geeigneter Hardware zum Einsatz in Echtzeitsystemen. Erst wenige industriell geführte Prozesse waren komplett automatisiert und preiswerte Microcontroller für Massenprodukte gab es nicht.

Neben den technischen Voraussetzungen waren es aber vor allem Akzeptanzprobleme, an denen der praktische Einsatz der Fuzzy Logic scheiterte. Wissenschaftler und Ingenieure akzeptierten Fuzzy Logic nur zögerlich, vor allem weil der Begriff des "Unscharfen" so nahe bei "ungenau" und "unpräzise" liegt. Ein Wissenschaftler, der ungenaue Aussagen macht, ist nun aber kein guter Wissenschaftler und ein Ingenieur der unpräzise konstruiert, kein guter Ingenieur. Diese Denkweise führt beispielsweise in den U.S.A. zu Wettervorhersagen, die Sonnenschein mit 67,5%-iger Wahrscheinlichkeit voraussagen. Darüber, ob damit ein ganzer Tag stahlblauen Himmels gemeint ist oder aber auch einzelne Wölkchen auftreten können, wird keine Aussage getroffen.

Neben solchen Unsinnigkeiten verursacht diese "Liebe zur Präzision" in manchen technischen Entwicklungen auch hohe Kosten durch unnötig lange Entwicklungszeiten. Japanische Unternehmen, deren Entwicklungszyklen in der Regel wesentlich kürzer sind, wollen sich den Luxus langer Entwicklungszeiten nicht leisten. Sie setzten daher bereits früher Fuzzy Logic ein, speziell um Entwicklungszeiten und -kosten zu vermindern.

Doch warum beschleunigt Fuzzy Logic Entwicklungen in der Automatisierung von Prozessen und in Produkten? Grundsätzlich besteht die Aufgabe, ein Verständnis für technische Abläufe in einen Algorithmus zu bringen. Hierfür setzen Entwickler bereits eine Vielzahl von hauptsächlich mathematischen Methoden ein. Allerdings ist es in den meisten Fällen notwendig, diese mathematischen Verfahren durch ingenieurmäßiges "know-how" zu ergänzen, das Erfahrung aus vorherigen Entwicklungen, Ergebnisse von Experimenten und Beobachtungen der Regelstrecke in die Lösung einbringt. Diese Aufgabe erleichtert Fuzzy Logic dadurch, daß sie Zusammenhänge der technischen Abläufe - mit umgangssprachlichen Elementen - automatisch in einen Algorithmus übersetzt.

Es gibt allerdings auch noch einen weiteren Grund, warum Fuzzy Logic zunächst in Japan einen so großen Erfolg fand. Während in Europa und den U.S.A. Entwicklungsarbeiten meist Einzelleistungen sind, arbeitet man in Japan in der Regel in größeren Teams, deren Mitglieder auch an allen technischen Details beteiligt sind. Während komplexe Algorithmen zur Automatisierung von Systemfunktionen, die auf Basis von Erfahrung und Experimenten erstellt sind, meist nur noch dem eigentlichen Entwickler selbst verständlich sind, bleiben Fuzzy-Systeme auch in komplexen Aufgabenstellungen selbsterklärend und für andere Entwickler übersichtlich und nachvollziehbar.

Dieser große Einsatzvorteil der Fuzzy Logic kann jedoch auch zum Einsatzhemmnis werden. Häufig liegt das "know-how" zum Führen eines Prozesses oder zur Automatisierung einer Aufgabe in der Hand eines Experten, der in seinem Unternehmen "Gurustatus" genießt. In industriellen Projekten zeigt sich mitunter, daß durch die Umsetzung dieses "know-hows" in ein für alle transparentes Fuzzy-System, der Experte fürchtet ersetzbar zu werden, und seine weitere Kooperation in dem Projekt verweigert. Auch sehen einige Unternehmen in der Transparenz von Fuzzy-Systemen eine potentielle Gefahr durch Industriespionage. So ist beispielsweise bei Fermentationsprozessen die Ausbeute der Produktion wesentlich von der Führung des Prozesses abhängig. Typischerweise liegt das "know-how" der Prozeßführung in der Hand mehrerer Personen, wodurch es in geschlossener Form nur schwer aus dem Unternehmen abgezogen werden kann.

Während die genannten Aspekte in den letzten 30 Jahren Gegenstand vieler theoretischer Diskussionen über den möglichen Einsatz der Fuzzy Logic waren, setzten andere Entwickler bereits sehr erfolgreich Fuzzy Logic in Produkte und Anwendungen um. Diesen "Pionieren" ist das vorliegende Buch gewidmet. Nachdem im ersten Band dieser Reihe die Technologie selbst mit sehr kurzen Darstellungen realisierter Anwendungen vorgestellt ist, beschreiben in diesem Buch 21 Entwickler

ihre Anwendungen und Erfahrungen im Einsatz der Fuzzy-Technologien ausführlich. Die Anwendungen selbst umfassen ein breites Spektrum: Von Hausgeräten über die Industrieautomatisierung und Prozeßleittechnik bis zu Datenanalyse-Systemen reicht es und liefert einen guten Überblick über den aktuellen Anwendungsstand in Deutschland, der Schweiz und Österreich. Allerdings konnte hier nur ein Bruchteil der zur Zeit durchgeführten Anwendungen gezeigt werden, da viele Unternehmen den Einsatz der Fuzzy-Techniken derzeit nicht publizieren möchten. Die Gründe hierfür sind vielfältig, häufig stehen geplante Patentanträge oder der durch den Einsatz erzielte Wettbewerbsvorteil im Vordergrund.

An dieser Stelle möchten wir uns noch einmal bei allen Autoren herzlich bedanken, insbesondere auch für ihre Bereitschaft, ihre Arbeiten zu publizieren, während in vielen anderen Unternehmen geplante Patentanträge oder Wettbewerbsvorteile durch den Einsatz im Vordergrund stehen. Die Autoren haben, als andere noch über das Für und Wider diskutierten, Pionierarbeit geleistet und in ihrem technischen Bereich unter hohem persönlichen Einsatz gezeigt, was Fuzzy Logic in der Praxis leisten kann. Ihnen ist es zu verdanken, daß die in den letzten Jahren teilweise recht ideologisch geführte Diskussion, ob Fuzzy Logic das "Ende herkömmlicher Regelungstechnik" oder aber nur ein "vorübergehender Marketinggag" ist, einer sachlichen und fachlich fundierten Abwägung der Einsatzvorteile gewichen ist. Wir haben uns bemüht, die Beiträge einheitlich wiederzugeben. Bei der Zahl der Autoren sind diesem Bemühen jedoch Grenzen gesetzt.

Meinen Dank auch an Herrn Prof. Dr. Dr. hc. Zimmermann, der mit seinen Forscherteams in den letzten 20 Jahren kontinuierlich die Fuzzy Set Theorie weiterentwickelt hat, sowie für die wissenschaftliche Leitung des 3. Aachener Fuzzy-Symposiums, aus dem die meisten der vorliegenden Buchbeiträge hervorgegangen sind. Vielen Dank auch an Frau Birgit Rengel und Herrn Bernhard Neeser für Satz und Gestaltung dieses Buches.

Aachen, im Herbst 1993

Die Herausgeber

Vorwort zur Zweiten Auflage

Auch im 5. Jahr der deutschen „Fuzzy-Welle“ bleibt die Technologie ein heißes Thema bei Elektronikexperten und Regelungstechnikern. Allerdings läßt sich der praktische Nutzen einer Technologie erst an ihren industriellen Anwendungen messen. Das vorliegende Buch „Fuzzy Logic 2 - Anwendungen“ hat zum ersten Mal in deutscher Sprache ein breites Spektrum solcher Fuzzy-Anwendungen gezeigt. Der Erfolg dieses Buches war so groß, daß die erste Auflage in weniger als einem Jahr vergriffen war und hier bereits in zweiter Auflage vorliegt.

Wurde die Diskussion um die Fuzzy Logic auch anfangs mangels konkreter Erfahrung teilweise als „Glaubensdiskussion“ geführt, so hat in den letzten Jahren die Vorlage von Erfahrungsberichten der Anwender die Diskussion versachlicht. Dieses Buch enthält hierzu 21 Fallstudien erfolgreicher Anwendungen, die dem Praktiker den Einstieg erleichtern.

Inhalt

1. Fuzzy Logik in der Auswertung von akustischen Sensorsignalen.....	7
1. Einführung.....	7
2. Interpretation von DEMON-Spektren.....	8
3. Drehzahl-/Blattzahlbestimmung mit Fuzzy Logic.....	11
4. Zusammenfassung.....	16
5. Literatur.....	16
2. Fehlalarmreduktion durch den Einsatz von Fuzzy Logik bei Brandmeldern.....	17
1. Problemstellung.....	17
2. Fehlalarme durch Windeinwirkungen.....	19
3. Weiterverarbeitung des Inferenzresultates.....	26
4. Erweiterung der Diagnosemöglichkeiten.....	27
5. Zusammenfassung.....	29
6. Literatur.....	29
3. Reifebestimmung zur Optimierung von Entwicklungsprozessen.....	31
1. Kostenfaktoren bei der Entwicklung.....	31
2. Reifeindikatoren.....	33
3. Bewertung durch Fuzzy-Produktionsregeln.....	34
4. Erfahrungen.....	38
5. Literatur.....	40
4. Neue Heizungsregelungen durch den Einsatz von Fuzzy Logik.....	41
1. Einleitung.....	41
2. Stand der Technik.....	44
3. Heizungsregelung mit Fuzzy Logik.....	50
4. Implementierung und Optimierung.....	56
5. Ergebnisse.....	57
6. Zusammenfassung.....	59
7. Literatur.....	61

5. Selbsteinstellender Fuzzy-Regler zur Prozeßregelung beim Innenrundschleifen.....	63
1. Einleitung.....	63
2. Prozeßführung beim Innenrundschleifen.....	64
3. Realisierung der Prozeßregelung.....	67
3.1 Einsatz eines konventionellen digitalen Reglers.....	68
3.2 Einsatz eines Fuzzy-Reglers.....	70
4. Verfahren zur Selbsteinstellung des Fuzzy-Reglers.....	71
4.1 Automatische Parametrierung der Zugehörigkeitsfunktionen.....	73
4.2 Selbsttätige Aufstellung des Fuzzy-Algorithmus.....	75
4.2.1 Generierung der Produktionsregeln.....	75
4.2.2 Vervollständigung der Entscheidungstabelle.....	76
4.3 Optimierung der unscharfen Ausgangsmengen.....	78
4.4 Gesamtbetrachtung.....	80
5. Anwendung des Verfahrens.....	82
6. Zusammenfassung, Ausblick.....	86
7. Literatur.....	88
6. Signalverarbeitung mit Fuzzy Logik-Elementen bei der Ultraschallfüllstandmessung.....	89
7. Hochdynamischer Prüfstand für die Antriebstechnik.....	105
1. Der Prüfstand.....	105
2. Regelung und Steuerung des Prüfstandes.....	110
3. Identifikation der hydrostatischen Getriebe.....	112
4. Entwurf des konventionellen Reglers.....	114
4.1 Regelung auf vorgegebenen Drehzahl-Zeitverlauf $n(t)$	114
4.2 Regelung auf vorgegebenen Drehmoment-Zeitverlauf $M(t)$	116
4.3 Die Variable-Resistance-Control.....	117
5. Der Entwurf der unscharf formulierten Regelalgorithmen (Fuzzy Control).....	117
5.1 Die Strangentkopplung.....	118
5.2 Die Adaption der Reglerstruktur.....	118
6. Schlußbetrachtungen.....	122
7. Literatur.....	123
8. Optimierung einer C2-Hydrierung.....	125
1. Verfahrenstechnische Hintergründe des Prozesses.....	126
2. Problemdefinition.....	128
2.1 Thermische Autokatalyse der Reaktion und ansteigendes Temperaturprofil.....	129
2.2 Schwankungen im Mengenstrom.....	129

2.3	Alterung des Katalysators.....	130
3.	Einfluß der Stellgrößen.....	131
4.	Regelung der Hydrieranlage mit Fuzzy Logic Control.....	131
4.1	Kriterium zur vergleichenden Bewertung der Regelgüte.....	132
4.2	Akquisition der Wissensbasis.....	132
4.3	Aufbau der konventionellen Regelung.....	133
4.4	Auswahl der Grundstruktur des Fuzzy-Reglers.....	135
4.5	Aufbau der Regelbasis.....	136
4.6	Feineinstellung des Fuzzy-Controllers.....	137
5.	Bewertung der Regelgüte.....	138
6.	Literatur.....	138
9.	Schnelladeverfahren für NiCd-Batterien.....	141
1.	Grundlagen der NiCd-Batterien.....	141
2.	Überblick bisheriger Schnelladeverfahren.....	144
3.	Neues Ladeverfahren mit Fuzzy Control.....	146
3.1	Ausgangssituation.....	146
3.2	Motivation für Fuzzy Logic Control.....	147
3.3	Der Fuzzy-Regler.....	148
3.4	Realisation im Produkt.....	150
3.5	Das Ladegerät AL12FC im Vergleich.....	151
4.	Zusammenfassung.....	152
5.	Literatur.....	153
10.	Fuzzy Control und NeuroFuzzy bei Waschautomaten.....	155
1.	Erläuterungen zu einem herkömmlichen Waschprozeß.....	158
2.	Kriterien einer optimalen Steuerung.....	160
3.	Erstellung des Fuzzy-Systems.....	162
4.	Einsatz des NeuroFuzzy-Moduls.....	164
5.	Umsetzung in eine aktuelle Steuerung.....	166
6.	Zusammenfassung und Ergebnis.....	167
11.	Regelung einer Laufkatze durch Fuzzy Logic Control.....	169
1.	Einsatz von Laufkatzen in der industriellen Logistik.....	169
2.	Bisheriger Lösungsansatz.....	170
3.	Betriebsarten eines Laufkrans.....	171
3.1	Automatik-Betrieb.....	172
3.2	Manueller Betrieb.....	174
4.	Hardwarerealisierung.....	175
4.1	Sensorik.....	175
4.2	Elektronik.....	175
5.	Entwicklung und Test.....	177

6. Literatur.....	177
12. Der Einsatz von Fuzzy-Control zur Regelung von Tablettenpreßmaschinen.....	179
1. Prinzip des Preßvorganges und Funktion der Regelung.....	181
2. Der Fuzzy-Regler.....	183
3. Systemverhalten des Fuzzy-Reglers an KORSCH-Tablettenpressen.....	184
4. Zusammenfassung.....	187
13. Regelung einer Müllverbrennungsanlage mit Fuzzy Logik.....	189
1. Müllverbrennung.....	190
2. Entwicklung eines Fuzzy-Reglers.....	194
3. Regleroptimierung.....	195
4. Eine neue Reglerstruktur.....	198
5. Literatur.....	200
14. Betriebsführung und Störfallmanagement auf Kläranlagen mit Fuzzy Logik.....	203
1. Das KLEX-System.....	203
2. Das Blähschlammproblem.....	206
3. Fuzzy Logik.....	207
4. Vorgehen bei der Umsetzung des Expertenwissens mittels Fuzzy Logik.....	208
5. Einbindung in die Benutzeroberfläche.....	211
6. Zusammenfassung.....	212
7. Literatur.....	212
15. Invent in der Wareneingangsprüfung - Einsatz von gesteuerten Stichproben mit Lieferantenbewertung durch Fuzzy Logic.....	215
1. Einleitung.....	215
2. Bewertung eines Lieferanten.....	217
3. Fuzzy Logic.....	218
4. Ausführung und Implementation des Bewertungssystems.....	220
5. Ergebnisse.....	221
5.1 Randbedingungen.....	221
5.2 Ergebnisse der Simulationsstudie.....	222
6. Fazit.....	223
16. Ein intelligentes Alarmsystem für die Kardioanästhesie auf Basis der Fuzzy-Inferenz.....	225
1. Problemstellung und Lösungsansatz.....	226

2.	Das Zustandsgrößenmodell.....	227
3.	Wissensakquisition und Fuzzy-Inferenzmaschine.....	229
4.	Wissensakquisition mit einem Anästhesisten.....	230
5.	Wissensakquisition mit einem Expertenkollektiv.....	234
6.	Gestaltung des intelligenten Alarmsystems.....	236
6.1	Vital-Trend-Visualisierung (VTV).....	237
6.2	Profilogrammdarstellung.....	238
7.	Zusammenfassung.....	239
8.	Literatur.....	240
17.	fuzzySPS - Eine Verbindung mit Zukunft.....	243
1.	Fuzzy Logic und Speicherprogrammierbare Steuerungen.....	243
2.	Einbindung der <i>fuzzySPS</i>	244
3.	Realisierung der <i>fuzzySPS</i>	245
4.	Anwendungen der <i>fuzzySPS</i>	246
18.	Fuzzy-Regelung der Dosierung von Schüttgütern und Flüssigkeiten in Kunststoffextrudern.....	249
1.	Aufbau eines Extruders.....	249
2.	Gründe für den Einsatz von Fuzzy Logic.....	251
3.	Aufbau des Fuzzy-Reglers.....	255
3.1	Eingangsgrößen.....	255
3.2	Ausgangsgrößen.....	256
3.3	Fuzzy-Regelblöcke des Systems.....	257
4.	Realisierung der Hardwareplattform.....	262
4.1	Der Fuzzy-Prozessor FUZZY166.....	262
4.2	Aufbau der Platine.....	262
5.	Literatur.....	263
19.	Bedeutung und Anwendung von Fuzzy Logic Control für die Prozeß- und Anlagensteuerung.....	265
1.	Anforderungen an moderne Prozeß- und Anlagensteuerungen.....	266
2.	Die Regelung einer Destillationkolonne.....	272
3.	Zusammenfassung.....	276
4.	Literatur.....	277
20.	Fuzzy Logic Control im Vergleich mit modellbasierten Entwurfsverfahren.....	279
1.	Klassischer Entwurf eines Zustandreglers.....	280
1.1	Beschreibung der Regelaufgabe und der Regelstrecke.....	280

1.2	Das mathematische Modell des umgekehrten Pendels.....	280
1.3	Entwurf des Zustandsreglers mit Beobachter.....	282
1.3.1	Entwurf mit Matlab/Simulink.....	283
1.4	Meßergebnisse eines praktischen Versuches.....	285
1.5	Robustheit des Zustandsreglers.....	286
2.	Entwurf eines Fuzzy-Reglers.....	286
2.1	Definition der linguistischen Variablen.....	288
2.1.1	Linguistische Variablen Winkel, WinkelGeschw und μ Stell.....	289
2.1.2.	Linguistische Variablen Theta ₃₁₄ für den vollen Winkel.....	290
2.2	Entwurf der Wissensbasis.....	290
2.2.1	Regelblock 1 (Wagen zentrieren).....	292
2.2.2	Regelblock 2 (Balancieren).....	294
2.2.3	Regelblock 3 (Aufschwingen).....	296
2.3	Praktische Erfahrung beim Entwurf der Wissensbasis.....	297
2.3.1	Erster Versuch.....	297
2.3.2	Zweiter Versuch.....	297
2.3.3	Dritter Versuch.....	298
2.3.4	Regelblock 3 (Automatisches Aufschwingen).....	298
3.	Produktionsregel und Fuzzy-Inferenz.....	299
3.1	Beispiel für Produktionsregel und Inferenzmechanismus.....	299
3.1.1	Defuzzifikation.....	301
4.	Optimierung des Fuzzy-Reglers.....	301
5.	Meßergebnisse.....	302
6.	Vergleich der Robustheit.....	303
21.	Ableich von Zwischenfrequenzfiltern für Autoradios -	
	Fuzzy macht scharf.....	305
1.	Am Anfang war das Interesse.....	305
2.	ZF-Filter, die unbekanntes Wesen.....	306
3.	Vom "Was" zum "Wie".....	307
4.	Der Entwurf.....	309
5.	Fuzzy bekommt Erfahrung.....	311
6.	Entwicklung eines Rahmenprogramms.....	313
7.	Ergebnisse und Aussichten.....	314
8.	Literatur.....	315

1.

Fuzzy Logic in der Auswertung von akustischen Sensorsignalen

Anton Kummert
Atlas Elektronik GmbH

Im Bereich der Passiv-Sonarsignalverarbeitung spielt die Klassifikation eines detektierten Wasserfahrzeuges eine wichtige Rolle. Zwei wesentliche Merkmale, die für diese Aufgabe mit herangezogen werden können, sind Drehzahl und Blattzahl der Schiffsschraube des zu klassifizierenden Fahrzeuges. Diese können aus den charakteristischen Frequenzlinien des sogenannten DEMON-Spektrums (DEMON = detection of envelope modulation on noise) von Experten bestimmt werden. Für die Automatisierung dieser Aufgabe wird ein Fuzzy-System vorgestellt, das die Leistungsfähigkeit eines bislang eingesetzten konventionellen Algorithmus bei weitem übertrifft. Die hervorragenden Eigenschaften des Fuzzy-Algorithmus werden durch Testergebnisse dokumentiert, die mit realen Sonarsignalen gewonnen wurden.

1. Einführung

Die unscharfe Logik und die Methode des unscharfen Entscheidens und Schließens, gemeinhin unter den Schlagwörtern "Fuzzy-Sets", "Fuzzy-Logic" oder "Fuzzy-Inference" bekannt, führten im Bereich der Regelungstechnik und beim Entwurf von Diagnosesystemen zu völlig neuen Konzepten, die der Denkweise des Menschen besser angepaßt sind als konventionelle Methoden. Die Brauchbarkeit und Anwendbarkeit dieser Theorie für praxisrelevante Aufgabenstellungen soll in dieser Arbeit anhand einer Anwendung im Bereich der Passiv-Sonarsignalverarbeitung gezeigt werden, die bei Atlas Elektronik erarbeitet wurde.

Es wird ein Fuzzy-Algorithmus vorgestellt, mit dem die Anzahl der Schraubenblätter und die Schraubendrehzahl von Wasserfahrzeugen aus normierten DEMON-Spektren

automatisiert bestimmt werden können. Hierzu wird kurz die Berechnung von DEMON-Spektren aus Sonarsignalen erläutert, um das Verständnis für die einzelnen Schritte des Algorithmus zu erleichtern. Anschließend werden die wesentlichen Funktionsschritte des Verfahrens selbst vorgestellt und diskutiert. Hierbei werden grundlegende Begriffe der Fuzzy-Theorie als bekannt vorausgesetzt. Die Leistungsfähigkeit des Verfahrens wird eindrucksvoll durch Ergebnisse von Testreihen belegt, die anhand von realen Unterwasserschallsignalen gewonnen wurden.

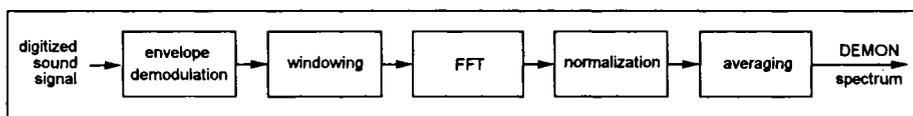


Bild 1: Erzeugung des DEMON-Spektrums

Neben den Werten für Drehzahl und Blattzahl liefert der Fuzzy-Algorithmus zusätzlich ein Gütemaß, das die Aussagesicherheit der bestimmten Werte widerspiegelt. Mit anderen Worten, die Qualität der ausgewerteten DEMON-Spektren läßt sich an diesem Gütewert ablesen, so daß die Zuverlässigkeit der angezeigten Drehzahl- und Blattzahlwerte vernünftig eingeschätzt werden kann. Denn in der Praxis treten stets auch Situationen auf, wo das vorliegende DEMON-Spektrum nahezu einem Rauschspektrum entspricht, wodurch die Bestimmung der Parameter Drehzahl und Blattzahl selbst für einen Experten unmöglich wird.

Das hier beschriebene Verfahren stellt streng genommen einen hybriden Algorithmus dar, der aus konventionellen Signalverarbeitungsschritten und Fuzzy-Modulen zusammengesetzt ist. Die Fuzzy-Elemente wurden mit dem Entwicklungs-Tool *fuzzyTECH* entworfen und der mit dem zugehörigen Precompiler erzeugte C-Quellcode auf einem Signalprozessor der neuesten Sonaranlagengeneration compiliert und implementiert.

2. Interpretation von DEMON-Spektren

Passiv-Sonargeräte sind für den Empfang der von fremden Objekten ausgesandten Unterwassergeräusche konzipiert. Diese Schallsignale können sowohl Aktivimpulse als auch betriebsbedingte Geräusche fremder Schiffe und Umgebungsruschen sein. Die Geräusche sind teilweise niederfrequent amplitudenmoduliert, wie z.B. das durch Kavitation von einem Schiffspropeller erzeugte Geräusch. Die charakteristischen Frequenzen der niederfrequenten Modulationsanteile werden Gegenstand der weiteren Betrachtungen sein.

Die von einer Passiv-Sonaranlage empfangenen Schallsignale werden einerseits zur Ableitung einer Zielpelung und andererseits zur Klassifizierung der Schallquellen genutzt. Eine Teilkomponente einer solchen Anlage demoduliert das breitbandig aufgenommene Rauschsignal, um eine Untersuchung der eventuell vorhandenen niederfrequenten Modulationsanteile zu ermöglichen. Hierbei spielt das Spektrum des demodulierten Signals eine entscheidende Rolle. Diese Komponente der Signalverarbeitung einer Passiv-Sonaranlage wird als DEMON-Analyse (detection of envelope modulation on noise) bezeichnet.

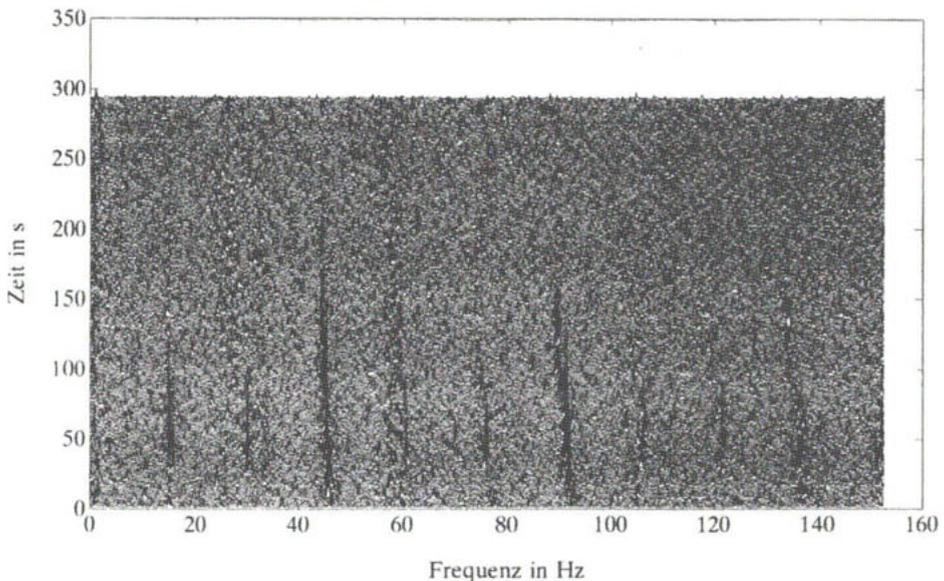


Bild 2: Beispiel für die Wasserfalldarstellung von DEMON-Spektren

Wie bereits erwähnt, muß bei der DEMON-Analyse das intensitätsmodulierte breitbandige Empfangsgeräusch zunächst demoduliert werden. Bei der sogenannten Hüllkurvendemodulation wird das Zeitsignal entweder linear oder quadratisch gleichgerichtet (Betragsbildung oder Quadrierung) und anschließend tiefpaßgefiltert. Das so erhaltene demodulierte Signal kann anschließend spektral untersucht werden.

Mittels FFT werden Spektren berechnet, die anschließend einer Normierungsprozedur unterworfen werden, um einen über alle Frequenzen konstanten Rauschhintergrund zu erzeugen, aus dem sich die charakteristischen Frequenzen deutlich herausheben

sollen. Die abschließende Mittelung über mehrere aufeinanderfolgende Spektren dient der Verkleinerung der Varianz der Rauschlinien. Der geschilderte Algorithmus zur Erzeugung von DEMON-Spektren ist im Bild 1 dargestellt.

In vielen Fällen sind Experten in der Lage, Schraubendrehzahl und Schraubenblattzahl eines detektierten Schiffes aus der Wasserfalldarstellung (zeitlicher Verlauf) von DEMON-Spektren ablesen zu können (siehe Bild 2). Aufgabe des vorgestellten Fuzzy-Algorithmus ist es, den Experten zu ersetzen und dieses Klassifikationsproblem automatisiert zu lösen. Bevor das entsprechende Verfahren vorgestellt wird, sollen die Merkmale des DEMON-Spektrums betrachtet werden, die eine Lösung der oben beschriebenen Klassifikationsaufgabe ermöglichen.

Wie bereits erwähnt, erzeugen Schiffspropeller aufgrund der Kavitation intensitätsmodulierte Schallsignale. Mathematisch läßt sich ein solches Signal wie folgt beschreiben:

$$s(t) = (1 + \sum_{i=1}^I A_i \sin(i2\pi f_D t + \varphi_i))n(t)$$

wo die Größen $i \cdot f_D$ die niederfrequenten Modulationsfrequenzen sind und $n(t)$ ein breitbandiges Rauschsignal ist. Mit anderen Worten, die Amplitude des Rauschsignals $n(t)$ ist niederfrequent durch eine Harmonischenschar moduliert. Die Amplituden A_i dieser Sinussignale sind in der Regel wesentlich kleiner als 1. Aufgabe der DEMON-Analyse ist es unter anderem, aus dem vorliegenden Zeitsignal $s(t)$ die Frequenz f_D zu bestimmen.

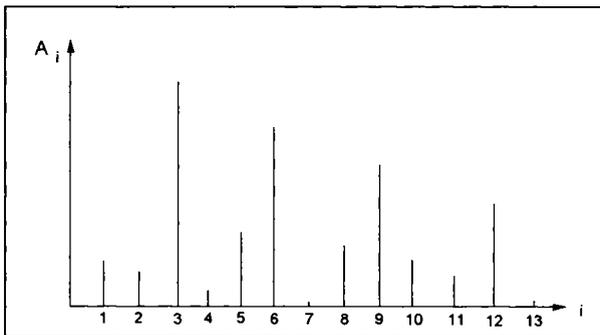


Bild 3: Mögliche Verteilung der A_i bei $B = 3$

Die Grundfrequenz f_D in Hz entspricht der Schraubendrehzahl des Schiffes ausgedrückt in Umdrehungen pro Sekunde. Damit ist f_D ein wesentlicher Parameter, der

zur Klassifizierung der im allgemeinen unbekanntes Schallquelle beitragen kann. Ein weiterer wesentlicher Parameter für die Klassifizierung eines Schiffes ist die Anzahl der Blätter der Schiffsschraube. Diese läßt sich aus den Größenverhältnissen zwischen den Amplituden A_i ablesen. Sei B die Blattzahl, so ist in der Regel jede B -te Amplitude besonders stark ausgeprägt. Bild 3 zeigt eine Amplitudenverteilung, die auf $B = 3$ schließen ließe. Selbstverständlich können einige Amplituden auch den Wert Null annehmen, d.h., die betreffenden Harmonischen treten nicht auf.

Zur Vereinfachung der Schreibweise sei noch die Frequenz f_B definiert:

$$f_B = B \cdot f_D,$$

die als Blattfrequenz bezeichnet wird.

Die beiden Parameter Grundfrequenz f_D (Drehzahl) und Blattzahl B sind Gegenstand der vorliegenden Betrachtungen.

3. Drehzahl-/Blattzahlbestimmung mit Fuzzy Logic

Der Algorithmus zur automatisierten Drehzahl- und Blattzahlbestimmung setzt sich aus Fuzzy-Modulen und konventionellen Prozeduren, wie Maximasuche, Abstände zwischen Frequenzlinien berechnen oder den Median eines Vektors ermitteln, zusammen. Mittels konventioneller Methoden werden ungefähr 20 Kandidaten für f_D bestimmt, wobei angenommen wird, daß sich der korrekte Wert von f_D darunter befindet.

In einem zweiten Schritt werden die gefundenen möglichen Werte der Schraubendrehzahl mit einem Fuzzy-System getestet, das für jeden von ihnen einen Glaubwürdigkeitswert berechnet.

Jeder dieser Glaubwürdigkeitswerte wird mit einem weiteren Qualitätsfaktor kombiniert, der bereits im konventionellen Teil des Algorithmus bestimmt wird. Derjenige Kandidat für f_D mit dem größten resultierenden Glaubwürdigkeitswert wird akzeptiert und angezeigt. Für die Praxis sind lediglich die Blattzahlen 3,4,...,9 von Bedeutung, so daß sich die möglichen Blattfrequenzen (Kandidaten für f_B) durch Multiplikation des eben bestimmten Wertes von f_D mit 3,4,...,9 ergeben. Diese 7 Kandidaten werden mit einem weiteren Fuzzy-Modul getestet, das für jeden von ihnen einen Glaubwürdigkeitswert berechnet. Der Kandidat für f_B mit dem größten Glaubwürdigkeitswert wird akzeptiert. Die Schraubenblattzahl ergibt sich schließlich aus

$$B = f_B / f_D,$$

wo f_B und f_D die beiden akzeptierten Werte sind.

Zum Schluß wird der bereits erwähnte globale Gütewert aus den beiden Glaubwürdigkeitsfaktoren der akzeptierten Werte für f_D und f_B abgeleitet. Die beiden angesprochenen Fuzzy-Systeme sind in Bild 4 dargestellt. Offensichtlich entsprechen sie der im letzten Kapitel diskutierten allgemeinen Struktur. Beide Systeme besitzen jeweils drei Eingänge und einen Ausgang.

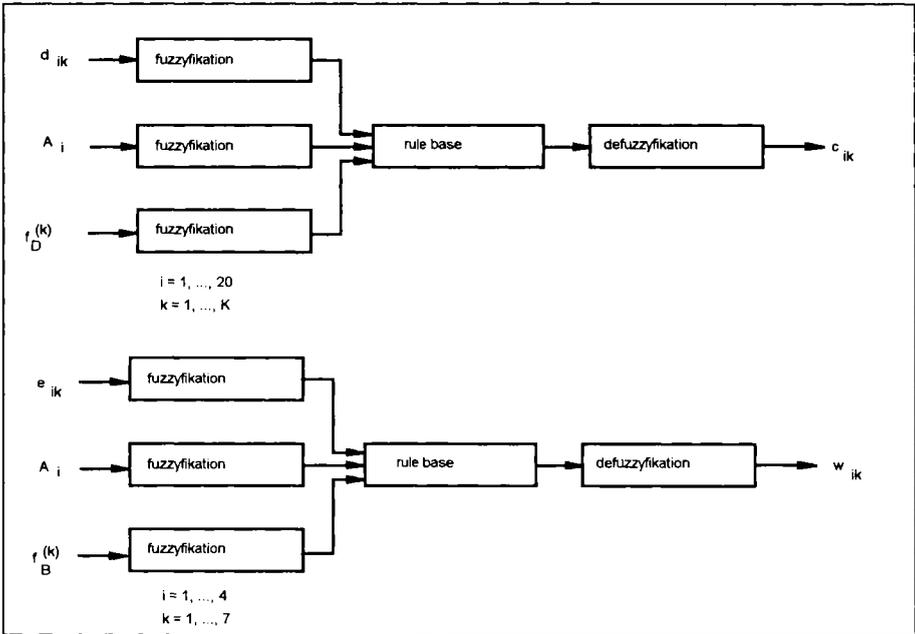


Bild 4: Fuzzy-Systeme 1 und 2

Seien $f_D^{(k)}$, $k=1, \dots, K$, die Kandidaten für f_D , f_i , $i=1, \dots, 20$, die Frequenzwerte der 20 größten Frequenzlinien des DEMON-Spektrums und A_i , $i=1, \dots, 20$, die zugehörigen Amplituden, so werden Abstände d_{ik} definiert:

$$d_{ik} = \min_{q \in N} |f_i - q f_D^{(k)}|.$$

Mit anderen Worten, d_{ik} ist ein Maß dafür, inwieweit f_i als eine Harmonische von $f_D^{(k)}$ betrachtet werden kann. Der Glaubwürdigkeitswert eines jeden der Kandidaten $f_D^{(k)}$ ist das Mittel der Werte c_{ik} , mit $i=1, \dots, 20$ und k fest. Entsprechend sind die

$f_B^{(k)}$, $k=1, \dots, 7$, die Kandidaten für f_B , f_i , $i=1, \dots, 4$, die Frequenzwerte der 4 größten Frequenzlinien des DEMON-Spektrums und A_i , $i=1, \dots, 4$, die zugehörigen Amplituden.

Der Abstand:

$$e_{ik} = \min_{q \in \mathcal{N}} |f_i - q f_B^{(k)}|$$

zeigt an, ob f_i als Harmonische von $f_B^{(k)}$ betrachtet werden kann. Der Glaubwürdigkeitswert eines jeden der Kandidaten $f_B^{(k)}$ ist das Mittel der Werte w_{ik} , mit $i=1, \dots, 4$ und k fest.

Beispiele für in den Regelbasen enthaltenen Produktionsregeln sind:

1. WENN $d_{jk} = \text{small}$ UND $A = \text{medium}$ UND $f_D^{(k)} = \text{medium}$
DANN $c_k = \text{very high}$.
2. WENN $d_{jk} = \text{large}$ UND $A_i = \text{small}$ UND $f_D^{(k)} = \text{medium}$
DANN $c_{jk} = \text{medium}$.

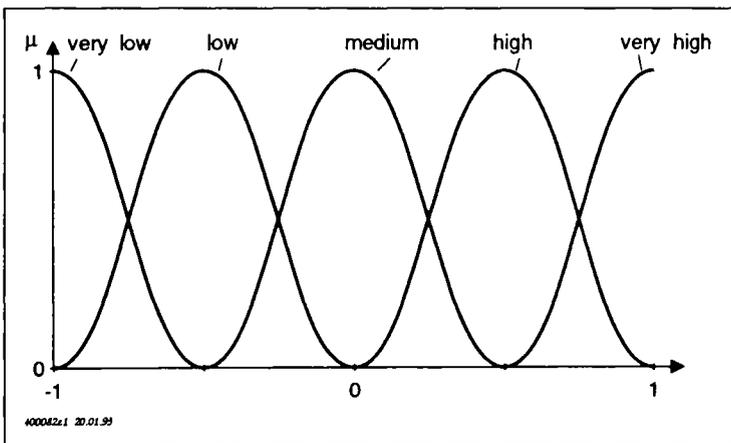


Bild 5: Zugehörigkeitsfunktionen der linguistischen Variablen c_{ik}

Als Beispiel sind die Zugehörigkeitsfunktionen der Fuzzy-Mengen "very low", "low", ..., "very high" der linguistischen Variablen c_{ik} in Bild 5 gezeigt. Wie erwähnt, wurden die Fuzzy-Systeme mittels eines Entwicklungssystems entworfen, das über

einen C-Precompiler verfügt. Dies bedeutet, daß die Produktionsregeln und Zugehörigkeitsfunktionen mit einer graphischen Benutzeroberfläche definiert wurden und daß der resultierende Fuzzy-Algorithmus automatisch in Form von C-Quellcode ausgegeben wurde. Dieser Quellcode konnte anschließend auf der Zielhardware (Signalprozessor der Sonaranlage) compiliert und in die bereits vorhandene Systemumgebung eingebunden werden.

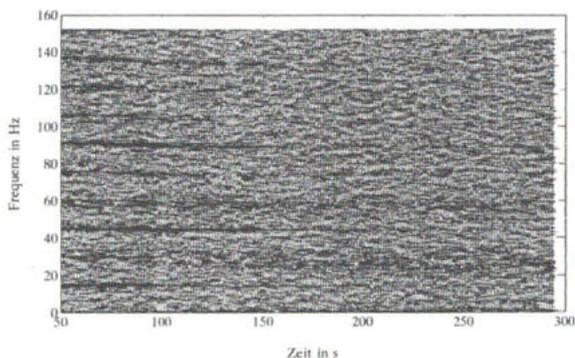


Bild 6: Beispiel für die Wasserfalldarstellung von DEMON-Spektren

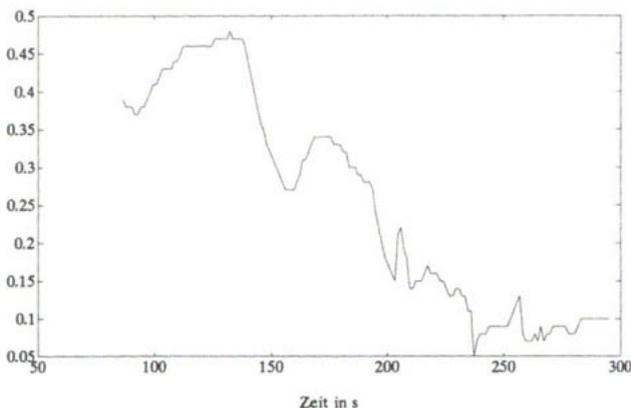


Bild 7: Verlauf des globalen Gütwertes

Falls demnach leistungsfähige Fuzzy-Entwicklungssysteme verfügbar sind, so ist oftmals der Entwurf und die Implementierung von Fuzzy-Algorithmen effektiver als die Realisierung konventioneller Verfahren. Ein Beispiel für das Verhalten des oben beschriebenen Algorithmus zur Bestimmung von f_D und B aus DEMON-Spektren ist

in den Bildern 6 bis 9 gezeigt. Im Bild 6 ist ein Beispiel für die Wasserfalldarstellung von DEMON-Spektren gegeben, wo die Intensität der Spuren offensichtlich im Laufe der Zeit abnimmt. Man beachte, daß im Gegensatz zu üblichen Wasserfalldarstellungen die Zeit- und die Frequenzachse miteinander vertauscht wurden, um den Vergleich mit den Bildern 7 bis 9 zu erleichtern.

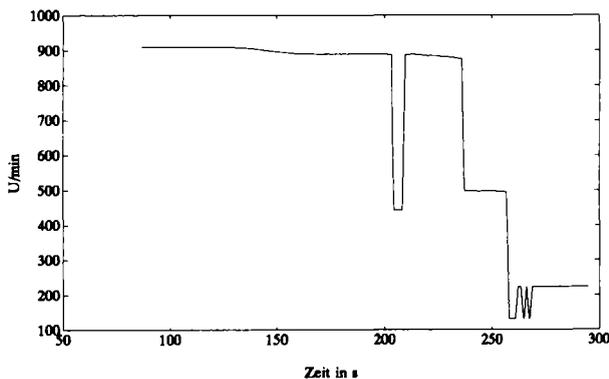


Bild 8: Detektierte Drehzahl, korrekter Wert = 900 U/min.

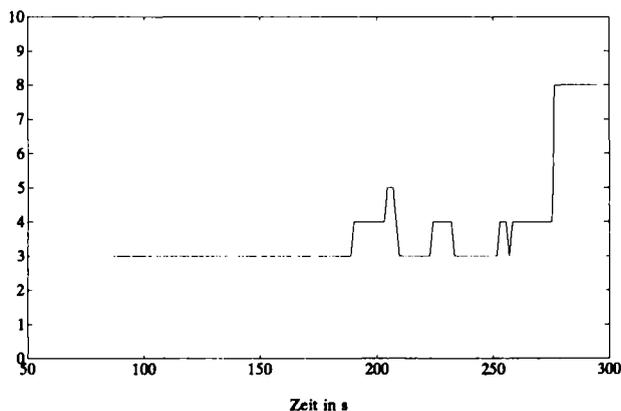


Bild 9: Detektierte Blattzahl, korrekter Wert = 3

Der zugehörige Verlauf des Gütewertes, der mittels des Fuzzy-Algorithmus ermittelt wurde, ist in Bild 7 dargestellt. Die mit zunehmender Zeit offensichtliche Verschlechterung der Qualität der DEMON-Spektren (siehe Bild 6) wird in der Tat durch einen deutlichen Abfall des Gütewertes angezeigt. Die von dem Algorithmus detektierten

Werte für Drehzahl und Blattzahl sind in den Bildern 8 und 9 über der Zeit aufgetragen. Die korrekten Werte waren 900 - 920 U/min und 3 Schraubenblätter. Ähnliche Resultate wurden mit den weiteren untersuchten Sonarsignalen erzielt, d. h., falsche Werte wurden nur bei schlechten Gütewerten angezeigt. Demnach war eine vernünftige Interpretation der detektierten Werte stets möglich.

4. Zusammenfassung

Es wurde ein Verfahren zur automatisierten Bestimmung der Schraubendrehzahl und Schraubenblattzahl von Wasserfahrzeugen vorgestellt, das die von diesen abgestrahlten und von einer Sonaranlage aufgenommenen betriebsbedingten Geräusche analysiert. Den Kern dieses Algorithmus bilden zwei Fuzzy-Systeme, die mittels eines Entwicklungs-Tools entworfen wurden. Die Leistungsfähigkeit dieser Methode wurde durch die Ergebnisse von Testreihen belegt, die mit einem realen Sonarsignal durchgeführt wurden.

5. Literatur

- [1] Zimmermann, H.-J., "Fuzzy Set Theory and its Applications", Boston: Kluver, 1991.
- [2] "fuzzyTECH 2.0 - Schlüssel zur Fuzzy-Technologie", Benutzerhandbuch zum fuzzyTECH-Precompiler-Paket der Firma INFORM GmbH, Aachen.
- [3] Tilli, T., "Fuzzy-Logik: Grundlagen, Anwendungen, Hard- und Software", München: Franzis-Verlag, 1991.
- [4] Kosko, B., "Neural Networks and Fuzzy Systems", Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1992.
- [5] Zadeh, L.A., "Fuzzy Sets", Information and Control, Band 8, S. 338 - 253, 1965.
- [6] Altrock von, C., "Industrielle Anwendung von Fuzzy Logic", c't-Zeitschrift für Computertechnik, März 1991.
- [7] Altrock von, C. und Weber, R., "Fuzzy Logic", mc-Die Mikrocomputer-Zeitschrift, S. 34 - 36, Januar 1991.

2.

Fehlalarmreduktion durch den Einsatz von Fuzzy Logik bei Brandmeldern

Dr. Marc Thuillard
Cerberus AG

Das Ionisationsprinzip ist fundamental für die elektronische Früherkennung von Bränden. Ein Nachteil des Ionisationsprinzips ist seine Empfindlichkeit auf Luftbewegungen. Das kann zu unerwünschten und kostspieligen Fehlalarmen führen. Dieses Problem kann mittels Fuzzy Logik gelöst werden. Zunächst wird der Zeitverlauf des Ionisationssignals mit Hilfe von Kendall-Tau Funktionen als Schätzer des Signalrauschens und des Signalsgradients bewertet. Das Fuzzy-System verwendet als Eingangsgrößen das Ionisationssignal und die zwei vom Signalrauschen und dem Gradienten abgeleiteten Signale. Außerdem wird ein Ionisationsbrandmelderprinzip aufgezeigt, das sowohl die Messung als auch eine Diagnose über mögliche Störeinflüsse zuläßt.

1. Problemstellung

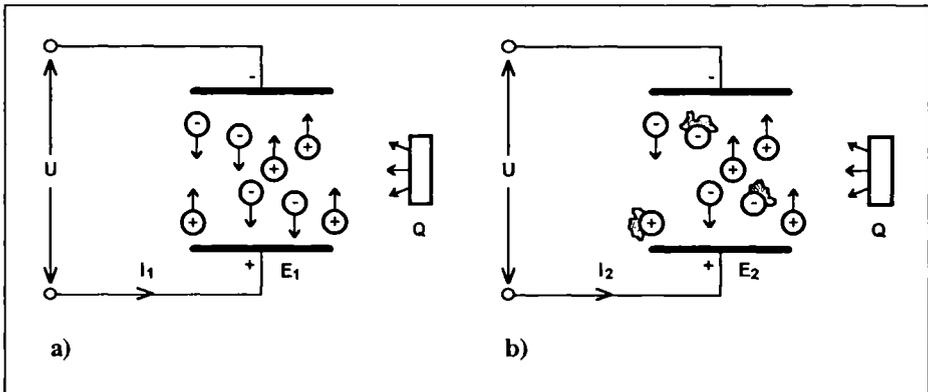
Ein Brandschutzkonzept gehört heutzutage zu jedem neuen Gebäude. Ein wichtiger Aspekt ist eine zuverlässige Brandmeldeanlage. Eine Brandmeldeanlage besteht aus im Gebäude installierten Meldern, die mit einer Zentrale verbunden sind. Eine Brandmeldeanlage muß die zwei folgenden Bedingungen erfüllen:

- einen Brand zuverlässig entdecken und
- nicht irrtümlicherweise einen Alarm auslösen, wenn kein Brand vorhanden ist.

Vom Standpunkt der menschlichen und wirtschaftlichen Konsequenzen aus betrachtet, muß die Wahrscheinlichkeit der Nichtentdeckung eines Brandes ausgeschlossen sein. Auf der anderen Seite verursacht jeder Fehlalarm großen Aufwand und Kosten. Es ist deshalb sehr wichtig, die Anzahl unerwünschter Alarmer auf einem sehr kleinen Niveau zu halten, damit das sicherheitsbeauftragte Personal die Motivation nicht verliert. Große Fortschritte auf dem Gebiet der Signalverarbeitung und der verwendeten Materialien haben in den letzten Jahren dazu beigetragen, die Zuverlässigkeit einer Anlage zu erhöhen. Weitere Anstrengungen in diese Richtung sind aber noch notwendig. Diese Arbeit zeigt, wie Fuzzy Logik zur Reduktion der Anzahl Fehlalarme beitragen kann.

Die am meisten verbreiteten Meßprinzipien zur Brandentdeckung beruhen auf 3 verschiedenen physikalischen Prinzipien:

- Optisch, das heißt die Entdeckung von Rauch durch Absorption oder Streuung von Licht durch die Rauchteilchen.
- Thermisch durch die Messung der Temperaturerhöhung verursacht durch einen Brand.
- Ionisch, das heißt durch die Messung der Ablagerungsrate von kleinen Ionen auf große Rauchteilchen [1,2,3].



*Bild 1: a) Schema eines Ionisationsbrandmelder; eine radioaktive Quelle ionisiert die Luft zwischen beiden Elektroden
b) Kleine Ionen lagern sich auf großen Rauchteilchen ab*

Auf Grund des Ionisationsbrandmelderprinzips ist der weltweite Industriezweig der elektronischen Brandentdeckung entstanden. Der Ionisationsbrandmelder ist gegen Fehlalarme besonders robust und seine Ansprechempfindlichkeit auf die verschiedenen Brandarten ist sehr gut. Ein Nachteil des Ionisationsprinzips ist seine Empfindlichkeit auf starke Luftbewegungen, die zum Beispiel durch Klimaanlage erzeugt werden können. Das kann zu unerwünschten Alarmen führen, die oftmals kostspielige und unnötige Interventionen der Feuerwehr nach sich ziehen.

2. Fehlalarme durch Windeinwirkungen

Ionisationsbrandmelderprinzip

Bild 1 zeigt das Prinzip eines Ionisationsbrandmelders. Eine Meßkammer ist durch den Raum zwischen zwei Elektroden definiert. Die Luft wird durch eine radioaktive Quelle ionisiert, die α -Teilchen aussendet. Kleine positiv und negativ geladene Cluster - später kleine Ionen genannt - bilden sich durch Van-der-Waalsche Anziehungskräfte.

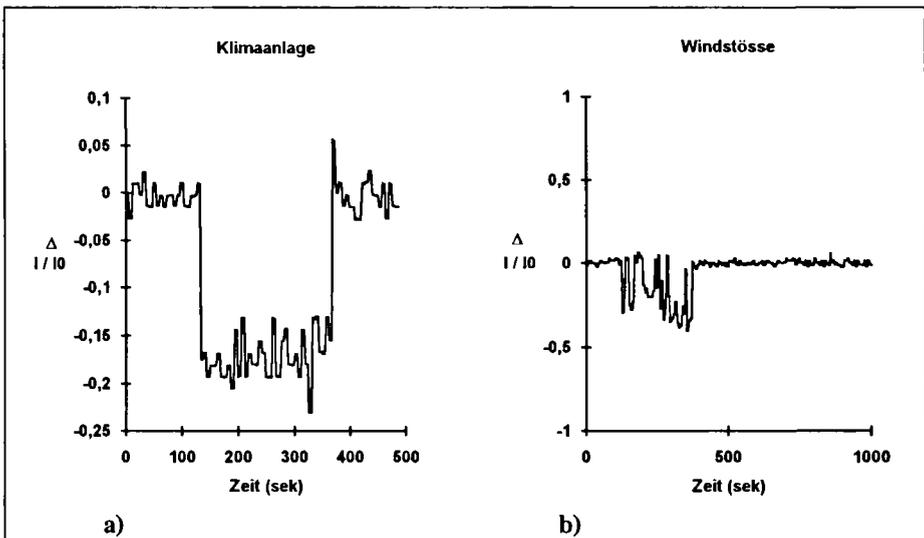


Bild 2: Normalisiertes Ausgangssignal $\Delta I/I_0$, das durch Wind gestört ist : a) Klimaanlage, b) Windstöße. I_0 ist der Ruhewert ohne Störung oder Rauch einer Ionisationskammer, I_0 ist linear proportional zu dem Kammerstrom

Die Luftleitfähigkeit zwischen beiden Elektroden ist nun im wesentlichen durch die Anzahl und Beweglichkeit der kleinen Ionen gegeben. Der Ionisationsbrandmelder nützt den Effekt aus, daß die elektrische Leitfähigkeit abnimmt, wenn Rauchteilchen in die Meßkammer eindringen. Bei einem Brand lagern sich die kleinen Ionen auf große und träge Rauchteilchen ab, wie in Bild 1b) dargestellt. Weil die elektrische Leitfähigkeit für Rauchteilchen mehrere Größenordnungen kleiner als diejenige für kleine Ionen ist, wird die abgelagerte Ladung schnell durch ein anderes kleines Ion neutralisiert. Dadurch nimmt der Strom mit zunehmender Rauchmenge ab.

Ein Nachteil dieses in der Praxis sehr bewährten Prinzips ist die Störbarkeit durch starken Wind. Sehr starke Windströme von über 15 m/s transportieren die kleinen Ionen aus dem Bereich zwischen den zwei Elektroden weg. Dadurch ergibt sich eine Abnahme des Ionisationsstroms. Starke Windströme können daher zu Fehlalarmen führen, wenn keine geeigneten Maßnahmen ergriffen werden. Die beiden Arten von Windeinflüssen, die am meisten auftreten sind:

- Einschalten einer Klimaanlage (Bild 2a)
- Windstöße (Bild 2b)

Bild 3 zeigt den Signalverlauf im Fall eines Holzschwelbrandes. Während der Signalverlauf bei Windstößen sehr wechselhaft und manchmal erratisch ist, zeigt der Signalverlauf im Fall von auftretendem Rauch eine relativ konstante Abnahme.

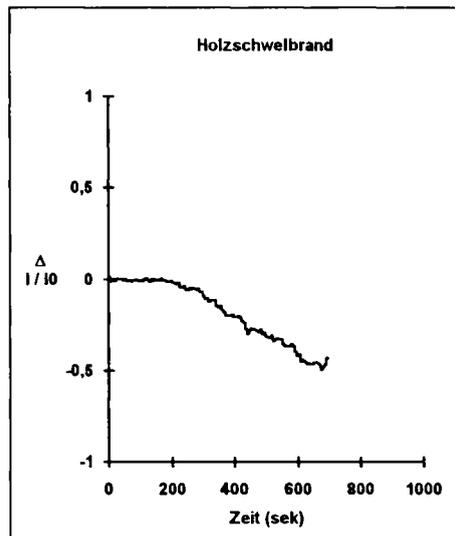


Bild 3. Normalisiertes Ausgangssignal eines Brandmelders während einem Holzschwelbrand nach EN54-Norm [7]

Signalvorverarbeitung

Um aus dem Zeitverlauf des Meßsignals Brände von Windstößen zu unterscheiden, wird das Eingangssignal zeitlich mit Hilfe von Kenngrößen analysiert. Als Bewertungsfunktionen für die Ableitung dieser Kenngrößen werden Kendall-Tau Funktionen [4] als Schätzer des Signalrauschens und des Signalgradienten eingesetzt. Das Fuzzy-System verwendet dann das aktuelle Meßsignal sowie die zwei vom Signalrauschen und dem Gradienten abgeleiteten Signale.

Abschätzung des Signalrauschens

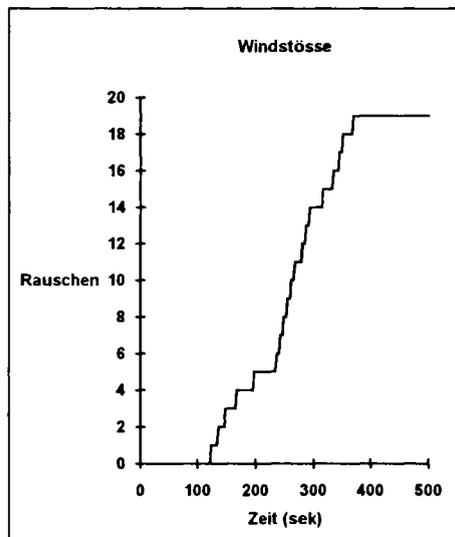


Bild 4: Mit Algorithmus (1) umgewandeltes Meßsignal für Windstöße ($c_1 = 0,1$, Abtastfrequenz: $1/3$ Hz). Im Fall von Rauch oder einer Störung durch eine Klimaanlage bleiben die Werte unter 2

Wie im letzten Abschnitt gesehen, flukturiert das Signal im Fall vom Wind sehr schnell mit der Zeit, während das Signal im Fall von Rauch relativ ruhig bleibt. Der Unterschied im Signalrauschen kann anhand einem Kendall-Tau Algorithmus analysiert werden, indem das Meßsignal mit folgenden Algorithmus umgewandelt wird:

$$(1) \quad S(K+1) = \begin{cases} S(K) + 1 & \text{wenn: } |y(K+1) - y(K)| > c_1 \\ S(K) & \text{sonst} \end{cases}$$

mit $S(0) = 0$ und $y(K)$ den K^{sten} Wert nach Zeit Null. Wenn der Unterschied zwischen zwei aufeinanderfolgenden Werten größer als c_1 ist, dann inkrementiert man S . Ein solcher Algorithmus quantifiziert das Rauschen in einer einfachen Weise. Bild 4 zeigt, daß die Funktion S im Fall vom Windstößen sehr schnell ansteigt.

Abschätzung des Signalgradienten

Ein Brandsignal unterscheidet sich von einer durch eine Klimaanlage verursachten Störung durch die Tatsache, daß das Brandsignal im Durchschnitt mit der Zeit zunimmt. Um beide Signale zu unterscheiden, wird eine andere Kendall-Tau Funktion eingesetzt, die die Eigenschaft besitzt, große Fluktuationen herauszufiltern, steile Signaländerungen zu dämpfen und eine regelmäßige Signalabnahme stark zu gewichten. Der Algorithmus verwendet eine im Vergleich zu (1) leicht korrigierte Kendall-Tau Funktion.

$$(2) \quad T(K+1) = \begin{cases} T(K) + 1 & \text{wenn } y(K+1) - y(K) > c_2 \\ T(K) - 1 & \text{wenn } y(K) - y(K+1) > c_2 \\ T(K) & \text{sonst} \end{cases}$$

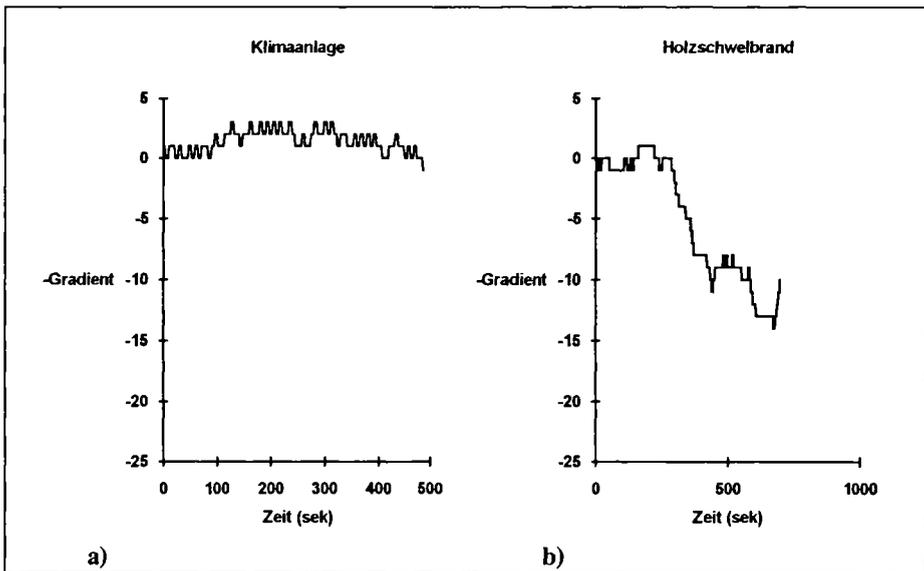


Bild 5: Gradienschätzung mit dem Algorithmus (2) für a) Klimaanlage, b) Holzschwelbrand. Ein Windstoß verursacht einen ähnlichen Verlauf wie a)

Bild 5 zeigt das umgewandelte Signal bei Rauch und bei Wind. Bei Rauch nimmt die Funktion T zu, bei Wind nicht.

Definitionen eines Fuzzy-Datenanalysesystems

Wie aus den Bildern 3, 4 und 5 ersichtlich, kann Rauch von Wind unterschieden werden:

	Gradient	Rauschen
Rauch	groß	groß oder klein
Windstoß	klein	groß
Klimaanlage	klein	klein

Die Ausdrücke "klein" und "groß" müssen noch für die verschiedenen Werte der Kendall-Tau Funktionen (1), (2) und das Ausgangssignal definiert werden. Als erste Möglichkeit könnte eine feste Schwelle als Grenzwert zwischen "klein" und "groß" definiert werden. Die hierdurch entstehende "starre" Struktur des Entscheidungsprozesses würde aber bei Sonderfällen, die "auf der Kippe liegen", falsche Entscheidungen treffen. Aus diesem Grund werden die drei Eingangsgrößen mit Hilfe von linguistischen Variablen fuzzifiziert (Bild 6).

Aus dem "know-how" über die Signalverläufe in Experimenten leiten sich dann beispielsweise folgende Fuzzy-Regeln ab:

1. WENN Gradient = groß UND Ausgangssignal = groß DANN Rauch
2. WENN Gradient = klein UND Rauschen = groß UND Ausgangssignal = groß DANN Windstoß
3. WENN Gradient = klein UND Rauschen = klein UND Ausgangssignal = groß DANN Klimaanlage
4. WENN Ausgangssignal = klein DANN Normal

Für die linguistische Verknüpfung UND wird der Produktoperator verwendet. Die Resultate sind in Bild 7 für die Fälle "Rauch", "Windstoß" und "Klimaanlage" verglichen. Das Fuzzy-System vermag in allen Fällen nach kurzer Zeit die richtige Interpretation der Signale anzugeben. Die Unterscheidung zwischen Rauch und Wind erfolgt unmittelbar, während die Unterscheidung zwischen Windstoß und Klimaanlage erst nach einigen Sekunden möglich ist.

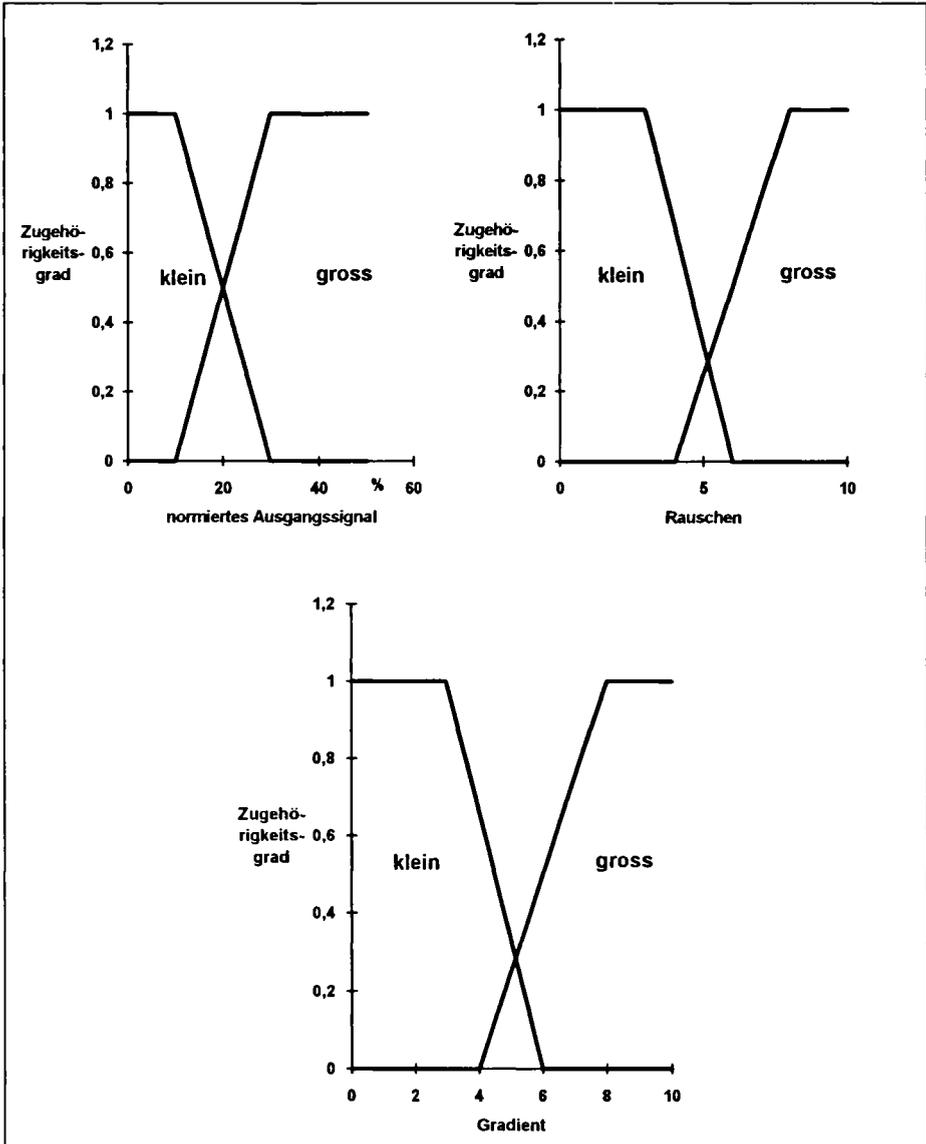


Bild 6: Definition des linguistischen Variablen für die drei Kenngrößen, mit denen der Signalverlauf des Ionisationsensors interpretiert wird

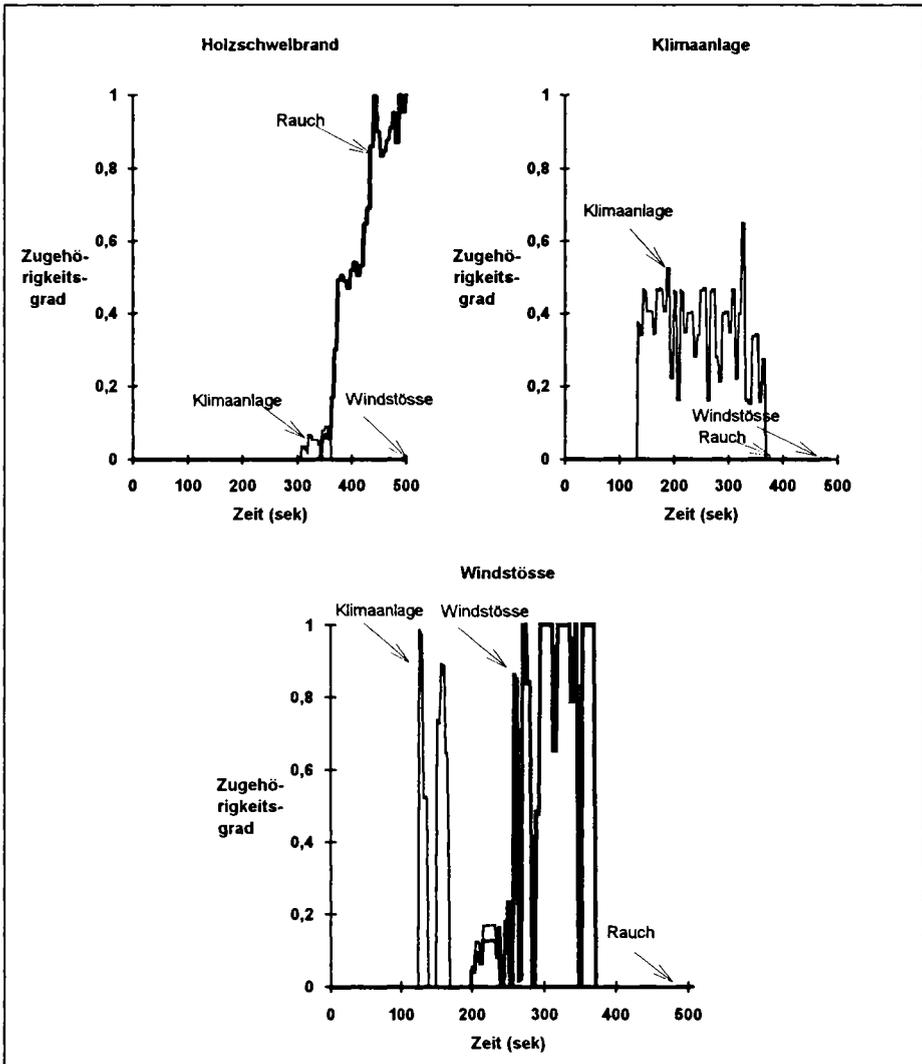


Bild 7: Resultate des Fuzzy-Systems für
 a) Holzschwelbrand, b) Klimaanlage und c) Windstoß

Eine weitere Verbesserung des Verfahrens wurde erzielt, indem die Kendall-Tau Schätzer mit einem "begrenzten Gedächtnis" erhielten. Damit soll erreicht werden,