

# **Konzeption und Einsatz Wissensbasierter Systeme als ergänzende Systeme in der Fertigung**

Mohammad Mashi

# **Konzeption und Einsatz Wissensbasierter Systeme als ergänzende Systeme in der Fertigung**

**DISERTATION**

Zur Erlangung des Akademischen Grades Doktoringenieur (Dr. –Ing.)

eingereicht an der  
Fakultät für Informatik und Automatisierung  
Technische Universität Ilmenau

Von  
Dipl.-Ing. Mohammad Mashi  
Geboren am 01.02.1977  
in Syrien

Gutachter

1. Herr Univ.-Prof. Dr. –Ing. habil. Christoph Ament (wiss. Betreuer)
2. Herr Prof. Dr. –Ing. habil. Thomas Rauschenbach
3. Herr Univ.-Prof. Dr. –Ing. Christian Bohn

Eingereicht am: 07. Mai 2014

Tag der Wissenschaftlichen Aussprache: 05. Dezember 2014



# Kurzfassung

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit werden Ansätze vorgestellt, die zur Entwicklung von Wissensbasierten Systemen erstens zur Bewertung und Verbesserung der Qualität einer Produktion und zweitens zur Bestimmung der Parameter eines Steuerungsprozesses beitragen und sich als Weiterentwicklung der Forschungen des Fachgebietes in Richtung der künstlichen Intelligenz einordnen lassen.

Das erste System steuert die Bewertung der Qualität einer Produktion über eine Kamera. Mit Hilfe eines Bildbearbeitungstools (Schwarz-Weiß- oder Farbbild) lassen sich zunächst die Farben im Bild segmentieren. Jedes Segment korrespondiert dabei mit einem Objekt oder Teilobjekt im Datenmaterial (Film). Ausgewählte Eigenschaften der Objekte, von denen die Qualitätsbewertung abhängt, werden in einer Objektmatrix dargestellt.

Das System benötigt Wissen über die vorhandenen Objekte, um den Objekten im Bewertungsablauf eine Bedeutung zuweisen zu können. Dieses Wissen wird in Form von Regeln bereitgestellt. Wenn wissensbasierte Systeme nur aus Regeln bestehen, werden sie „regelbasierte Systeme“ genannt (Rajendra & Priti, 2010).

Da in dieser Arbeit nur Regeln genutzt werden, werden die Begriffe *Wissensbasiertes System*, *Regelbasiertes System* und *Expertensystem* hier synonym verwendet<sup>1</sup>.

Nachdem die Darstellung der Eigenschaften der Objekte in der Objektmatrix gefunden wurde, orientiert sich die Bewertungsstrategie an diesen Regeln (Regelbasis) in folgenden Schritten:

- Filterung der Objekte
- Aufteilung der verbundene Objekte
- Bereinigung der Objekteigenschaften
- Bestimmung der Anzahl der vorhandenen Objekten

Auf diese Weise werden Objekte lokalisiert, mit denen in der Bewertungsphase gearbeitet wird. Durch eine Befragung von Experten wurde eine Referenz-Qualität festgelegt. Auf Grundlage dieser Expertendaten bewertet das Regelbasierte System die Qualität der Objekte durch Vergleich mit der Referenz-Qualität und schlägt einen Korrekturplan vor, um die Qualität zu verbessern.

Methodisch wird so durch die Kombination von Bildbearbeitung und Wissensbasiertem System die Qualität der Produktion bewertet. Das wissensbasierte System ist für den Einsatz in solchen bestehenden Produktionen geeignet, in denen die Bewertungen für unterschiedliche Qualitätsmerkmale verfügbar sind. Hierzu wird nur eine entsprechende Bewertungsstrategie (Regel-Interpreter) benötigt.

Die Leistungsfähigkeit des hier entwickelten Systems wird beim ersten Beispiel im Bereich des Qualitätsmanagements gezeigt.

---

<sup>1</sup> Siehe Kapitel 3

Auch zur Verbesserung der Qualität von Produktionen können Regelbasierte Systeme verwendet werden, um die Parameter eines Steuerungsprozesses zu bestimmen.

Zunächst werden die Parameter eines Steuerungsprozesses durch mehrere Versuche gemessen. Dann wird durch Maschinelles Lernen das Wissen über diesen Prozess in Regeln dargestellt. Es werden wichtige Parameter eines Prozesses festgestellt, um ein Vorhersagesystem für diese zu erstellen. Mit diesem Regelbasierten System werden inverse Funktionen für diese Parameter implementiert.

Die Leistungsfähigkeit der hier entwickelten inversen Funktionen wird im zweiten Beispiel in dieser Arbeit getestet.

# Abstract

Approaches are presented in this work, which contribute to the development of knowledge-based systems, firstly, to assess and improve the quality of production, secondly, to determine the parameters of a control process. These approaches can be classified as a further development of the research in the field of artificial intelligence.

The first system controls the evaluation of the quality within a production process using a camera. The colors in the image will be segmented with the help of an image processing tool (black and white or color image). Each segment corresponds to an object or sub-object in the data set (film). The properties of the objects are presented in an object-matrix. These properties characterise quality, which will be evaluated later.

The system requires knowledge of the existing objects in order to assign a meaning to these objects in the evaluation process. This knowledge is provided in the form of rules. If knowledge-based systems consist only of rules, they are called "rule-based systems" (Rajendra & Priti, 2010).

Since in this work only rules are used, the concepts of knowledge-based system, rule-based system and expert system are synonymous.

The strategy of evaluation is based on these rules (rule base) in the following steps:

- Filtering of objects
- Splitting of connected objects
- Cleanup of properties of object
- Determination of the number of existing objects

In this way objects are located and prepared for the evaluation-phase. A reference quality was determined by asking experts. Based on these expert data, the rule-based system evaluates the quality of the objects by comparison with the reference quality and proposes a plan of correction to improve quality.

The quality of the production is assessed through the combination of image processing and knowledge-based system. The knowledge-based system is suitable for the use in such existing production systems in which the evaluation of quality is possible. For this purpose, only a new appropriate evaluation strategy (rule interpreter) is required.

The performance of the developed system is shown in the first example in the field of quality management.

The rule-based system may also be used to determine the parameters of a control process, to improve the quality of productions.

First, the parameters of a control process can be measured by several tests. Then, the knowledge of this process is illustrated in rules by machine learning. There are important parameters of a process established to create a predictive system for that. These rule-based system inverse functions for these parameters are implemented.

The performance of the developed inverse functions is tested in the second example in this thesis.

# Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung .....	4
Abstract .....	6
Danksagung .....	10
Abbildungsverzeichnis .....	11
Tabellenverzeichnis .....	14
Abkürzungsverzeichnis .....	15
1. Einführung .....	16
1.1. Motivation .....	16
1.2. Zielsetzung .....	16
1.3. Übersicht über die Arbeit .....	17
2. Künstliche Intelligenz (KI) .....	18
2.1. Einführung .....	18
2.2. Definition .....	18
2.3. Anwendungen von KI .....	19
2.4. Programmierungssprache für KI .....	20
2.5. Geschichte der KI .....	20
2.6. Die aktuelle Situation .....	24
3. Wissensbasierte Systeme (WBS) .....	26
3.1. Einführung .....	26
3.2. Definition eines WBS .....	28
3.3. Regelbasierte Systeme .....	28
3.4. Architektur eines wissensbasierten Systems .....	31
3.5. Wissensbasierte Systeme (WBS) und Expertensysteme (ES) .....	33
3.6. Erzeugung von Regeln für ein Regelbasiertes System .....	33
3.7. Anwendung von WBSs .....	42
4. Entwicklung der Wissensbasierte Systeme in der Fertigung .....	43
4.1. Die Problemstelle .....	43
4.2. Menschliches Verhalten zur Fehlerbehebung in der Fertigung .....	43
4.3. Einsatz von Wissensbasierten Systemen in der Fertigung .....	44
4.4. Zusammenfassung .....	46
5. Wissensbasierte Systeme zur Bewertung der Qualität der Verteilung von Salamischeiben im Projekt „Papalina“ .....	47
5.1. Einleitung .....	47

5.2.	Methode .....	51
5.3.	Bewertung der Verteilung der Salamischeiben auf dem Pizzaboden .....	62
5.4.	Erweitertes regelhaftes Wissen.....	71
5.5.	Ergebnisse.....	78
5.6.	Korrektur .....	90
5.7.	Zusammenfassung.....	91
6.	Entwicklung eines Expertensystem für die Bestimmung der Parameter eines pneumatischen Muskels (S2) .....	93
6.1.	Einleitung.....	93
6.2.	Trainingsdaten.....	98
6.3.	Methoden des Lernens.....	102
6.4.	Ergebnisse.....	107
6.5.	Zusammenfassung.....	110
7.	Zusammenfassung.....	112
8.	Literatur:.....	114
	Erklärung .....	117

# Danksagung

Es gibt viele Menschen, bei denen ich mich für unterschiedlichste Arten von Unterstützung in den vergangenen Jahren bedanken muss.

An erster Stelle gilt dieser Dank Prof. Christoph Ament. Er hat diese Arbeit betreut. Sie wäre ohne die vielen Gespräche und Diskussionen mit ihm so nicht entstanden, wie sie nun vorliegt. Besonders sein sehr großes Interesse an diesem Thema und seine Fähigkeit zu motivieren, waren in Phasen längerer Durststrecken enorm wichtig.

In der Anfangszeit waren Prof. Peter Otto und Fred Roß nicht nur für fachliche Diskussionen wichtig Gesprächspartner, sie haben auch die Arbeit in der Systemtheorie sehr angenehm gemacht.

Für die vielfältige Unterstützung bedanke ich mich bei Mike Eichorn für Möglichkeit, seine Daten des Pizzaprojektes benutzen zu dürfen.

Bei den Kollegen aus Systemanalyse muss ich mich besonders bei Holger Bönike und Peter Hilgers und aus Erfurt David Summe bedanken. Sprachliche haben unzählige Gespräche bei den Korrekturen geholfen.

Einen großen Anteil an der Fertigstellung dieser Arbeit haben meine Eltern und Gewester. Sie haben mich während der gesamten Zeit nach ihren Kräften unterstützt, mir den Rücken gestärkt und mich in meinen Entscheidungen immer bekräftigt.

Schließlich bedanke ich mich meine alle Freunde. Ich werde nicht anfangen, hier Namen zu nennen, aber jeder von ihnen, der diese Zeilen liest, wird wissen, dass er gemeint ist. Danke!

# Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2. 1: Die Disziplin der KI und Anwendungen.....	18
Abbildung 2. 2: Klassifikation höherer Programmierungssprache mit Beispiel.....	20
Abbildung 3. 1:Wissenspyramide.....	26
Abbildung 3. 2: Die Formen des Wissens .....	27
Abbildung 3. 3: Regeln für einen Geldautomaten.....	30
Abbildung 3. 4: das Verhalten des Geldautomaten .....	31
Abbildung 3. 5 : Allgemeine Architektur .....	31
Abbildung 3. 6: Schematischer Aufbau eines WBSs.....	32
Abbildung 3. 7: Wissensbasierte Systeme.....	33
Abbildung 3. 8: Zugehörigkeitsfunktionen .....	34
Abbildung 3. 9: einer Regel mit einer Prämisse .....	36
Abbildung 3. 10: einer Regel mit zwei Prämissen .....	36
Abbildung 3. 11: Einer Regel mit Multi-Prämissen.....	37
Abbildung 3. 12: Fuzzy-Inferenz-System .....	38
Abbildung 3. 13: Sugeno Fuzzy Modell .....	39
Abbildung 3. 14: ANFIS Struktur .....	40
Abbildung 3. 15: Tipper System .....	41
Abbildung 3. 16: Zugehörigkeitsfunktion von Service.....	41
Abbildung 3. 17: Regeln.....	42
Abbildung 3. 18: Grafische Darstellung der Regeln.....	42
Abbildung 4. 1: Verhalten des Menschen bei Produktionsfehlern .....	43
Abbildung 4. 2: Struktur der Wissensbasierten Systeme in der Fertigung .....	44
Abbildung 4. 3: Bewertungsablauf .....	45
Abbildung 4. 4: Inverse regelbasierte System .....	46
Abbildung 5. 1: Ablauf des Prozesses.....	47
Abbildung 5. 2: die Positionen der Salamischeiben.....	48
Abbildung 5. 3: Struktur des systems.....	49
Abbildung 5. 4: Vergleich mit WBS.....	50
Abbildung 5. 5:Darstellung der Objekte .....	51
Abbildung 5. 6: A) Bildkoordinaten-System, B) Darstellung des Pizzaobjekts .....	52
Abbildung 5. 7: Struktur des Programms.....	53
Abbildung 5. 8: A) Farbbild vom Video. B): unbearbeitete Frame C): Binäres Bild .....	54
Abbildung 5. 9 : A) Binäres Bild. B) : Binäres Bild nach dem Filtern .....	55
Abbildung 5. 10: Trennung der Pizzen A) Farbbild B) binäres Bild .....	56
Abbildung 5. 11: Bandboden mit einer Pizza in binärem Bild .....	56
Abbildung 5. 12: A) Bestimmen des Pizzabodens mit Käse. B) alle Randpunkte mit Zentrum.....	57
Abbildung 5. 13: A):Bestimmen des Pizzabodens mit dem Kreis B) Referenzkreise .....	58

Abbildung 5. 14: Farbliches Trennen A) Das Originalbild, B) Der Käseboden, C) Das Salamischeibengebiet , D) Der Bandboden, E) gefilterte Salamischeiben, F) binäre Salamischeiben	59
Abbildung 5. 15: A) der Salamikreis, B) Bestimmen jeder Salamischeibe .....	60
Abbildung 5. 16 : Salamischeibentrennung.....	60
Abbildung 5. 17: Trennung der Salami, A) Farbbild , B) binäre .....	61
Abbildung 5. 18: neues Ziel.....	62
Abbildung 5. 19: A) Berechnung der Referenzkreise B) Referenz-Salamikreis, C) Positionen der Salamischeiben auf den Pizzaboden, D) Referenz-Salamikreis innerhalb der Salamiblume.....	62
Abbildung 5. 20: Beispiele aus dem Subkatalog für die Kunden und Experten.....	65
Abbildung 5. 21: A) Referenz-Salamikreise mit Nummern auf Pizzaboden, B) Referenz-Salamikreise mit Nummern auf Salamiblume, C) Salamischeiben mit Nummern in Salamiblume .....	67
Abbildung 5. 22:: Regelhaftes Wissen von Interpret .....	69
Abbildung 5. 23: Maschinelles Lernen und Expertensystem.....	70
Abbildung 5. 24: Pizza mit fehlender Salamischeibe .....	71
Abbildung 5. 25: Pizza mit überlappenden Salamischeiben.....	73
Abbildung 5. 26:: das erweiterte regelhafte Wissen .....	76
Abbildung 5. 27: Funktion der Zuordnung in der kleinen Abstands-Tabelle .....	77
Abbildung 5. 28: Ausgabe des System .....	78
Abbildung 5. 29: Differenz zwischen Mittelwert der Kunde und ANFIS.....	81
Abbildung 5. 30: Ergebnisse von Kunde 1 und ANFIS .....	82
Abbildung 5. 31: Ergebnisse von Kunde 2 und ANFIS .....	83
Abbildung 5. 32: Ergebnisse von Kunde 3 und ANFIS .....	83
Abbildung 5. 33: Vergleich der Ergebnisse mit 5 Klassen.....	85
Abbildung 5. 34: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 1.....	85
Abbildung 5. 35: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 2.....	86
Abbildung 5. 36: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 3.....	86
Abbildung 5. 37: Vergleich der Ergebnisse.....	88
Abbildung 5. 38: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 1.....	88
Abbildung 5. 39: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 2.....	89
Abbildung 5. 40: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 3.....	89
Abbildung 5. 41: Das Foto am Ende der Bearbeitung .....	90
Abbildung 6. 1: Unterschiedliche Ausführungen pneumatischer Muskeln .....	93
Abbildung 6. 2:McKibben-Aktuator.....	94
Abbildung 6. 3: Statische Kennlinien des Fluidic Muskel .....	94
Abbildung 6. 4: A) AirArm, B) Gegenspielerprinzip zweier Muskeln.....	95
Abbildung 6. 5: Bewegung des Arms.....	95
Abbildung 6. 6: Neue Bewegung des Arms .....	96
Abbildung 6. 7: inverses System, um den Solldruck in einer Regelung vorzugeben.....	96
Abbildung 6. 8: Modell für die Muskelkraft .....	96
Abbildung 6. 9: Modell für die Muskellänge .....	97
Abbildung 6. 10: einfaches Beispiel.....	97
Abbildung 6. 11: Die Trainingsdaten .....	98
Abbildung 6. 12: Prüfstand P.E.X.T.E.R.....	99
Abbildung 6. 13: Der pneumatische Muskel im Prüfstand P.E.X.T.E.R. ....	99

Abbildung 6. 14: Der Muskel, welcher ständig mit ausreichender Gegenkraft gespannt .....	100
Abbildung 6. 15: Messung mit driftenden Messwerten .....	100
Abbildung 6. 16: Dehnungsphase der Trainingsdaten .....	101
Abbildung 6. 17: Kontraktionsphase der Trainingsdaten.....	101
Abbildung 6. 18: Expertensystem für die Kraft (ESF) .....	103
Abbildung 6. 19: Lernvorgang und entworfenes ESF .....	103
Abbildung 6. 20: $ESL_{Kon}$ und $ESL_{Deh}$ .....	104
Abbildung 6. 21: $ESF_{Kon}$ und $ESF_{Deh}$ .....	104
Abbildung 6. 22: $ESP_{Kon}$ und $ESP_{Deh}$ .....	104
Abbildung 6. 23: Die Regelfläche von System $ESF_{Deh}$ .....	105
Abbildung 6. 24: Die Regeln des Systems $ESF_{Deh}$ .....	106
Abbildung 6. 25: Die Regelfläche von System $ESL_{Deh}$ .....	106
Abbildung 6. 26: Die Regeln des Systems $ESL_{Deh}$ .....	107
Abbildung 6. 27: Vergleich in der Kontraktionsphase.....	107
Abbildung 6. 28: Vergleich in der Dehnungsphase .....	108
Abbildung 6. 29: Vergleich in der Dehnungsphase in 5 und 6 Bar .....	109
Abbildung 6. 30: Vergleich in der Kontraktionsphase in 5 und 6 Bar.....	109
Abbildung 6. 31: die Hysterese in der Kennlinie der pneumatischen Muskeln .....	110
Abbildung 7. 1: die vorgeschlagenen kompletten regelbasierte ergänzende Systeme.....	113

# Tabellenverzeichnis

Tabelle 3. 1: Parameter .....	29
Tabelle 3. 2: Operatoren .....	34
Tabelle 3. 3: Fuzzy Operatoren.....	35
Tabelle 5. 1: Farbräume.....	58
Tabelle 5. 2: Trainingsdatei .....	64
Tabelle 5. 3: Die Ergebnisse eines Kunden.....	66
Tabelle 5. 4: Die Abstände-Tabelle .....	67
Tabelle 5. 5: Zugeordnete-Tabelle.....	68
Tabelle 5. 6: Zuordnungstabelle mit fehlender Salamischeibe.....	71
Tabelle 5. 7: Die Abstände Tabelle mit fehlender Salamischeibe .....	72
Tabelle 5. 8: Zuordnungstabelle mit fehlender Salamischeibe.....	72
Tabelle 5. 9: Zuordnungstabelle mit fehlender Salamischeibe.....	73
Tabelle 5. 10: Die Abstände-Tabelle mit überlappenden Salamischeiben .....	73
Tabelle 5. 11:Zuordnungstabelle mit überlappenden Salamischeiben .....	74
Tabelle 5. 12: Die Filterung der Abstands-Tabelle .....	75
Tabelle 5. 13: Die kleine Abstands-Tabelle .....	75
Tabelle 5. 14: Neue Zuordnungstabelle mit fehlender Salamischeibe und überlappenden Salamischeiben.....	76
Tabelle 5. 15: Eigenschaften des Video .....	78
Tabelle 5. 16: die Ergebnisse des Systems und drei Kunde für Video ( Bewertungswerte : von 1 sehr gut bis 5 sehr schlecht ), M: Mittelwert, $\sigma$ : Standardabweichung .....	81
Tabelle 5. 17: Konfusionsmatrix.....	84
Tabelle 5. 18: Konfusionsmatrix mit zwei Klassen .....	87
Tabelle 5. 19: Korrekturplan.....	90
Tabelle 6. 1:Trainingsdaten für ESL.....	102
Tabelle 6. 2:Trainingsdaten für ESF.....	102
Tabelle 6. 3:Trainingsdaten für ESP.....	102
Tabelle 6. 4: Die Trainingsfehler der Expertensysteme .....	104

# Abkürzungsverzeichnis

Symbol	Einheit	Bedeutung
P	Bar	Der Druck
ES		Expertensystem
ESP		Expertensystem, das den Druck des Festo-Muskels als Ausgang ausgibt
ESF		Expertensystem, das die Kraft des Festo-Muskels als Ausgang ausgibt
ESF <sub>Deh</sub>		Expertensystem ESK für Dehnungsphase
ESF <sub>Kon</sub>		Expertensystem ESK für Kontraktionsphase
ESL		Expertensystem, das die Länge des Festo-Muskels als Ausgang ausgibt
ESL <sub>Deh</sub>		Expertensystem ESL für Dehnungsphase
ESL <sub>Kon</sub>		Expertensystem ESL für Kontraktionsphase
F	Newton	Die Kraft
KI		Künstliche Intelligent
L	Meter	Die Länge
ML		Maschinelles Lernen
PH		Physikalisches Modell
WBS		Wissensbasierte Systeme

# 1. Einführung

## 1.1. Motivation

Die Komplexität von technischen Systemen und Anlagen nimmt stetig zu. Damit steigen auch die Anforderungen an die Steuerung dieser Systeme, zumal auch Qualitäts-, Sicherheits- und Energieeffizienzanforderungen weiter steigen. Dies ist in allen Lebensbereichen zu beobachten, wie z. B. in der Medizin, Industrie und Wirtschaft. Bei manueller Steuerung wäre eine erhöhte Qualifikation des Bedieners erforderlich. Soll das System automatisiert werden, muss es um ‚intelligente‘ Fähigkeiten erweitert werden, wie beispielsweise Lernfähigkeit oder Adaptivität. Auf Basis von Messgrößen aus dem System muss die Steuerung in der Lage sein, Schlüsse zu ziehen und ihr Verhalten anzupassen. Hierzu sollen Wissensbasierte Systeme und Konzepte des Maschinellen Lernens (Anwendungen der künstlichen Intelligenz) eingesetzt werden.

## 1.2. Zielsetzung

Ziel dieser Arbeit ist es, eine effiziente Struktur für Wissensbasierte Systeme in Fertigungsprozessen zu entwickeln. Die heutigen technischen Systeme müssen sich an den Fähigkeiten des Menschen messen lassen.

Ein wichtiger Aspekt soll die Integration bestehender Bildbearbeitungstool zur Bestimmung von Objekten sein. Die konventionellen Sensoren werden durch die Kamera ergänzt, weil mehr Informationen von der Kamera gewonnen werden können.

Das Wissen über die Objekte soll in Regeln dargestellt werden. Hierbei spielen Verfahren der expliziten Wissensrepräsentation, die dann zu sogenannten „Regelbasierten Systemen“ (Rajendra & Priti, 2010) führen, eine besondere Rolle.

Alle Objekte in den Bilddaten werden durch Bildverarbeitung gruppiert, wobei die Aufgabe darin besteht, die beste Gruppierung in Bezug auf die Wissensrepräsentation (Regeln) zu finden.

Dazu wird in dieser Arbeit gezeigt, wie die Qualität von Objekten bewertet werden kann. Hierzu wird die Eigenschaften der Objekte mit einer Referenz-Qualität verglichen. Aus dem Vergleich lässt sich ein Korrekturplan erstellen. Im ersten Beispiel wird die Abstandstabelle verwendet, um die Qualität zu beurteilen. Diese Abstandstabelle wird aus der Abstandsmatrix (Tan, Steinbach, & Kumar, 2006) hergeleitet.

Nach der Erstellung des Korrekturplans wird ein Steuerprozess benötigt, um den Plan umzusetzen. Die Ausgaben des Steuerprozesses werden durch Regelbasierte Systeme vorhergesagt. Dazu werden die Messdaten des Steuerprozesses erfasst. Diese Daten werden als Trainingsdaten für das Maschinelle Lernen verwendet, um ein Regelbasiertes System zu erstellen. Der Lernvorgang wird hier offline implementiert. Es wird insbesondere der Anfis-Algorithmus verwendet, um das Wissen in Regeln darzustellen. Das Regelbasierte System arbeitet als inverse Funktion zur Bestimmung der Stellgrößen innerhalb des Prozesses.

In anderen Worten sollen sich Wissensbasierten Systeme wie Menschen bei der Bewertung der Qualität, beim Erlernen eines Korrekturplans sowie bei dessen Implementierung verhalten.

Die Lernfähigkeit dieser wissensbasierten Systeme besteht darin, die Regeln ständig modifizieren zu können. Die Modifikation der Regeln wird durch Aktualisierung, Entfernung oder Hinzufügung einer Regel erreicht.

Im ersten Beispiel werden die Ergebnisse des Regelbasierten Systems mit denen von Menschen verglichen. In zweitem Beispiel werden die Ergebnisse des Regelbasierten Systems mit einem physikalischen Modell verglichen.

### **1.3. Übersicht über die Arbeit**

Im Anschluss an diese Einführung besteht die Dissertation aus zwei Hauptteilen. Die theoretischen Grundlagen werden im ersten Teil dargelegt, welcher drei Kapitel umfasst. Ein Überblick über Methoden der Künstlichen Intelligenz wird im folgenden zweiten Kapitel gezeigt. Es folgt eine Einordnung in das Themenfeld der wissensbasierten Systeme. Die für diese Arbeit notwendigen Grundlagen der wissensbasierten Systeme stellen das dritte Kapitel dar. Das vierte Kapitel stellt vor, wie wissensbasierte Systeme in der Fertigung eingesetzt werden.

Der zweite Teil, welcher zwei Kapitel enthält, zeigt die Anwendung der wissensbasierten Systeme in den folgenden Projekten:

- Die Beurteilung der Qualität der Verteilung von Salamischeiben auf Pizzaböden (Kapitel 5).
- Die Identifikation der Parameter eines pneumatischen Muskels, der als Aktor in der Robotik eingesetzt werden kann (Kapitel 6).

Im siebten Kapitel folgt eine Zusammenfassung der ganzen Arbeit und es wird ein Ausblick auf weitere mögliche Implementierungen gegeben

## 2. Künstliche Intelligenz (KI)

### 2.1. Einführung

Die meisten Leute wissen, dass künstliche Intelligenz (KI) als die Fähigkeit einer Maschine verstanden werden kann, menschliches Verhalten zu imitieren. Eine solche Maschine sollte also über bestimmte Fähigkeiten verfügen. Sie verhält sich wie ein menschliches Wesen z. B. als Problemlöser von unstrukturierten und komplexen Problemen, Sprachverständnis und Lernen (Owaied, Malek Abu-Ara, & Fahra, 2010).

Dieses Gebiet wurzelt in verschiedenen Bereichen, welche zur KI beigetragen haben, wie Philosophie, Mathematik, Wirtschaftswissenschaft, Neurowissenschaft, Psychologie, Technische Informatik, Regelungstheorie und Linguistik. (Russell & Kirchner, 2012) (Konar, 1999)

In der Abbildung 2. 1 ist die Disziplin und Anwendungen von Künstlicher Intelligenz dargestellt (Konar, 1999).

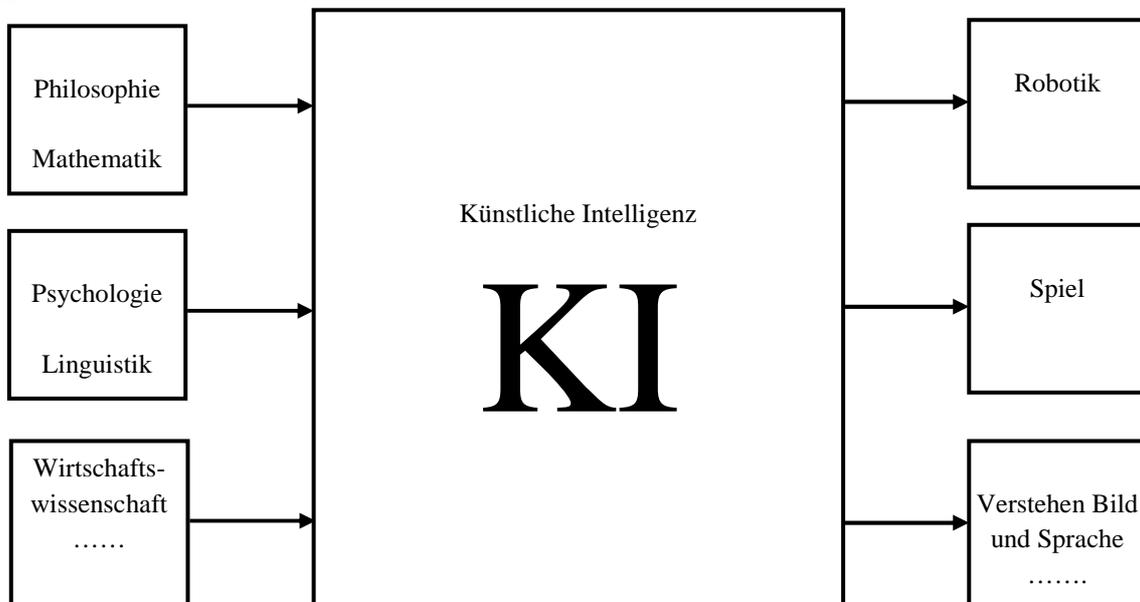


Abbildung 2. 1: Die Disziplin der KI und Anwendungen

### 2.2. Definition

Es gibt jedoch keine eindeutige und präzise Definition von menschlicher Intelligenz (Haun, 2000). Aus diesem Grund konnte bisher auch noch keine genaue Definition von Künstlicher Intelligenz festgelegt werden. Das Gebiet der Künstlichen Intelligenz versucht grundsätzlich alle Fähigkeiten von Menschen durch eine Maschine zu rekonstruieren. Dadurch soll die Maschine die übertragenen Aufgaben schneller, sicherer und genauer erledigen.

Im Nachfolgenden wird eine Definition, die die Idee in dieser Arbeit unterstützt, aufgezeigt:

Von Elaine Rich wird der Begriff der KI wie folgt definiert:

„Artificial Intelligence is the study of how to make computers do things at which, at the moment, people are better”

## 2.3. Anwendungen von KI

Man kann den Anwendungsbereich von KI nicht genau eingrenzen, da sich der Bereich der KI insbesondere durch seine Interdisziplinarität auszeichnet. Die Anwendungen von KI sind (Haun, 2000) (Knauf, 1993) (Lunze, 2012):

- Bildverarbeitung und Bilderkennung
- Spracherkennung und Verstehen natürlicher Sprache
- Maschinelles Lernen
- Problemlösen und maschinelles Beweisen
- Robotik
- Wissensbasierte Systeme (Experten Systeme)

Wissensbasierte Systeme (WBS) werden im dritten Kapitel genauer beleuchtet. Es werden nur Anwendungen, die in dieser Arbeit verwendet werden, erklärt.

### • Bildverarbeitung und Bilderkennung

Das Ziel dieser Anwendung ist, das menschliche Sehvermögen mithilfe einer Maschine, einem Computer oder einer Robotik nachzuahmen (Haun, 2000) (Graham & Barrett, 1997). Dabei nutzt man die Informationen eines Fotos oder Videos, um eine bestimmte Aufgabe zu erfüllen. Dieser Prozess besteht aus folgenden Schritten:

- Bild-Akquise
- Bild-Verarbeitung
- Segmentierung
- Darstellung
- Bezeichnung
- Anerkennung
- Interpretation

In der Pizzaanwendung werden einige Bildverarbeitungsschritte verwendet, um die Bewertung der Qualität der Verteilung der Salamischeiben vorzubereiten.

### • Maschinelles Lernen (ML)

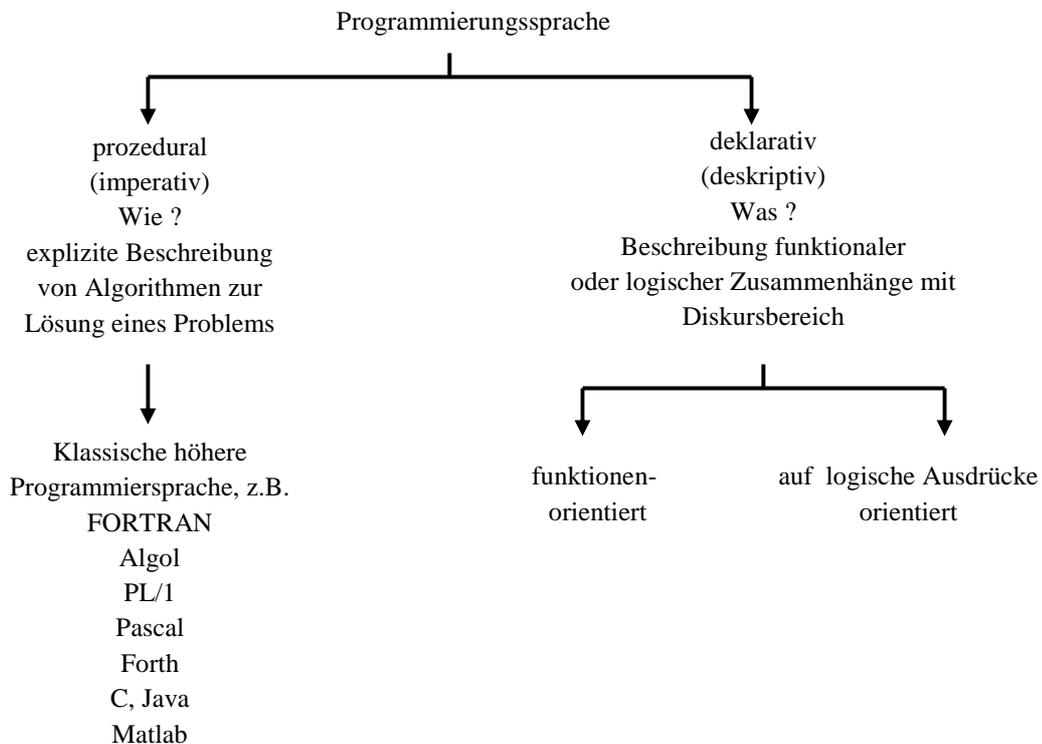
Als wichtigste Eigenschaft sollte die Maschine Lernfähigkeit besitzen, um die intelligenten Aufgaben zu erfüllen (Herrmann, 1997). Wenn man lernt, hat man Erfahrung in einem bestimmten Gebiet. Man kann später diese Erfahrung in gleichen oder ähnlichen Gebieten nutzen. Man kann sagen, dass man ein Experte in diesem Gebiet ist. Es ist möglich, Erfahrungen zu sammeln und auf ihrer Basis sinnvoll zu entscheiden. Dies wird auch von intelligenten Maschinen gefordert. Hier liegt wieder das Problem vor, dass es, so wie für Intelligenz, keine exakte Definition für das Lernen gibt. Das wird im dritten Kapitel gezeigt.

- **Wissensbasierte Systeme (Expertensysteme)**

Diese Systeme können aus einer Wissensbasis schlussfolgern oder überprüfen, ob eine Aussage aus einer vorhandenen Wissensbasis abgeleitet werden kann (Zöller-Greer, 2007). Sie sind abhängig von Algorithmen in der Lage, die Eingaben eines Systems zu einer richtigen Antwort, die aus der Wissensbasis beziehen (Campos, Neves, & Neto, 2007). Durch Regeln können Antworten geschlussfolgert werden. Es wird im zweiten Kapitel über wissensbasierte Systeme ausführlich erklärt.

## 2.4. Programmierungssprache für KI

Generelle relationale Sprachen oder funktionale Sprachen sind für symbolisches Rechnen in KI vorzuziehen (Ertel, 2009). Wenn das Programm arithmetische Berechnungen (z.B. für Zwecke des Unsicherheitsmanagements) erfordert, können auch prozedurale Sprachen verwendet werden. Die Abbildung 2. 2 zeigt die Arten von Programmierungssprachen nach (Knauf, 1993):



**Abbildung 2. 2:** Klassifikation höherer Programmierungssprache mit Beispiel

In dieser Arbeit wird die Programmiersprache Matlab als prozedurale Programmiersprache verwendet, weil beide PROLOG und LISP alte Programmierungssprache sind ein gutes Verständnis der Grundlagen der KI-Programmierung bieten (Rajendra & Priti, 2010).

## 2.5. Geschichte der KI

### 2.5.1. Geburtsstunde: Dartmouth-Konferenz 1956 (Lunze, 2012)

Die Künstliche Intelligenz bildete sich in den 1950er Jahren als eigenständiges Fachgebiet heraus. Als Geburtsstunde gilt die Dartmouth-Sommerschule 1956. Sie war die erste

Konferenz, die Arbeiten zur Künstlichen Intelligenz gewidmet war und auf der auch die Bezeichnung für dieses Fachgebiet eingeführt wurde. Etwa zur gleichen Zeit gründeten MARVIN MINSKY, JOHN MCCARTHY, HERBERT SIMON (1916-2001) und ALLEN NEWELL (1927-1992) Forschungsgruppen am Massachusetts Institute of Technology, an der Stanford University und der Carnegie Mellon University. Diese Gruppen bestimmten lange Zeit die Entwicklung der Künstlichen Intelligenz und gehören noch heute zu den maßgebenden Gruppen auf diesem Gebiet.

Bemerkenswert ist, dass der Beginn der KI lange vor der Zeit lag, in der leistungsfähige Rechner allgegenwärtig wurden und in der man sich auf Grund der stürmischen Entwicklung der Rechentechnik ganz natürlich die Frage stellt, wo die Leistungsgrenze für Computer liegen kann. 1956 gab es einige Röhrenrechner von der Größe eines Seminarraums, die nur mit erheblichem Programmieraufwand zu einfachen Zahlenoperationen zu bewegen waren. Es bedurfte also großer wissenschaftlicher Weitsicht und Visionen, in dieser Zeit eine künstliche Intelligenz als Forschungsziel zu proklamieren.

Die weitere Entwicklung des Fachgebiets künstliche Intelligenz kann in drei Abschnitte eingeteilt werden, die im Folgenden kurz charakterisiert werden.

### **2.5.2. Die klassische Epoche: Spiele und logisches Schließen (Lunze, 2012)**

In den Anfangsjahren verfolgte die künstliche Intelligenz das Ziel, universelle Prinzipien herauszufinden, die intelligentem Verhalten zu Grunde liegen. Diese Prinzipien, so hoffte man, würden der Schlüssel für die Nachbildung einer Vielzahl von Intelligenzleistungen sein. Beim Studium von Schach- und Damespiel wurde offensichtlich, dass die zu lösenden Probleme durch einen Anfangszustand(Ausgangssituation), durch Operationen (mögliche Züge) und durch Bedingungen für das Erreichen des Endzustandes („Schach matt“) charakterisiert werden können. Durch diese drei Komponenten ist der Problemraum beschrieben, in dem die Lösung gefunden werden muss.

Menschliches Vorgehen ist durch die Suche nach einem Lösungsweg in diesem Problemraum gekennzeichnet und kann als Suche in Grafen formal dargestellt wird. Zu den grundlegenden Strategien gehören das Generieren und Testen möglicher Lösungen, die Suche von Ausgangszustand in Richtung zum Zielzustand (Vorwärtsverkettung), oder rückwärts vom angestrebten Zielzustand zum Ausgangszustand (Rückwärtsverkettung).

Ähnliche Probleme traten beim Aufbau von automatischen Deduktionssystemen auf. Auch hier ist die Suche nach einer Ableitung der Behauptung aus gegebenen Axiomen eine grundlegende Vorgehensweise. 1956 schufen ALLEN NEWELL und HERBERT SIMON mit dem Logik Theorist das erste Deduktionssystem auf aussagenlogischer Grundlage.

Um die Dimension des Suchraumes zu reduzieren, wurde untersucht, inwieweit die Vielzahl logischer Schlussweisen auf möglichst wenige und einfache Schlussfolgerungsregeln zurückgeführt werden kann. Ein Wichtiger Schritt dafür war die Veröffentlichung des Resolutionsprinzips durch JOHN A. ROBINSON 1965, das auf einer einzigen Inferenzregel beruht und diese in einer für die rechentechnische Anwendung sehr zweckmäßigen Form darstellt. Eine auf diesem Prinzip aufbauende Beweismethode im Prädikatenkalkül der ersten Stufe bildet heute die Grundlagen der logischen Programmierung, deren wichtigste Programmiersprache PROLOG 1972 von ALAIN M:A: COLMERAUER entwickelt wurde.

Die in dieser Zeit erarbeiteten Strategien sind tatsächlich grundlegend für die Erzeugung intelligenten Verhaltens. Probleme zu lösen bedeutet, im Raum der möglichen Problemzustände nach einem Lösungsweg zu suchen. Es stellte sich jedoch bald heraus, dass maschinelle Intelligenz nicht auf universellen Suchalgorithmen begründet werden kann. Schon bei mittlerem Schwierigkeitsgrad lässt sich eine gegebene Aufgabe auf Grund der kombinatorischen Vielfalt möglicher Problemzustände nur dann lösen, wenn die Suche durch heuristische Verfahren gelenkt wird. Dabei sollen auf Grund von Vermutungen oder Erfahrungen mit der betrachteten Aufgabe erfolgversprechende Suchrichtungen herausgegriffen werden. Neben der Suche ist deshalb die Darstellung und Ausnutzung problemspezifischen Wissens ein Schlüsselproblem der Künstlichen Intelligenz.

Auch für die Implementierung von KI-Programmen wurden in dieser Zeit wichtige Grundlagen gelegt. JOHN MCCARTHY entwickelte 1958 die Programmiersprache LISP, die heute eine wichtige Sprache für die symbolische Informationsverarbeitung ist. Als ein entscheidender Schritt erwies sich die Einführung der Listen als grundlegende Datenstruktur für symbolische Operationen.

### **2.5.3. Erste Erfolge: Verstehen natürlicher Sprache (Lunze, 2012)**

Mitte der 1960er bis Mitte der 1970er Jahre erreichte die Künstliche Intelligenz durch Arbeiten auf den Gebieten der Sprachverarbeitung und des Computersehens Ergebnisse, deren Weiterentwicklung sich heute z.B. in natürlichsprachigen Schnittstellen oder intelligenten Robotersystemen niederschlagen. SHRDLU hieß ein bekanntes Programm dieser Zeit. TERRY WINOGRAD entwickelte es, um in natürlicher Sprache gegebene Anweisungen in Manipulationen mit Bausteinen einer „Klötzchenwelt“ umzusetzen. Die „Klötzchenwelt“ (blocks world) ist ein in der Künstlichen Intelligenz vielfach diskutiertes Beispiel, bei dem Blöcke (Würfel, Quader, Säulen usw.) nach bestimmten Vorgaben auf einem Tisch nach- bzw. übereinander angeordnet werden. Das Programm SHRDLU erzeugt eine zweckmäßige Darstellung des Wissens über die Bausteine (Quader, Würfel, Zylinder usw.) und deren gegenwärtige Lage zueinander in einer Wissensbasis, analysiert die in englischer Sprache eingegebenen Anweisungen (Parser) und plant die Handlungen mit Hilfe eines automatischen Theorembeweisers.

Frühere Arbeiten von NOAM CHOMSKY hatten gezeigt, dass die syntaktische Zerlegung eines Satzes auf Grund der Grammatik der natürlichen Sprache wichtige Anhaltspunkte für die semantische Analyse liefert. Das Wissen über den Aufbau der natürlichen Sprache wird in semantischen Netzen oder in den 1968 von MARVIN MINSKY eingeführten Frames dargestellt. Die Sprachforschung führte auf Grammatiken, die in Transitionsnetzen veranschaulicht werden. Derartige strukturierte Darstellungsformen des problemspezifischen Wissens sind noch heute ein Hilfsmittel, um die Komplexität von Suchproblemen wirksam zu reduzieren.

Fortschritte wurden in dieser Zeit auch auf dem Gebiet der Objekterkennung erreicht, bei der Objekte bzw. Situationen entsprechend ihrer Merkmale vorgegebenen Klassen zugeordnet werden. Eine derartige Aufgabe ist z.B. für die Qualitätskontrolle typisch, wo Werkstücke als „gut“ oder „fehlerhaft“ bewertet werden müssen. Klassifikation und Mustererkennung bilden

heute eine eigenständige technische Disziplin, die sehr stark durch Methoden der Künstlichen Intelligenz geprägt ist.

#### **2.5.4. Wissensbasierte Systeme und KI-Markt (Lunze, 2012)**

1965 wurde unter der Leitung von EDWARD A. FEIGENBAUM mit Arbeiten zum Projekt DENDRAL begonnen, aus dem später das erste Expertensystem in die Geschichte der Künstlichen Intelligenz hervorgegangen ist. In den 70er Jahren wurden viele ähnliche Projekte bearbeitet, deren Ziel es war, auf ausgewählten Gebieten das Entscheidungsverhalten eines Fachmannes nachzubilden. Dabei entstand um 1980 mit dem Expertensystem R1 zur Konfigurierung von VAX-Rechnern das erste längerfristig eingesetzte Expertensystem.

Kennzeichnend für diese Systeme ist eine neue Form der Wissensrepräsentation und der Wissensverarbeitung, bei der das verwendete Wissen nicht mehr in konventionellen Algorithmen verschlüsselt ist, sondern getrennt vom Verarbeitungsalgorithmus in einer Wissensbasis abgelegt wird. Dieser Schritt trug entscheidend dazu bei, dass die Programmsysteme auch bei relativ umfangreichem Wissen überschaubar blieben.

In den ersten Expertensystemen wurde das Wissen in Form von Regeln notiert und damit eine Idee von EMIL L. POST (1897-1954) aus dem Jahr 1943 aufgegriffen, nach der Zeichenketten mit Hilfe von Ersetzungsregeln ineinander umgeformt werden. Spätere Systeme verwendeten logische Ausdrücke, semantische Netze oder Frames als Grundlage für die Wissensdarstellung.

Eine wichtige methodische Erkenntnis der Expertensystemzeit betraf die Tatsache, dass das Wissen der Fachleute häufig erhebliche Unsicherheiten beinhaltet und man deshalb Verfahren für die Verarbeitung derartigen Wissens braucht. Die für das Expertensystem MYCIN zur Diagnose von Infektionskrankheiten 1976 entwickelte Methode zur Verarbeitung von Unsicherheiten in Laborwerten und Symptomen wird zwar noch heute angewendet. Es handelt sich dabei jedoch um eine heuristische Methode, die vor allem durch die Arbeiten von JUDEA PEARL nach 1990 durch wahrscheinlichkeitstheoretische Methoden abgelöst wurde. Die in dieser Zeit entwickelten Bayesnetze sind heute ein im Ingenieurbereich häufig angewendetes Hilfsmittel zur Darstellung unsicheren Wissens.

In dieser Zeit wurde auch der subsymbolische Ansatz der Künstlichen Intelligenz mit Untersuchungen zu künstlichen neuronalen Netzen weiterentwickelt, der in den 1990er Jahren auch als Soft computing bzw. der Computational intelligence bezeichnet wurde.

Parallel zur Entwicklung der methodischen Grundlagen der künstlichen Intelligenz wurden Programmiersprachen und Programmiertechniken erarbeitet, die auf die symbolische Informationsverarbeitung zugeschnitten sind. Sie ermöglichen ein „experimentierendes“ Programmieren, bei dem man relativ schnell einen Prototyp des gesuchten Programms erhält (rapid prototyping), aus dem, durch Testen und Verändern, nach und nach das endgültige System entsteht. Dieser Entwicklungsstil für Softwaresysteme soll verhindern, dass man erst nach einem aufwändigen Entwicklungsprozess am vollständigen System erkennt, dass grundlegende Anforderungen verletzt sind.

### 2.5.5. Entwicklungstrend: Kognitive Systeme (Lunze, 2012)

Von intelligenten Systemen spricht man heute nicht nur in der Künstlichen Intelligenz, sondern auch in vielen ingenieurtechnischen Gebieten. Dabei zeigt sich, dass erfolgreiche Anwendungen eine Zusammenführung von KI-Methoden mit bewährten Methoden der Ingenieurwissenschaften erfordern, so wie es beispielweise unter dem Stichwort der „kognitiven technischen Systeme“ gegenwärtig getan wird. Diese Systeme sollen aus Erfahrungen im Umgang mit ihrer Umgebung lernen. Die dafür eingesetzten Modelle sind eine Kombination von logischen Modellen mit systemtheoretischen Modellen.

Das in der Künstlichen Intelligenz bis zur Expertensystemära verfolgte Ziel, allgemeingültige und in allen Fachgebieten gleichermaßen anwendbare Prinzipien der Wissensverarbeitung zu entwickeln, hat eher zu einer Isolierung dieses Gebietes als zur Entwicklung anwendungsreifer Methoden geführt. In den letzten Jahren ist ein Trend zu verfolgen, bei dem die KI-Methoden mit klassischen Theorien verknüpft werden, um Fortschritte in Anwendungsgebieten zu erzielen. Dass man bei einer derartigen Zusammenführung nicht mehr eindeutig die KI-Beiträge von denen der Anwendungsdisziplin unterscheiden kann, ist unbedeutend gegenüber den Fortschritten, die dadurch beispielweise auf den Gebieten der Sprachverarbeitung und der Szenenanalyse erreicht wurden. Methoden der Verarbeitung unsicheren Wissens, die im Gebiet der Künstlichen Intelligenz entwickelt wurden, werden dort mit Markovmodellen kombiniert, die in der Mathematik und in der Systemtheorie für die Beschreibung dynamischer Vorgänge entwickelt wurden.

## 2.6. Die aktuelle Situation

Was kann die KI Heute? Es ist schwierig, eine präzise Antwort auf diese Frage zu geben, weil es in so vielen Teilbereichen Aktivitäten gibt. Im Folgenden werden ein paar Beispielanwendungen vorgestellt:

**Roboterfahrzeuge:** Ein führerloses Roboterauto namens STANLEY „raste“ mit 35 km/h durch das raue Gelände der Mojave-Wüste. Es bewältigte als Erstes den 132 Meilen (212 km) langen Kurs und gewann damit die DARPA Grand Challenge 2005. STANLEY ist ein VW-Touareg, ausgerüstet mit Kameras, Radar und Laser-Entfernungsmesser, um die Umgebung abzutasten, sowie Onboard-Software, um Lenkung, Bremsen und Beschleunigung zu steuern (Thrun, 2006). (Russell & Kirchner, 2012)

**Spracherkennung:** Ein Reisender, der bei einer Fluggesellschaft anruft, um einen Flug zu buchen, kann während der gesamten Konversation durch eine automatisierte Spracherkennung und ein Dialogverwaltungssystem geführt werden. (Russell & Kirchner, 2012)

**Autonomes Planen und Zeitplanen:** 100 Millionen Meilen von der Erde entfernt wurde das Remote-Agent-Programm der NASA zum ersten automatisierten Planungsprogramm an Bord, das die Zeitplanung von Operationen für ein Raumschiff kontrollierte (Jonsson et al., 2000). Remote Agent erzeugte Pläne anhand von komplexen Zielen, die von der Erde aus spezifiziert wurden, und es überwachte die Operationen des Raumschiffes während der Ausführung der Pläne – wobei einige Probleme beim Auftreten erkannt, diagnostiziert und behoben werden. Das Nachfolgeprogramm MAPGEN (Al-Chang et al., 2004) plant die täglichen Operationen

für die Mars Exploration Rover der NASA und MEXAR2 (Cesta et al., 2007) und übernahm die Missionsplanung – sowohl die logistische als auch die wissenschaftliche Planung – für die Mars-Express-Mission 2008 der ESA (European Space Agency). (Russell & Kirchner, 2012)

**Spiele:** DEEP Blue von IBM war das erste Computerprogramm, das einen Weltmeister, Garry Kasparov, in einem Schachspiel besiegte – mit einem Stand von 3,5 zu 2,5 in einem öffentlichen Spiel (Goodman und Keene, 1997). Kasparov beschrieb sein Gefühl, dass ihm am Brett eine „neuartige Intelligenz“ gegenüberstehe. Das Newsweek-Magazin beschreibt das Spiel als „den neuesten Stand des Gehirns“. Der Wert der IBM-Aktien stieg um 18 Milliarden Dollar. Schachmeister analysierten die Niederlage von Kasparov und erzielten in den folgenden Jahren öfter ein Remis, doch die jüngsten Mensch-Computer-Partien gewann überzeugend der Computer. (Russell & Kirchner, 2012)

**Spam-Bekämpfung:** jeden Tag klassifizieren Lernalgorithmen über eine Milliarde E-Mails als Spam und ersparen so den Empfängern das zeitaufwändige und mühsame Aussortieren unerwünschter Nachrichten, die bei vielen Benutzern 80% oder 90% des Posteinganges ausmachen könnten, wenn Algorithmen nicht vorher eingreifen würden. Da die Spam-Versender ständig ihre Taktik anpassen, ist es für ein statisch programmiertes Verfahren äußerst schwierig, Schritt zu halten. Lernende Algorithmen funktionieren hier am besten (Sahami et al., 1998; Goodman und Heckerman, 2004). (Russell & Kirchner, 2012)

**Logistische Planung:** Während der Krise am Persischen Golf im Jahr 1991 setzten die US-Streitkräfte DART (Dynamic Analysis and Replanning Tool) ein (Cross und Walker, 1994), um eine automatisierte logistische Planung durchführen und Zeitpläne für Transportaufgaben zu erstellen. Daran beteiligt waren bis zu 50.000 Fahrzeuge, Ladung und Menschen gleichzeitig, und es mussten Ausgangspunkte, Ziele, Routen und Konfliktauflösung zwischen allen Parametern berücksichtigt werden. Die KI-Planungstechnik erlaubte es, innerhalb von Stunden einen Plan zu erstellen, für den man mit den älteren Methoden mehrere Wochen gebraucht hätte. Die DARPA (Defense Advanced Research Project Agency) berichtet, dass sich allein durch diese eine Anwendung die 30-jährigen Investitionen in die KI mehr als ausgezahlt hätten. (Russell & Kirchner, 2012)

**Robotik:** Die Firma iRobot hat über zwei Millionen Roomba-Staubsaugerroboter für den privathaushalt verkauft. Außerdem vertreibt die Firma den robusteren PackBot nach Irak und Afghanistan, wo er eingesetzt wird, um mit gefährlichen Stoffen umzugehen, Sprengstoffe zu beseitigen und Scharfschützen aufzuspüren. (Russell & Kirchner, 2012)

**Maschinelle Übersetzung:** Ein Computerprogramm, das automatisch von Arabisch nach Englisch übersetzt und es einem Englisch Sprechenden ermöglicht, die Schlagzeile “Ardogan Confirms That Turkey Would Not Accept Any Pressure, Urging Them to Recognize Cyprus“ zu übersetzen (Erdogan bestätigt, dass sich die Türkei nicht unter Druck setzen lässt, um Zypern anzuerkennen). Das Programm verwendet ein statistisches Modell, das aus Beispielen von Arabisch-Englisch-Übersetzungen und aus Beispielen von englischem Text mit insgesamt zwei Billionen Wörtern aufgebaut ist (Brants et al., 2007). Keiner der Informatiker im Team spricht Arabisch, doch sie beherrschen statistische Verfahren und maschinelle Lernalgorithmen. (Russell & Kirchner, 2012)

## 3. Wissensbasierte Systeme (WBS)

### 3.1. Einführung

Was ist der Unterschied zwischen Daten, Informationen und Wissen? Die Beziehung zwischen Daten, Informationen und Wissen soll im Folgenden geklärt werden. Weiterhin stellt sich die Frage, welche Arten des Wissens es gibt. (Pfeifer, 2001)

Abbildung 3. 1 zeigt die Wissenspyramide:

**Daten:** Sie beschreiben einzelne objektive Fakten zu bestimmten Ereignissen oder Vorgängen. Möchte man z.B. ein beliebiges Produkt, wie z.B. eine Milch, kaufen, wird dieser Kauf dadurch beschrieben, wann und zu welchem Preis man das Produkt gekauft hat.

Diese Angaben repräsentieren jedoch nicht, warum man gerade dieses Produkt gewählt hat. Es wird hier also darüber hinaus die Beschreibung des verkauften Produkts benötigt, die im Begriff der Information erfasst wird.

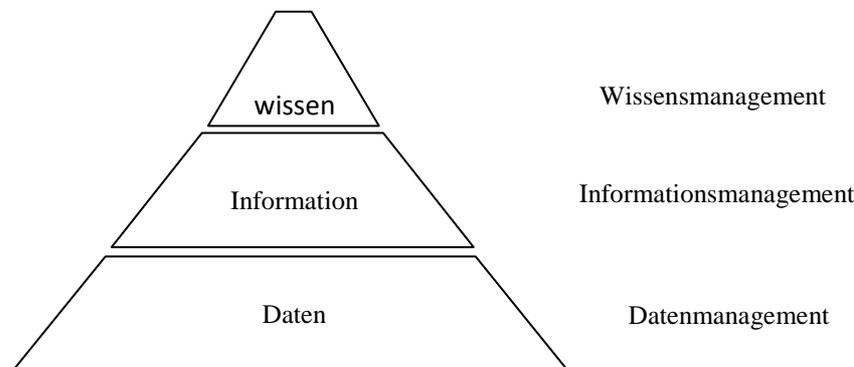


Abbildung 3. 1: Wissenspyramide

**Information:** Wird in der Informationstechnik als Nachricht beschrieben, die gewöhnlich schriftlich dokumentiert wird oder akustisch beziehungsweise visuell kommuniziert wird. Sie besitzt somit einen Sender und einen Empfänger.

Informationen sind nach folgenden Gesichtspunkten analysierbar:

- Nach der Struktur (nach der Anordnung der Elemente, welche eine Information darstellen) und danach, ob die Information überhaupt auswertbar ist.
- Nach dem Bedeutungsinhalt (semantischer Aspekt).
- Nach dem praktischen Wert (pragmatischer Aspekt).

Welche Beziehung besteht nun zwischen Daten und Informationen, bzw. wie schließt man aus Daten auf Informationen? Dafür gibt es unterschiedliche Möglichkeiten: (Pfeifer, 2001)

- **Kontextualisierung:** Zu welchem Zweck wurden die Daten beschafft?
- **Kategorisierung:** Kenntnis über die Analyseeinheiten und die Hauptkomponenten des Datenmaterials.
- **Kalkulation:** Das Datenmaterial ist mathematisch analysierbar und statistisch auswertbar.

- **Korrektur:** Fehler im Datenmaterial sind beseitigt.
- **Komprimierung:** Die Daten sind zusammengefasst.

**Wissen:** Das Wissen stellt die höchste Stufe auf der Wissenspyramide dar. Wissen ist aber nur sehr schwer beschreibbar und es gibt eine Vielzahl von mehr oder weniger guten Definitionen.

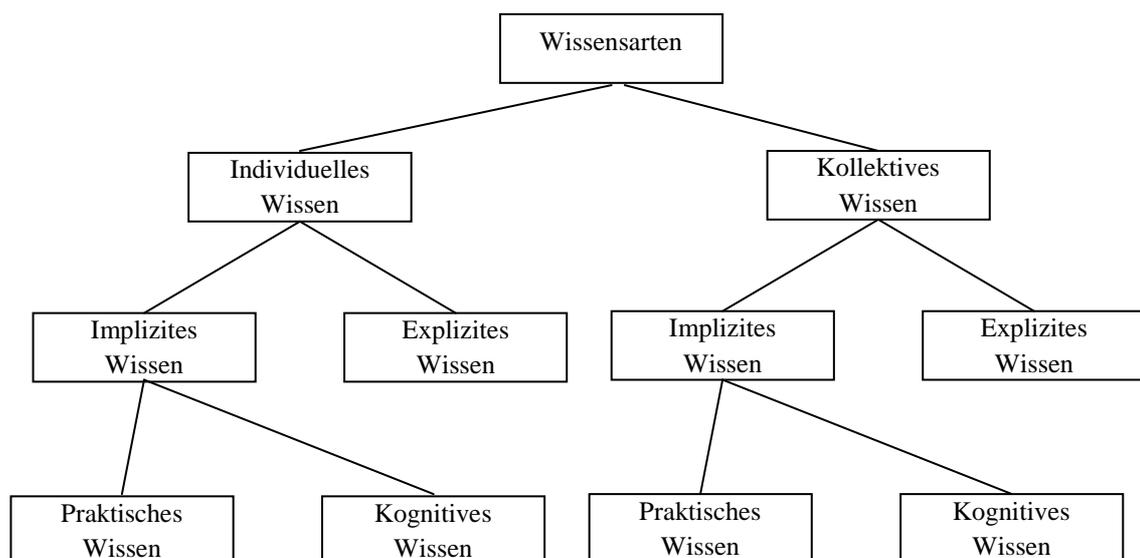
„Wissen ist eine fließende Mischung aus strukturierten Erfahrungen, Wertvorstellungen, Kontextinformationen und Fachkenntnissen, die in ihrer Gesamtheit einen Strukturrahmen zur Beurteilung und Eingliederung neuer Erfahrungen und Informationen bietet. Entstehung und Anwendung von Wissen vollziehen sich in den Köpfen der Wissensträger. In Organisationen ist Wissen häufig nicht nur in Dokumenten oder Speichern enthalten, sondern erfährt auch eine allmähliche Einbettung in organisatorische Routinen, Prozesse, Praktiken und Normen“ (Pfeifer, 2001).

Diese Definition zeigt, dass Wissen nicht einfach zu erfassen ist.

Wissen basiert auf Informationen. Eine Umwandlung muss in Analogie zur Umwandlung von Daten zu Informationen erfolgen. Auch hierzu soll eine Auswahl von Methoden genannt werden:

- **Komparation:** Hierbei wird die Frage beantwortet, wie eine Information über eine aktuelle Situation im Vergleich zu anderen bekannten Situationen einzuordnen ist.
- **Konsequenz:** In welcher Art und Weise wirken sich vorhandene Informationen auf anstehende Entscheidungen und Handlungen aus?
- **Konnex:** Gibt es Beziehungen zwischen einem bestimmten Wissensselement und anderen Wissensselementen, die es zu berücksichtigen gilt?
- **Konversation:** Wie denken andere Personen über eine bestimmte Information?

Wissen kann viele Formen annehmen. (Abbildung 3. 2) (Pfeifer, 2001)



**Abbildung 3. 2:** Die Formen des Wissens

### 3.2. Definition eines WBS

**Wissensbasierte Systeme** haben sich als ein Teilgebiet der KI-Forschung entwickelt. (Boersch, Heinsohn, & Socher, 2007)

WBS sind Softwaresysteme, in denen nicht nur Daten gespeichert werden, sondern in denen Wissen aus einem begrenzten Gebiet durch geeignete Symbole repräsentiert und aufgabenorientiert bearbeitet wird.

Die erste Anwendung eines WBS war das medizinische Diagnosesystem MYCIN, das in den 70er Jahren als ein Konsultationssystem zur Diagnose und Therapie von Infektionskrankheiten durch Antibiotika entstand. (Beierle & Kern-Isberner, 2008)

### 3.3. Regelbasierte Systeme

Wenn Wissensbasierte Systeme nur aus Regeln bestehen, werden sie „Regelbasierte Systeme“ genannt (Rajendra & Priti, 2010). Nur solche Systeme werden in dieser Arbeit angewendet.

Regeln haben die folgende Form:

Wenn (if) A dann (then) B

, mit der Bedeutung

Wenn            A wahr (erfüllt, bewiesen) ist,  
dann            schlieÙe, dass auch B wahr ist.

Der „Wenn“- Teil einer Regel wird Prämisse oder Antezedenz der Regel genannt, während der „Dann“-Teil als Konklusion oder Konsequenz bezeichnet wird. (Beierle & Kern-Isberner, 2008)

Die grundlegende Inferenzregel in einem regelbasierten System ist der modus ponens:

if A then B	(Regel)
A wahr	(Faktum)
<hr/>	
B wahr	(Schlussfolgerung)

Diese Regeln werden auch als Produktionsregeln bezeichnet, weil sie in Produktionssystemen zur Steuerung eingesetzt werden. Die Konsequenz einer Regel wird hier mit einer Aktion verbunden.

Ein Beispiel (Beierle & Kern-Isberner, 2008) für ein Regelbasiertes System ist das Geldabheben am Automaten einer Bank. Man benötigt eine Bankkarte und man muss die richtige persönliche Identifikationsnummer (PIN) eingeben. Hier gibt es zwei mögliche Situationen:

- Die PIN ist nicht korrekt, dann kann man es noch einmal und ein weiteres Mal versuchen. Falls sie noch nicht korrekt ist, sperrt der Automat die Bankkarte und die Karte wird nicht zurückgegeben.
- Die PIN ist korrekt, dann geht es weiter.

War die Eingabe erfolgreich, wird der gewünschte Betrag eingegeben. Dieser Vorgang soll zweimal überprüft werden.

- Der Betrag soll den Maximalbetrag, der an einem Tag abgehoben werden darf, nicht überschreiten.
- Der Kontostand ist ausreichend.

Falls alles in Ordnung ist, soll die Auszahlung erfolgen.

Die Tabelle 3. 1 gibt die relevanten Parameter und ihre möglichen Werte an:

Parameter	mögliche Werte
Karte	{ gültig, ungültig }
PIN	{ richtig, falsch }
Versuche	{ überschritten, nicht überschritten }
Kontostand	{ ausreichend, nicht ausreichen }
Betrag	{ $\leq$ Maximalbetrag, $>$ Maximalbetrag }
Auszahlung	{ soll erfolgen, soll nicht erfolgen }
Kartenrückgabe	{ ja, nein }

**Tabelle 3. 1:** Parameter

Die Wissensdarstellung wird im Beispiel in Regeln repräsentiert. Die Auszahlung soll erfolgen, wenn die Regel GA-1 erfüllt ist. In Abbildung 3. 3 sind noch weitere Regeln, die das Verhalten des Geldautomaten beschreiben, formuliert.

GA-1: <b>if</b>			
	Karte	= gültig	<b>and</b>
	PIN	= richtig	<b>and</b>
	Versuche	= nicht überschritten	<b>and</b>
	Betrag	$\leq$ Maximalbetrag	<b>and</b>
	Kontostand	= ausreichend	
	<b>then</b>		
	Auszahlung	= soll erfolgen	
GA-2: <b>if</b>			
	Karte	= ungültig	
	<b>then</b>		

	Auszahlung	= soll nicht erfolgen
GA-3: <b>if</b>		
	PIN	= falsch
	<b>then</b>	
	Auszahlung	= soll nicht erfolgen
GA-4: <b>if</b>		
	Versuche	= überschritten
	<b>then</b>	
	Auszahlung	= soll nicht erfolgen
GA-5: <b>if</b>		
	Betrag	> Maximalbetrag
	<b>then</b>	
	Auszahlung	= soll nicht erfolgen
GA-6: <b>if</b>		
	Kontostand	= nicht ausreichend
	<b>then</b>	
	Auszahlung	= soll nicht erfolgen
GA-7: <b>if</b>		
	Versuche	= überschritten
	<b>then</b>	
	Kartenzurückgabe	= nein
GA-8: <b>if</b>		
	Versuche	= nicht überschritten
	<b>then</b>	
	Kartenzurückgabe	= ja

**Abbildung 3. 3:** Regeln für einen Geldautomaten

Die Regeln in Abbildung 3. 3 bilden den Kern eines kleinen Wissensbasierten Systems. Man kann diese Regeln auch als Regelhaftes Wissen bezeichnen. Im nachfolgenden Abschnitt werden die Elemente dieses Beispiels verallgemeinert, um daraus eine allgemeine Struktur für Wissensbasierte Systeme abgeleitet.

Das Verhalten des Geldautomaten kann auch in anderer Weise (Abbildung 3. 4) dargestellt werden.

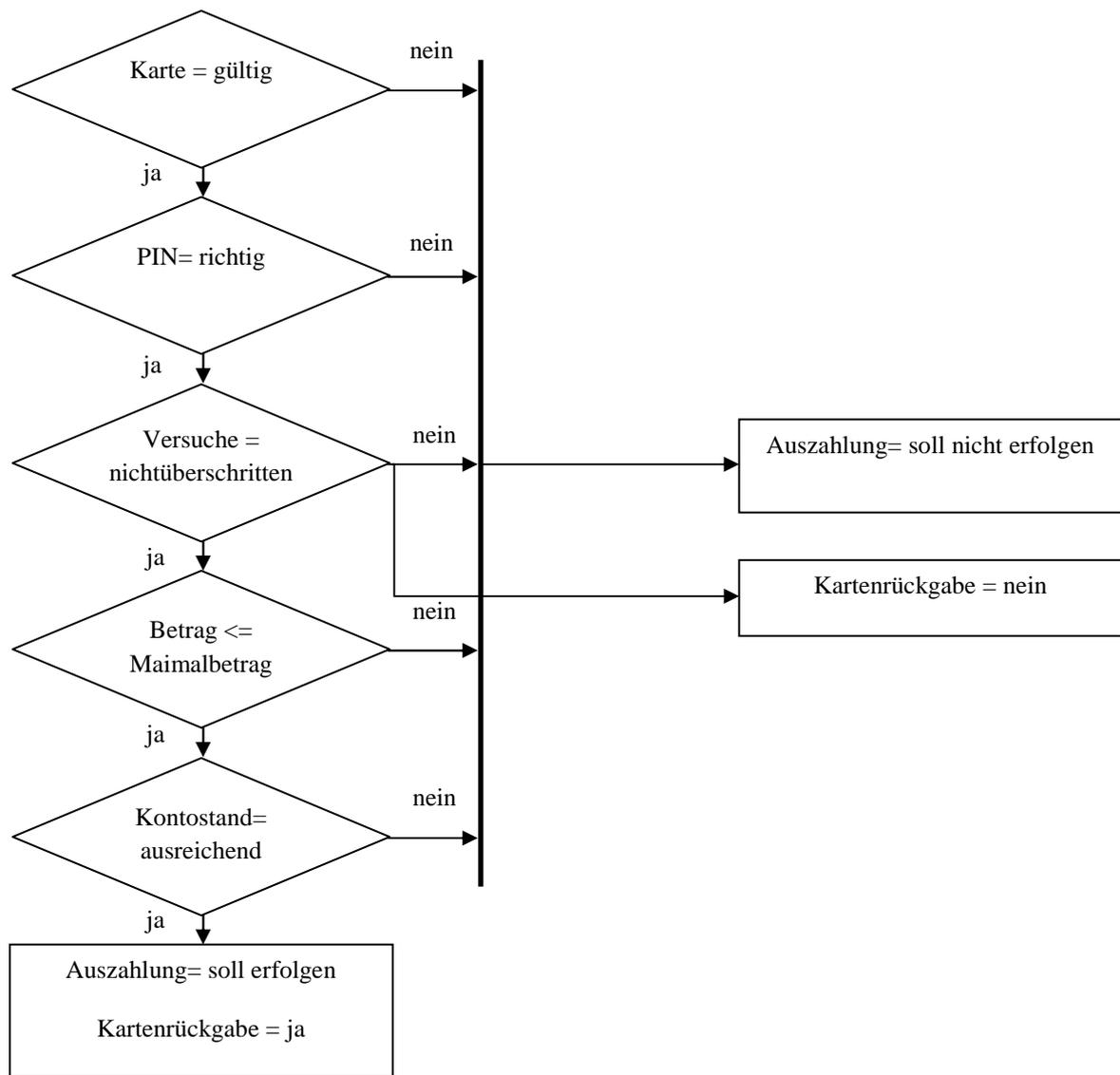


Abbildung 3. 4: das Verhalten des Geldautomaten

### 3.4. Architektur eines wissensbasierten Systems

Die grundsätzliche Architektur eines Wissensbasierten Systems wird in Abbildung 3. 5 gezeigt (Beierle & Kern-Isberner, 2008):

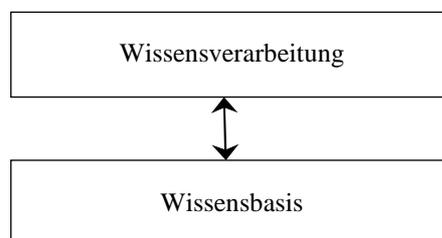


Abbildung 3. 5 : Allgemeine Architektur

Es gibt mehrere Arten, wie das Wissen in der Wissensbasis repräsentiert werden kann. Jede Art und Weise einer Wissensrepräsentation hat eine passende Art der Wissensverarbeitung.

In dem Beispiel des Geldautomaten aus Abbildung 3. 3 wurden if-then-Regeln als Wissensdarstellung gewählt. Für die Wissensverarbeitung benötigt man dann einen entsprechenden Regelinterpretier. Dies illustriert die deutliche Trennung zwischen der Darstellung des Wissens (Regeln für das Verhalten des Geldautomaten) und der Verarbeitung dieses Wissens (Verarbeitung der Regeln).

Die Wissensbasis eines Regelbasierten Systems enthält also zunächst einmal Objekte und deren Beschreibungen. Regeln repräsentieren Zusammenhänge zwischen diesen Objekten oder Mengen dieser Objekte. Objekte und Regeln zusammen bilden das abstrakte Wissen der Wissensbasis.

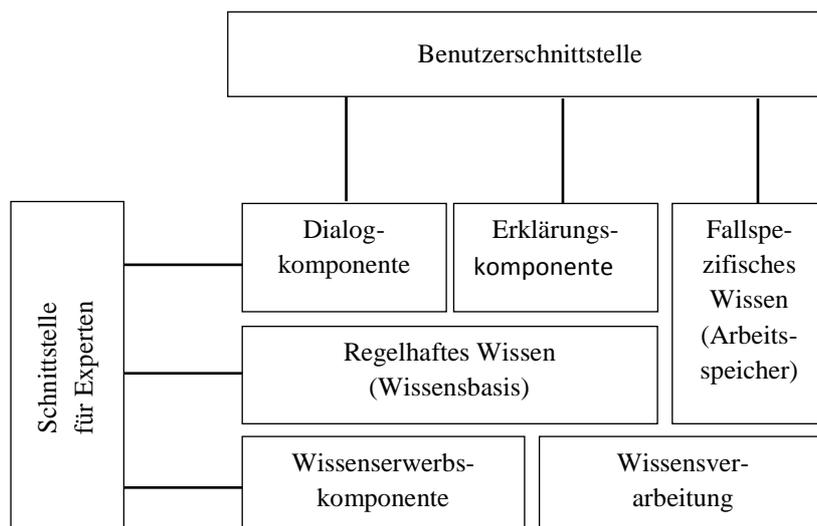
Das abstrakte Wissen besteht im Beispiel des Geldautomaten aus den Objekten und ihren möglichen Werten (Tabelle 3. 1) und aus den aufgeführten Regeln (Abbildung 3. 3).

Die Wissensbasis ist noch weiter in verschiedene Arten von Wissen unterteilbar (Beierle & Kern-Isberner, 2008):

- Fallspezifisches Wissen: Dieses Wissen bezieht sich nur auf den gerade betrachteten Problemfall.
- Regelhaftes Wissen: Dieses Wissen ist der eigentliche Kern der Wissensbasis, der z.B. enthalten kann:
  - ❖ bereichsbezogenes Wissen
  - ❖ allgemeines Wissen.

Weitere Komponenten eines wissensbasierten Systems ergeben sich aus den Anforderungen der Problemlösung in einem Gebiet.

Abbildung 3. 6 zeigt weitere mögliche Komponenten (Beierle & Kern-Isberner, 2008).



**Abbildung 3. 6:** Schematischer Aufbau eines WBSs

- Die Wissenserwerbskomponente
- Die Erklärungskomponente
- Eine Dialogkomponente

### 3.5. Wissensbasierte Systeme (WBS) und Expertensysteme (ES)

Die Unterscheidung der Herkunft des in der Wissensbasis vorhandenen Wissens wird in (Puppe, 1990) als einfaches Kriterium gewertet, um zwischen einem Expertensystem und einem allgemeinen wissensbasierten System zu unterscheiden.

Expertensysteme sind spezielle wissensbasierte Systeme, bei denen das Wissen von menschlichen Experten stammt. Nach diesem Kriterium sind viele der derzeit existierenden wissensbasierten Systeme Expertensysteme. (Beierle & Kern-Isberner, 2008)

In Abschnitt 2.3 wurde erklärt, dass wissensbasierte Systeme eine allgemeine Anwendung von KI sind. Das bedeutet, dass der Begriff „Wissensbasierte Systeme“ sehr eng in Beziehung mit den Bezeichnungen „künstliche Intelligenz“ und „Expertensysteme“ steht. (Haun, 2000)

Die Abbildung 3. 7 illustriert die Abgrenzung zwischen den drei Begriffen (Haun, 2000):

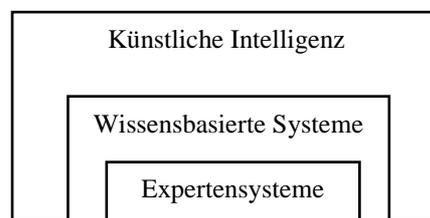


Abbildung 3. 7: Wissensbasierte Systeme

Diese Abgrenzung erfolgt aus der Perspektive des Entwicklers und des Anwenders.

### 3.6. Erzeugung von Regeln für ein Regelbasiertes System

Es gibt viele Möglichkeiten zur Generierung von Regeln. Hier werden zwei angewendet:

#### 3.6.1. Regeln von einem Interpreter

Der Interpreter versucht das Verhalten in einem Prozess durch Regeln zu formulieren, wie z.B. beim Geldautomat Abbildung 3. 3.

#### 3.6.2. Regeln aus Maschinellen Lernen

Es wird sich hier nur auf eine Methode des Maschinellen Lernens (Fuzzy Logik) fokussiert, die das Wissen in den Regeln repräsentiert. Für diese Art von Maschinellen Lernen werden Trainingsdaten benötigt, damit das Wissen aus diesen Trainingsdaten in Regeln dargestellt werden kann. In dieser Arbeit wird sich nicht auf den Lernprozess, sondern auf die Regeln fokussiert.

So wie schon bei dem Begriff der Künstlichen Intelligenz ist es auch im Hinblick auf das Maschinelle lernen schwierig, diesen exakt zu definieren.

#### 3.6.2.1. Definition

Was ist maschinelles Lernen?

„Maschinelles Lernen ist ein Teilbereich der künstlichen Intelligenz (KI) der sich mit Algorithmen befasst, die es Computern erlauben zu lernen (Segaran & Demming, 2008).“

In diesem Abschnitt wird ein Überblick über die Grundlagen der Fuzzy Logik gegeben.

### 3.6.2.2. Fuzzy Logik

#### Fuzzy Menge und Zugehörigkeitsfunktion

Wenn  $X$  eine Sammlung von Objekten allgemein durch  $x$  bezeichnet ist, ist dann eine Fuzzy-Menge  $A$  in  $X$  als eine Menge von geordneten Paaren definiert bezeichnet:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X\}$$

Wobei  $\mu_A(x)$  die Zugehörigkeitsfunktion (MF) für die Fuzzy-Menge  $A$  ist. Sie ordnet jedes Element von  $X$  zur Zugehörigkeitsgrade zwischen 0 und 1. Es gibt verschiedene Zugehörigkeitsfunktionen, wie in Abbildung 3. 8 dargestellt (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997).

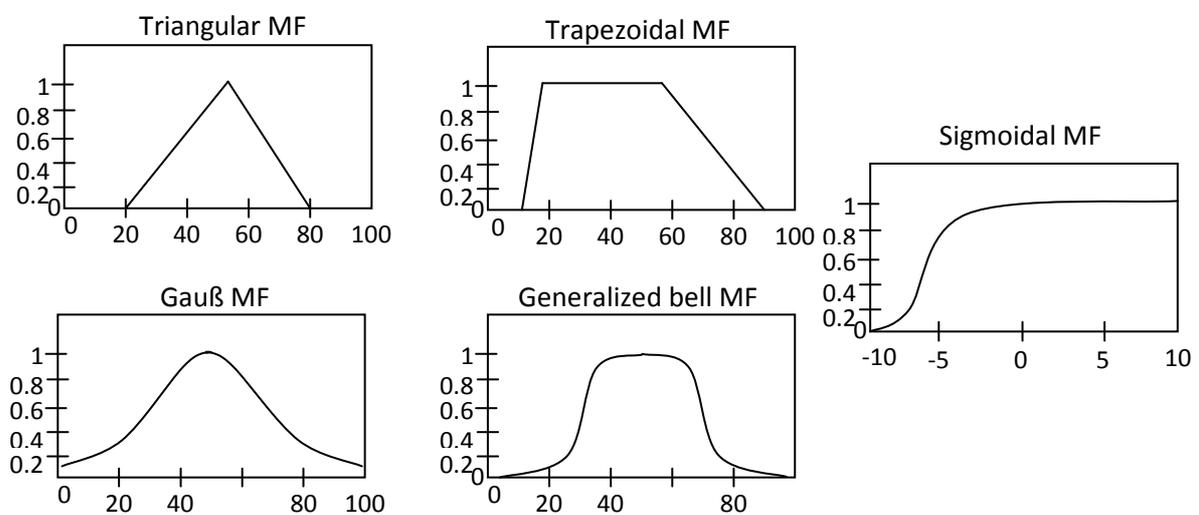


Abbildung 3. 8: Zugehörigkeitsfunktionen

#### Logische Fuzzy-Operatoren

Union, Intersektion und Komplement sind die grundlegenden Operationen auf klassischen Sets, wie in Tabelle 3. 2 dargestellt (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997)

Operation	Symbol
Union	$\cup$
Intersection	$\cap$
Complement	$-$

Tabelle 3. 2: Operatoren

Die Tabelle 3. 3 zeigt die Fuzzy Operatoren (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997).

Fuzzy Komplement	$\mu_A^-(x) = 1 - \mu_A(x).$
Fuzzy Union	$\mu_C(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \cdot \mu_B(x).$
Fuzzy Intersektion	$\mu_C(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) = \mu_A(x) \cdot \mu_B(x).$

**Tabelle 3. 3:** Fuzzy Operatoren

## Fuzzy Regeln und fuzzy Schlussfolgerung

### Fuzzy Wenn-Dann Regel

Eine Fuzzy Wenn-Dann Regel nennt man auch Fuzzy Regel, Fuzzy Implikation oder Fuzzy konditional Statement.

Wenn: x ist A Dann: y ist B

A und B sind linguistische Werte des Fuzzy-Sets. „x ist A“ ist als Prämisse genannt und „y ist b“ als Konsequenz.

### Fuzzy Schlussfolgerung

Die Grundregel des Schließens in der traditionellen Logik ist der modus ponens. Es wird in dem Abschnitt 3.3 erklärt. (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997).

In dem folgenden Beispiel wird die Fuzzy Schlussfolgerung erklärt (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997).

Falls A der Aussage „die Tomate ist rot“ entspricht und B der Aussage „die Tomate ist reif“, dann kann ausgehend vom modus ponens anhand von A bestimmt werden, ob die Tomate reif ist (B). Wir können folgende Regel formulieren.

Prämisse 1 (Fakt)	x ist A
Prämisse 2 (Regel)	wenn: x ist A, dann: y ist B

---

Schlussfolgerung	y ist B
------------------	---------

Wenn die Tomate mehr oder weniger rot ist, dann ist die Tomate mehr oder weniger reif.

Prämisse 1 (Fakt)	x ist A‘
Prämisse 2 (Regel)	wenn: x ist A, dann: y ist B

---

Schlussfolgerung	y ist B‘
------------------	----------

Die Abbildung 3. 9 zeigt die Schlussfolgerung als Graphik (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997)

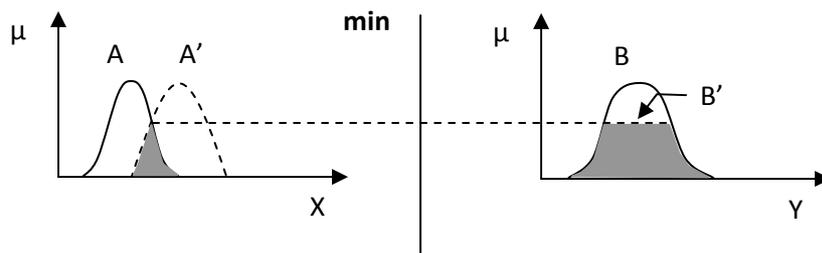


Abbildung 3. 9: einer Regel mit einer Prämisse

Falls es eine Regel mit zwei Prämissen gibt, können wir dies folgendermaßen formulieren

Prämisse 1 (Fakt):	x ist A' und y ist B',
Prämisse 2 (Regel):	wenn: x ist A und: z ist B dann: z ist C,
<hr/>	
Konsequenz	y ist C'.

Die Abbildung 3. 10 zeigt die graphische Schlussfolgerung (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997)

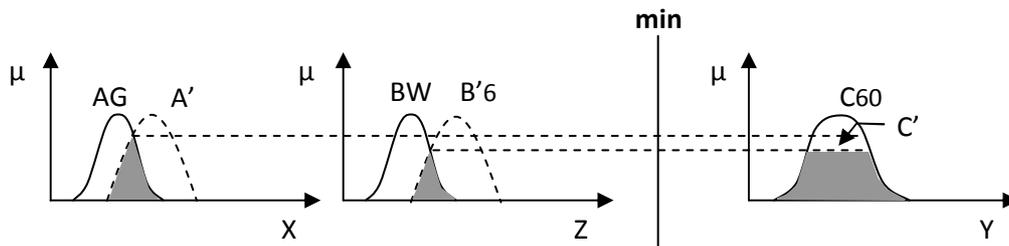


Abbildung 3. 10: einer Regel mit zwei Prämissen

In der Abbildung 3. 11 kommen Multi-Prämissen hinzu (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997)

Die Regel wird in folgender Form geschrieben

Prämisse 1 (Fakt):	x ist A' und y ist B',
Prämisse 2 (Regel 1):	wenn: x ist A1 und: z ist B1 dann: y ist C1,
Prämisse 3 (Regel2):	wenn: x ist A2 und: z ist B2 dann: y ist C2,
<hr/>	
Konsequenz:	y ist C'

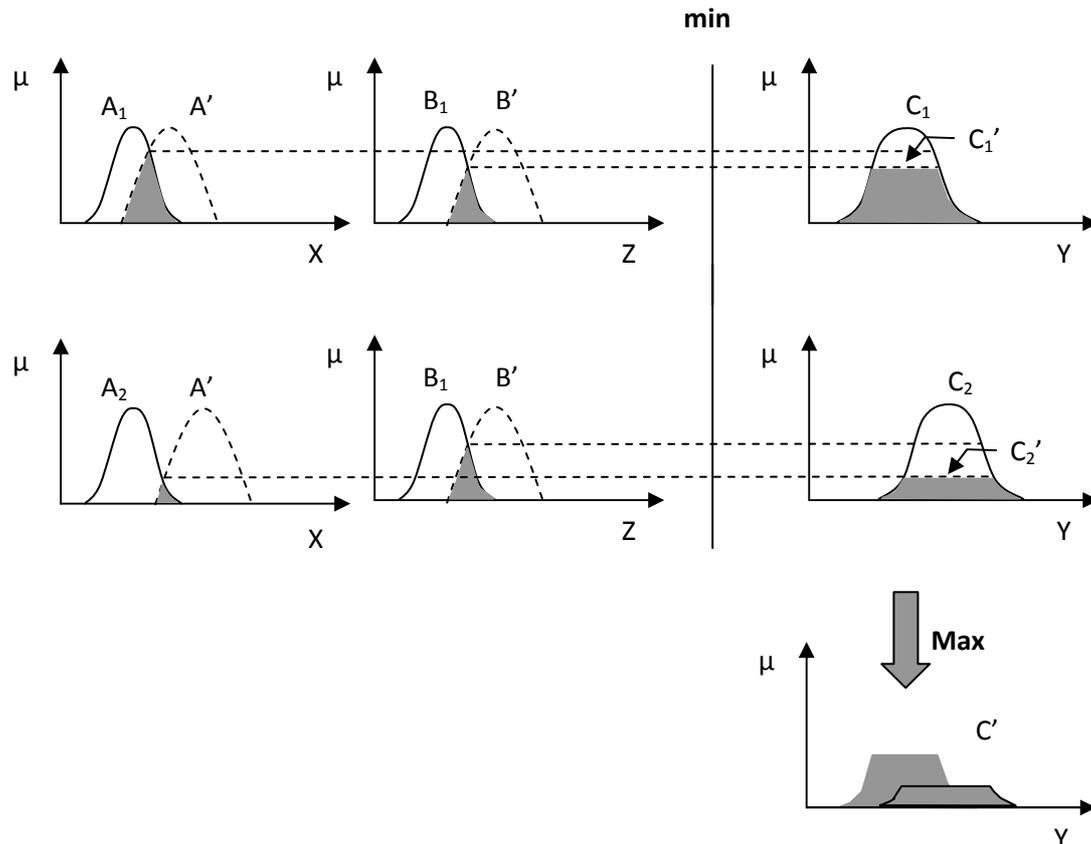


Abbildung 3. 11: Einer Regel mit Multi-Prämissen

### Fuzzy-Inferenz-System (FIS)

Das Fuzzy-Inferenz-System (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997) ist ein häufig verwendetes Computing Framework, das auf den Konzepten der Fuzzy-Set-Theorie, Fuzzy wenn-dann-Regeln und Fuzzy-Schlussfolgerung aufbaut. Es hat erfolgreiche Anwendungen in breiten Bereichen gefunden, wie z. B. die automatische Steuerung, Datenklassifizierung, Entscheidungsanalyse, Expertensysteme, Vorhersage, Roboter und Mustererkennung. Die grundlegende Struktur eines Fuzzy-Inferenz-Systems besteht aus drei konzeptionellen Komponenten:

- Eine Regelbasis, die eine Auswahl von Fuzzy-Regeln enthält.
- Eine Datenbank, die die Zugehörigkeitsfunktionen definiert.
- Ein Mechanismus der Schlussfolgerung, der die Schlussprozedur über die Regeln und Fakten führt, einem angemessenen Schluss abzuleiten.

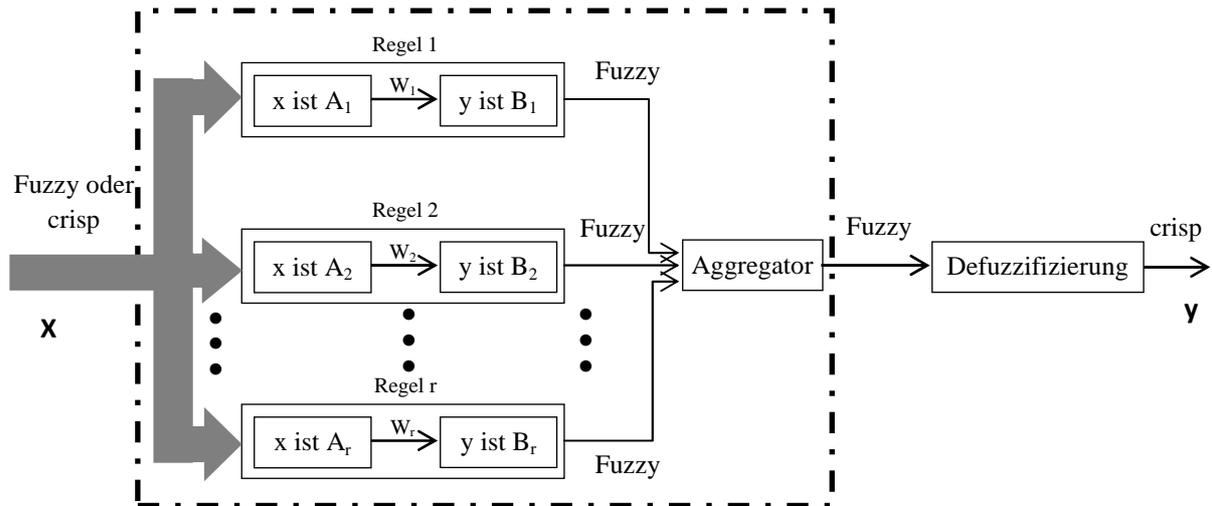


Abbildung 3. 12: Fuzzy-Inferenz-System

Abbildung 3. 12 zeigt die Struktur des FISs (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997). Man kann sehen, dass das FIS entweder einen Fuzzy-Eingang (Fuzzifizierung) oder einen Crisp-Eingang verwenden kann. Aber die Ausgänge, die es erzeugt, sind fast immer Fuzzy-Mengen. Irgendwann wird es notwendig, einen Crisp-Ausgang zu haben. Vor allem in einer Situation, wo ein FIS als Controller verwendet wird. Deshalb brauchen wir eine Methode zur Defuzzifizierung.

Es gibt mehrere bekannte Arten von FIS (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997):

- Mamdani-FIS
- Sugeno-FIS
- Tsukamoto-FIS

Hier wurde das Sugeno-FIS verwendet, deshalb erklären wir nun dieses. Es wird die Fuzzifizierung und Defuzzifizierung nicht bei dieser Arbeit betrachtet. Es wird nur die Darstellung des Wissens in Regeln berücksichtigt.

## Sugeno Fuzzy Modell

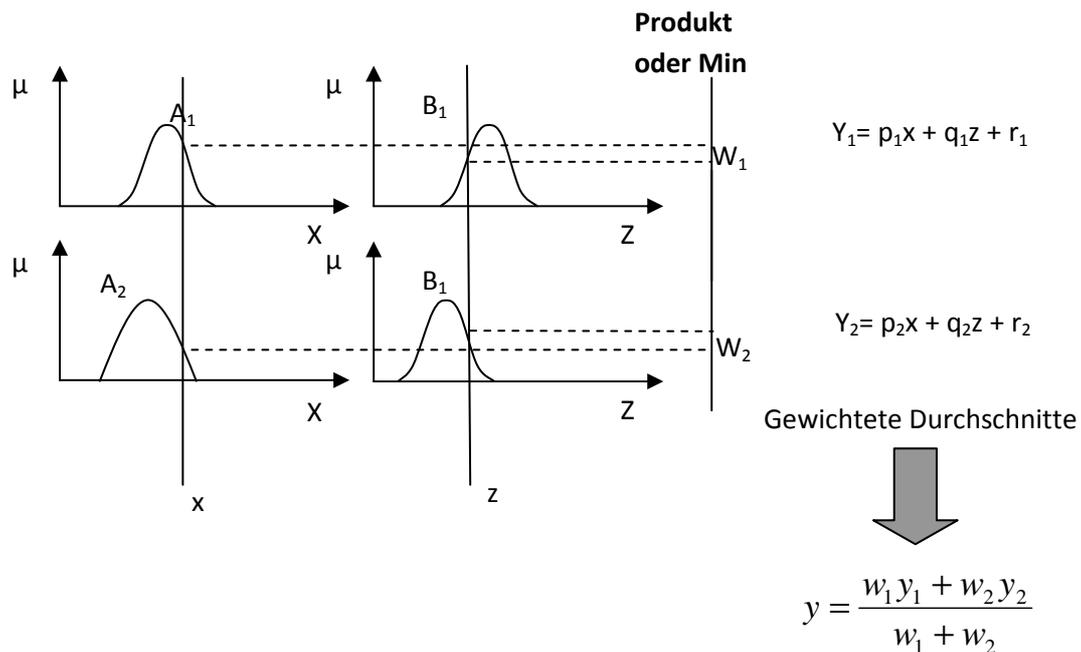


Abbildung 3. 13: Sugeno Fuzzy Modell

Eine typische Fuzzy-Regel in einem Sugeno-FIS wie in der Abbildung 3. 13 (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997) hat die die folgende Form:

Wenn: x ist A und; z ist B dann:  $y = f(x,z)$

A und B bilden die Fuzzy-Menge, wo  $y=f(x,z)$  eine crisper Funktion ist. Normalweise ist  $F(x, z)$  ein Polynom der Eingangsvariablen x und z. Wenn  $f(x, z)$  ein Polynom erster Ordnung ist, wird das resultierende Fuzzy-Inferenz-System Sugeno-FIS erster Ordnung genannt. Die Abbildung 3. 13 zeigt die Fuzzy-Schlussfolgerung des Sugeno-FIS erster Ordnung. Ein Beispiel von Sugeno Fuzzy Modell ist ANFIS.

### ANFIS

Die Abbildung 3. 14 zeigt die Struktur des ANFIS (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997). Wir nehmen an, dass das Fuzzy-Inferenz-System unter Berücksichtigung zweier Eingänge x und z und eines Ausgangs y arbeitet. Ausgehend von Sugeno-FIS erster Ordnung werden die Regeln mit zwei fuzzy wenn-Dann Regel wie folgt ausgedrückt:

Regel 1: wenn: x ist A1 und; z ist B1, dann:  $y_1=p_1x+q_1z+r_1$

Regel 2: wenn: x ist A2 und; z ist B2, dann:  $y_2=p_2x+q_2z+r_2$

Die Knoten der jeweils gleichen Schicht haben ähnliche Funktionen. Wir bezeichnen den Ausgang der i-ten Knoten in der l. Schicht mit  $Y_{l,i}$ .

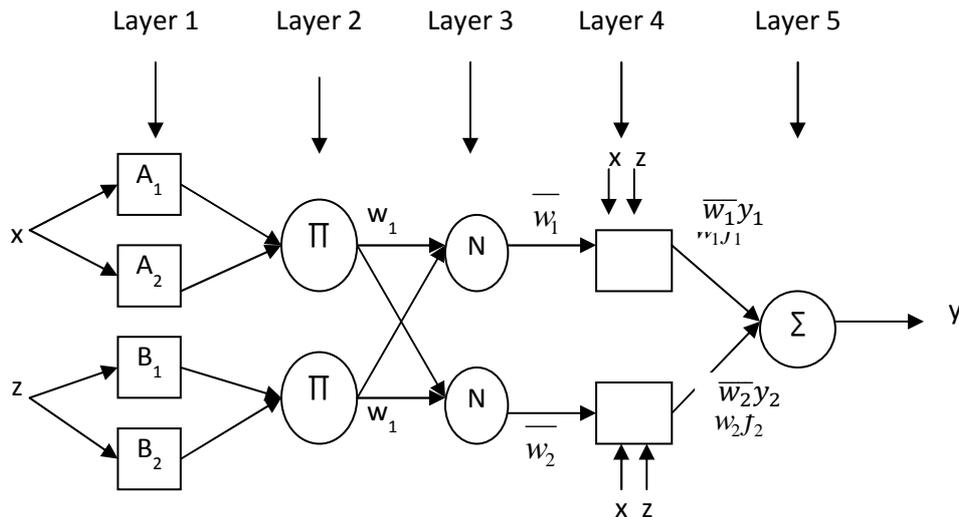


Abbildung 3. 14: ANFIS Struktur

Die Struktur besteht aus fünf Schichten

**Schicht 1:** Jeder Knoten  $i$  in dieser Schicht ist ein adaptiver Knoten mit Zugehörigkeitsfunktionen:

$$Y_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \text{ for } i=1,2 \text{ or}$$

$$Y_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(z), \text{ for } i=3,4$$

$x$  oder  $z$  sind die Eingänge der Knoten  $i$ ,  $A_i$  oder  $B_{i-2}$  sind linguistische Label (z. B. klein oder groß) für diese Knoten.

Die Zugehörigkeitsfunktion ist als „generalized bell Funktion“ bekannt:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b}}$$

Wobei  $\{a_i, b_i, c_i\}$  die Parametermengen sind. Sie sind **Prämisse-Parameter**.

**Schicht 2:** Jeder Knoten in dieser Schicht ist ein fester Knoten namens  $\Pi$ , dessen Ausgang das Produkt aller eingehenden Signale ist:

$$Y_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(z), i = 1,2$$

**Schicht 3:** Jeder Knoten in dieser Schicht ist ein fester Knoten namens  $N$ . Der  $i$ -te Knoten berechnet das Verhältnis der Stärke des Zündens von Regel  $i$  durch die Summe der Stärke des Zündens aller Regeln:

$$Y_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1,2$$

Ausgänge dieser Schicht werden als normalisierte Stärke des Zündens bezeichnet.

**Schicht 4:** Jeder Knoten  $i$  in dieser Schicht ist ein adaptiver Knoten mit der Zugehörigkeitsfunktion:

$$Y_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i z + r_i)$$

Wobei  $\bar{w}_i$  ist normalisierten Attacken Stärken von der Schicht 3 und  $\{p_i, q_i, r_i\}$  die Parameter dieser Konten sind. Sie sind **Konklusions-Parameter**

**Schicht 5:** Die einzelnen Knoten in dieser Schicht sind feste Knoten namens  $\Sigma$ , die den Gesamtausgang als die Summe aller eingehenden Signale berechnen:

$$\text{Gesamtausgang} = Y = Y_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i y_i = \frac{\sum_i \bar{w}_i y_i}{\sum_i \bar{w}_i}$$

Prämissen-Parameter werden durch Backpropagationsverfahren optimiert. Demgegenüber werden die Konklusions-Parameter durch die Methoden des Kleinsten quadratischen Schätzers bestimmt. Für mehr Information über die beiden Verfahren ist in (Sauer, 2010/2011).

### Beispiel von ANFIS (Trinkgeld)

Es wird durch dieses Beispiel gezeigt, wie das Wissen in Regeln dargestellt wird.

Die Abbildung 3. 15 zeigt das ganze System. Es besteht aus zwei Eingängen „Service“ und „Food“, sowie dem Eingang „Tip“. Service hat drei Werte (poor, good und excellent), die von 0 – 10 bewertet werden. Food hat zwei Werte (rancid und delicious), die auch von 0 bis 10 eingeordnet werden. Tip hat drei Werte (Cheap, avarege und generous), die von 0 bis 30 bewertet werden.

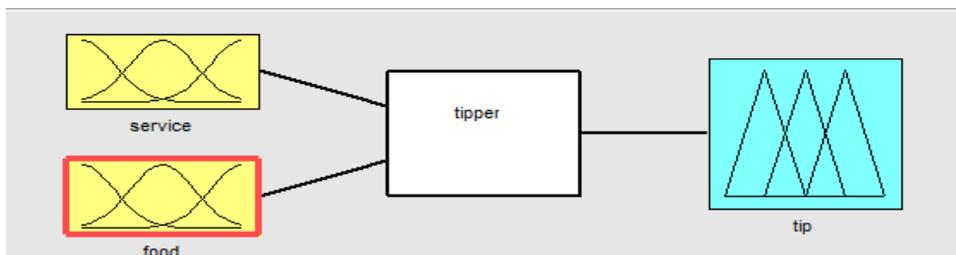


Abbildung 3. 15: Tipper System

In der Abbildung 3. 16 kann man die Verteilung der Zugehörigkeitsfunktionen im Wertebereich sehen. Es werden hier für diesen Eingang drei Funktionen verwendet.

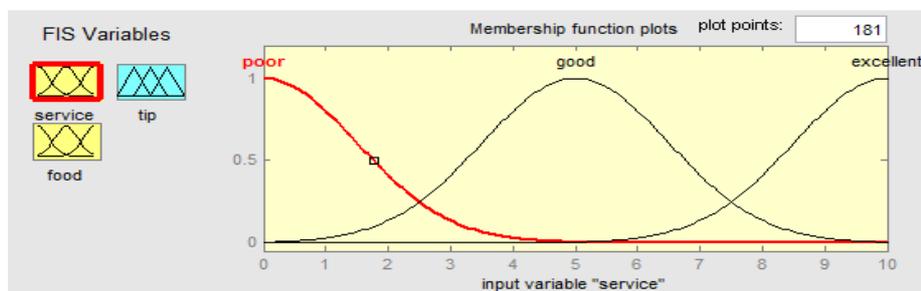


Abbildung 3. 16: Zugehörigkeitsfunktion von Service

Um das Beispiel einfach zu halten, werden hier nur drei Regeln verwendet (Abbildung 3. 17)

```

1. If (service is poor) or (food is rancid) then (tip is cheap) (1)
2. If (service is good) then (tip is average) (1)
3. If (service is excellent) or (food is delicious) then (tip is generous) (1)

```

Abbildung 3. 17: Regeln

Zur Verdeutlichung der Regeln findet sich in der Abbildung 3. 18 eine grafische Darstellung. Diese entspricht der Regel 2 in der Abbildung 3. 17. Die Schlussfolgerung in der Abbildung 3. 18 entspricht der Schlussfolgerung in der Abbildung 3. 11.

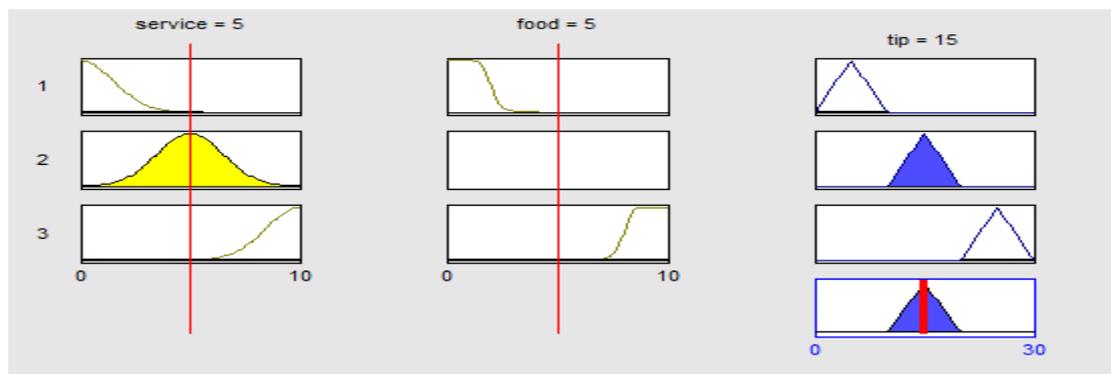


Abbildung 3. 18: Grafische Darstellung der Regeln

### 3.7. Anwendung von WBSs

Es gibt viele Anwendungen von WBS in vielen Bereichen (jain, 1997). Beispiele hierfür sind:

- Luft- und Raumfahrt-Anwendungen
- Design (Yuan-yuan, Yong-cheng, & Hong-mei, 2011)
- Diagnose (Yang, Zhang, Xu, Zhao, & Zhu, 2011)
- Interpretation von Daten (Ansari, Dienst, Uhr, & Fahti, 2011)
- Vorhersage (Kurniady & Kosala, 2011)

# 4. Entwicklung der Wissensbasierte Systeme in der Fertigung

## 4.1. Die Problemstelle

Beim Fertigungsprozess kommt es aus technischen Gründen zu zahlreichen Fehlern. Diese Fehler werden von Menschen kontrolliert und korrigiert. Das bedeutet, dass die Menschen als ergänzende Einheit in den unvollkommen automatisierten maschinellen Prozess mit einbezogen werden müssen.

Qualität ist jedoch ein wichtiges Kriterium im Fertigungsprozess. Daher wird ein Qualitätsmanagement zur Bewertung und Verbesserung der Qualität benötigt.

Ein solches Qualitätsmanagement kann jedoch auch technisch geleistet werden. Hierzu lassen sich Anweisungen zur Qualitätsverbesserung in Regeln formulieren.

Wie im Kapitel 3 erläutert, können Regeln auch als Produktionsregeln bezeichnet werden, weil sie in Produktionssystemen zur Steuerung eingesetzt werden können. Der grundlegende Vorteil von Regeln im Vergleich zu anderen Wissensrepräsentationen ist die gute Verständlichkeit der Wissensdarstellung und die Ähnlichkeit zu menschlichen Denkprozessen (Beierle & Kern-Isberner, 2008).

Regeln haben hier die folgende Form:

Wenn (if) A dann (then) **Aktion**

In die Konklusion (Dann-Teil) wird eine Aktion eingesetzt (Beierle & Kern-Isberner, 2008) (Specht, 1989).

## 4.2. Menschliches Verhalten zur Fehlerbehebung in der Fertigung

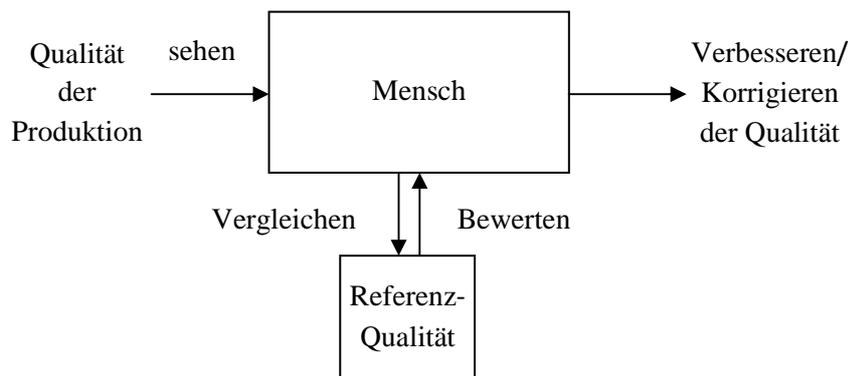


Abbildung 4. 1: Verhalten des Menschen bei Produktionsfehlern

Wie die Abbildung 4. 1 veranschaulicht, nimmt der Mensch zur Verbesserung der Qualität im Fertigungsprozess folgende Schritte vor:

- Optisches Wahrnehmen der Qualität der Produktion

- Vergleichen der Qualität der Produktion mit einer Referenz-Qualität
- Bewerten des Vergleichs
- Verbessern/ Korrigieren

Die Korrektur durch Menschen ist zeit- und geldintensiv. Daher ist es sinnvoll ein Regelbasiertes System für diese Aufgabe in der Fertigung (als ergänzendes Wissensbasiertes System) zu entwickeln.

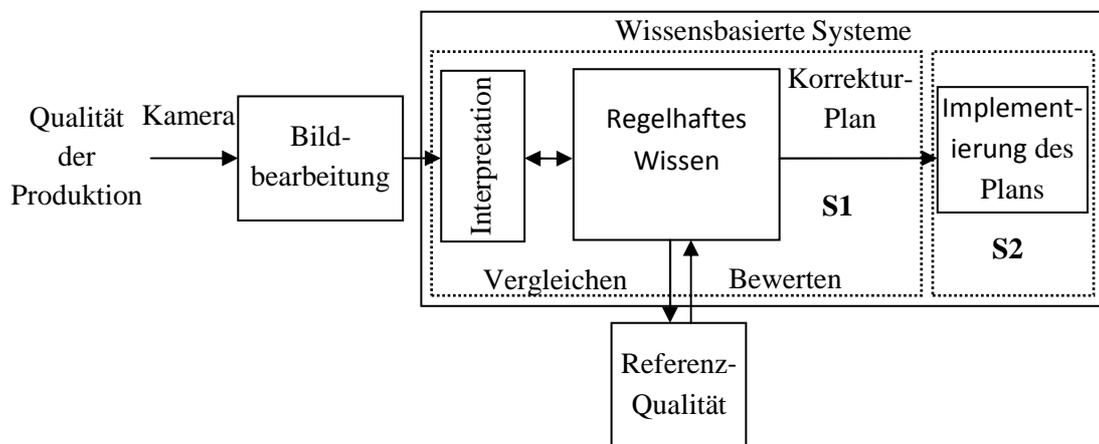
Die hier angestrebte Korrektur ist ein Verfahren:

- das fehlende Objekte ergänzt,
- die Objekte richtig positioniert,
- und die Objekte mit schlechter Qualität entfernt.

Darüber hinaus sind je nach den gestellten Anforderungen weitere Verfahren möglich.

### 4.3. Einsatz von Wissensbasierten Systemen in der Fertigung

Im Vergleich zwischen der Abbildung 4. 1 und der Abbildung 4. 2 wird deutlich, dass die Regelbasierten Systeme die Qualität im Fertigungsprozess in ähnlichen Schritten wie der Mensch verbessert und korrigiert:



**Abbildung 4. 2:** Struktur der Wissensbasierten Systeme in der Fertigung

- Interpretation der Bildbearbeitung zur Feststellung der Qualität der Produktion.
- Vergleichen der Qualität der Produktion mit der Referenz-Qualität
- Bewerten des Vergleichs
- Vorschlagen eines Korrekturplans
- Implementierung des Plans

Hierbei kommen zwei Regelbasierte Systeme zum Einsatz. Das erste System schlägt den Korrekturplan vor und das zweite implementiert diesen. Dabei ist das Zweite einfacher als das Erste, da diesem nur eine einzelne Aufgabe zukommt.

#### 4.3.1. Erstes System (S1):

Das Regelhafte Wissen ist der Kern des Wissensbasierten Systems. Wissen wird hier nur in Regeln dargestellt. Diese Regeln werden teilweise von einem Regelinterpreter oder Maschinellern generiert.

Im Vergleich zwischen Abbildung 3. 5 und Abbildung 4. 2 zeigt sich, dass die Wissensbasis hier das Regelhafte Wissen ist und die Wissensverarbeitung hier durch Interpretation, Vergleich, Bewertung und den Vorschlag eines Korrekturplans realisiert werden. Es ist möglich, dass sich weitere Komponenten aus den Anforderungen der verschiedenen Probleme in einer Fertigung ergeben (Abbildung 3. 6).

Die Bildbearbeitung wird hier verwendet, um das Bild zu segmentieren. Das Verfahren der Bildbearbeitung selbst wird in dieser Arbeit nicht genauer betrachtet. Hier werden die beiden Methoden (Bildbearbeitung und Wissensbasierte Systeme) verbunden, um die Qualität der Fertigung zu beurteilen. Die Kombination der Methoden wird in der Abbildung 4. 3 dargestellt. Das Bewertungsverfahren verläuft von unten (Daten) nach oben (Wissen).

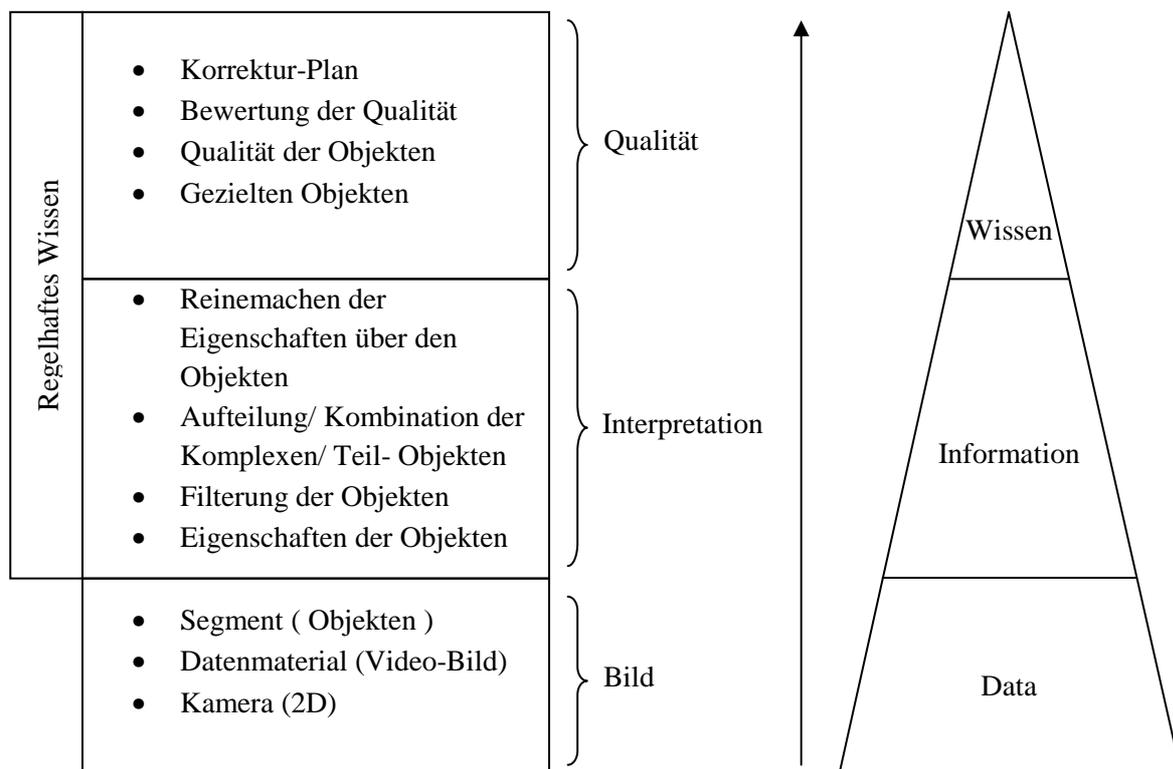


Abbildung 4. 3: Bewertungsablauf

Der Ausgangspunkt des Wissensbasierten Systems sind die Segmente (Objekte oder Teilobjekte) im Datenmaterial (Video). Auf dieser Grundlage werden verschiedene Eigenschaften der Objekte erkannt. Durch diese Objekteigenschaften ergeben sich auch

weitere Möglichkeiten, die Qualität der Fertigung zu bewerten. Das bedeutet, dass die Kombination der Methoden wie in Abbildung 4. 3 für alle möglichen Eigenschaften im Video (2D) anwendbar ist. Hierzu würde ein Bewertungsverfahren (Regeln-Interpretation) die entsprechende Qualität benötigt.

In dieser Arbeit wird das Wissen über die Objekteigenschaften in der Regel-Form dargestellt, um die Qualität der Objekte zu beurteilen. Es ist dazu nicht immer notwendig, alle Schritte der Interpretation für alle Objekteigenschaften zu erfüllen. Die Daten werden in Tabellen und Vektoren dargestellt und dann werden die Regeln verwendet, um die Informationen zu erschließen.

Am Ende dieser Interpretationsphase wird die Anzahl der ausgewählten Objekte bestimmt. In die Qualitätsphase wird die Qualität dieser Objekte festgestellt, indem die Informationen mit der Referenz-Qualität verglichen werden. Am Ende des ersten Systems wird abhängig von dem Ergebnis der Qualitätsbewertung ein Korrekturplan vorgeschlagen.

#### 4.3.2. Zweites System S2:

Der Ausgangspunkt des Zweiten Systems (S2) ist der Korrekturplan, der vom ersten System (S1) erzeugt wird. Die Robotik wird verwendet, um das vorgeschlagene Verfahren des Korrekturplans umzusetzen.

Die Hauptaufgabe des Regelbasierten Systems (S2) ist die Steuerung der Robotik. Die Regeln werden in diesem System aus Maschinellern Lernen generiert.

Dazu werden mehrere Experimente mit der Robotik durchgeführt. Dabei werden die wichtigen Parameter gemessen und die Beziehung zwischen diesen Parameter in einem Inversen Regelbasierten System (S2) dargestellt. Dieses System kann so die fehlenden Parameter für die Steuerung der Robotik schätzen.

Die Abbildung 4. 4 zeigt das zweite System (S2).

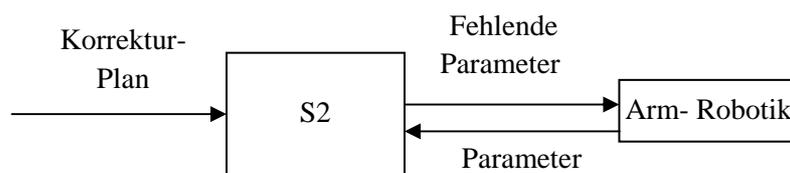


Abbildung 4. 4: Inverse regelbasierte System

## 4.4. Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde gezeigt, welche Probleme es in der Fertigung gibt, wie sich Menschen dazu verhalten und wie Regelbasierte Systeme diese Aufgabe vom Menschen nachahmen kann.

Die Leistungsfähigkeit der beiden Systeme (S1 und S2) wird in dieser Arbeit in zwei Beispielen in dem Anwendungsteil getestet. Die Ergebnisse von S1 werden mit den Ergebnissen von Menschen verglichen. S2 wird mit einem physikalischen System verglichen.

# 5. Wissensbasierte Systeme zur Bewertung der Qualität der Verteilung von Salamischeiben im Projekt „Papalina“

## 5.1. Einleitung

### 5.1.1. Motivation und Einordnung der Arbeit

#### 5.1.1.1. Motivation

In diesem Kapitel werden „erstes wissensbasiertes System (S1)“, das in der Abbildung 4. 2 ist, zur Bewertung der Qualität der Verteilung von Salamischeiben auf Pizzaböden verwendet. Die Leistungsfähigkeit des Systems (S1) wird mit Leistung der Menschen verglichen. Die Kombination zwischen beiden Systeme (Bildbearbeitung und Wissensbasierte Systeme) eröffnen die Möglichkeit, die Kamera als Sensor an statt der üblichen Sensoren in der Fertigung verwendet zu werden.

#### 5.1.1.2. Pizzaprojekt

Dieses Projekt wurde in einer Kooperation zwischen der Firma Ospelt und der TU Ilmenau durchgeführt. Der Ablauf des Prozesses erfolgt in mehreren Teilvorgängen. Als erstes wird das Tomatenmark auf den Pizzaböden aufgebracht. Anschließend wird der Käse verteilt und danach die Salamischeiben aufgelegt. Dies wird in Abbildung 5. 1 veranschaulicht.

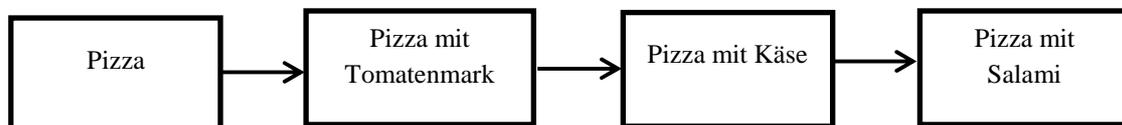


Abbildung 5. 1: Ablauf des Prozesses

Die Qualität der Produktion wird von Menschen nach jedem Teilvorgang überprüft. Nach der Salamimaschine wird von Menschen die Qualität der Verteilung von Salamischeiben überprüft und korrigiert. Deshalb interessieren wir uns dabei für den Vorgang nach der Salamimaschine, um unser Wissensbasiertes System (S1) zu verwenden.

#### 5.1.1.3. Darstellung des Problems

Studenten und Assistenten der TU Ilmenau sind mehrere Male zur Firma Ospelt gefahren und haben mit Mitarbeitern der Firma den Prozess des Produktionsverlaufes begutachtet. Ein Video wurde dabei per Videokamera (2D) aus mehreren Positionen über und neben dem Band aufgenommen. Wir haben mit verschiedenen Mitarbeitern und Experten über das Produkt gesprochen. Es gab mehrere Probleme bei der Pizzaproduktion. Wir haben uns für das nachfolgend geschilderte Problem interessiert.

Aus unterschiedlichen Gründen können die Salamischeiben auf den Pizzaböden nicht richtig positioniert sein. Die Abbildung 5. 2 stellt mit verschiedenen Fotos verschobene Positionen dar. Die Salamischeiben sollten symmetrisch auf den Pizzaböden verteilt sein.



**Abbildung 5. 2:** die Positionen der Salamischeiben

Aus diesem Grund sind momentan noch mehrere Mitarbeiter zur manuellen Korrektur erforderlich. Dies erfordert erhebliche Ressourcen. Wie erwähnt im Abschnitt 4.1 von viertem Kapitel.

### **5.1.2. Anforderungen, Vorgaben und Bedingungen**

In diesem Abschnitt werden die benötigte Hardware und Software für diese Arbeit dargelegt.

- Hardware: Computer, Videokamera (2D) mit guter Qualität der Auflösung, Videokarte für die Arbeit in Echtzeit am Computer
- Software: Programmiersprache Matlab.

Weitere technische Voraussetzungen hängen von den Rahmenbedingungen zur Aufnahme des Videos ab:

- Die Position der Kamera über dem Band
- Wie viele Pizzen liegen im Bereich der Kamera?
- Belichtung und Helligkeit des Bandes während der Videoaufnahme
- Die Auflösung der Kamera

### 5.1.3. Zielsetzung, Aufbau und Beitrag der Arbeit

#### 5.1.3.1. Ziel

Ein intelligentes System hilft bei der Bewertung der Qualität anstatt der Menschen und besteht aus:

- Bildbearbeitung (2D)
- Wissensbasiertes Systemen (WBS)
- Maschinelles Lernen (ML).

Das System untergliedert sich in folgende Schritte:

- I. Alle Objekte auf dem Band bestimmen
- II. Den Pizzaboden aus allen Objekten filtern
- III. Die Lage und Geometrie des Pizzabodens bestimmen
- IV. Die Lage und Geometrie der Salamischeiben bestimmen
- V. Bewerten der Positionen der Salamischeiben
- VI. Den Korrekturvorgang vorschlagen

Das Ergebnis der Analyse wird an ein nachfolgendes System weitergeleitet, um eine Korrektur zu veranlassen.

Die Bewertung der Qualität wird durch eine Qualität-Tabelle, die aus drei Spalten besteht, beurteilt. Sie wird in dem Abschnitt 5.3.2 erklärt wird.

Die Struktur des Systems (S1) wird in der Abbildung 5. 3 dargestellt. Es sind zwei Vorgänge ersichtlich. Der erste Vorgang interpretiert das Bild von der Kamera zur Bestimmung der Positionen der Salamischeiben. Nachdem die Positionen der Salamischeiben bestimmt sind, werden sie durch ein Regelhaftes Wissen, das vom Interpreter erstellt wird, bearbeitet, um die erste und zweite Spalte der Qualitätstabelle auszufüllen. Im zweiten Schritt wird das Expertensystem (Regelhaftes Wissen von Maschinellern Lernen) erzeugt, damit es die Verteilung der Salamischeiben auf dem Pizzaboden bewerten kann. Die dritte Spalte der Qualitätstabelle wird dann vom Expertensystem beurteilt.

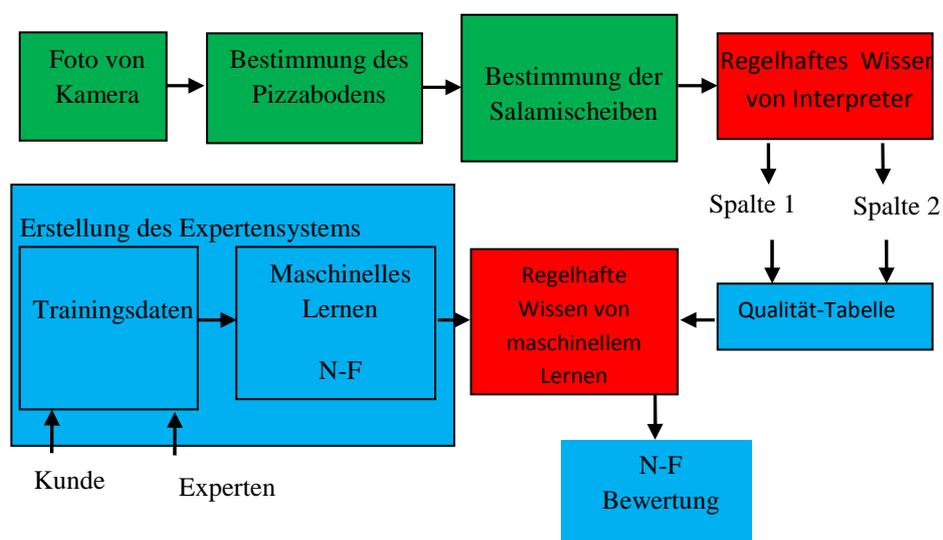
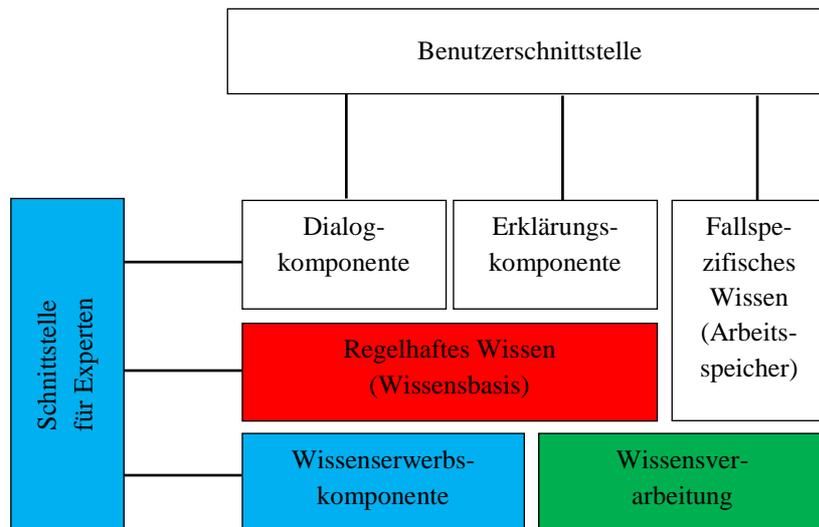


Abbildung 5. 3: Struktur des systems.



**Abbildung 5. 4:** Vergleich mit WBS

Aus Abbildung 5. 4 und Abbildung 5. 3 ergibt sich ein Vergleich der Anwendung mit der Struktur von WBS. Die Wissensverarbeitungskomponente hat im Pizzasystem die Aufgabe der Interpretation des Videos von der Kamera zur Bestimmung der Position des Pizzabodens und Bestimmung der Positionen der Salamischeiben. Die regelhafte Wissenskomponente entspricht im Pizzasystem dem regelhaften Wissen vom Interpreter und vom Maschinellen Lernen. Die Komponenten von Abbildung 5. 4 und Abbildung 5. 3 nutzen die Regeln, die den Kern des regelbasierten Systems bilden. Es gibt zwei regelbasierte Systeme in Abbildung 5. 3: ein regelbasiertes Systems (vom Interpreter) und ein Expertensystem (vom Maschinellen Lernen). Die Schnittstelle für Experten ist die gleiche wie die Komponente zur Erstellung des Expertensystems in Pizzasystem. Es wird deutlich, dass einige Komponenten des WBS im Pizzasystem nicht genutzt werden (z. B. Benutzerschnittstelle).

### 5.1.3.2. Neuartige Ansätze

**Dieses Kapitel enthält die folgenden neuartigen Ansätze:**

- Interpretation der Bildbearbeitung durch Wissensbasierte Systeme
- Kooperation zwischen Regel von Interpretern und Regel von Maschinellen Lernen in ein Wissensbasiertes System
- Bewertung der Qualität der Produktion in der Fertigung durch ein Wissensbasiertes System anstatt von Menschen und Vorschlägen eines Korrekturplanes zur Verbesserung der Qualität.
- Die Entwicklung einer Testumgebung unter MATLAB

Die Vorstellung der Arbeitsschritte erfolgt in den folgenden Abschnitten 5.2 bis 5.5. Der Abschnitt 5.2 wird die Struktur der Arbeit erklären. Die Integration der Wissensbasierten Systeme in dieser Arbeit wird im Abschnitt 5.3 beschrieben. In Abschnitt 5.4 werden die Probleme, die sich in den Schritten dieses Teils der Arbeit stellen, aufgeführt und gezeigt, wie das regelhafte Wissen erweitert wird, um diese Problem zu lösen. Ausgehend von den

Ergebnissen dieses Abschnittes (Abschnitt 5.5) lässt sich der Korrekturvorgang im Abschnitt 5.6 ableiten.

## 5.2. Methode

### 5.2.1. Beschreibung der Datenstrukturen

#### 5.2.1.1. Parameter der Objekte

Datenstrukturen, die in dieser Arbeit verwendet werden, sollen vorgestellt werden. Alle verwendeten geometrischen Größen werden in Abbildung 5. 5 dargestellt.

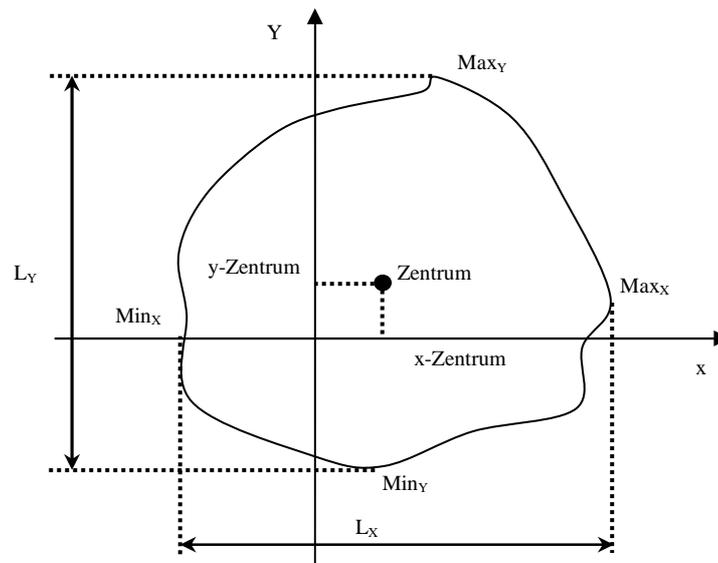


Abbildung 5. 5: Darstellung der Objekte

Die Größen werden in einer Objektmatrix zusammengefasst:

$$\text{Objekte} = \begin{bmatrix} \max_{x1} & \min_{x1} & \max_{y1} & \min_{y1} & x_{1\text{zentrum}} & y_{1\text{zentrum}} \\ \max_{x2} & \min_{x2} & \max_{y2} & \min_{y2} & x_{2\text{zentrum}} & y_{2\text{zentrum}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \max_{xn} & \min_{xn} & \max_{yn} & \min_{yn} & x_{n\text{zentrum}} & y_{n\text{zentrum}} \end{bmatrix}$$

Für n Objekte:

$\max_{xi}$  : x-Koordinate des maximalen Punktes von Objekt i

$\min_{xi}$  : x-Koordinate des minimalen Punktes von Objekt i

$\max_{yi}$  : y-Koordinate des maximalen Punktes von Objekt i

$\min_{yi}$  : y-Koordinate des minimalen Punktes von Objekt i

$x_{\text{zentrum}}$  : x-Koordinate des Zentrums von Objekt i

$y_{\text{zentrum}}$  : y-Koordinate des Zentrums von Objekt i

Diese Koordinaten beschreiben jedes Objekt, das durch Bildbearbeitungstools segmentiert wird und eine komplexe Form hat, z.B. Käsekrümel, komplette Pizza, Teilpizza, Salamischeibe auf dem Band und Teile von Salamischeiben).

Im folgenden Abschnitt sollen die notwendigen Grundlagen für das Verständnis der vorliegenden Aufgabe erläutert werden. Zu Beginn wird das Koordinatensystem für das Bild erklärt.

### 5.2.1.2. Koordinatensystem für das Bild

Um Positionen in der Ebene oder im Raum bestimmen zu können, ist ein Bezugssystem notwendig. Der Ausgangspunkt des Koordinatensystems befindet sich in der linken oberen Ecke. Die positive x-Achse verläuft horizontal nach rechts, die positive y-Achse vertikal nach unten. (Abbildung 5. 6 A)

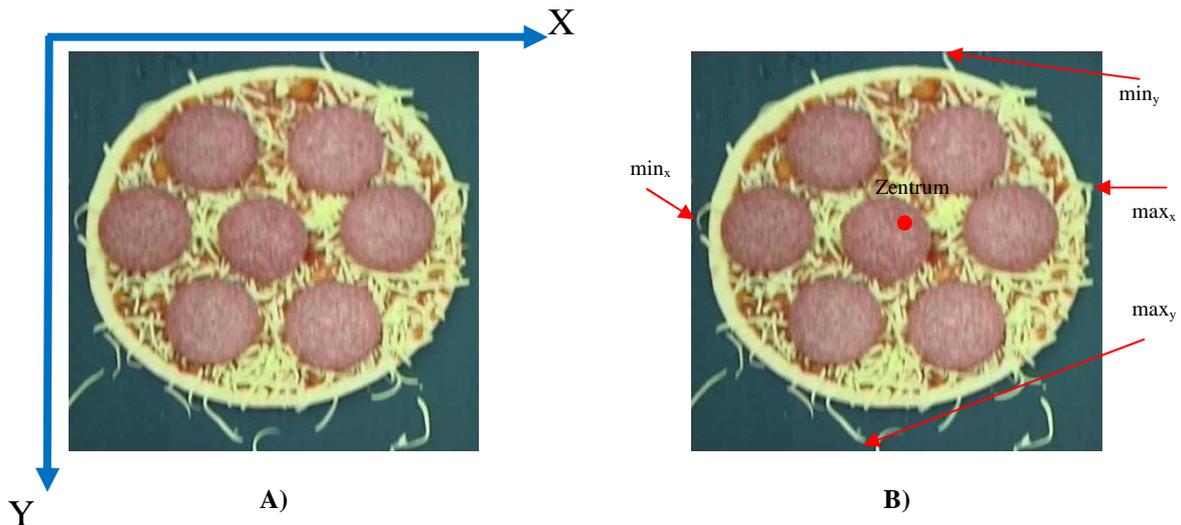


Abbildung 5. 6: A) Bildkoordinaten-System, B) Darstellung des Pizzaobjekts

Man sieht in Abbildung 5. 6 B wie die Elemente der Objektmatrix für das Pizzaobjekt festgelegt werden. Natürlich wird die Objektmatrix für alle Objekte (Käsekrümel, Salamischeiben und andere), die auf dem Band sind, in analoger Weise definiert.

### 5.2.2. Die Schritte von System

In diesem Abschnitt werden die Methoden und alle Schritte gezeigt, die in diesem System genutzt wurden. Zunächst wird mit der Struktur des Programms begonnen und dann gezeigt, wie das WBS in dem Programm interagieren. Abbildung 5. 7 stellt diese Struktur schematisch dar. Es wird in Matlab programmiert (Image processing in toolbox of the Matlab, 2015) (Tizhoosh, 1998)

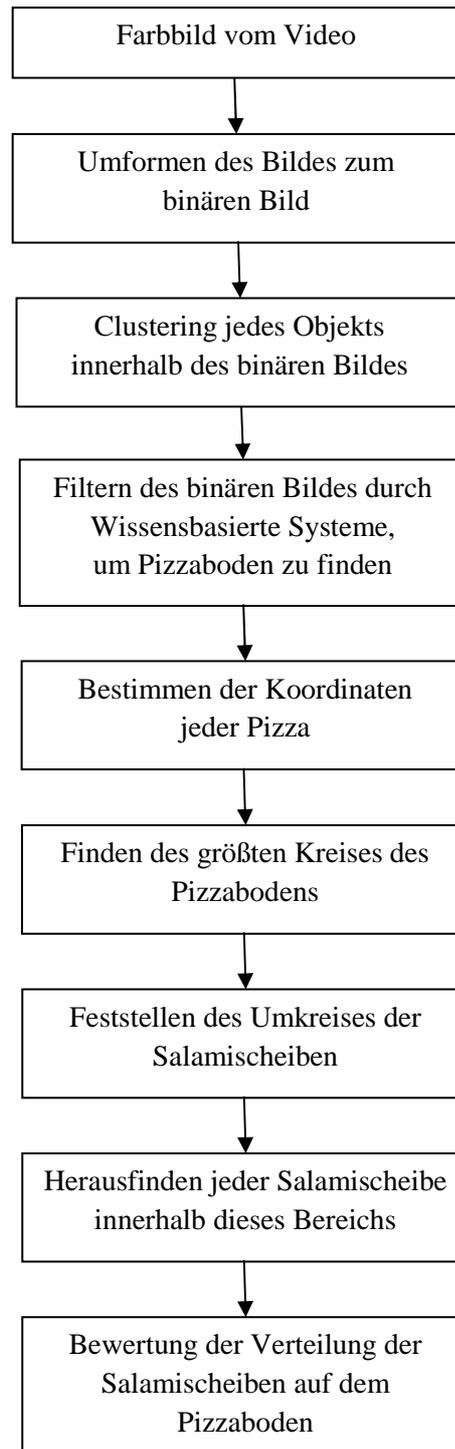
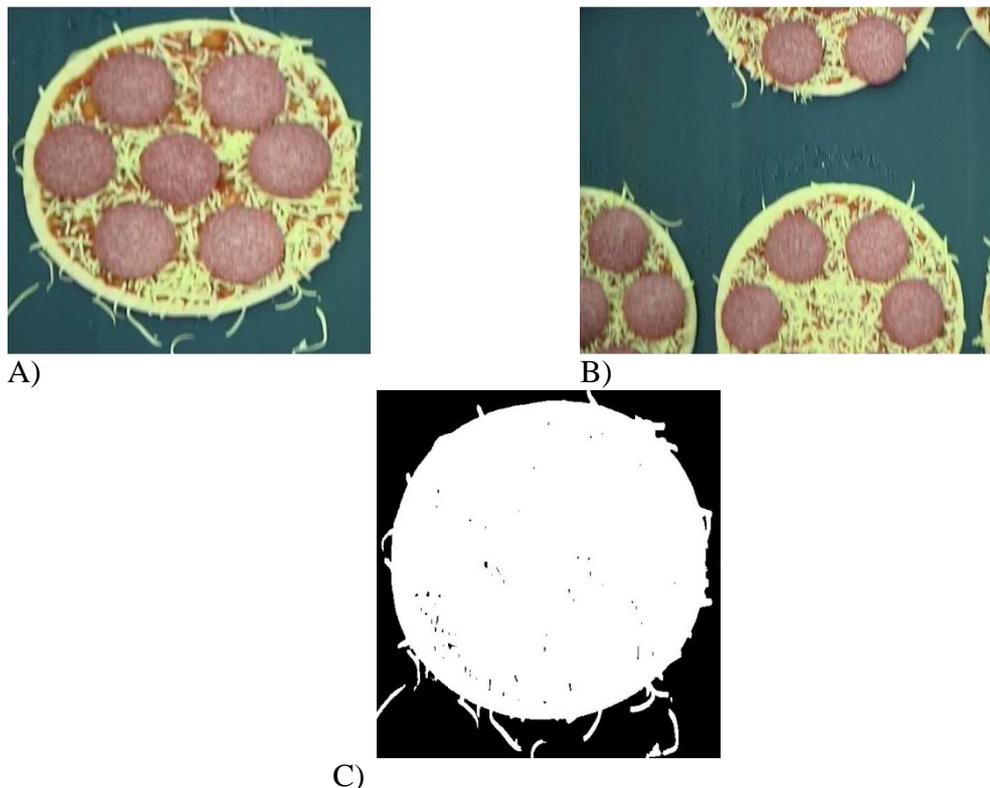


Abbildung 5. 7: Struktur des Programms

### 5.2.3. Farbbild oder Frame vom Video

Ein Video besteht aus mehreren Bildern (Frames), die nacheinander folgen. Wir nehmen zunächst ein Bild vom Video auf und bearbeiten dieses Bild. Die Abbildung 5. 8 A zeigt ein Beispiel. In der Abbildung 5. 8 B wird das Foto nicht bearbeitet. Weil das Bild nur einen Teil der Pizza zeigt, kann das System nicht die ganze Oberfläche der Pizza bestimmen und die Verteilung der Salamischeiben nicht beurteilen. Es ist besser diesen Frame nicht zu

bearbeiten. Deshalb bearbeitet das System nicht alle Frames oder Bilder. Es wird in Abschnitt 5.2.7 erklärt, wie das System entscheidet, welches Bild bearbeitet werden soll.



**Abbildung 5. 8:** A) Farbbild vom Video. B): unbearbeitete Frame C): Binäres Bild

#### **5.2.4. Umformen des Bildes zum binären Bild**

Im ersten Schritt der Bildverarbeitung wird das Farbbild zum binären Bild umgewandelt. Der Ausgangspunkt dieses Vorgangs ist eine farbliche Unterscheidung des Pizzabodens vom Bandboden. Abbildung 5. 8 C zeigt das Bild nach der binären Umwandlung. Zur Unterscheidung der Farben wird mit einer Farbschwelle gearbeitet. Die Schwelle für unsere Arbeit wurde mit dem Wert 0.4 für die Farbe des Pizzabodens festgelegt. Dieser Wert hilft dabei die Farbe der Salamischeiben und des Pizzabodens von der Farbe des Bandbodens zu unterscheiden. Ausgehend von unserem Ziel müssen alle Salamischeiben, die entweder auf dem Pizzaboden oder über dem Rand des Pizzabodens sind, auf dem binären Bild sichtbar sein. Falls die Salamischeibe neben dem Pizzaboden ist, wird sie durch das System mit Hilfe eines Filters ignoriert. Dieses System wird im Abschnitt 5.2.4 erklärt

#### **5.2.5. Clustering jedes Objekts innerhalb des binären Bildes**

Aus dem vorhergehenden Schritt ergibt sich ein binäres Bild, das als eine Matrix aus Einsen (weiß) und Nullen (schwarz) besteht. Danach werden die Werte, die Eins entsprechen, in einer Gruppe als Cluster zusammengefasst. Jede Gruppe wird als eigenständiges Objekt, das auf dem Bandboden liegt, erzeugt. Diese Gruppen sind entweder der Pizzaboden oder ein kleiner Käsekrümel oder Salamischeiben. Es gibt die Möglichkeit, dass zwei oder mehr Pizzaböden miteinander verbunden sind, weil Käsekrümel neben den Pizzaböden liegen. In Abschnitt 5.2.7 wird noch über diesen Punkt diskutiert.

Damit ergeben sich verschiedene Möglichkeiten, jedes Objekt einzeln in Bezug auf Größe und Lage zu bearbeiten. Diese Eigenschaft hilft beim Filtern der kleinen Objekte im Abschnitt 5.2.6. Bis hier ist die Aufgabe von Bildbearbeitungstools fertig.

### 5.2.6. Filtern des binären Bildes durch Wissensbasierte Systeme, um Pizzaboden zu finden

Beim Pizzaherstellungsprozess ergibt es sich, dass Käsekrümel auf dem Bandboden verbleiben. Diese beeinträchtigen das System als kleine Objekte bei der weiteren Bearbeitung. Deshalb brauchen wir hier einen Filter, den wissensbasierte Systeme bieten, um ihn zu löschen. In Abbildung 5.9 A werden die störenden Objekte (rote Ellipsen) ersichtlich.

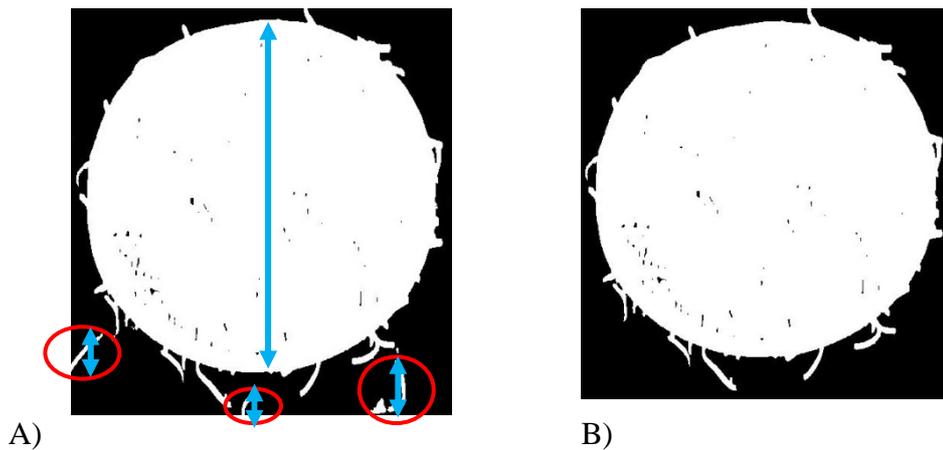


Abbildung 5.9 : A) Binäres Bild. B) : Binäres Bild nach dem Filtern

Abbildung 5.9 B zeigt Bild nach der Bearbeitung durch Filtern.

Das wissensbasierte System (Filter) vergleicht dabei die Größe zwischen dem großen Objekt (entweder ein minimaler oder ein maximaler Pizzaboden) und den kleinen Objekten (entweder eine Salamischeibe oder ein Käsekrümel). Dadurch ist das Löschen der störenden Käsekrümel möglich. Das WBS hat hier Regel. Das Wissen ist nur durch die Regeln (regelhaftes Wissen wie im Geldautomat-Beispiel im dritten Kapitel) dargestellt. R1 ist die erste Regel von regelhaftem Wissen.

```

R1:   if Size_Object >= Size_minpizza
          then          nehmen
          else          löschen
  
```

### 5.2.7. Bestimmen der Koordinaten jeder Pizza

In der Abbildung 5.9 B sind noch überstehende Käsekrümel zu erkennen. Diese sind mit dem Pizzaboden verbunden, weshalb der Filter sie nicht als kleine Objekte erkennt.

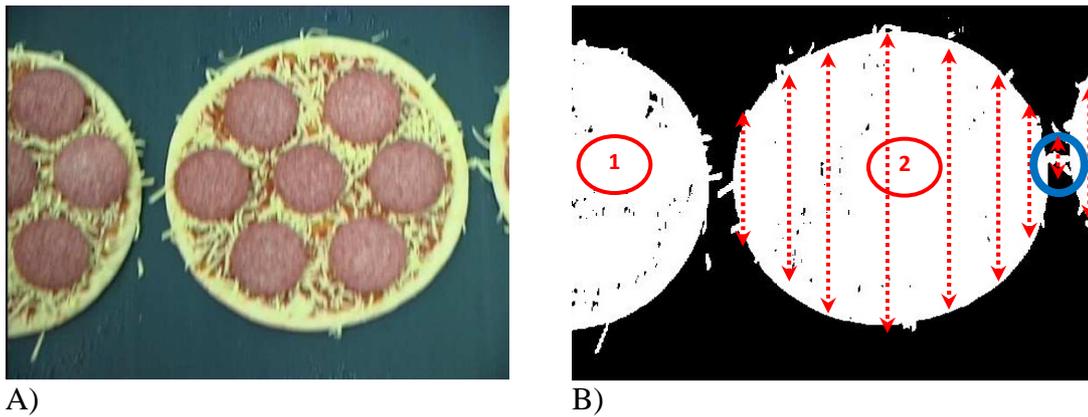


Abbildung 5. 10: Trennung der Pizzen A) Farbbild B) binäres Bild

Einige Pizzen sind durch kleine Käsestückchen verbunden, wie in Abbildung 5. 10 A und B ersichtlich. Auf dem Bild gibt es zwei Objekte (1) und (2). Das zweite Objekt besteht aus einer ganzen Pizza und rechts davon sieht man ein kleines Stück einer anderen Pizza.

Das bedeutet in Abbildung 5. 10. A und B, dass das System die Pizzen als ein großes zusammenhängendes Objekt wahrnimmt, da auf dem Band zwischen den Pizzen Käsekrümel liegen. Hier besteht die Aufgabe darin, die Pizzen voneinander zu trennen.

Die Größe ergibt sich aus der Addition aller Punkte, die sich in einer vertikalen Reihe (rote vertikale Linie in der Abbildung 5. 10. B) befinden. Dabei wird nach der Minimalsumme gesucht. In Abbildung 5. 10. B liegt der Zielpunkt in der blauen Ellipse. An diesem Punkt wird das Objekt geteilt. Falls es weitere Minimalpunkte gibt, wird das Objekt durch das Programm weiter geteilt. Diese Anwendung lässt sich genauso auch in horizontaler Richtung verwenden. Es besteht auch die Möglichkeit, das System für mehrere verbundene Objekte (z.B. drei Pizzen) anzuwenden. Durch diese Regel wird entschieden, ob das Objekt aus mehr als einer Pizza besteht:

**R2:** If  $\text{minpizza} < \text{Größe} < \text{maxpizza}$   
 then **nicht teilen**  
 else **teilen**

Ausgangspunkt ist dabei das binäre Bild, wie in Abbildung 5. 11. Die Koordinatenparameter sind der Maximalpunkt in Richtung y und x ( $\text{max y}$  und  $\text{max x}$ ) und der Minimalpunkt in Richtung y und x ( $\text{min y}$  und  $\text{min x}$ ) sowie das Zentrum des Pizzabodens.

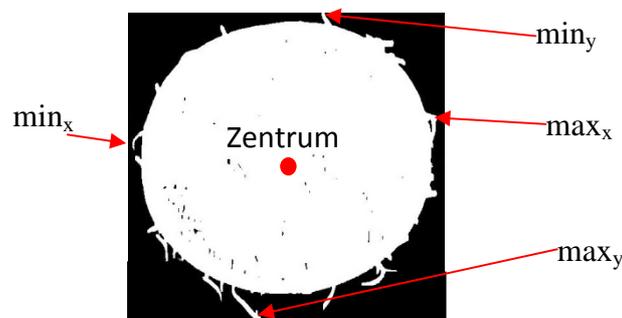


Abbildung 5. 11: Bandboden mit einer Pizza in binärem Bild

Sie gelten für jedes Objekte. Die Positionen dieser Punkte kann man in der Abbildung 5. 11. B sehen. Durch die Regel R3 kann das System entscheiden, ob das Objekt bearbeitet werden soll oder nicht:

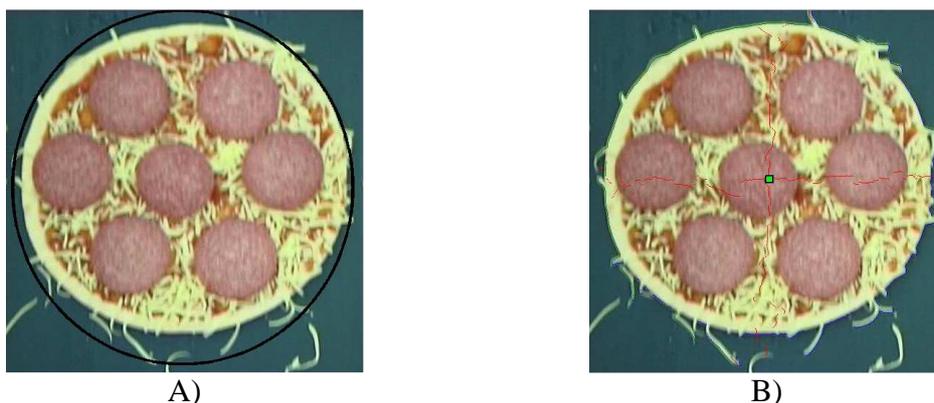
**R3:** If  $\min_y > 2$  and  
 $\max_y < \text{Max\_Y}-6$  and  
 $\min_x > 6$  and  
 $\max_x < \text{Max\_X}-6$   
 then **Objekt bearbeiten**  
 else **nicht bearbeiten**

Wo :

$\min_y$  : y-Koordinate des minimalen Punktes des Objekts  
 $\max_y$  : y-Koordinate des maximalen Punktes des Objekts  
 $\min_x$  : x-Koordinate des minimalen Punktes des Objekts  
 $\max_x$  : x-Koordinate des maximalen Punktes des Objekts  
 $\text{Max\_X}$  : x-Koordinate des maximalen Punktes des Bildes  
 $\text{Max\_Y}$  : y-Koordinate des maximalen Punktes des Bildes

### 5.2.8. Finden des größten Kreises des Pizzabodens

Das Ziel unserer Untersuchung ist die symmetrische Verteilung der Salamischeiben auf dem Pizzaboden. Das gelingt besser, wenn die Pizza die Form eines Kreises hat. Aber durch überstehende Käsestückchen und Unregelmäßigkeiten am Rand ergibt sich kein genauer Kreis, sondern eine Ellipse (Abbildung 5. 12. A). Dafür wird ein Maximalkreis innerhalb der Grenzen des Pizzabodens benötigt, damit alle Salamischeiben innerhalb der Pizza liegen.



**Abbildung 5. 12:** A) Bestimmen des Pizzabodens mit Käse. B) alle Randpunkte mit Zentrum

Zur Lösung des Problems werden alle Randpunkte und das Zentrum dieses Objekts bestimmt, wie in Abbildung 5. 12. B dargestellt. Durch Errechnen der Abstände zwischen allen Randpunkten und dem Zentrum ergibt sich als Minimalabstand der Durchmesser für den Maximalkreis des Pizzabodens (Abbildung 5. 13.A). Dieser Kreis ist die Basis für den Referenzkreis, wie dies später dargestellt wird (Abbildung 5. 13. B). Der Maximalkreis

(Abbildung 5. 13.A) ist der exakte Rand der Pizza und befindet sich innerhalb des Pizzabodens. Die Objekte (die Käsekrümel oder ein Teil der Salamischeibe), die sich über dem Rand befinden, beeinträchtigen das System nicht mehr.

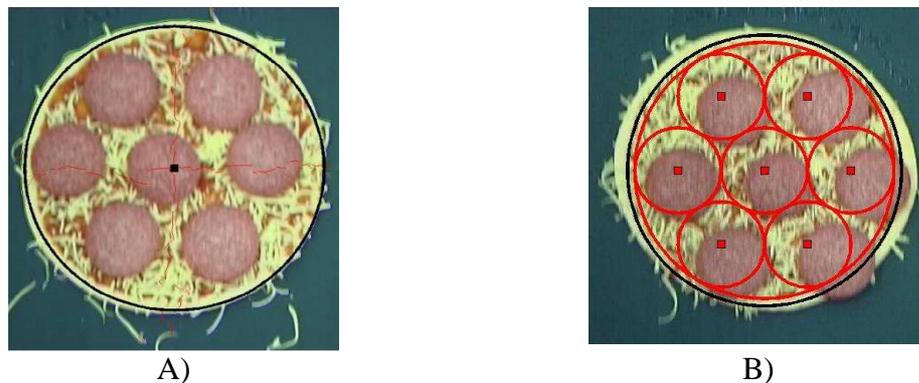


Abbildung 5. 13: A):Bestimmen des Pizzabodens mit dem Kreis B) Referenzkreise

### 5.2.9. Feststellen des Umkreises der Salamischeiben

Aktuelles Ziel dieses Schrittes ist es, die Lage aller Salamischeiben herauszufinden und dieses Gebiet als einen Kreis mit seinem Zentrum darzustellen. Dieser Kreis wird als Salamikreis bezeichnet. Im ersten Schritt der Bewertung wird beurteilt, zu wie viel Prozent das Zentrum des Salamikreises in der Nähe des Zentrums des Referenzkreises liegt.

Bisher wurde mit einem binären Bild gearbeitet, jetzt ist als Ausgangsmaterial ein Farbbild erforderlich. Die Image Processing Toolbox Software in Matlab stellt Farben als RGB-Werte dar, entweder direkt (in einem RGB-Bild) oder indirekt (in einem indizierten Bild, wo die Farbtabelle im RGB-Format gespeichert ist).

Die Toolbox unterstützt Farbräume, in denen die Umwandlung von Farbdaten eines Farbraumes in einen anderen durch eine mathematische Transformation stattfindet.

Diese Tabelle 5. 1 listet alle gerätespezifischen Farbräume auf, die die Toolbox unterstützt.

Color Space	Description
XYZ	The original, 1931 CIE color space specification.
xyY	CIE specification that provides normalized chromaticity values. The capital Y value represents luminance and is the same as in XYZ.
uvL	CIE specification that attempts to make the chromaticity plane more visually uniform. <i>L</i> is luminance and is the same as <i>Y</i> in XYZ.
$u^*v^*L$	CIE specification in which <i>u</i> and <i>v</i> are rescaled to improve uniformity.
$L^*a^*b^*$	CIE specification that attempts to make the luminance scale more perceptually uniform. $L^*$ is a nonlinear scaling of <i>L</i> , normalized to a reference white point.
$L^*ch$	CIE specification where <i>c</i> is chroma and <i>h</i> is hue. These values are a polar coordinate conversion of $a^*$ and $b^*$ in $L^*a^*b^*$
sRGB	Standard adopted by major manufacturers that characterizes the average PC monitor.

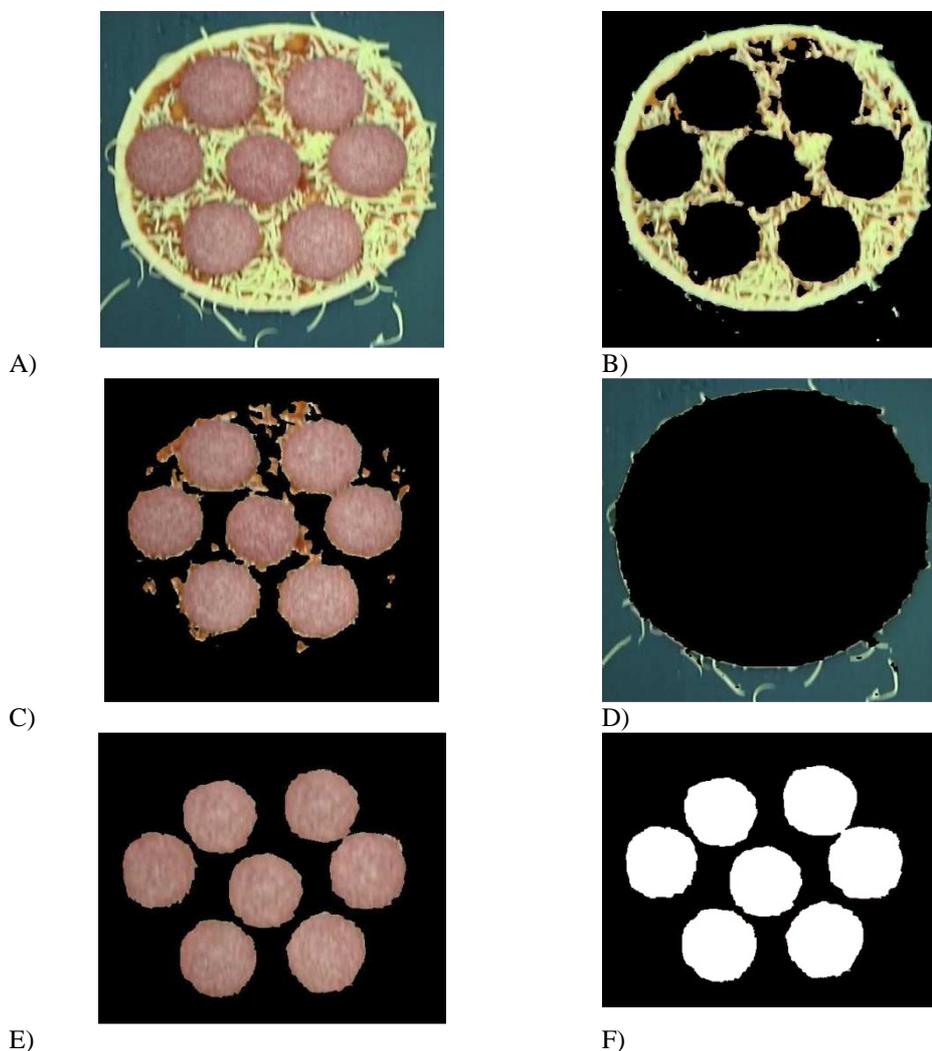
Tabelle 5. 1: Farbräume

In dieser Arbeit wird der Farbraum  $L^*a^*b^*$  angewendet. Der  $L^*a^*b^*$  Raum besteht aus einer Schicht Leuchtkraft ' $L^*$ ', einer Farbart-Ebene ' $a^*$ ', in welcher die Farbe entlang der rot-grünen Achse liegt, und einer Farbart-Ebene ' $b^*$ ', in welcher die Farbe auf der Blau-Gelb-

Achse liegt. Alle Farbinformationen befinden sich auf den "a\*" und "b\*" Ebenen. Man kann darin die Differenz zwischen zwei Farben als euklidischen Abstand messen.

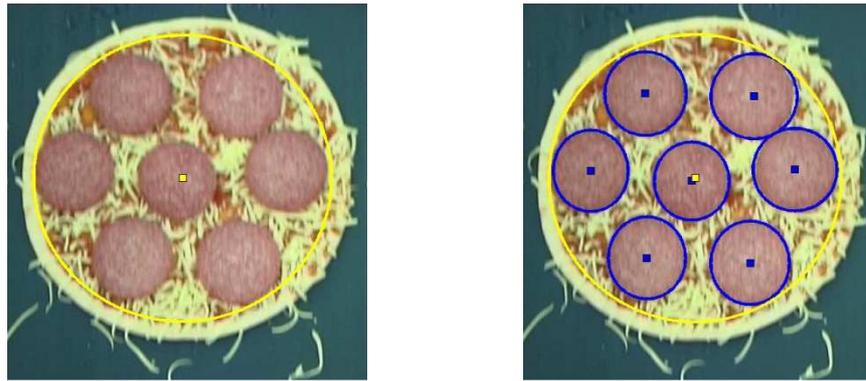
Der Maximalkreis spielt keine Rolle bei der Bestimmung der Salamischeiben, sondern nur bei der Bewertung. Deshalb wird das Bild in Abbildung 5. 13. A als Ausgangsbild für die nächsten Bearbeitungsschritte verwendet, damit das Objekt, über dessen Rand überstehende Käsekrümel und Teile der Salamischeiben liegen, für den nächsten Schritt vollständig ist.

Dazu wird das Farbbild in den Typ (L\*a\*b\*) umgewandelt. Dann wird dieses Bild durch eine K-means-Klassifikation (Image processing in toolbox of the Matlab, 2015) (Tan, Steinbach, & Kumar, 2006) (Xu & Wunsch., 2009) Abbildung 5. 14 in drei Farbklassen zerlegt oder klassifiziert. Dafür wird der unterschiedliche euklidische Abstand gemessen. Das wird in Abbildung 5. 14 B, C und D veranschaulicht. In der Abbildung 5. 14 C wird die Unterscheidung der Salamischeiben vom Rest der Pizza dargestellt.



**Abbildung 5. 14:** Farbliches Trennen A) Das Originalbild, B) Der Käseboden, C) Das Salamischeibengebiet, D) Der Bandboden, E) gefilterte Salamischeiben, F) binäre Salamischeiben

Es ist durch die binäre Bearbeitung (Abbildung 5. 14. E und F), wie sie schon zur Bestimmung des Pizzabodens genutzt wurde, zunächst das Zentrum und der Umkreis der Salamischeiben bestimmbar. Die Abbildung 5. 15. A zeigt diesen Kreis (Salamikreis) mit seinem Zentrum.



A)

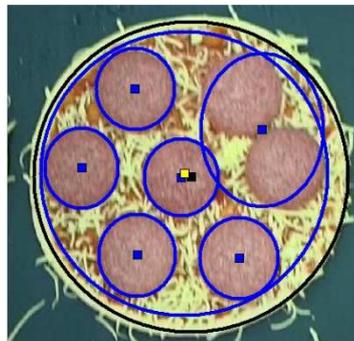
B)

**Abbildung 5.15:** A) der Salamikreis, B) Bestimmen jeder Salamischeibe

### 5.2.10. Herausfinden jeder Salamischeibe innerhalb dieses Bereichs

Um die Verteilung der Salamischeiben zu beurteilen, ist die Bestimmung des Zentrums jeder Salamischeibe das Ziel dieses Schrittes. Durch weitere binäre Bearbeitung des Salamikreises ist jede Salamischeibe mit ihrem Zentrum in dem Salamikreis durch den Clustering Prozess feststellbar. Dieses wird in der Abbildung 5.15. B veranschaulicht. Jetzt werden die Koordinaten der Positionen jeder Salamischeibe auf dem Pizzaboden bestimmt.

Die Trennung der Salamischeiben erscheint als ein wichtiges Problem bei der Bestimmung der Position der Salamischeiben. Aus mehreren Gründen liegen wahrscheinlich mindestens zwei oder mehr Salamischeiben übereinander oder nebeneinander. In dieser Situation ist es schwer, jede Salamischeibe alleine zu bestimmen, weil das System zwei verbundene Salamischeiben als ein Objekt berücksichtigt. Die Abbildung 5.16. zeigt die Situation von zwei Salamischeiben als ein Objekt.

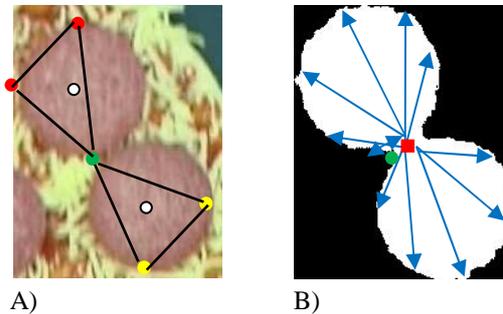


**Abbildung 5.16 :** Salamischeibentrennung

Die Trennung bedeutet hier, das Zentrum für jede einzelne Salamischeibe zu bestimmen, damit es möglich ist, dass die benötigte Information über jede Salamischeibe gegeben wird und sich die Verteilung der Salamischeiben bewerten lässt.

Abbildung 5.2 zeigt mehrere Situationen der Verteilung der Salamischeiben. In dieser Arbeit lassen sich nur zwei Salamischeiben, die übereinander oder nebeneinander sind, trennen. In der Abbildung 5.17. A gibt es die Situation, dass die Salamischeiben nebeneinander liegen. Durch die Regel R4 kann das System feststellen, ob das Objekt aus zwei Salamischeiben besteht:

**R4:** if Size\_Objekt > Size\_Salami  
 then **Trennen**  
 else **nicht Trennen**



**Abbildung 5. 17:** Trennung der Salami, A) Farbbild , B) binäre

Die beiden Salamischeiben werden in folgenden Schritten getrennt:

- Wandlung des Farbbilds zum binären Bild (Abbildung 5. 17. B)
- Danach wird die Objektmatrix der beiden Salamischeiben als Objekt wie folgt gefunden:  
 Objekt =  $[\max_x \min_x \max_y \min_y x_{\text{zentrum}} y_{\text{zentrum}}]$ .
- Bestimmung aller Punkte am Rand des Objekts (beide Salamischeiben).
- Berechnung der Abstände zwischen allen Punkten und dem Zentrum des Objekts (roter Punkt).
- Feststellung des minimalen Abstandes aus einem früheren Schritt und welcher Punkt gehört zu diesem Abstand (grüner Punkt).
- Jetzt wird ein Punkt für dieses Objekt gesetzt. Das bedeutet, dass die Objektmatrix das Objekt mit einem extra Punkt beschreibt. Außer dem Zentrum gibt es fünf Punkte an den Rändern der Salamischeiben. Zwei Punkte (rote Punkte) sind oben, zwei Punkte (gelbe Punkte) sind unten und einer ist in der Mitte (grüner Punkt).
- Es sind zwei Dreiecke auf dem Bild zu erkennen. Das erste Dreieck entsteht aus zwei oberen Punkten und einem mittleren Punkt (zwei rote und ein grüner). Das zweite Dreieck befindet sich zwischen zwei unteren Punkten und einem mittleren Punkt (zwei gelbe und ein grüner). Der grüne ist der gemeinsame Punkt zwischen den beiden Dreiecken.
- Jedes Dreieck gehört zum Kreis einer Salamischeibe, da die Ecke der Dreiecke jeweils am Rand der Salamischeiben liegen. Das Zentrum jedes Dreiecks ist gleichzeitig das Zentrum jeder Salamischeibe.
- Am Ende wird das Zentrum (weißer Punkt) jeder Salamischeibe und der Radius ermittelt sowie der Abstand zwischen dem Zentrum der Salamischeibe und jeweils dem Kopf eines Dreiecks herausgefunden. Dann lässt sich ein Kreis um die Salamischeibe zeichnen.

Dieser Prozess funktioniert online nur, wenn es zwei Salamischeiben sind und die Position der beiden Salami nicht wie in der folgenden Abbildung 5. 18. ist:

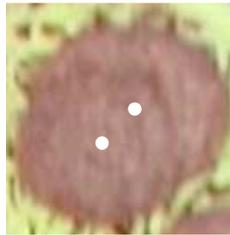


Abbildung 5. 18: neues Ziel

Der letzte Schritt in dieser Struktur wird im nächsten Abschnitt erklärt, weil die Bewertung aus mehreren Schritten wie in Abbildung 5. 3 besteht.

### 5.3. Bewertung der Verteilung der Salamischeiben auf dem Pizzaboden

#### 5.3.1. Die Referenzkreise

Bevor die Verteilung der Salamischeiben auf dem Pizzaboden bewertet wird, wird jetzt eine Gruppe der Kreise aus Abbildung 5. 13 A definiert. Wie bereits erwähnt, wird der Referenzkreis (der rote große Kreis) abhängig von dem Maximalkreis (der schwarze Kreis), der auf dem Pizzaboden in Abbildung 5. 13 A gefunden wird, berechnet.

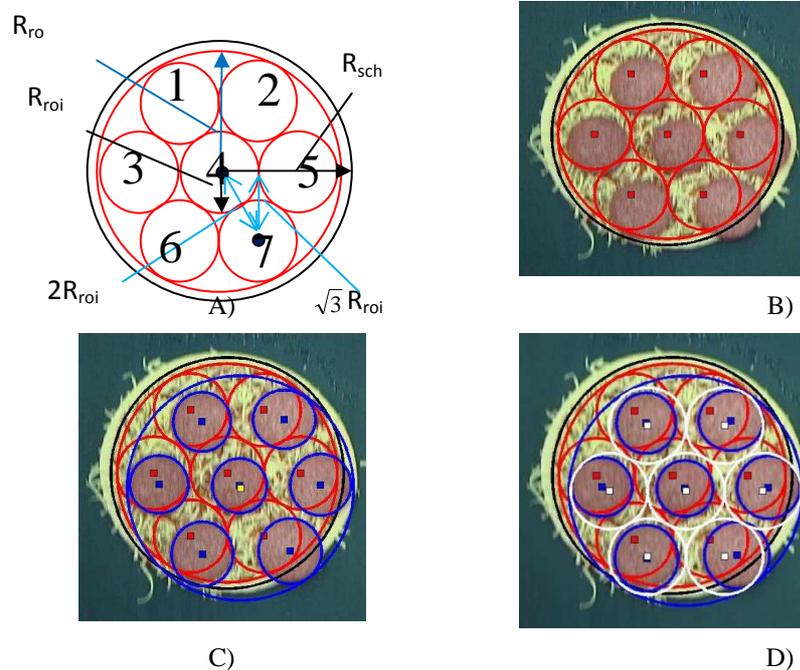


Abbildung 5. 19: A) Berechnung der Referenzkreise B) Referenz-Salamikreis, C) Positionen der Salamischeiben auf den Pizzaboden, D) Referenz-Salamikreis innerhalb der Salamiblume

Weil der schwarze große Maximalkreis in der Nähe vom Rand der Pizza liegt, ist es besser, dass der rote große Referenzkreis 5% kleiner als der Maximalkreis ist. Die Salami-Scheiben

sollen innerhalb dieses Referenzkreises positioniert werden. Trotzdem haben die Zentren der beiden Kreise die gleichen Koordinaten (Abbildung 5. 19 A und B).

Der Radius des Referenzkreises wird aus der folgenden Gleichung (5.1) berechnet:

$$R_{ro}=R_{sch}-(R_{sch}*5)/100 \quad (5.1)$$

$R_{ro}$  ist der Radius des roten großen Referenzkreises.

$R_{sch}$  ist der Radius des schwarzen Maximalkreises.

Ausgehend von dem roten großen Kreis lassen sich die sieben roten kleinen Referenzkreise berechnen. Gleichung (5.2) stellt dies dar:

$$r_{ro}=R_{ro}/3 \quad (5.2)$$

$r_{ro}$  ist der Radius des roten kleinen Referenzkreises.

Zur Verteilung der Salami werden drei Salamischeiben auf dem Durchmesser der Pizza (großer roter Referenzkreis) platziert. Deshalb wird der Durchmesser durch drei dividiert (Abbildung 5. 19 A und B).

Die Koordinaten der Zentren der sieben roten kleinen Kreise werden um das Zentrum der Pizza bzw. des roten großen Kreises symmetrisch verteilt. Die Abbildung 5. 19 A zeigt die Berechnung der Koordinaten des Zentrums eines kleinen roten Kreises. In den Gleichungen (5.3 und 5.4) werden die Koordinaten des siebten roten kleinen Referenzkreises berechnet:

$$x_{ro7}=x_{ro}+r_{ro} \quad (5.3)$$

$$y_{ro7}=y_{ro}+\sqrt{3} r_{ro} \quad (5.4)$$

$(x_{ro}, y_{ro})$  sind die Koordinaten des Zentrums des großen Referenzkreises.

$(x_{ro7}, y_{ro7})$  sind die Koordinaten des Zentrums des siebten kleinen Referenzkreises.

Zuvor wurde die tatsächliche Position der Salamiblume, die nur die Salamischeiben umfasst, sowie der Salamis (blauer großer Kreis und blaue kleine Kreise) in der Abbildung 5. 15 A und B mit ihren Zentren bestimmt. Abhängig vom Zentrum des großen blauen Kreises werden, analog zu den kleinen roten Kreisen, die weißen kleinen Referenzkreise innerhalb der Salamiblume berechnet und wiederum ihre Zentren bestimmt (Abbildung 5. 19 C und D).

Um die Darstellung der Namen und Koordinaten der Zentren aller Kreise zu vereinfachen, werden sie als Variablen gekennzeichnet.

Aus Abbildung 5. 19 D ergeben sich folgende Informationen:

- Die Koordinaten des Zentrums der Pizza und gleichzeitig des Zentrums des roten großen Referenzkreises  $K_r$  werden mit  $Z_r$  bezeichnet.  $Z_{r1}$  bis  $Z_{r7}$  sind die Zentren der roten kleinen Kreise  $K_{r1}$  bis  $K_{r7}$ , die in  $K_r$  enthalten sind.
- Die Salamiblume erfasst die tatsächlichen Positionen aller Salamischeiben. Dabei bezeichnet  $K_b$  die Salamiblume,  $Z_b$  ihr Mittelpunkt und  $Z_{b1}$  bis  $Z_{b7}$  die Zentren der kleinen blauen Kreise.
- Mit  $Z_{w1}$  bis  $Z_{w7}$  werden analog die Zentren der weißen Referenzkreise in der Salamiblume bezeichnet.

Diese Kreise helfen bei der Bewertung der Verteilung der Salami auf dem Pizzaboden und spielen eine wichtige Rolle bei dem Korrekturplan.

### 5.3.2. Die Qualität-Tabelle

Wie oben in Abbildung 5. 3 gezeigt wurde, gibt es zwei Vorgänge zur Bewertung. Das regelbasierte System (von Interpreter) füllt die ersten beiden Spalten der Qualität-Tabelle aus und das regelbasierte System (von maschinellem Lernen) füllt die dritte Spalte aus. Im Folgenden soll die Qualität-Tabelle näher erläutert werden. Die Tabelle 5. 2 zeigt die Trainingstabelle oder -daten, die bei der Bewertung gleichzeitig als Qualität-Tabelle dient.

Lage der Salamiblume zum Pizzaboden	Anzahl der Fehlpositionen der Salamischeiben in der Blume	Verteilung der Salamischeiben auf dem Pizzaboden

**Tabelle 5. 2:** Trainingsdatei

Aus Spalte 1 ergibt sich die Abweichung zwischen  $K_r$  und der Salamiblume bzw.  $K_b$ , der tatsächlichen Lage der Salamischeiben (Abbildung 5. 19 C).

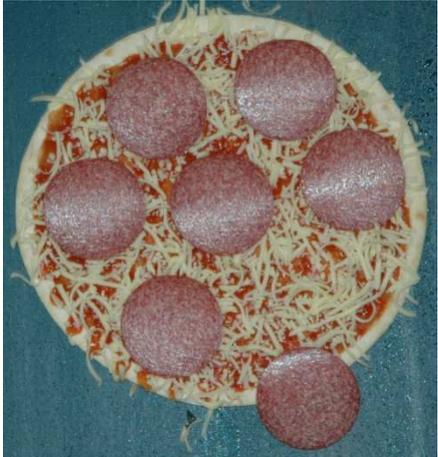
Spalte 2 erfasst die Abweichung zwischen  $Z_{wn}$  und  $Z_{bn}$  für  $n=1, \dots, 7$ . Daraus ergibt sich, wie viele Salamischeiben außerhalb der weißen Kreise liegen (Zahl der falschen Positionen).

Spalte 3 stellt eine Gesamtbewertung aus den Spalten 1 und 2 dar. Bei dieser Bewertung sind individuelle Unterschiede möglich. Die Abweichung wird durch euklidischen Abstand gerechnet.

Am Anfang wird die Trainingstabelle von Kunden und Experten ausgefüllt. Ausgehend von der gesammelten Erfahrung der Kunden und Experten werden die Spalten der Tabelle 5. 2 auch widersprüchliche Ergebnisse enthalten.

In der Trainingsdatei befinden sich die Bewertungen von 100 Kunden und 20 Experten. Es wurde eine Befragung mithilfe eines Kataloges mit 180 Pizzabildern, die unterschiedliche Verteilungen der Salamischeiben zeigen, durchgeführt. Jeder Teilnehmer erhielt einen Subkatalog mit 30 Pizzabildern und bewertete diese anhand der Tabelle 5. 2. Dabei wurden die Subkataloge für die einzelnen Teilnehmer jeweils zufällig aus dem Gesamtkatalog zusammengestellt. In Abbildung 5. 20 wird ein Beispiel aus dem Subkatalog dargestellt. Die Zahlen rechts und links neben den Fotos stellen die Nummer der Pizza im Katalog dar.

In der ersten Spalte der Trainingstabelle bewertet der Teilnehmer die Lage der Salamiblume mit einem Wert zwischen 0 (sehr gut) und 5 (sehr schlecht), in der zweiten Spalte die Symmetrie der Salamischeiben und in der dritten Spalte die Verteilung der Salami insgesamt ebenfalls jeweils von 0 bis 5.

31			32
33			34
35			36

**Abbildung 5. 20:** Beispiele aus dem Subkatalog für die Kunden und Experten

Tabelle 5. 3 zeigt die Ergebnisse eines Kunden für den Subkatalog, der aus 30 Bildern besteht. In Spalte A steht die Information über den Kunden (z. B. Alter und Geschlecht). Die Nummer des Bildes steht in der zweiten Spalte. Die Reste der Spalten werden wie in Tabelle 5. 2 nacheinander angeordnet.

	A	B	C	D	E
1	Teilnehmer	Bild Nr.	Lage der Salamiblüme zum Pizzaboden	Anzahl der Fehlpositionen der Salamischeiben in Blume	Verteilung der Salamischeiben auf dem Pizzaboden
2	Alter	31	3	5	4
3	30	32	2	2	3
4	Geschlecht	33	2	2	3
5	m	34	3	2	4
6		35	2	3	3
7		36	2	2	5
8		37	3	2	3
9		38	2	3	2
10		39	3	2	3
11		40	3	3	2
12		41	4	3	4
13		42	2	3	3
14		43	4	5	4
15		44	3	3	3
16		45	2	2	2
17		46	2	1	3
18		47	4	4	3
19		48	3	3	3
20		49	5	2	4
21		50	4	2	5
22		51	3	3	3
23		52	3	4	4
24		53	1	1	4
25		54	3	4	4
26		55	1	3	3
27		56	2	2	4
28		57	2	2	2
29		58	4	3	3
30		59	5	2	4
31		60	3	3	3

Tabelle 5. 3: Die Ergebnisse eines Kunden

### 5.3.3. Regelhaftes Wissen von Interpretier

Das Ziel der Künstlichen Intelligenz ist es, die Fähigkeit der Menschen nachzuahmen. Bisher wurden durch vier Regeln lediglich die Positionen der Salamischeiben bestimmt. Aber wie ist es möglich, die Daten vom Bild für das Expertensystem vorzubereiten und einzugeben? Das regelhafte Wissen von Interpretier wird, wie die Kunden und Experten, die ersten zwei Spalten der Tabelle 5. 2 ausfüllen.

In diesem Beispiel wird ein einfach Fall des Testbildes, das sieben Salamischeiben hat. In dem Abschnitt 5.4 wird das Fall des Testbildes, welches weniger als sieben Salamischeiben hat, bearbeitet.

Zum Vergleich zwischen Kr und Kb werden die Daten vom Testbild unten verarbeitet. Aber es gibt wichtige folgende Schritte, die das System durchführen muss.

- I. Bestimmung der Abweichung  $|Z_r - Z_b|$ : Daraus ergibt sich ein Wert, der in eine Regelbasis eingeordnet wird, um die entsprechende Klasse festzulegen. Z.B. lautet die Regelbasis R5 wie folgt:

#### R5:

$R_{51}$  : if  $0 \leq \text{Wert} < 3$  than Klasse 1

$R_{52}$  : if  $4 \leq \text{Wert} < 6$  than Klasse 2 usw.

.

$R_{5n}$

Eine Einordnung könnte auch durch eine andere Klassifizierung erfolgen. Damit ist es jetzt möglich die erste Spalte von Tabelle 5. 2 auszufüllen.

II. Bestimmung der Abweichung ( $|Zb_n - Zw_n|$ ). Dafür wird ein regelbasiertes System benötigt. Die Bearbeitung erfolgt in den folgenden Schritten:

- ❖ Wie oben nummerieren wir Zr1 bis Zr7 wie in der folgenden Abbildung 5. 21 A : (schwarze Nummer)

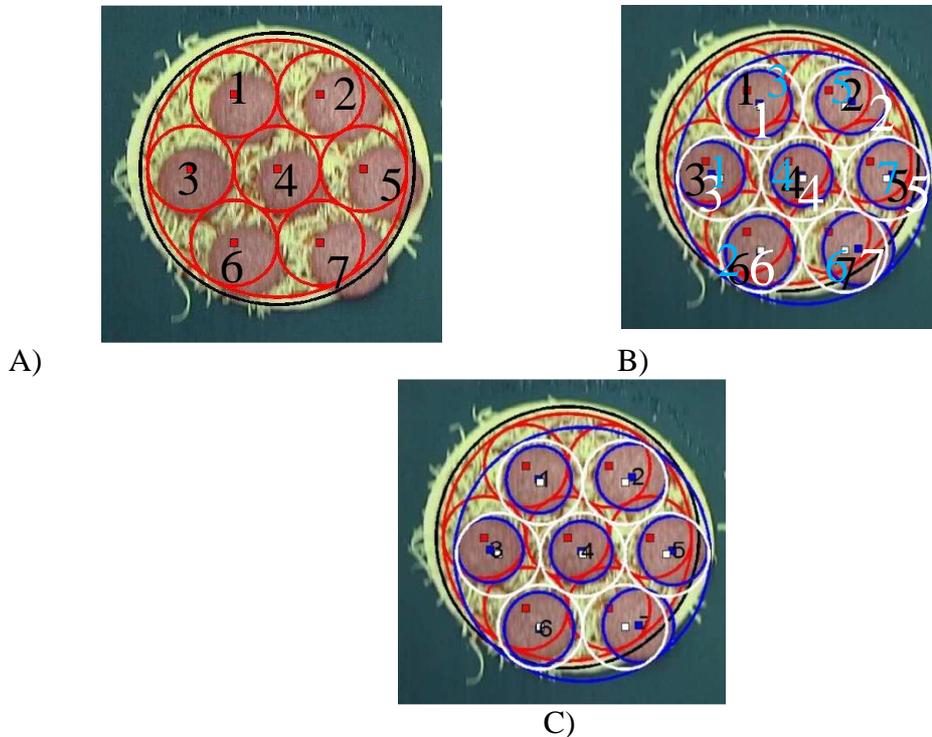


Abbildung 5. 21: A) Referenz-Salamikreise mit Nummern auf Pizzaböden, B) Referenz-Salamikreise mit Nummern auf Salamiblume, C) Salamischeiben mit Nummern in Salamiblume

- Bei der Erfassung der tatsächlichen Salamis werden diesen zufällig Nummern zugeordnet (Zb1 bis Zb7). (blaue Nummer)
- Zw1 bis Zw7 werden analog zu Zr1 bis Zr7 nummeriert wie in Abbildung 5. 21B. (weiße Nummer)
- Wir berechnen und erstellen die Abstände-Tabelle zwischen Zbn (blaue Nummer) und Zwn (weiße Nummer) wie in Tabelle 5. 4:

	Zb1	Zb2	Zb3	Zb4	Zb5	Zb6	Zb7
Zw1	132.9618	231.3240	4.8746	127.1039	143.2635	273.4609	233.8384
Zw2	236.2770	267.3253	134.5651	129.1643	14.0151	227.3343	131.6222
Zw3	14.3265	133.3604	134.4414	130.0779	242.5077	246.4229	273.5772
Zw4	144.6695	135.3255	136.8740	4.9244	145.1137	142.1276	141.6492
Zw5	276.5886	231.7089	232.9002	134.0755	134.7368	120.5166	11.5109
Zw6	144.4980	3.3477	232.8288	134.9559	277.0696	153.5175	240.1096
Zw7	242.9561	134.0269	268.8740	136.8981	237.5702	21.6243	142.4661

Tabelle 5. 4: Die Abstände-Tabelle

- Das System sucht nach dem Minimum in jeder Zeile (in den roten Ellipsen) und ordnet die Salamischeiben zu diesem Referenz-Zentrum zu. Z. B. in der Tabelle 5.

4 in der ersten Zeile liegt der minimale Wert in der dritten Spalte. Dies bedeutet, dass das Zentrum der dritten Salamischeibe zum ersten Referenz-Zentrum zugeordnet wird. Am Ende bekommen wir einer Tabelle, in der jede Salamischeibe zu einem Referenz-Zentrum zugeordnet wird (Tabelle 5. 5).

Salami Nr.	Reference S.	Entdeckten S.	Abweichung
1	Zw1	Zb3	Zw1-Zb3
2	Zw2	Zb5	Zw2-Zb5
3	Zw3	Zb1	Zw3-Zb1
4	Zw4	Zb4	Zw4-Zb4
5	Zw5	Zb7	Zw5-Zb7
6	Zw6	Zb2	Zw6-Zb2
7	Zw7	Zb6	Zw7-Zb6

**Tabelle 5. 5:** Zugeordnete-Tabelle

- Dann werden allen entdeckten Salamischeiben die angepassten Zähler zugewiesen wie in Abbildung 5. 21 C.
- Jetzt kann das System die Abweichung wie in der vierten Spalte in Tabelle 5. 5 errechnen. Die Werte von dieser Spalte werden durch eine Regelbasis, die wie die Abweichung von der Salamiblume bearbeitet wird, bearbeitet. Somit kann entschieden werden, ob die entdeckten Salamischeiben in der falschen Position sind oder nicht. Zwei Ordnungsklassen (falsche oder richtige Position) sind hierfür ausreichend. Es ist möglich, dass der Wert der Klasse wie folgt ist:
- **R6:**     if Abweichung  $\leq$  Schwelle  
          then Salamischeiben in **richtiger Position**  
          else **falsche Position.**
- Hieraus schließen wir den Wert für die zweite Spalte (Anzahl der Fehlpositionen der Salamischeiben in der Blume) von Tabelle 5. 2.
- Dann werden diese beiden Daten als Data von Pizza Prozess, wie in Abbildung 5. 3 dargestellt, an das Expertensystem weitergegeben, damit die Bewertung durch dieses Lernsystem erzeugt werden kann.

In der Abbildung 5. 22 wird das regelhafte Wissen vom Interpretier (Regeln R1 bis R6) gezeigt. Man kann sehen, wie diese Regeln die Aufgabe von Menschen bei der Bestimmung und Bewertung der Positionen der Salamischeiben auf Pizzaboden nachgeahmt haben (Spalte 1 und Spalte 2 in der Qualitätstabelle). Die Aktionen werden hier in dem Dann-Teil eingesetzt. Es wird dazu auch die Min-Funktion in der Abstände-Tabelle verwendet, um die tatsächlichen Salami-Positionen zu den Referenz-Positionen zuzuordnen. Das Regelhafte Wissen hat die gleiche Form wie bei dem Geldautomat, aber die Regeln sind hier nicht hintereinander, sondern zwischen die Schritte des Systems integriert. Die Regeln R5 und R6 werden zur Klassifikationen verwendet.

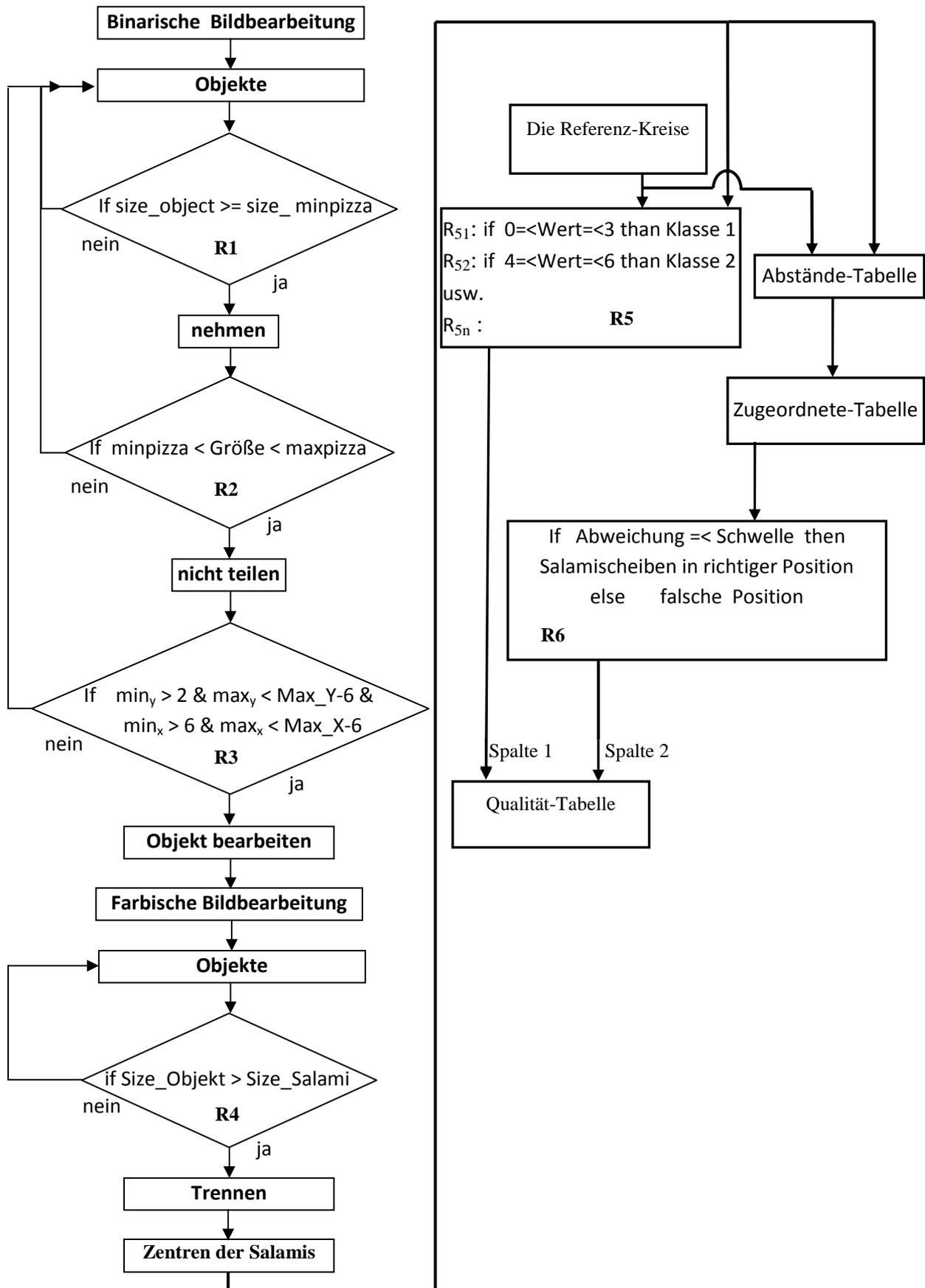


Abbildung 5. 22:: Regelhaftes Wissen von Interpreter

#### 5.3.4. Expertensystem (regelhaftes Wissen von maschinellem Lernen)

Nach dem Ausfüllen der Tabelle 5. 2 durch die Kunden und Experten (bei der Befragung mithilfe eines Kataloges mit 180 Pizzabildern) wird eine Trainingsdatei erstellt. Ausgehend von den verschiedenen Bewertungen in der Trainingsdatei über die Kombination der ersten beiden Spalten ergeben sich insbesondere in der dritten Spalte widersprüchliche Werte.

Die erste und zweite Spalte der Qualität-Tabelle wurde durch das regelbasierte System (von Interpreter) im Programm bewertet. Um die dritte Spalte der Tabelle 5. 2 auszufüllen, wird ein System, das die Fähigkeit der Kunden und Experten nachahmt, benötigt. Das System wird Lernsystem genannt.

Nach dem Training wird das Lernsystem als Expertensystem, das im Herstellungsprozess der Pizza verwendet werden soll, erstellt. Die folgende Abbildung 5. 23 zeigt die Schritte vom Training und der Erstellung bis zur Verwendung.

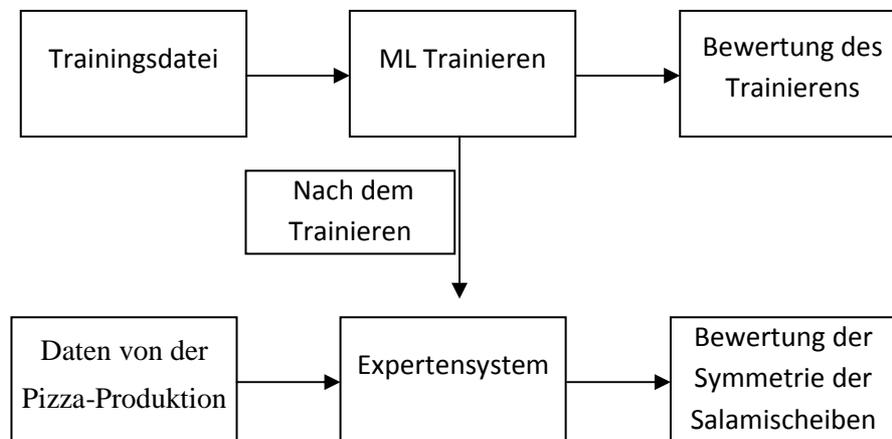


Abbildung 5. 23: Maschinelles Lernen und Expertensystem

Für das Maschinelle Lernen wurde System (ANFIS) (Zhang, Sun, & Mizutani, 1997) (Pedrycz, Ekel, & Parreiras, 2011)) verwendet. Es wird die Funktion „ANFIS“ in Matlab genutzt.

Das adaptive neuro-fuzzy inferencsystem (ANFIS) nutzt einen Hybrid-Lernalgorithmus, um Parameter des Sugeno-type fuzzy inferencsystems zu identifizieren. Daraus ergibt sich das Expertensystem. Es verwendet drei zugehörige Funktionen für jeden Eingang. Die zugehörige Funktion ist als „generalized Bell-shaped“ bekannt.

Weiterführende Informationen über Lernprozesse und die Erstellung des Expertensystems (Regelbasierte System von maschinellem Lernen) sind in (Giarratano & Riley, 2005) zu finden.

Das Expertensystem kann bei der Herstellung von Pizzen eingesetzt werden. Dabei kann zwischen den Ergebnissen des Expertensystems und der Kundenbefragung verglichen werden.

Die Darstellung des Expertensystems wird in zweiter Anwendung gezeigt. Weil das regelhafte Wissen von maschinellem Lernen in zweiter Anwendung auch verwenden wird.

## 5.4. Erweitertes regelhaftes Wissen

In Abschnitt 5.3.3 wurde zunächst nur der einfachste Fall der Bearbeitung durch das Regelhafte Wissen geschildert. Alle sieben Salamischeiben waren vorhanden und optisch einfach voneinander abzugrenzen. Es stellt sich jedoch die Frage, wie sich das System verhält, falls es weniger als sieben Salamischeiben gibt, oder falls zwei Salamischeiben sehr nahe beieinander bzw. übereinander liegen.

Wie wird hier die Zuordnungstabelle berechnet? Diese beiden Fragen werden durch das erweiterte Regelhafte Wissen beantwortet.

### Fehlende Salamischeiben

Zunächst spielen fehlende Salamischeiben keine Rolle bei der Bewertung. Das System bewertet die tatsächlich vorhandenen Salamischeiben und gibt die Anzahl der fehlenden Scheiben aus. Nachfolgend wird ein erweitertes Regelhaftes Wissen erläutert, damit die benötigten Informationen über die Positionen der Salamischeiben zu dem Expertensystem gesendet werden können.

Die Abbildung 5. 24 zeigt eine Pizza mit fehlender Salamischeibe:

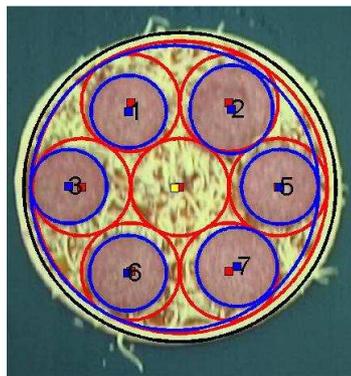


Abbildung 5. 24: Pizza mit fehlender Salamischeibe

Nach der Berechnung der Zuordnungstabelle durch das System bekommen wir die Tabelle 5. 6:

Nr. Salami	X	Y	Xr	Yr	Abstand
1.0000	172.5000	157.0000	175.2031	144.8822	12.4156
2.0000	312.5000	154.0000	309.2031	144.8822	9.6955
3.0000	91.0000	260.0000	108.2031	260.9296	17.2282
4.0000	0	0	242.2031	260.9296	NaN
5.0000	378.5000	260.5000	376.2031	260.9296	2.3367
6.0000	171.5000	379.0000	175.2031	376.9770	4.2197
7.0000	320.0000	370.5000	309.2031	376.9770	12.5907

Tabelle 5. 6: Zuordnungstabelle mit fehlender Salamischeibe

Falls eine oder mehrere Salamischeiben fehlen, gibt das System die Nummern der Salamischeiben, ihre Positionen und ihre Anzahl aus. Bei einem normalen Korrekturvorgang würde eine Anweisung für das nächste System erstellt, dass die Salamischeiben von Position (X, Y) zu Position (Xr, Yr) bewegt werden sollen. Aber im Fall der Salami Nr. 4 würde hier die fehlende Salamischeibe platziert werden, sodass sich die korrekte Anzahl von sieben Salmis auf der Pizza befindet.

Wie wird die Tabelle 5. 6 durch das erweiterte regelhafte Wissen gerechnet?

Dazu wird eine Abstände-Tabelle der Abbildung 5. 24, wie die folgende Tabelle 5. 7, erzeugt.

	Zb1	Zb2	Zb3	Zb4	Zb5	Zb6
Zw1	135.9032	229.5882	7.9848	142.5737	267.1663	236.2451
Zw2	236.4523	263.0984	127.7253	13.3138	221.9861	136.0211
Zw3	14.1421	134.5780	124.8249	233.9236	240.8262	273.5041
Zw4	144.0139	133.1212	122.1935	132.9295	137.8305	143.5078
Zw5	274.0073	226.1222	219.2744	120.0843	117.4617	13.5831
Zw6	139.1773	4.6645	217.5977	262.6085	150.0556	237.6705
Zw7	238.3492	128.5759	252.1879	220.9372	20.4126	138.4819

**Tabelle 5. 7:** Die Abstände Tabelle mit fehlender Salamischeibe

In diesem Beispiel wurden nur sechs Salmis entdeckt. Fünf der Salmis konnten eindeutig zu einer Referenz zugeordnet werden (rote Ellipsen). Die Salami Zb3 (grüne Ellipsen) lässt sich zunächst nicht eindeutig zu einer Reference zuordnen.

Diese Situation wird in der Tabelle 5. 8 deutlich:

Salami Nr.	Reference S.	Entdeckten S.	Abweichung
1	Zw1	Zb3	Zw1-Zb3
2	Zw2	Zb4	Zw2-Zb4
3	Zw3	Zb1	Zw3-Zb1
4	Zw4	Zb3	Zw4-Zb3
5	Zw5	Zb7	Zw5-Zb7
6	Zw6	Zb2	Zw6-Zb2
7	Zw7	Zb6	Zw7-Zb6

**Tabelle 5. 8:** Zuordnungstabelle mit fehlender Salamischeibe

Durch die Regel R7 wird im System festgestellt, ob eine Salamischeibe zwei Mal oder mehr zugeordnet ist und ob eine Salamischeibe fehlt:

**R7:** If Anzahl Der Zentren = Anzahl der Zuordnung

then Geh zur **Zuordnungstabelle**

else Geh\_zurück zur **Abstandstabelle**

Es wird deutlich, dass die Referenz-Salami Nr. 1 und Nr. 4 zur gleichen entdeckten Salamischeibe zugeordnet wurden. Um zu entscheiden, zu welcher Referenz-Salami diese entdeckte Salamischeibe gehört, vergleicht das System ihre Abweichungen in der Abstände-Tabelle.

Diejenige Referenz-Salami mit der kleineren Abweichung wird der entdeckten Salami zugeordnet, der anderen wird keine Salami zugeordnet. Dies drückt sich in der

Zuordnungstabelle durch eine 0 aus. Eine Abweichung kann daher nicht gemessen werden. Die Tabelle 5. 9 zeigt dies:

Salami Nr.	Referenz-S.	Entdeckte S.	Abweichung
1	Zw1	Zb3	Zw1-Zb3
2	Zw2	Zb4	Zw2-Zb4
3	Zw3	Zb1	Zw3-Zb1
4	Zw4	0	NAN
5	Zw5	Zb7	Zw5-Zb7
6	Zw6	Zb2	Zw6-Zb2
7	Zw7	Zb6	Zw7-Zb6

**Tabelle 5. 9:** Zuordnungstabelle mit fehlender Salamischeibe

Das erste Problem der fehlenden Salamis kann also gehandhabt werden.

### Zwei Salamischeiben sehr nahe beieinander bzw. übereinander

Um das zweite Problem zu bearbeiten, müssen wir die Zentren der entdeckten Salamis manuell bestimmen, da diese aufgrund der zu geringen Videoauflösung nicht automatisch bestimmt werden können (Abbildung 5. 18).

Ab jetzt berücksichtigen wir also nur die Zentren der entdeckten Salamischeiben (blaue Farbe) und die Zentren der Referenz-Salamischeiben (rote Farbe) wie in der Abbildung 5. 25. Wir klären jetzt z.B. eine Situation wie in den Abbildung 5. 25 A und B, in denen die Salamischeiben aufeinander liegen (in Abbildung 5. 25 A Salami 4 und 7). Die blauen Punkte stellen die Zentren der entdeckten Salamischeiben dar (nummeriert, wie sie entdeckt wurden) und die roten Punkte sind die Zentren der Referenz-Salamis (nummeriert wie oben in der Abbildung 5. 21), siehe Abbildung 5. 25A.



A)

B)

**Abbildung 5. 25:** Pizza mit überlappenden Salamischeiben

Die Abstands-Tabelle für diese Situation ist Tabelle 5. 10:

	Zb1	Zb2	Zb3	Zb4	Zb5	Zb6	Zb7
Zw1	135.9032	229.5882	7.9848	142.5737	267.1663	236.2451	153.179
Zw2	236.4523	263.0984	127.7253	13.3138	221.9861	136.0211	24.166
Zw3	14.1421	134.5780	124.8249	233.9236	240.8262	273.5041	248.845
Zw4	144.0139	133.1212	122.1935	132.9295	137.8305	143.5078	148.808
Zw5	274.0073	226.1222	219.2744	120.0843	117.4617	13.5831	127.137
Zw6	139.1773	4.6645	217.5977	262.6085	150.0556	237.6705	278.395
Zw7	238.3492	128.5759	252.1879	220.9372	20.4126	138.4819	233.717

**Tabelle 5. 10:** Die Abstände-Tabelle mit überlappenden Salamischeiben

Die blauen Ellipsen bedeuten, dass dies die zwei minimalen Werte in der Zeile sind, sich also Zb4 und Zb7 sehr nah an Zw2 befinden.

Wenn die Zuordnungstabelle danach erzeugt wird, kann man deutlich sehen, dass die Referenz-Salamischeibe Nr. 4 (Zw4) zu keiner entdeckten Salamischeibe zugeordnet wird, wie wir am vorherigen Beispiel erklärt haben. Die entdeckte siebte Salamischeibe (Zb7) ist zu keiner Referenz-Salamischeibe zugeordnet.

Ausgehend von dem früheren Beispiel wird die Zuordnungstabelle für dieses Beispiel in Tabelle 5. 11 berechnet:

Salami Nr.	Reference S.	Entdeckten S.	Abweichung
1	Zw1	Zb3	Zw1-Zb3
2	Zw2	Zb4	Zw2-Zb4
3	Zw3	Zb1	Zw3-Zb1
4	Zw4	0	NAN
5	Zw5	Zb6	Zw5-Zb6
6	Zw6	Zb2	Zw6-Zb2
7	Zw7	Zb5	Zw7-Zb5

**Tabelle 5. 11:** Zuordnungstabelle mit überlappenden Salamischeiben

Trotzdem gibt es sieben entdeckte Salamischeiben. Nur wird die siebte entdeckte Salamischeibe nicht zugeordnet.

Hier steht noch eine Regel R8, durch welche vom System festgestellt wird, ob alle Salamischeiben zugeordnet sind:

**R8:** if Alle Salamischeiben sind zugeordnet

then Geh **zur Zuordnungstabelle**

else Geh\_zurück zur **Abstandstabelle**

Die Abbildung 5. 25 A zeigt deutlich, dass es zwei entdeckte Salamischeiben in der Nähe von der zweiten Referenz-Salamischeibe gibt. Eine von beiden soll ihr und die zweite einer anderen Referenz-Salami zugeordnet werden.

Dieses Problem lässt sich durch ein erweitertes regelhafte Wissen, das die Abstands-Tabelle filtert, lösen. Das System muss erkennen können, welche Referenz-Salamischeibe (Zw4) nicht zugeordnet wurde, welche Referenz-Salamischeibe (Zw2) mehr als eine Salami in der Nähe hat und welche Salamischeibe (Zb7) noch nicht zugeordnet worden ist.

Dazu wird zunächst die Abstands-Tabelle durch die Regel R9 gefiltert.

**R9:** if Wert > Rw

then **wert = 0**

else **wert**

Dabei ist Rw der Durchmesser des weißen Referenzkreises und der Wert ist der Abstand in der Abstandstabelle.

Diejenigen Werte, die größer als der Radius der Referenz-Salami sind, werden auf null gesetzt. Diejenigen die kleiner sind, bleiben erhalten. Diese Filterung der Abstands-Tabelle wird in Tabelle 5. 12 dargestellt:

	Zb1	Zb2	Zb3	Zb4	Zb5	Zb6	Zb7
Zw1	0	0	7.9848	0	0	0	0
Zw2	0	0	0	13.3138	0	0	24.1662
Zw3	14.1421	0	0	0	0	0	0
Zw4	0	0	0	0	0	0	0
Zw5	0	0	0	0	0	13.5831	0
Zw6	0	4.6645	0	0	0	0	0
Zw7	0	0	0	0	20.4126	0	0

**Tabelle 5. 12:** Die Filterung der Abstands-Tabelle

Anschließend werden die Zeilen der gefilterten Abstands-Tabelle durchsucht. Diejenigen Zeilen, die mehr oder weniger als genau einen Wert außer null aufweisen, werden für die weitere Zuordnung verwendet. Dies wird durch die Regel R10 implementiert:

**R10:** If(Anzahl des Werts >0) =1  
 then **löschen**  
 else **nehmen**

In der weiteren Zuordnung werden die nicht eindeutig zugewiesenen entdeckten Salamis verteilt. Im Beispiel sind dies die entdeckten Salamis Nr. 4 und 7.

Die neue kleine Abstands-Tabelle 5. 13 setzt sich aus den Referenz-Salamischeiben Nr. 2 und 4 und der entdeckten Salamischeibe Nr. 4 und 7 zusammen. Die Spalte Referenz1 zeigt die Referenz-Salami an, zu der die entdeckten Salamis zugeordnet wurden, also den kleinsten Abstand besitzen. Die Spalte Referenz 2 zeigt die Referenz-Salami, zu der keine entdeckte Salami zugeordnet wurde. Die Spalte Abstand gibt den Abstand zwischen den entdeckten Salamis und den Referenz-Salamis aus Referenz 2 an. Anhand der Tabelle wird nun die entdeckte Salami, die den geringeren Abstand zu Referenz Nr. 2 aufweist, Referenz Nr. 2 zugeordnet (entdeckte Salami Nr. 4 zu Referenz-Salami Nr. 4). In der Spalte control wird die Zeile mit der nun zugeordneten Salami mit dem Wert 1 markiert. Die verbleibende entdeckte Salami (entdeckte Salami Nr. 7) kann zum Schluss der Referenz-Salami Nr. 1 zugeordnet werden. Damit ist die Zuordnungstabelle vollständig.

Abstand	Referenz 1 Nr.	Salamis Nr.	Referenz 2 Nr.	control
132.9295	ZW2	ZB4	ZW4	0
148.8086	ZW2	ZB7	ZW4	0

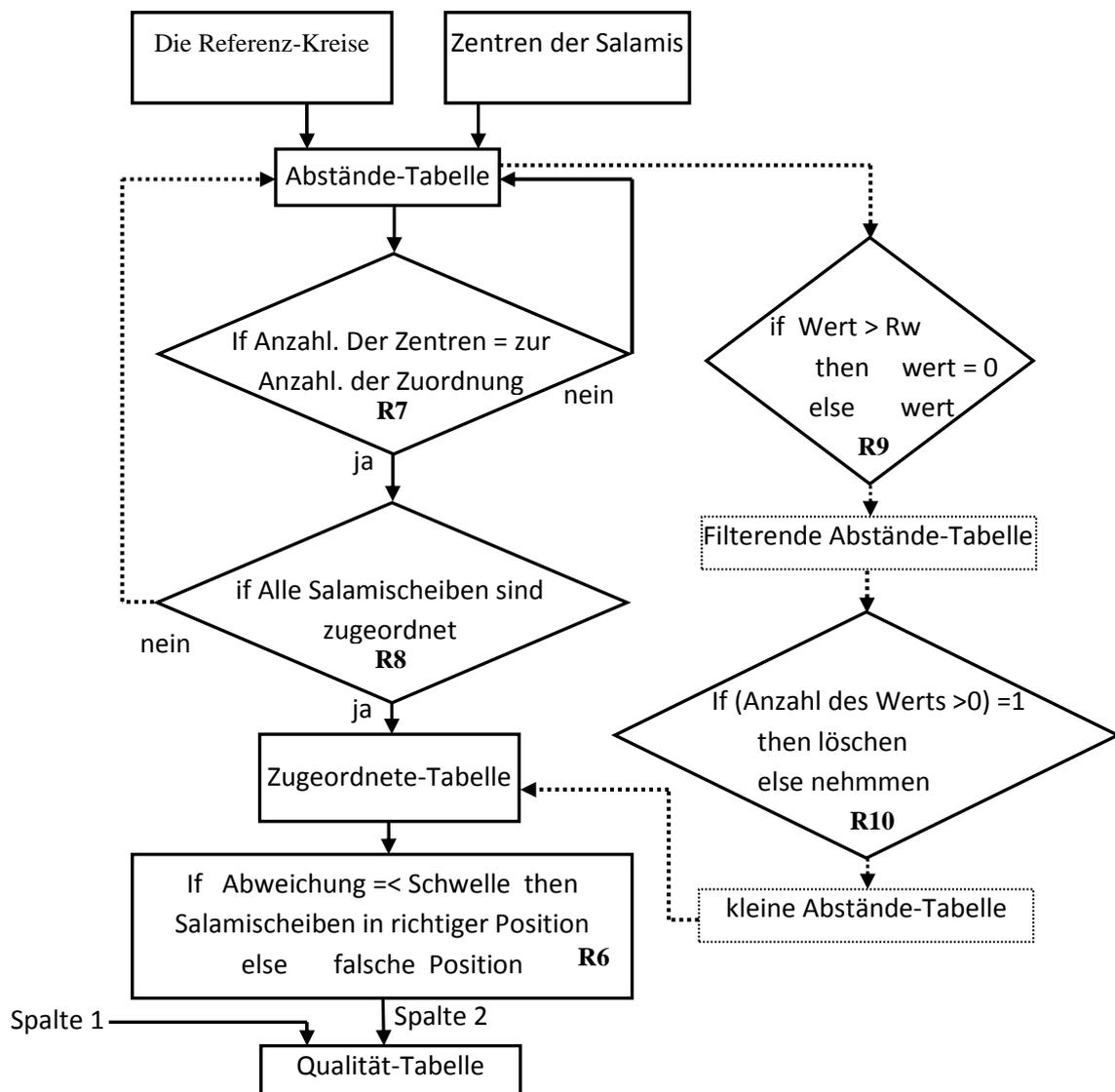
**Tabelle 5. 13:** Die kleine Abstands-Tabelle

Die Zuordnungstabelle sieht dann wie folgt aus. Die in Tabelle 5. 14 dargestellten Änderungen gegenüber der früheren Zuordnungstabelle fallen auf sind.

Salami Nr.	Referenz-S.	Entdeckte S.	Abweichung
1	Zw1	Zb3	Zw1-Zb2
2	Zw2	Zb7	Zw2-Zb3
3	Zw3	Zb1	Zw3-Zb1
4	Zw4	Zb4	Zw4-Zb4
5	Zw5	Zb6	Zw5-Zb7
6	Zw6	Zb2	Zw6-Zb2
7	Zw7	Zb5	Zw7-Zb6

**Tabelle 5. 14:** Neue Zuordnungstabelle mit fehlender Salamischeibe und überlappenden Salamischeiben

Die siebte und die vierte Salamischeibe werden nun zur Referenz-Salami 2 und 4 zugeordnet. Die Abbildung 5. 26 zeigt das erweiterte regelhafte Wissen von Interpreter für Ausfüllung die zweiten Spalte von Qualität-Tabelle und wie die Regeln funktionieren, damit die Salamischeibe aus der kleinen Abstands-Tabelle zugeordnet wird:

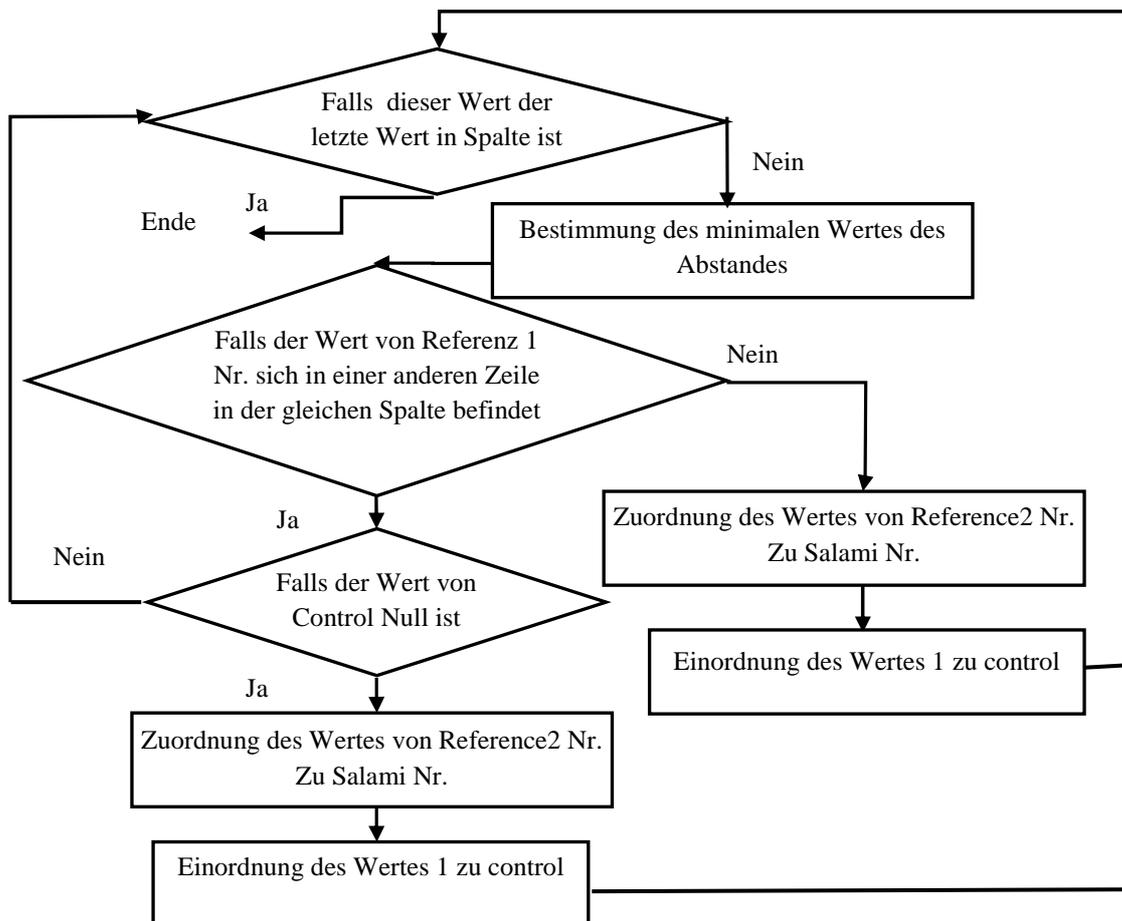


**Abbildung 5. 26:** das erweiterte regelhafte Wissen

Die Abbildung 5. 26 ergänzt die Abbildung 5. 22 und zeigt nur die Schritte zur Ausfüllung der zweiten Spalte der Qualitätstabelle.

Das regelhafte Wissen vom Interpretier wird in der Abbildung 5. 26 um vier Regeln (**R7-R10**) erweitert. Die Regeln **R9** und **R10** werden verwendet, um die Abstände-Tabelle zu filtern und die kleine Abstände-Tabelle zu erstellen.

Die Funktion der Zuordnung in der kleinen Abstände-Tabelle wird durch drei weitere Regeln gesteuert. Die Abbildung 5. 27 zeigt den Zuordnungsvorgang.



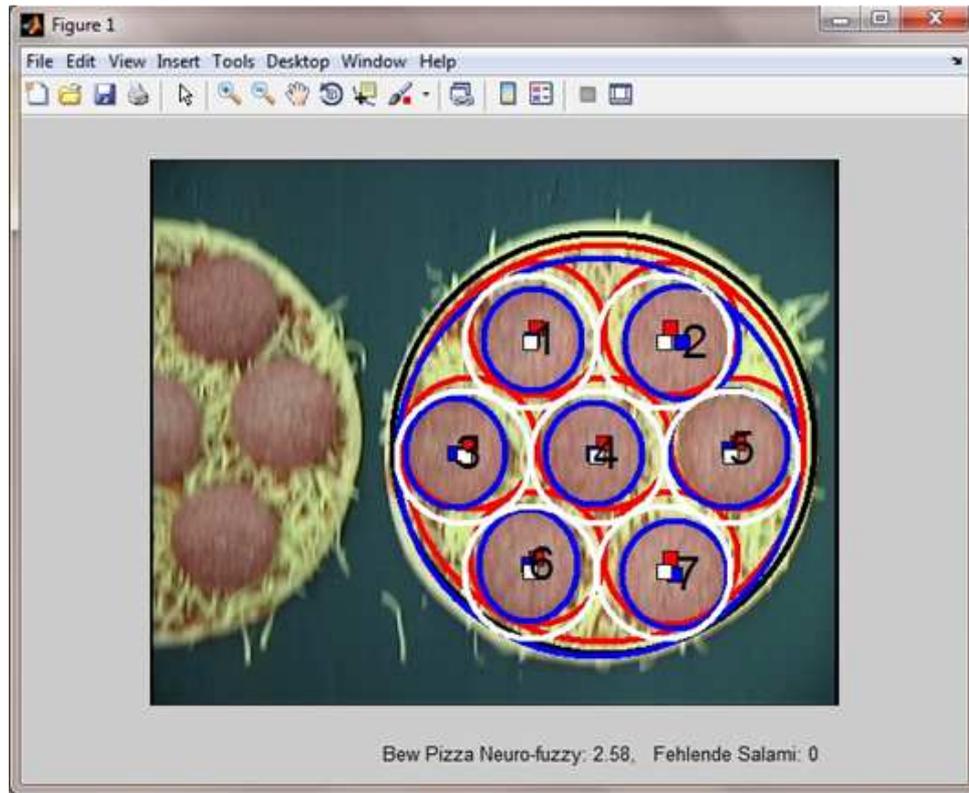
**Abbildung 5. 27:** Funktion der Zuordnung in der kleinen Abstände-Tabelle

Im gesamten regelhaften Wissen vom Interpretier werden 13 Regeln verwendet. Weil drei Regeln in der Funktion der Zuordnung der kleinen Abstände-Tabelle verwendet werden. Das erweiterte regelhafte Wissen wird so in die Lage versetzt, die zwei neuen Probleme zu lösen. Das eröffnet auch die Möglichkeit, die Regeln zu Erreichung anderer Ziele oder zur Lösung anderer Probleme zu erweitern.

## 5.5. Ergebnisse

Zum Bewertung des Systems wird ein Film, wie in der Abbildung 5. 28, verwendet (online). Der Film wird entweder von einer Datei, die auf dem Computer gespeichert ist, oder von einer Kamera, die durch ein Kabel mit dem Computer verbunden wird, importiert.

Die folgende Abbildung 5. 28 zeigt die Ergebnisse als Ausgabe des Systems.



**Abbildung 5. 28:** Ausgabe des System

In Tabelle 5. 15 werden die Eigenschaften des Videos, das für die Überprüfung des Systems benutzt wird, gezeigt.

Die Anzahl der Frames pro Sekunde	<b>25</b> Frames
Die Anzahl der ganz Frames in Video oder Film	<b>1871</b> Frames
Die Zeit des Videos	<b>1.14</b> Minute
VideofORMAT	RGB24
Hoch	567
Breite	720
Die Gesamtzahl der Pizzas in diesem Video	<b>62</b> Pizzen

**Tabelle 5. 15:** Eigenschaften des Video

Es gibt zwei unvollständige Pizzen, die durch das System nicht erkannt und beurteilt wird. Deshalb stehen nur 60 Pizzen (Tabelle 5. 16).

Damit ist die Qualität der Funktion des Systems:

$$\frac{60 * 100}{62} = 96,77\%$$

Tabelle 5. 16 zeigt die Ergebnisse von ANFIS und drei Kunden für das Video. Die zweite und dritte Spalten („Lage der Salamiblume zum Pizzaboden“ und „Anzahl der Fehlpositionen der Salamischeiben in der Blume“) werden durch WBS ausgefüllt. In vierte Spalte („Verteilung der Salamischeiben auf dem Pizzaboden“) wird von ANFIS und drei Kunden (vier Unterspalten) ausgefüllt. Es wird in fünfter Spalte die Mittelwerte von Kundenergebnissen gezeigt. Die Differenz zwischen ANFIS und Mittelwert der Kunde wird in sechster Spalte gerechnet.

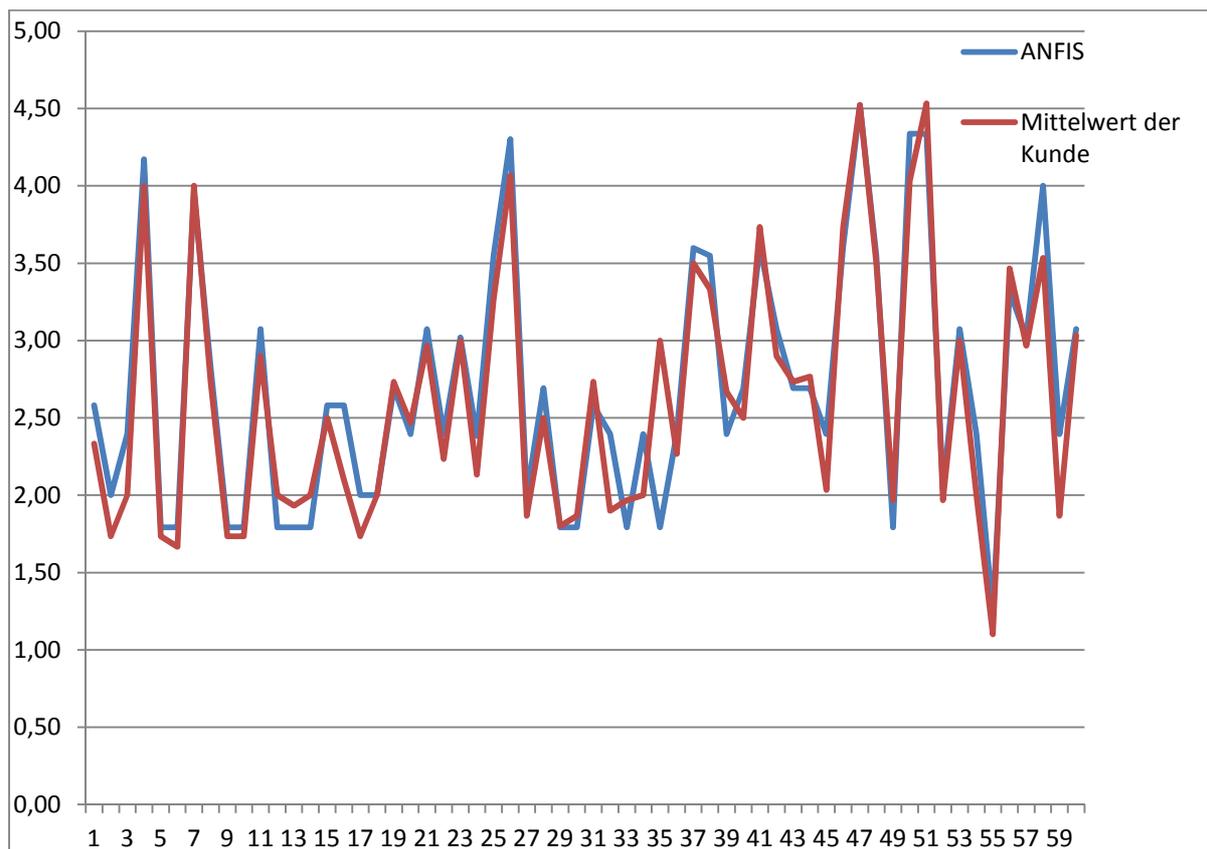
Nr. Pizza	Lage der Salamiblume zum Pizzaboden	Anzahl der Fehlpositionen der Salamischeiben in der Blume	Verteilung der Salamischeiben auf dem Pizzaboden				Mittelwert der Kunde	Differenz zwischen ANFIS und Durchschnitt von Kunde
			ANFIS	Kunde 1	Kunde 2	Kunde 3		
1	3	1	2,58	2	2	3	2,33	0,25
2	2	0	2,00	1,7	2	1,5	1,73	0,27
3	2	2	2,39	2	2	2	2,00	0,39
4	5	1	4,17	4	3,5	4,5	4,00	0,17
5	2	1	1,79	2	1,5	1,7	1,73	0,06
6	2	1	1,79	1,7	1,3	2	1,67	0,13
7	4	5	3,96	4,5	4	3,5	4,00	0,04
8	3	2	2,83	3	2,5	2,7	2,73	0,09
9	2	1	1,79	2	1,5	1,7	1,73	0,06
10	2	1	1,79	1,7	2	1,5	1,73	0,06
11	3	3	3,07	3	3	2,7	2,90	0,17
12	2	1	1,79	2	2,3	1,7	2,00	0,21
13	2	1	1,79	2,3	1,8	1,7	1,93	0,14
14	2	1	1,79	2	2	2	2,00	0,21
15	3	1	2,58	2,7	2,3	2,5	2,50	0,08
16	3	1	2,58	2	2,3	2	2,10	0,48
17	2	0	2,00	1,5	1,7	2	1,73	0,27
18	2	0	2,00	2,2	2	1,8	2,00	<u>0,00</u>
19	2	3	2,69	3	2,5	2,7	2,73	0,04
20	2	2	2,39	3	2,5	1,9	2,47	0,07
21	3	3	3,07	3	3,2	2,7	2,97	0,11

22	2	2	2,39	2,5	2	2,2	2,23	0,16
23	2	4	3,02	3	3,2	2,8	3,00	0,02
24	1	3	2,38	2	1,9	2,5	2,13	0,25
25	4	2	3,55	3,5	3,3	3	3,27	0,28
26	5	2	4,30	4,3	3,9	4	4,07	0,23
27	2	0	2,00	2	1,9	1,7	1,87	0,13
28	2	3	2,69	2,7	2,3	2,5	2,50	0,19
29	2	1	1,79	2	1,5	1,9	1,80	0,01
30	2	1	1,79	2	1,9	1,7	1,87	0,07
31	1	5	2,58	3	2,7	2,5	2,73	0,15
32	2	2	2,39	1,7	2	2	1,90	0,49
33	2	1	1,79	2,1	1,8	2	1,97	0,17
34	2	2	2,39	1,8	2	2,2	2,00	0,39
35	2	1	1,79	3	3	3	3,00	<u>1,21</u>
36	2	2	2,39	2,3	2	2,5	2,27	0,13
37	4	3	3,60	3,5	3,3	3,7	3,50	0,10
38	4	2	3,55	3	3,5	3,5	3,33	0,21
39	2	2	2,39	3	3	2	2,67	0,27
40	2	3	2,69	2,7	2,3	2,5	2,50	0,19
41	4	4	3,61	4	3,7	3,5	3,73	0,12
42	3	3	3,07	3	2,7	3	2,90	0,17
43	2	3	2,69	2,5	2,7	3	2,73	0,04
44	2	3	2,69	2,5	3	2,8	2,77	0,08
45	2	2	2,39	2	2,2	1,9	2,03	0,36
46	4	4	3,61	4	3,5	3,7	3,73	0,12
47	5	5	4,52	4,37	4,7	4,5	4,52	0,00
48	4	2	3,55	3,5	3,7	3,3	3,50	0,05
49	2	1	1,79	1,8	2	2,1	1,97	0,17
50	5	3	4,34	4	3,9	4,2	4,03	0,30
51	5	3	4,34	4,5	4,5	4,6	4,53	0,20
52	1	2	2,04	1,9	2	2	1,97	0,07
53	3	3	3,07	3	3,2	2,8	3,00	0,07

54	2	2	2,39	2	2	2	2,00	0,39
55	1	1	1,24	1,3	1	1	1,10	0,14
56	3	4	3,32	3,5	3,7	3,2	3,47	0,15
57	2	4	3,02	3	3,1	2,8	2,97	0,05
58	4	0	4,00	3,8	3,5	3,3	3,53	0,47
59	2	2	2,39	1,9	1,7	2	1,87	0,53
60	3	3	3,07	3	3,2	2,9	3,03	0,04
M			2,69				2,62	
$\sigma$			0,8				0,8	

**Tabelle 5. 16:** die Ergebnisse des Systems und drei Kunde für Video ( Bewertungswerte : von 1 sehr gut bis 5 sehr schlecht ), M: Mittelwert,  $\sigma$ : Standardabweichung

In der Abbildung 5. 29 wird die Differenz (Spalte 6) dargestellt.

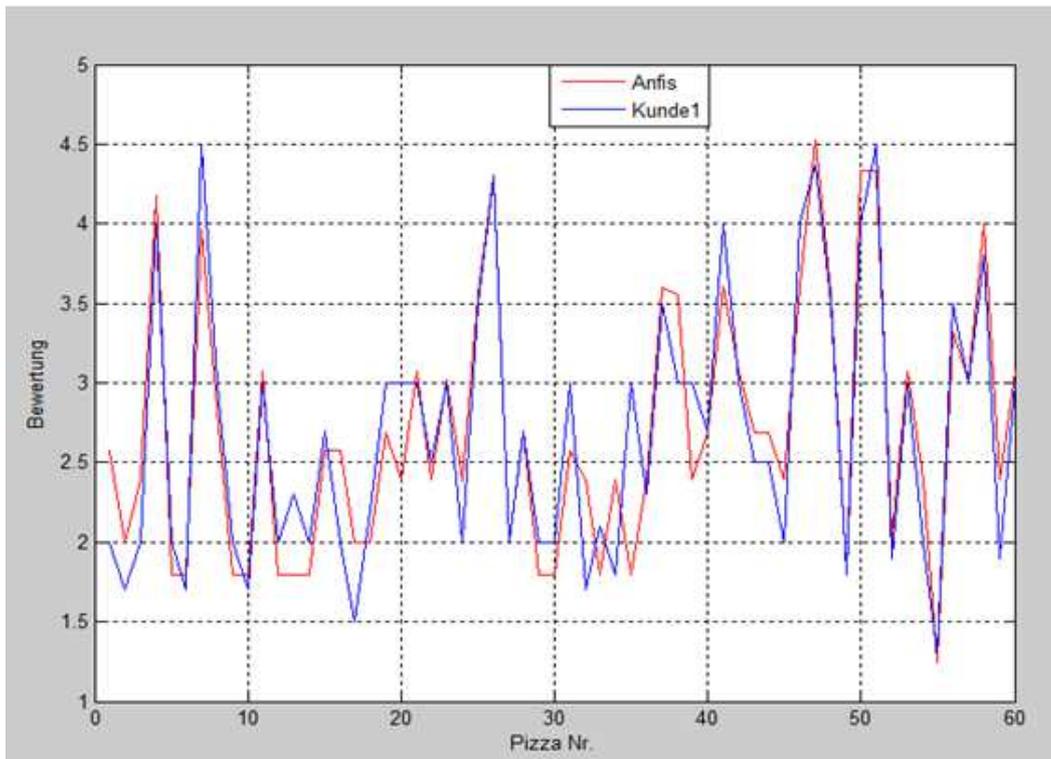


**Abbildung 5. 29:** Differenz zwischen Mittelwert der Kunde und ANFIS

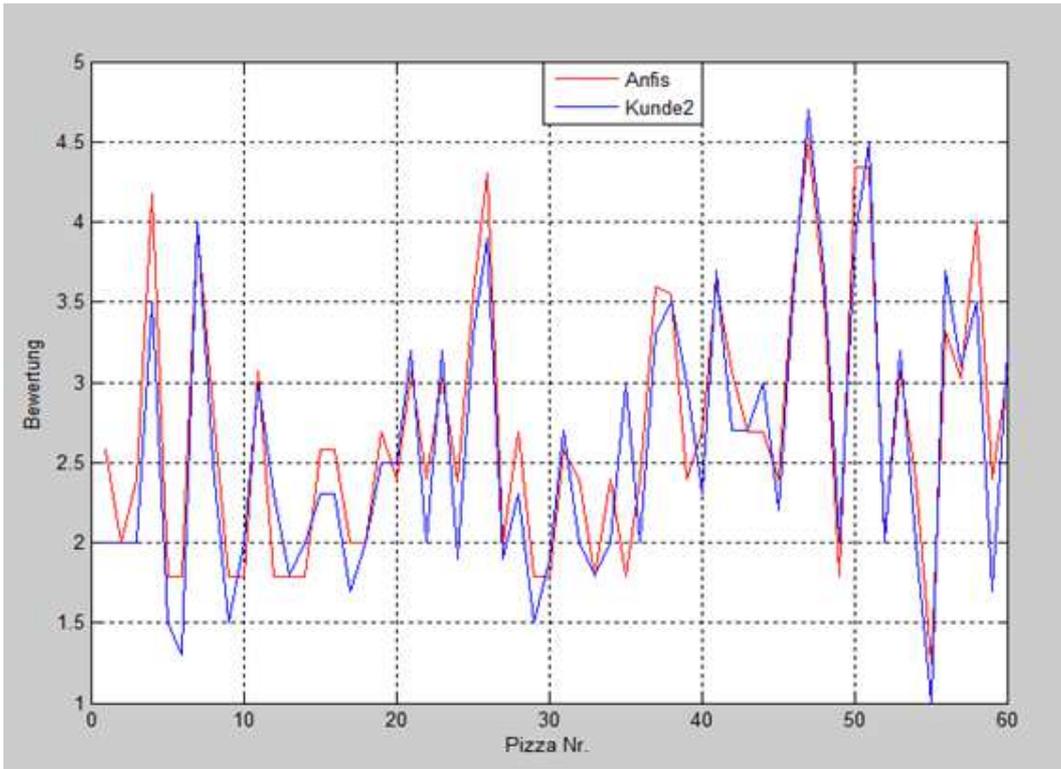
Bei Pizza (18) ist die kleinste Differenz gleich Null, aber die größte Differenz (1,21) ist bei Pizza (35). Man kann die beide Werte in der Abbildung 5. 29 und der Tabelle 5. 16 bemerken.

Die Zeile ‚M‘ wird der Mittelwert von Mittelwert der Kunde (2,62) und ANFIS (2,69) berechnet. Bei dem Vergleich der Standardabweichung (Zeile  $\sigma$ ) zwischen ANFIS und Mittelwert der Kunde findet man, dass die beide Standardabweichung identisch (0,8) sind.

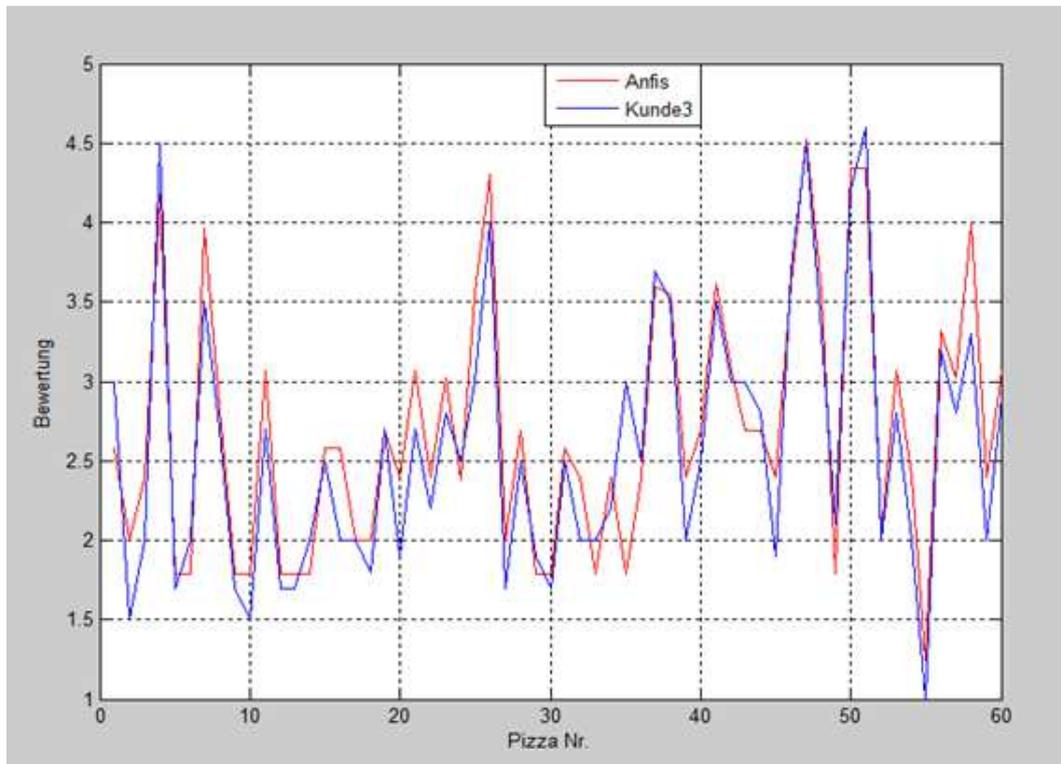
Abbildung 5. 30, Abbildung 5. 31 und Abbildung 5. 32 zeigen einen Vergleich zwischen den Ergebnissen von ANFIS und den drei Kunden, die die Bilder der Pizzen in demselben Video beurteilt haben.



**Abbildung 5. 30:** Ergebnisse von Kunde 1 und ANFIS



**Abbildung 5. 31:** Ergebnisse von Kunde 2 und ANFIS



**Abbildung 5. 32:** Ergebnisse von Kunde 3 und ANFIS

Tabelle 5. 17 zeigt die Konfusionsmatrix zwischen ANFIS und den drei Kunden, innerhalb einer Einteilung in fünf Klassen. Wo K1, K2 und K3 die Kunde von 1 bis drei sind. Die Zeile

(Summe) zeigt, wie oft der Kunde diese Klasse in seiner Bewertung getroffen hat. Die Spalte (Summe) auch zeigt, wie oft ANFIS diese Klasse in seiner Bewertung getroffen hat.

Bei wie vielen Fällen entspricht die Bewertung der Kunden der von ANFIS? Die Zahlen, die fett formatiert und unterstrichen werden, stellen die Übereinstimmungen der Beurteilung zwischen ANFIS und Kunde in dieser Klasse dar.

		K1	K2	K3	K1	K2	K3	K1	K2	K3	K1	K2	K3	K1	K2	K3		K1	K2	K3
Klasse	Sehr gut				Gut			Mittel			Schlecht			Sehr schlecht			Summe	Übereinstimmung		
	Sehr gut	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		0	0/0	0/0
ANFIS	Gut	0	0	0	<u>4</u>	<u>8</u>	<u>8</u>	8	4	4	1	1	1	0	0	0	13	4/13 30,77 %	8/13 61,54 %	8/13 61,54 %
	Mittel	0	0	0	6	4	5	<u>15</u>	<u>20</u>	<u>19</u>	5	2	2	0	0	0	26	15/26 57,69 %	20/26 76,92 %	19/26 73,08%
	Schlecht	0	0	0	0	0	0	0	1	6	<u>12</u>	<u>13</u>	<u>9</u>	3	1	0	15	12/15 80 %	13/15 86,67 %	9/15 60 %
	Sehr schlecht	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	4	1	<u>5</u>	<u>2</u>	<u>5</u>	6	5/6 83,33 %	2/6 33,33 %	5/6 83,33 %
	summe	0	0	0	10	12	13	23	25	29	19	20	13	8	3	5	60			
Übereinstimmung				4/10 40 %	8/12 66,67 %	8/13 61,54 %	15/23 65,52 %	20/25 80%	19/29 65,52 %	12/19 63,32 %	13/20 65%	9/13 69,23 %	5/8 62,5 %	2/3 66,67 %	5/5 100 %		36/60 60 %	43/60 71,66 %	41/60 68,33 %	

Tabelle 5. 17: Konfusionsmatrix

Z.B. Kunde 3 hat 13 Pizzen in Klasse „Gut“ beurteilt und ANFIS hat 13 Pizzen in gleicher Klasse „Gut“ bewertet. Die beide (ANFIS und Kunde 3) haben 8 selben Pizzen in Klasse.

Die Spalte und Zeile (Übereinstimmung) zeigen, wie viel Prozent die Übereinstimmung zwischen die Kunde und ANFIS ist.

Man kann entnehmen, dass sowohl das System als auch die drei Kunden die Klasse „Sehr gut“ niemals getroffen haben. Bei den anderen Klassen sind die Übereinstimmungen unterschiedlich: Z.B. in der Klasse „gut“ haben die Kunden 2 und 3 besser als Kunde 1 der Bewertung von ANFIS entsprochen. In der Klasse „Mittel“ ist die Übereinstimmung mit Kunde 2 am höchsten. Das beste Ergebnis finden wir bei Kunde 2, während Kunde 1 und 3 im Vergleich schlechter abschneiden.

Die Abbildung 5. 33 zeigt den Vergleich der Ergebnisse als Grafik. Abbildung 5. 34, Abbildung 5. 35 und Abbildung 5. 36 zeigen die Übereinstimmungen zwischen ANFIS und den jeweiligen Kunden. Der Prozentwert neben rote Farbe zeigt, wie viel Übereinstimmung der Kunde mit ANFIS ist. Der Prozentwert neben violette Farbe zeigt, wie viel ANFIS mit Kunde übereinstimmt. Wo die Übereinstimmungen bei blauer Farbe gezeichnet sind.

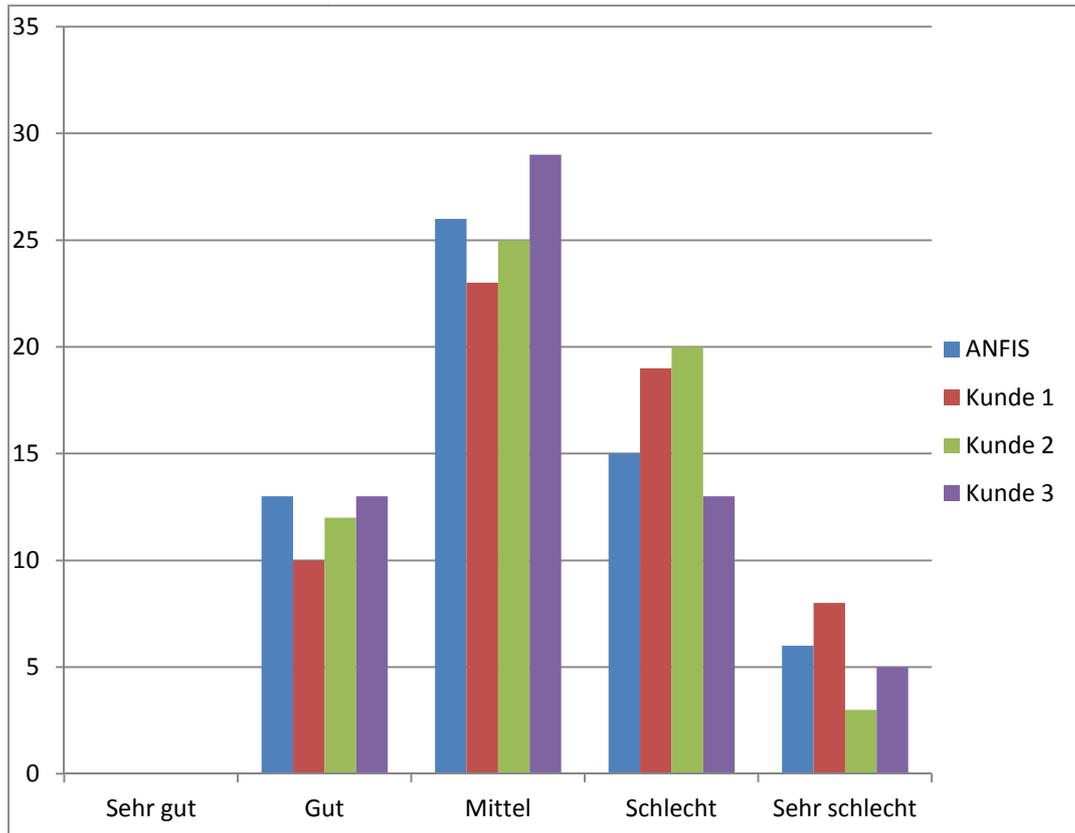


Abbildung 5. 33: Vergleich der Ergebnisse mit 5 Klassen

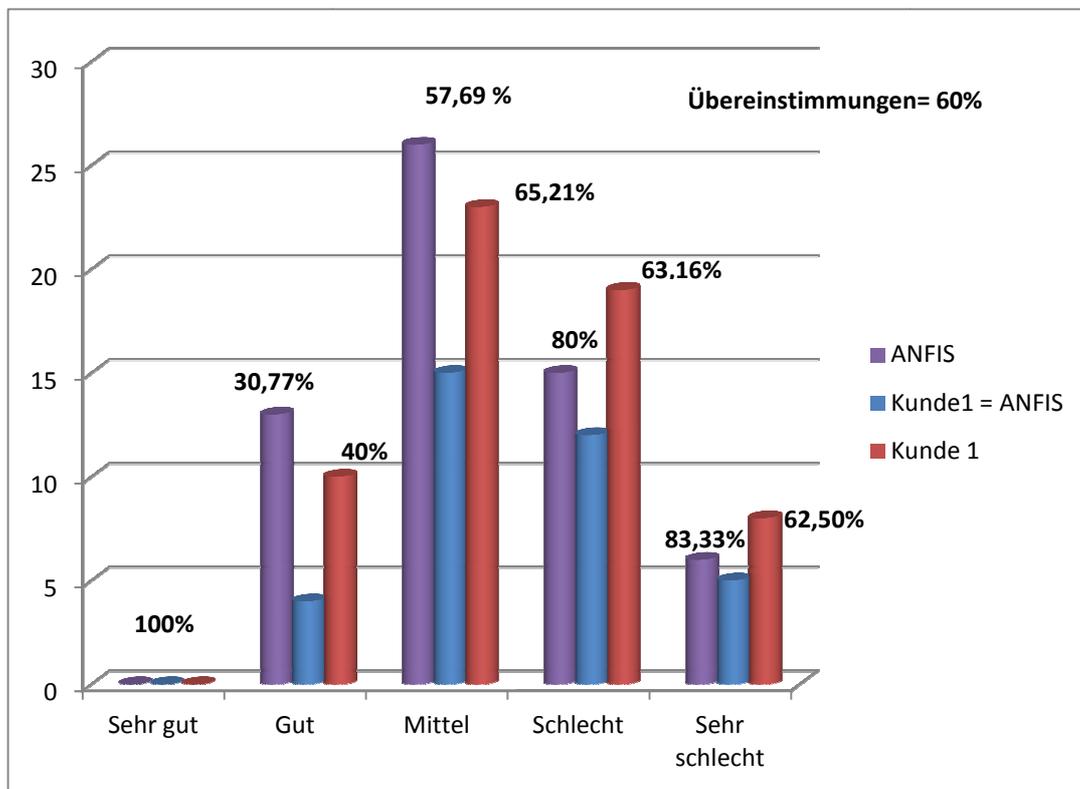


Abbildung 5. 34: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 1

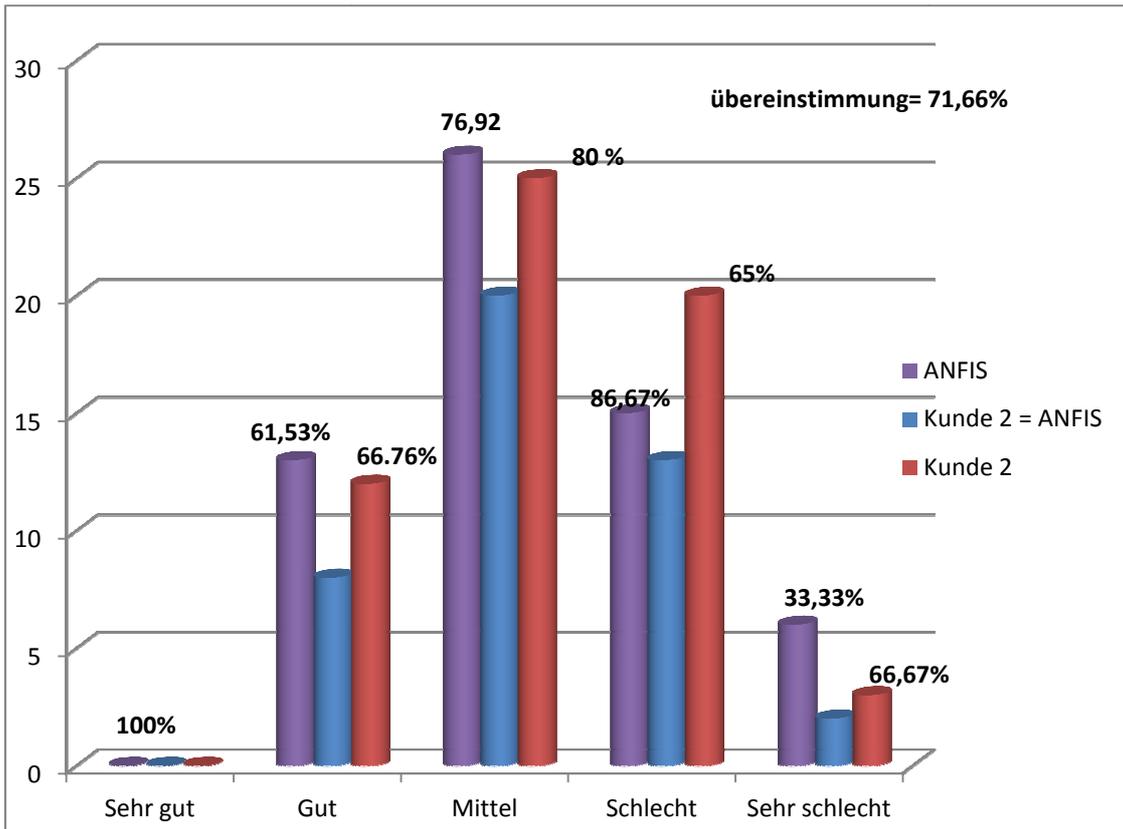


Abbildung 5. 35: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 2

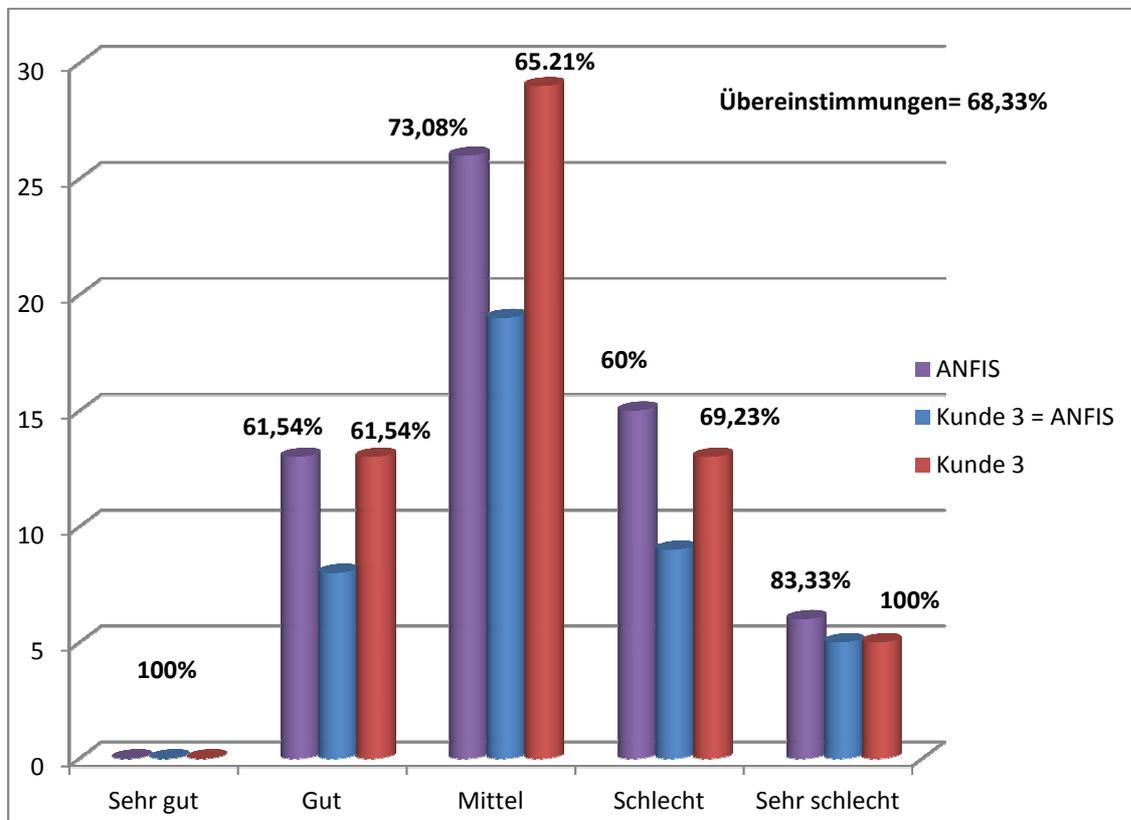


Abbildung 5. 36: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 3

In zweiter Einteilung soll es nur zwei Klassen („gut“, „schlecht“) geben. Wie Analoge der ersten Einteilung (fünf Klassen) wird die Konfusionsmatrix zwischen den Kunden und ANFIS in Tabelle 5. 18 gezeigt.

		K1	K2	K3	K1	K2	K3		K1	K2	K3
Klasse		Gut			Schlecht			Summe	Übereinstimmung		
ANFIS	Gut	<u>25</u>	<u>26</u>	<u>26</u>	4	3	3	29	25/29 86,21 %	26/29 89,66 %	26/27 96,30 %
	Schlecht	2	5	1	<u>29</u>	<u>26</u>	<u>30</u>	31	29/31 93,55 %	26/31 83,87 %	30/31 96,77 %
summe		27	31	27	33	29	33	60			
Übereinstimmung		25/27 92,59 %	26/31 83,87 %	26/27 96,30 %	29/33 87,88 %	26/29 89,66 %	30/33 90,91 %		54/60 90 %	52/60 86,67 %	56/60 93,33 %

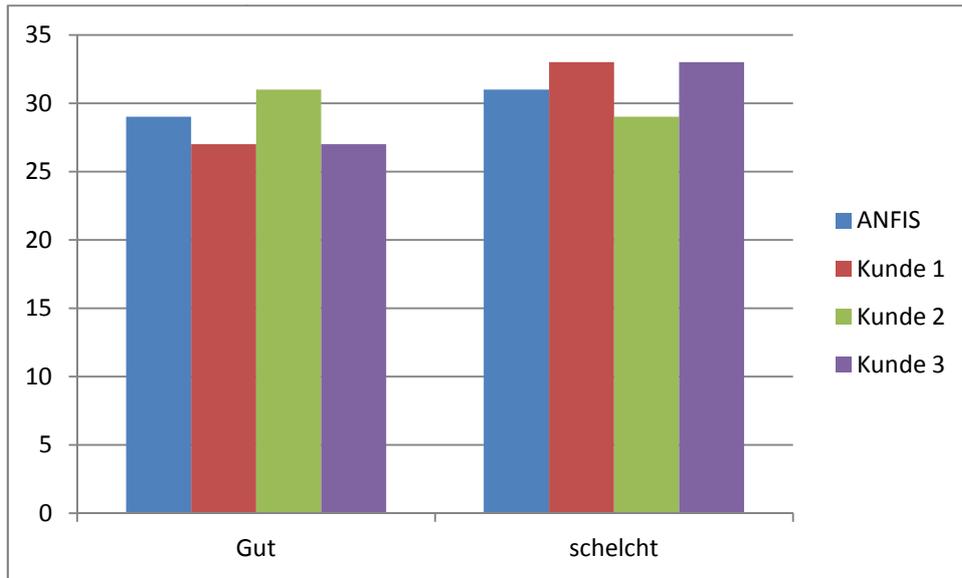
**Tabelle 5. 18:** Konfusionsmatrix mit zwei Klassen

Die Spalte und Zeile (Übereinstimmung) zeigen die Überstimmung in Prozent zwischen den Kunden und ANFIS.

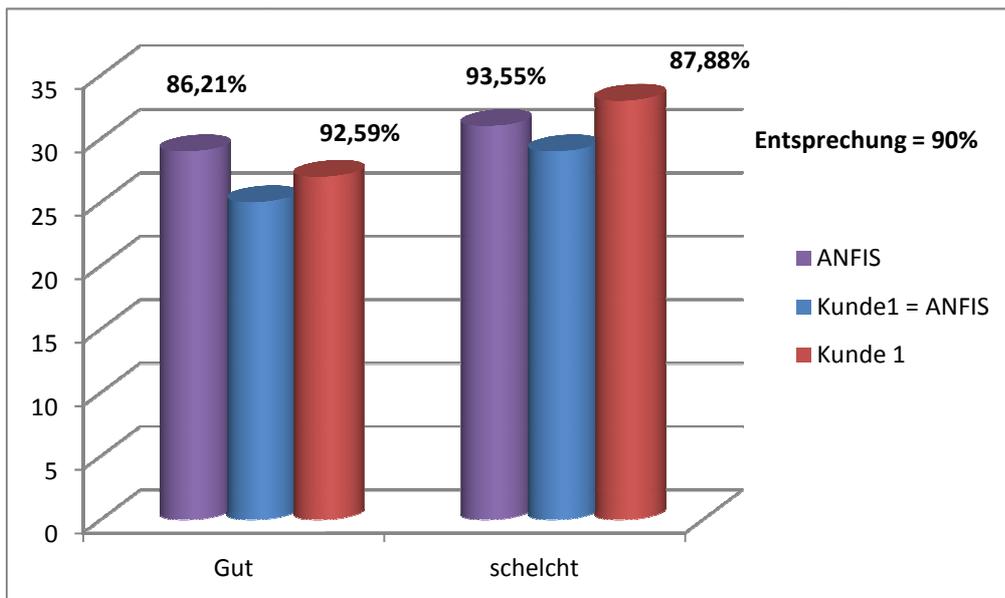
In dieser Einteilung wird die Übereinstimmung mit Kunde 3 besser als Kunde 1,2. Die Überstimmung mit Kunde 2 ist hier schlechteste, aber sie war in ersten Einteilung beste.

Weil die Klasseintervall scharf ist. Z.B die Pizzanummer 43 wird von ANFIS „2,69,, als Klasse Mittel und von Kunde 3 „3“ als Klasse schlecht bewertet. Trotzdem der Unterschied zwischen beide Bewertung (0,31) klein ist, aber die beiden Werte liegen in verschieden Klassen.

Ein Vergleich der Ergebnisse und die Übereinstimmungen zwischen ANFIS und den drei Kunden werden in Abbildung 5. 37, Abbildung 5. 38, Abbildung 5. 39 und Abbildung 5. 40 auch gezeigt.



**Abbildung 5. 37:** Vergleich der Ergebnisse



**Abbildung 5. 38:** Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 1

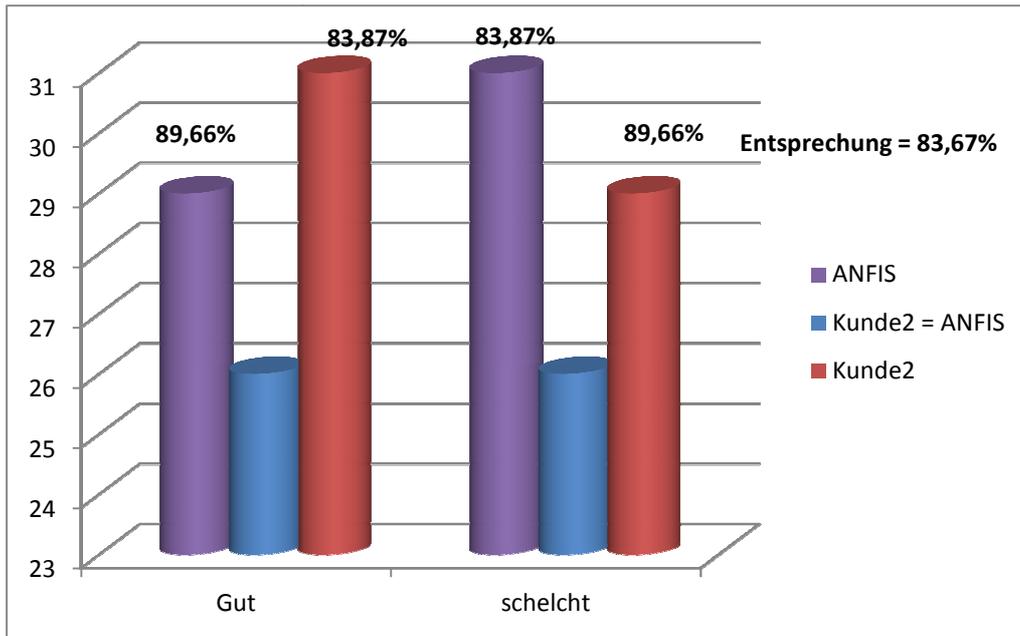


Abbildung 5. 39: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 2

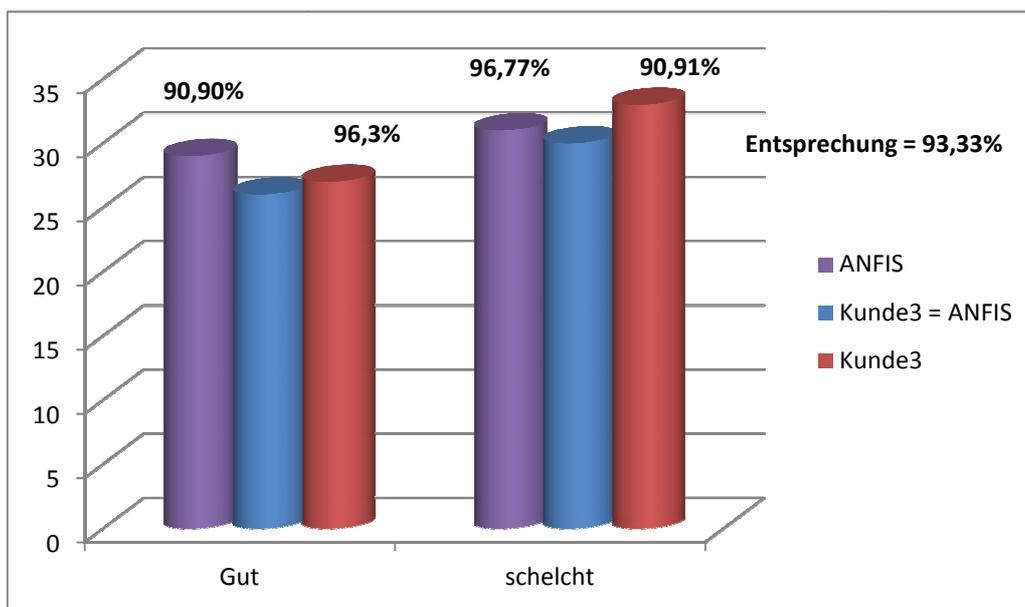


Abbildung 5. 40: Übereinstimmungen zwischen ANFIS und Kunde 3

Es wird deutlich, dass die zweite Einleitung besser als die erste Einleitung ist. Ausgehend von Qualität der Verteilung der Salamischeiben auf den Pizzaboden ist es genug, dass es beurteilt wird, ob die Verteilung entweder „gut“ oder „schlecht“ ist.

Die Aufgabe der Menschen zur Bewertung der Qualität der Produktion wird durch die Integration des regelbasierten Systems (S1 von der Abbildung 4. 2) in der Fertigung nachgemacht. Das System (S1) könnte die Qualität festlegen und mit Referenz-Qualität

vergleichen und anschließend sie beurteilen und schließlich einen Korrekturplan vorschlagen. Wie sich die Menschen verhalten.

Mit dem in der Fertigung integrierten wissensbasierten System wird die Fähigkeit der inkompletten automatisierten Maschine verbessert und ergänzt (voll automatisiert). Die Maschine mit dem Ergänzenden-wissensbasierten System kann selber jetzt die Fehler der Qualität bei Produktion entdeckt und beurteilen und einen Korrektur-Plan vorschlagen.

Durch den Vergleich die Ergebnisse zwischen wissensbasierte System und Menschen kann man keine Fehler rechnen. Man kann die Übereinstimmungen zwischen Ergebnisse messen. Die Übereinstimmungen waren zwischen 60 % – 71,66 % für erste Einleitung und 83,67 % - 93,33 % für zweite Einleitung.

Man kann sagen, dass die zweite Einleitung besser als die erste Einleitung ist. Aber es meint nicht, dass die erste Einleitung schlecht ist. Es ist logische Übereinstimmungen. Weil die Ergebnisse von dem wissensbasierten System oder den Menschen individuell sind.

## 5.6. Korrektur

Eine vorgeschaltete Korrektur der Positionen der Salamis könnte auf diese Informationen aufbauen. Die Abbildung 5. 41 zeigt eine Pizza nach vollständiger Bearbeitung durch das Programm.

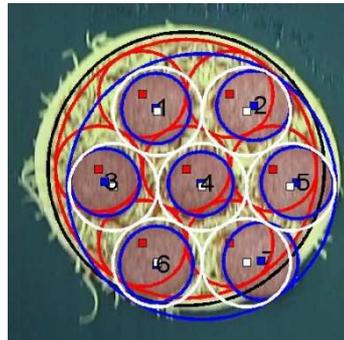


Abbildung 5. 41: Das Foto am Ende der Bearbeitung

Aus diesem Foto wird durch das Programm die folgende Tabelle 5. 19 , die das bekannte Wissen über die Pizza zeigt, erzeugt.

Nr. Salami	X	Y	Xr	Yr	Abstand
1.0000	221.0000	159.0000	200.7732	137.6035	29.4437
2.0000	366.5000	154.5000	330.7732	137.6035	39.5208
3.0000	145.0000	270.5000	135.7732	250.1868	22.3105
4.0000	287.5000	273.0000	265.7732	250.1868	31.5039
5.0000	431.0000	271.0000	395.7732	250.1868	40.9160
6.0000	221.5000	394.5000	200.7732	362.7701	37.8997
7.0000	377.0000	389.5000	330.7732	362.7701	53.3985

Tabelle 5. 19: Korrekturplan

Die Tabelle des Korrekturplans besteht aus sieben Spalten. Die erste gibt die Nummer der Referenz-Salami an. Die Koordinaten X, Y geben die Position des Zentrums der tatsächlichen Salamischeiben an. Die Koordinaten  $X_r$ ,  $Y_r$  sind die Koordinaten des Zentrums der Referenz-Salami. Die letzten zwei Spalten stellen die Abweichung zwischen den Koordinaten X, Y und  $X_r$ ,  $Y_r$  dar. Die Korrektur orientiert sich an den Referenz-Salamischeiben, weil die falsch positionierten tatsächlichen Salamis zur optimalen Position auf dem Pizzaboden korrigiert werden sollen.

Bei einem Korrekturvorgang wird eine Anweisung für das System (S2) (z.B. Industrieroboter o.ä.) erstellt, dass die Salamischeiben von Position (X, Y) zu Position ( $X_r$ ,  $Y_r$ ) bewegt werden sollen.

Der hier vorgestellte Korrekturplan wirft jedoch ein neues Problem auf. Das Ziel des Plans war es, die Salamischeiben zu den richtigen Positionen zurückzulegen. Jedoch lassen sich, wenn zwei Salamis sich zu stark überschneiden wie in Abbildung 5. 18, die Zentren der Salamis nur manuell feststellen. Aber wenn die Informationen über die Zentren, wie zuvor erwähnt, zum nächsten System weitergeleitet werden sollen, muss diese Information für das Wissensbasierte System zu ermitteln sein. Es lässt sich jedoch bisher nicht feststellen, welche Salami auf der anderen liegt. Die Bearbeitung dieses Problems wäre ein neues Ziel für eine weitere Beschäftigung mit diesem Projekt. Es wäre notwendig festzustellen, welche Salamischeibe sich oben befindet, damit für die Robotik entschieden werden kann, welche Scheibe zuerst zu einer neuen Position gezogen werden soll.

## **5.7. Zusammenfassung**

Die Die Automatisierung in der Fertigung wird durch die Daten von Sensoren gesteuert. Aber die Daten der Sensoren stellen die Situation nicht immer gut genug dar. Deshalb wurden in dieser Arbeit die Daten von der Kamera verwendet, weil das Video eine bessere Darstellung der Situation bieten kann.

Die Bildbearbeitung segmentiert nur das Video in Objekte. Danach werden durch Wissensbasierte Systeme diese Objekte interpretiert.

Das Wissensbasierte System wird durch mehrere Regeln konstituiert, die wie in dem Beispiel mit dem Geldautomaten der Kern des Wissensbasierten Systems sind und sich als regelhaftes Wissen bezeichnen lassen. Das Wissen wurde in den Regeln R1 bis R13 in der if-then-Form dargestellt.

Das abstrakte Wissen besteht in dieser Arbeit aus den Objekten (Pizzaboden und Salamischeiben) und ihren Eigenschaften, sowie aus den aufgeführten Regeln (R1 – R13).

Die Darstellung dieses Wissens (Regeln für das Verhalten der Suchstrategie) und die Verarbeitung dieses Wissens (Verarbeitung der Regeln) werden deutlich getrennt.

Die Interpretation dieser Regeln wird in der Datenvorbereitung integriert, um die Positionen des Pizzabodens und der Salamischeiben festzustellen und die erste und zweite Spalte in der Qualität-Tabelle auszufüllen.

Das Wissen in Anfis wird in if-then-Regeln und mithilfe des Lernens der Trainingsdaten formuliert, damit das Expertensystem (Regelbasiertes System von Maschinellern Lernen)

erzeugt werden kann. Damit wird die Qualitätstabelle ergänzt. Das Wissen muss in den Tabellen repräsentiert werden, damit das System die den Vergleich der Positionen der Salamischeiben mit den Referenz-Positionen durchführen kann.

Damit ist die Hauptaufgabe des wissensbasierten Systems - die Bewertung der Qualität der Verteilung der Salamischeibe auf Pizzaboden - geschafft. Diese Leistung wird mit den Leistungen von Menschen verglichen.

Der Korrekturplan zur Verbesserung der Qualität des Produkts ist der Ausgang des Systems (**S1**) und wird zum nächsten System (**S2**) weitergeleitet.

# 6. Entwicklung eines Expertensystem für die Bestimmung der Parameter eines pneumatischen Muskels (S2)

## 6.1. Einleitung

### 6.1.1. Einführung<sup>2</sup>

KI simuliert nicht nur das menschliche Denken und Entscheiden (wie in dem 5. Kapitel S1), sondern auch die menschliche Bewegung (S2). Die Wissenschaft, welche sich mit maschinellen Bewegungen beschäftigt, ist die Robotik. Muskeln ermöglichen menschliche Bewegungen. Künstliche Muskeln wurden durch mehrere Firmen entwickelt, um gezielte Bewegung von Robotern durchzuführen. Die Firma FESTO beschäftigt sich mit der Entwicklung und der Verbesserung von Komponenten für die Automatisierungstechnik.

Der pneumatische Muskel dient beispielsweise als robuster und leistungsstarker Aktuator, mit dessen Hilfe Bewegungsabläufe automatisiert werden können. Abbildung 6. 1 zeigt Beispiele für verschiedene Arten dieses Muskels (FESTO AG & Co.KG, 2014). FESTO entwickelt und produziert pneumatische Muskeln, welche für gewerbliche und industrielle Anwendungen genutzt werden.



**Abbildung 6. 1:** Unterschiedliche Ausführungen pneumatischer Muskeln

Pneumatische Muskeln bestehen aus einem kontraktiven Schlauch und pneumatischen Anschlüssen an jedem Ende. Der Schlauch wird aus einem flexiblen Gummirohr mit nicht-elastischen und hochfesten Fasern hergestellt. Die Fasern werden in einer rhombischen Art angeordnet, welche eine definierte Bewegung in einer Längsrichtung ermöglicht, wenn Druck ausgeübt wird. Abbildung 6. 2 zeigt die möglichen Zustände des Muskels. (Hohman, Kral, Koch, Kunze, Laske, & Loepelmann, 2010)

<sup>2</sup> Einführung und Messdaten in dieser Anwendung werden von (Gropp, 2010) genommen.

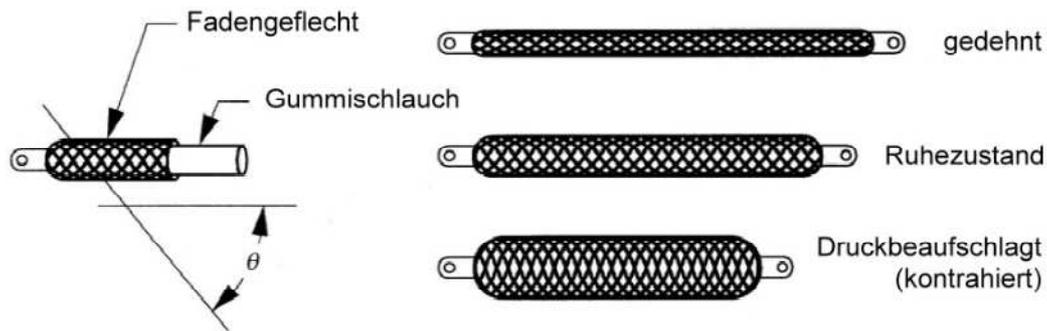


Abbildung 6. 2: McKibben-Aktuator

In Abbildung 6. 3 werden die Daten und Kennlinien aus dem Datenblatt der pneumatischen Muskeln gezeigt. (FESTO AG & Co.KG, 2014)

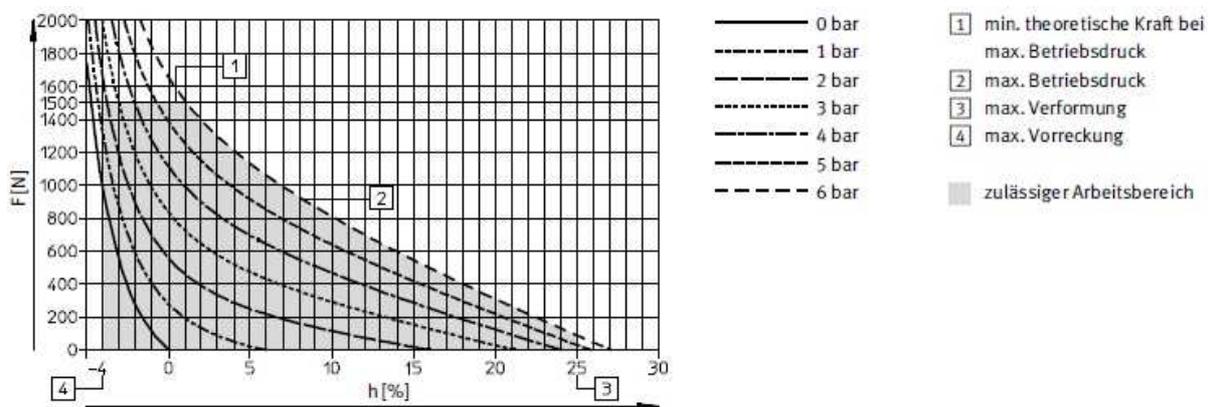


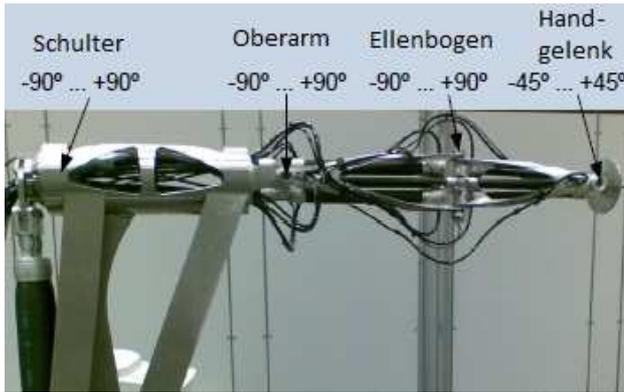
Abbildung 6. 3: Statische Kennlinien des Fluidic Muskel

F ist die Kraft und h ist die Änderung der Länge in Prozent. Die Kurvenschar zeigt unterschiedliche Druckwerte von 0 bar bis 6 bar.

Im Rahmen des Bionik Learning Network 2008, welches von der Firma Festo AG & Co.KG unterstützt wurde, haben Studenten und Assistenten der Kunstuniversität Linz, der Technischen Universität Ilmenau und der Friedrich-Schiller-Universität Jena den biologisch inspirierten Manipulator „AirArm“ entwickelt. (Siehe Abbildung 6. 4 A)

Der technische Zweck des „AirArms“ ist es, so viele Punkte wie möglich innerhalb einer halbkugelförmigen Reichweite, welche von einem bestimmten Punkt im Raum aus definiert wird, zu erreichen (FESTO AG & Co.KG, 2014).

Um dieses Ziel zu erreichen, wurden zwei segmentierte Armsysteme (Oberarm, Ellenbogen) gewählt, die in der Wurzel schwenkbar sind (Schulter) und ein Drehgelenk an der Spitze haben (Handgelenk). Wie man in Abbildung 6. 4 A sehen kann, besitzt der Arm vier Gelenke. (Festo AG & Co.KG, 2013)



A)



B)

**Abbildung 6. 4:** A) AirArm, B) Gegenspielerprinzip zweier Muskeln

Vier Muskeln führen das Oberarmgelenk und vier das Ellenbogengelenk. Jeweils zwei von ihnen arbeiten im Gegenspielerprinzip (Agonist versus Antagonist) zu einander, Abbildung 6. 4 B zeigt das Prinzip für zwei Muskeln. Mit Hilfe von vier Muskeln wird die maximale Reichweite des Betriebs durch eine geringere Kontraktion der Muskeln erreicht. Um die Bewegung der Schulter und des Handgelenks zu generieren, arbeiten jeweils zwei Muskeln im Gegenspielerprinzip zusammen. Somit werden insgesamt 12 Muskeln verwendet, um den „AirArm“ zu betreiben.

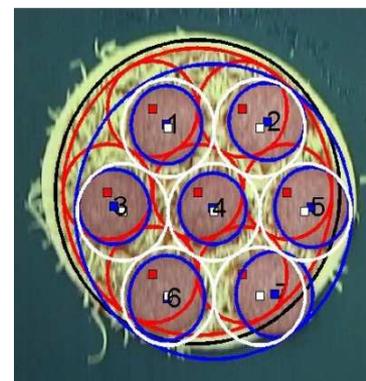
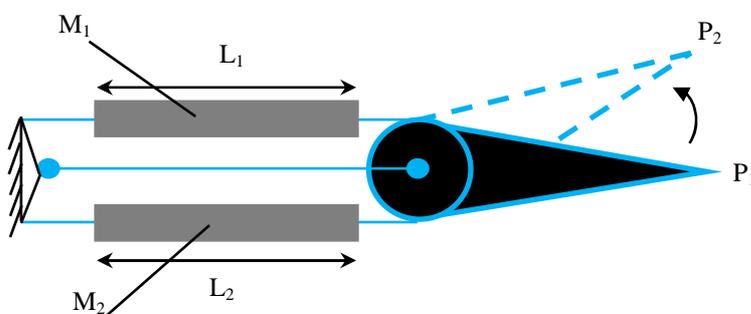
Warum werden pneumatische Muskeln genutzt?

Im Vergleich zu konventionellen Linearantrieben besitzt der pneumatische Muskel mehrere vorteilhafte Eigenschaften, wie:

1. geringes Gewicht
2. Nutzbarkeit in staubigen und schmutzigen Umgebungen
3. stick-slip-freier Antrieb
4. niedrige Kosten.

### 6.1.2. Ziel

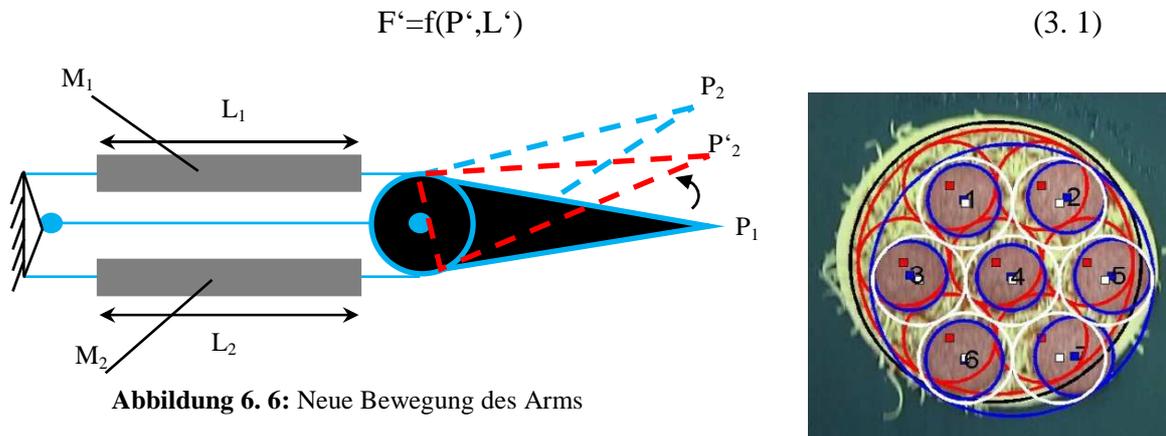
Durch diese Muskeln wird das Konzept des regelbasierten Systems (S2), das in den Abbildung 4. 2 und Abbildung 4. 4 ist, realisiert.



**Abbildung 6. 5:** Bewegung des Arms

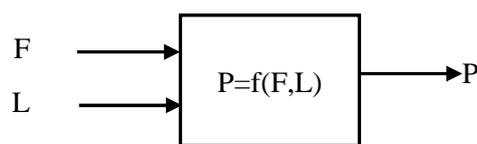
Abbildung 6. 5 zeigt der Vorgang, mit dem der Korrekturplan (Tabelle 5. 19) umgesetzt wird. Der Arm wird von der bisherigen Position der Salamischeibe P1 zur Referenz-Position P2 bewegt. M<sub>1</sub> und M<sub>2</sub> sind die Muskeln und L<sub>1</sub> und L<sub>2</sub> die Längen der jeweiligen Muskeln.

Abbildung 6. 6 zeigt, was passiert, wenn der Arm von P<sub>1</sub> zu P'<sub>2</sub> bewegt wird. Die Kraft F' kann durch die Gleichung (3. 1) mit Werten für die Länge L' und den Druck P' berechnet werden. Aber wie werden die Werte für L' und D' ermittelt?



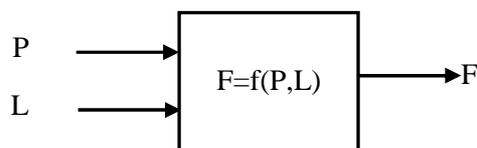
Weil die Abweichungen zwischen der Referenz-Position und der bisherigen Salami-Position in dem Korrekturplan (Tabelle 5. 19) differieren, müssen unterschiedliche Abweichungen durch das Regelbasierte System (S2) korrigiert werden können. Abhängig von dem Abstand zwischen P<sub>1</sub> und P'<sub>2</sub> lassen sich entsprechende Längen-Werte für die Muskeln einfach berechnen.

Eine inverse Funktion hilft dann die fehlenden Parameter (entweder den Druck D' oder die Kraft F') zu schätzen. In Abbildung 6. 7 wird die Funktion invertiert, so dass der Druck der Ausgang der Funktion ist.



**Abbildung 6. 7:** inverses System, um den Solldruck in einer Regelung vorzugeben.

Die Funktion in Abbildung 6. 7 kann für eine Steuerung des Muskels genutzt werden. Ist die Länge L gegeben, wird der für eine Kraft F erforderliche Muskeldruck P bestimmt (Kraft-Regelung). Ist umgekehrt die Kraft F vorgegeben, kann der Druck P berechnet werden, der die Länge L einstellt (Längen-Regelung) wie in der Abbildung 6. 8 .



**Abbildung 6. 8:** Modell für die Muskelkraft

Es gibt auch die Möglichkeit, ein Längen-Modell zu entwerfen, dass auf Basis von Kraft und Druck durch die Länge vorhergesagt. In Abbildung 6. 10 wird die Kraft konstant gehalten. Somit kann das Längen-Modell (siehe Abbildung 6. 9) den Wert für die Länge L in Abhängigkeit des Druckes P vorhersagen.

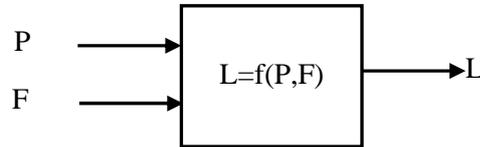


Abbildung 6. 9: Modell für die Muskellänge

Die Systeme in Abbildung 6. 7, Abbildung 6. 8 und Abbildung 6. 9 mit einem ANFIS-Algorithmus entworfen. Hierzu werden Trainingsdaten benötigt, um eine Wissensbasis (Regelhaft von maschinellem Lernen) für ein Expertensystems herzustellen.

Ein Beispiel der Bewegung des Arms wird in Abbildung 6. 10 dargestellt. Zur Vereinfachung wird nur ein Muskel M dargestellt, dabei ist L die Länge und F die Kraft des Muskels. Mehrere Versuche wurden mit diesem Muskel durchgeführt und dabei die drei Parameter gemessen (Gropp, 2010). Im Abschnitt 6.2 werden die Trainingsdaten vorbereitet.

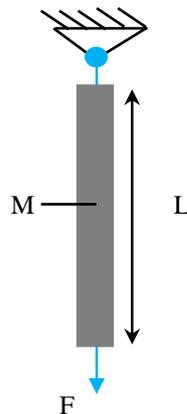


Abbildung 6. 10: einfaches Beispiel

Die wichtigen Eingangs- bzw. Ausgangsgrößen des Muskels sind die Kraft F, der Druck P und die Länge L. Die Beziehungen zwischen diesen Parametern wurden mit einem physikalischen Modell (Gleichung (3. 2) beschrieben.<sup>3</sup> In diesem physikalischen Modell lässt sich wie in Abbildung 6. 8 nur die Kraft als Ausgang berechnen.

$$F = \frac{\pi D_{ers}^2 P b \cdot \cos^2 \theta \cdot \sin \theta + \frac{2b_1 \pi D_{ers}^2 \cdot (\cos^3 \theta - \cos^3 \theta_{min})}{3}}{2b \cdot \sin \theta + 4b_1 \cdot (\cos \theta - \cos \theta_{min})} - P \frac{\pi D_{ers}^2 \cdot \sin^2 \theta}{4} + \pi P \left[ D_{ers} t_k \left( 2 \cdot \sin \theta - \frac{1}{\sin \theta} \right) - t_k^2 \right] \quad (3. 2)$$

<sup>3</sup> Detaillierte Informationen über dieses Modell finden sich in (Gropp, 2010).

$$+ \text{sign}(u) \cdot F_r$$

$$\frac{\pi \cdot E \cdot t_k \cdot D_0 \cdot L^2}{L_0 \cdot \tan \theta_0} \left( \frac{1}{\sqrt{\frac{L_0^2}{\cos^2 \theta_0} - L^2}} - \frac{1}{\sqrt{\frac{L_0^2}{\cos^2 \theta_0} - L^2}} \right)$$

## 6.2. Trainingsdaten

Um das Ziel dieser Arbeit zu erreichen, wird die Fuzzy Logik (ANFIS) als Lernsystem verwendet. Wie oben erwähnt, sind die Trainingsdaten Messdaten, welche in (Gropp, 2010) gemessen wurden. Sie werden im Trainingsprozess der Fuzzy Logik verwendet, um das Expertensystem zu entwickeln.

Die relevanten Parameter sind der Druck, die Kraft und die Länge. Die Trainingsdaten bestehen aus den sieben Datensätzen, welche in Abbildung 6. 11 grafisch dargestellt sind.

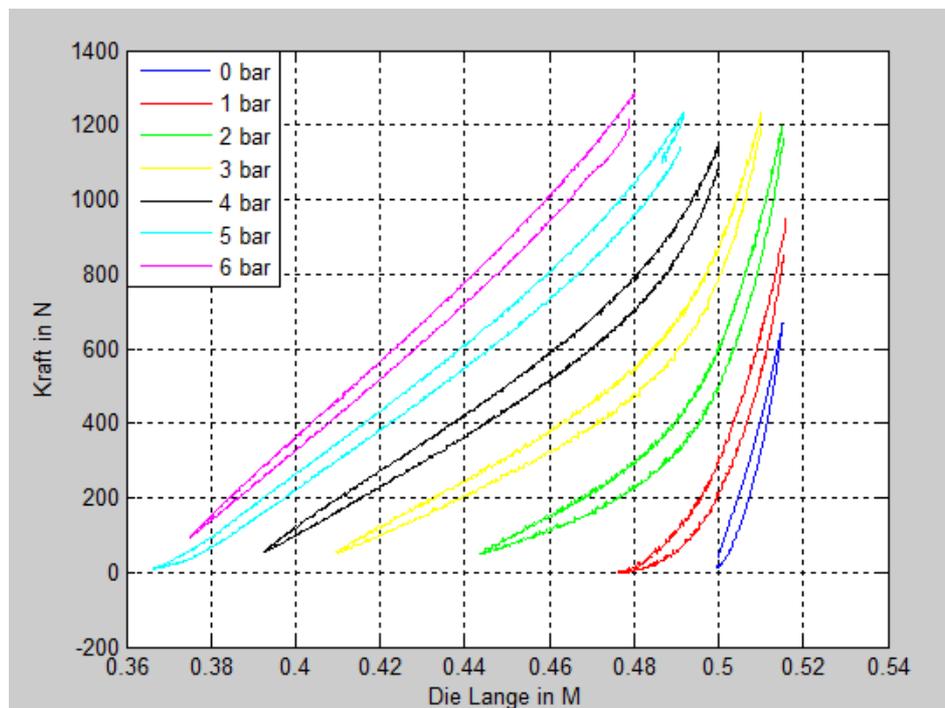
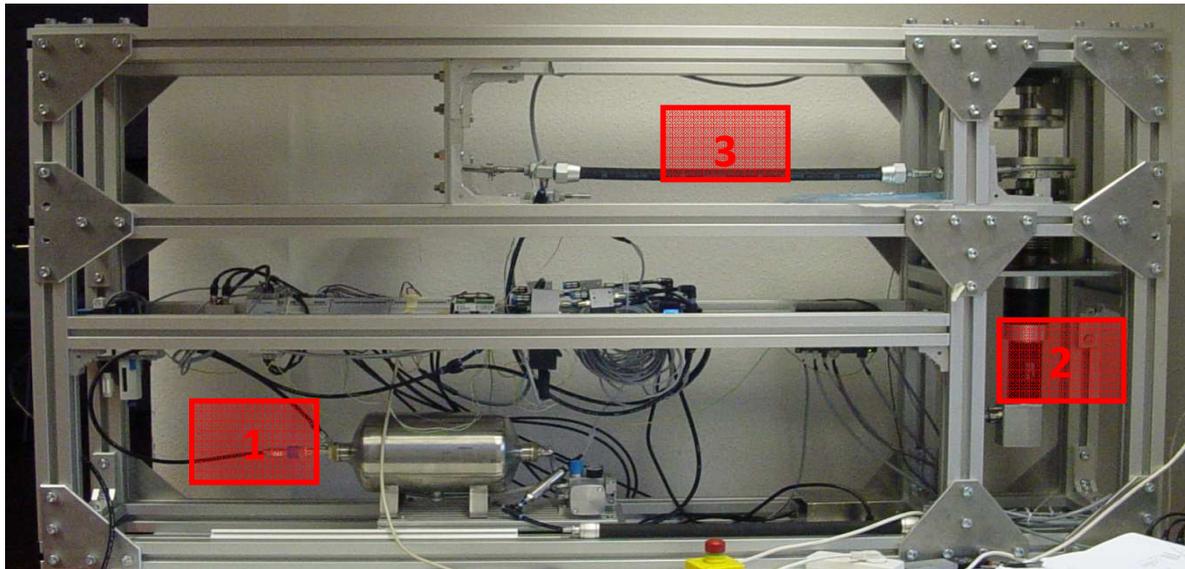


Abbildung 6. 11: Die Trainingsdaten

Diese Daten werden durch den Prüfstand *P.E.X.T.E.R.*, Akronym für *Pneumatic Experimental Test-bench for Evaluation and Research*, als dynamische Kenngrößen des pneumatischen Muskels gemessen. (Gropp, 2010) Abbildung 6. 12 zeigt die Anlage des Prüfstandes P.E.X.T.E.R. (Hohman, Kral, Koch, Kunze, Laske, & Loepelmann, 2010). Er wurde für die Muskeln des Typs MAS-10 und MAS-20 genutzt und besteht im Grunde aus drei Funktionsbereichen.

Im ersten Bereich befinden sich die Druckluftaufbereitung und die Elektronik, welche für das Ansteuern und die Auswertung der Sensoren und Ventile benötigt wird. Hier sind auch die Proportionalweventile der Firma FESTO zur Regelung des Druckes im Muskel enthalten.

Im zweiten Teil des Prüfstandes befindet sich der Motor EC60 samt Getriebe GP81A 20-120Nm der Firma Maxon, die beiden Umlenkrollen mit den Spannbacken zur Aufnahme der Stahlseile für die Muskeln und der inkrementelle Drehgeber der Firma Wachendorff (Wachendorff Automation GmbH Co.KG., 2013).



**Abbildung 6. 12:** Prüfstand P.E.X.T.E.R.

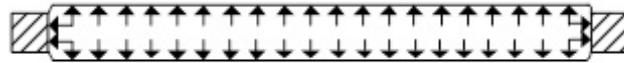
Der eigentliche Messbereich des Prüfstandes ist in Abbildung 6. 12 mit der Nummer 3 gekennzeichnet. In diesem Bereich des Prüfstandes wird der Muskel horizontal eingespannt. Am linken Ende des Muskels befindet sich die Druckluftzufuhr zum Muskel, ein interner Drucksensor und ein Kraftsensor des Typs 8431 der Firma burster (Abbildung 6. 13). (Gropp, 2010)



**Abbildung 6. 13:** Der pneumatische Muskel im Prüfstand P.E.X.T.E.R.

Mit diesem Kraftsensor können auftretende Kräfte von bis zu 2000N gemessen werden. Bei den Messungen im Bereich der vollständigen Kontraktion des pneumatischen Muskels und bei geringer Gegenkraft des Motors hängt der Muskel samt Aufnahme nach unten durch. Dies führt dazu, dass der auf den Muskel einwirkende Gewichtskraftanteil mit gemessen wird. Theoretisch sollte jedoch im Falle der vollständigen Kontraktion keine Kraft mehr messbar sein. Um den Einfluss der Gewichtskraft möglichst gering zu halten, wurde bei den Messungen darauf geachtet, dass der Muskel ständig mit ausreichender Gegenkraft gespannt wurde (Abbildung 6. 14). Alternativ wäre es möglich den gesamten Prüfstand um 90° gegen

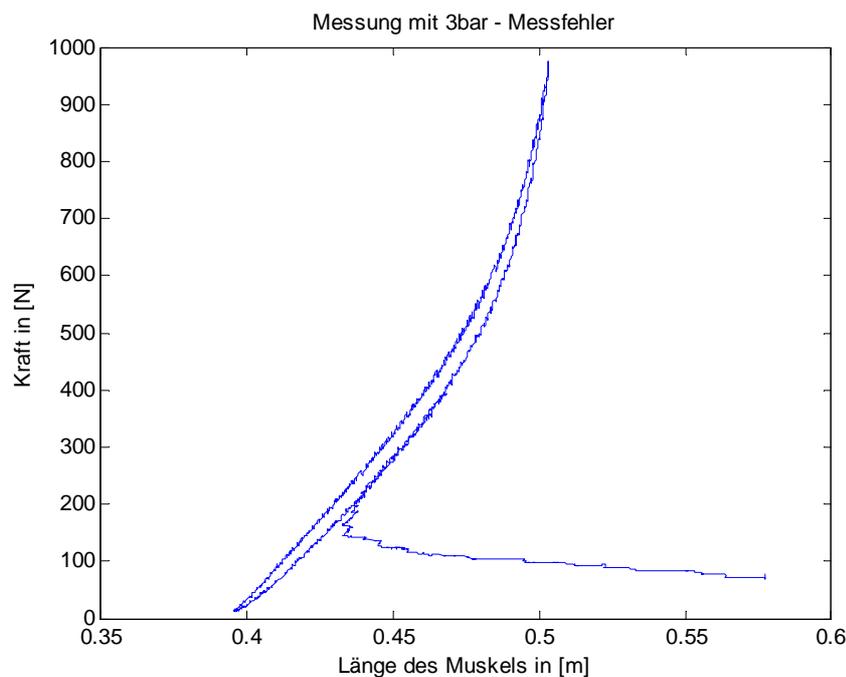
den Uhrzeigersinn zu drehen, damit der Muskel senkrecht eingespannt werden kann. Mehr Informationen über den Prüfstand P.E.X.T.E.R. kann man in (Gropp, 2010) finden.



**Abbildung 6. 14:** Der Muskel, welcher ständig mit ausreichender Gegenkraft gespannt

Während der Messungen kam es immer wieder zum Driften der Messwerte des inkrementellen Drehgebers (Abbildung 6. 15) (Gropp, 2010). Die daraus berechnete Längenänderung führte zu nicht verwertbaren Messeergebnissen. Die Drift wird durch die folgenden Faktoren verursacht (Schindele & Aschemann, 2012) (T. vo-Minh, Ramon, & Brussel, 2011) (Hannaford, 1996):

1. Reibung zwischen dem Gummischlauch und den Fasern
2. Reibung zwischen den Fasern selbst
3. Die inhärente Hysterese des Gummischlauchs



**Abbildung 6. 15:** Messung mit driftenden Messwerten

Abbildung 6. 11 zeigt das Diagramm für die Beziehungen zwischen den Parametern. Bei jeder Messung wird ein bestimmter konstanter Druck (z.B. von 0 bis 6 bar) angelegt. Dabei wird die Kraft von 0 Newton aus gesteigert, wobei parallel dazu die Länge gemessen wird. Man kann deutlich sehen, dass die Werte in der Kontraktionsphase nicht gleich der Werte in der Dehnungsphase sind. In dieser Form können die Daten nicht in einem Trainingssystem genutzt werden. Deshalb werden diese Daten in zwei Gruppen geteilt.

Der erste Teil sind die Daten in der Dehnungsphase wie in Abbildung 6. 16 dargestellt.

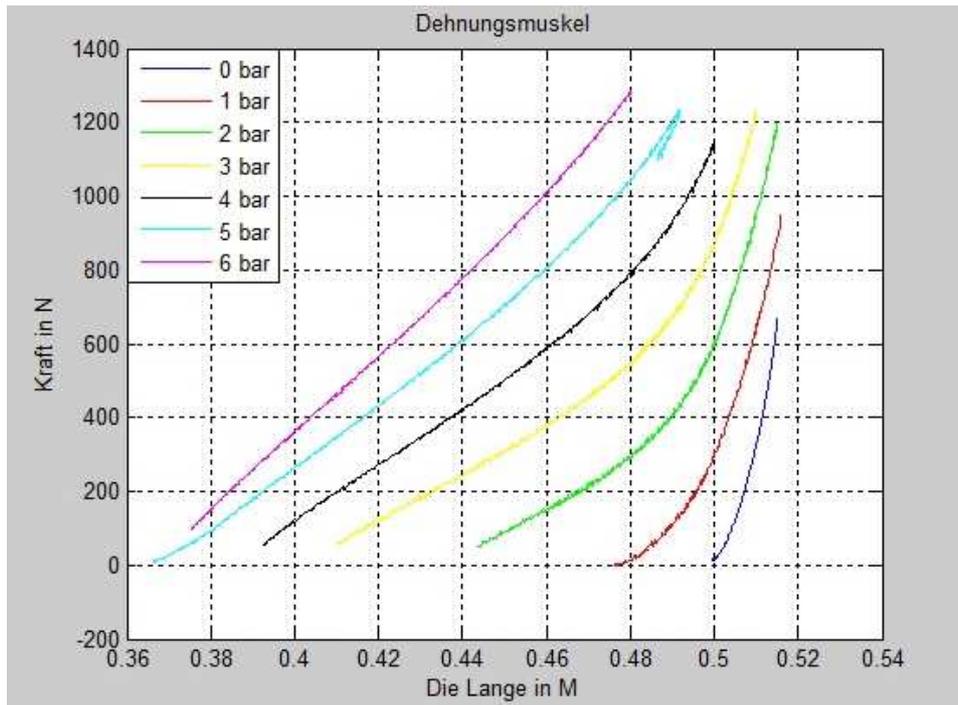


Abbildung 6. 16: Dehnungsphase der Trainingsdaten

Der zweite Teil besteht aus den Daten in der Kontraktionsphase wie in Abbildung 6. 17 dargestellt.

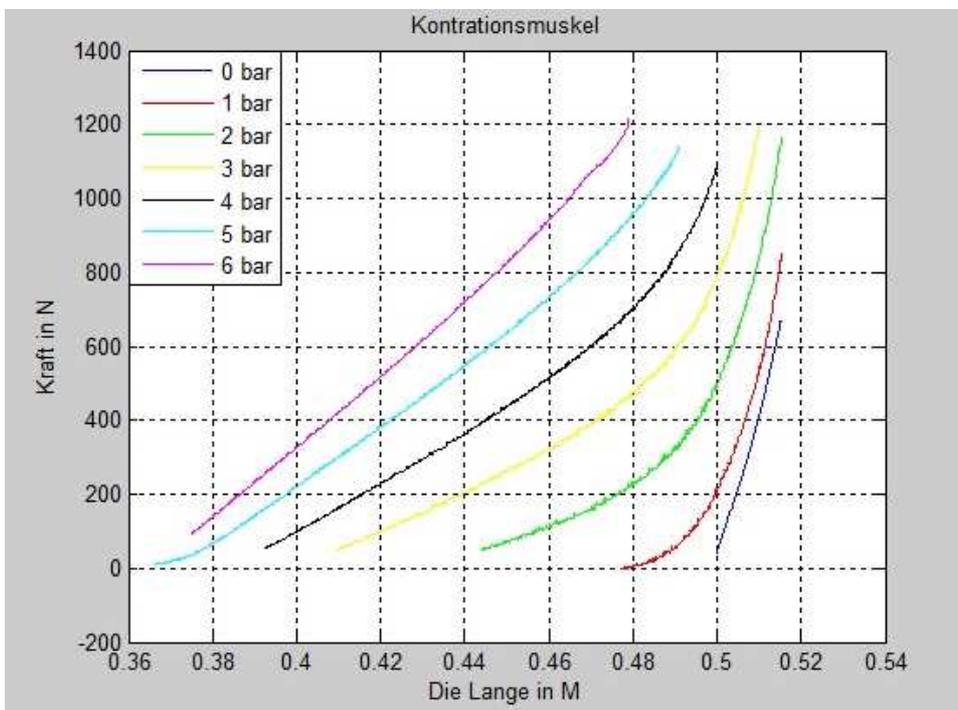


Abbildung 6. 17: Kontraktionsphase der Trainingsdaten

In diesem Fall werden zwei Systeme oder Expertensysteme entwickelt. Das erste System gilt für die Dehnungsphase und das zweite für die Kontraktionsphase.

Es wird hier nur die Daten bei 5-6 Bar als Trainingsdaten betrachtet. Weil sie gut gemessen sind und das System einfach sein werden.

## 6.3. Methoden des Lernens

### 6.3.1. Vorbereitung der Daten

Anfangs werden Trainingsdaten für jedes System in drei Tabellen aufgelistet, wie dies in den folgenden Tabellen (Tabelle 6. 1, Tabelle 6. 2 und Tabelle 6. 3) dargestellt ist. Immer die letzte Spalte jeder Tabelle ist der Ausgang für das entworfene Expertensystem. Tabelle 6. 1 zeigt die Trainingsdaten für das Expertensystem, welches dem Längen-Modell entspricht und die Länge als Ausgang ausgibt. Dieses Expertensystem wird mit ESL bezeichnet.

Druck	Kraft	Länge

**Tabelle 6. 1:**Trainingsdaten für ESL

In beiden anderen Tabellen (Tabelle 6. 2 und Tabelle 6. 3) stehen die Trainingsdaten für Expertensysteme, welche jeweils die Kraft und den Druck als Ausgänge ausgeben (entsprechend Kraft-Modell und Regler). Die beiden Expertensysteme werden analog als ESF und ESP bezeichnet.

Druck	Länge	Kraft

**Tabelle 6. 2:**Trainingsdaten für ESF

Kraft	Länge	Druck

**Tabelle 6. 3:**Trainingsdaten für ESP

Wie in Abschnitt 6.2 erwähnt, gibt es zwei Phasen für jede Gruppe von Trainingsdaten, nämlich die Kontraktions- und die Dehnungsphase. Die entworfenen Expertensysteme werden jeweils eines für die Kontraktionsphase und ein weiteres für die Dehnungsphase sein.

ESL wird in  $ESL_{Kon}$ , welches das Expertensystem für die Kontraktionsphase bezeichnet, und  $ESL_{Deh}$ , welches das Expertensystem für die Dehnungsphase bezeichnet, geteilt.

ESF wird analog in  $ESF_{Kon}$  und  $ESF_{Deh}$  (ESP in  $ESP_{Kon}$  und  $ESP_{Deh}$ ) geteilt. Das bedeutet, es werden 6 Expertensysteme entwickeln.

Abbildung 6. 18 zeigt das ganze Expertensystem für die Kraftmessung. Abhängig vom Wert  $dL/dt$  wird festgestellt, ob sich das System momentan in der Kontraktion- oder Dehnungsphase befindet.

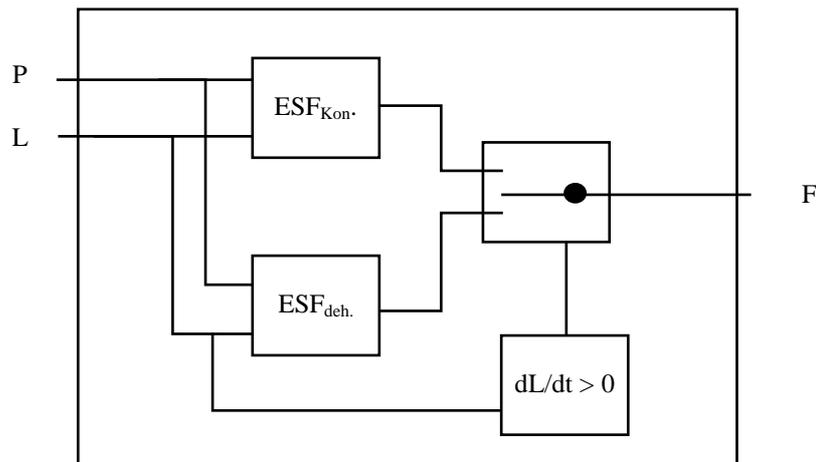


Abbildung 6. 18: Expertensystem für die Kraft (ESF)

### 6.3.2. Trainingsvorgang

Nach dem Aufteilen der Trainingsdaten in zwei Teile werden die Lernsysteme trainiert und danach die entsprechenden Expertensysteme entworfen.

In dieser Anwendung wird der ANFIS-Algorithmus genutzt. Er wurde bereits im Abschnitt Abschnitt 5.3.4 im Projekt „Papalina“ verwendet. Der Lernvorgang der Trainingsdaten des pneumatischen Muskels wird in Abbildung 6. 19 gezeigt.

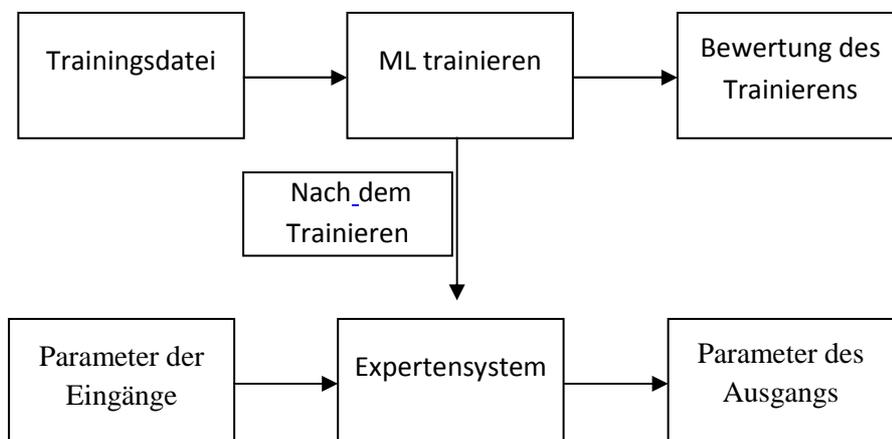


Abbildung 6. 19: Lernvorgang und entworfenes ESF

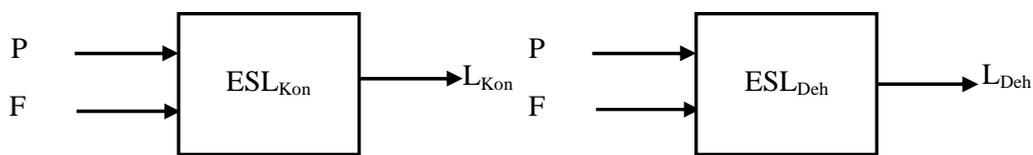
Das Expertensystem verwendet sechs Zugehörigkeitsfunktionen für jeden Eingang. Die zugehörige Funktion ist als „generalized Bell-shaped“ bekannt. Die Fehler des Expertensystems werden durch den „root mean squared error RMSE“ errechnet. Die Formel der Fehler des Expertensystems ESF ist:

$$\text{RMSE}_{\text{ESF}} = \sqrt{\sum_{t=1}^n (\hat{f}_t - f_t)^2 / n}$$

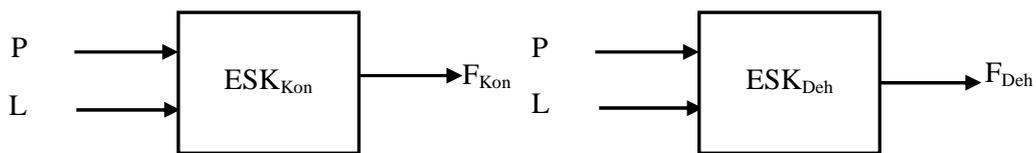
Wo  $\hat{f}_t$  der Ausgangswert von ESF ist, und  $f_t$  der Ausgangswert von Trainingsdaten ist, und  $n$  die Anzahl der Trainingsdaten.

In Abbildung 6. 20, Abbildung 6. 21 und Abbildung 6. 22 werden alle Expertensysteme illustriert.

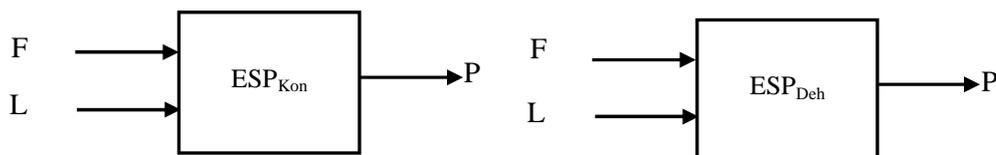
Es ist sehr wichtig, dass sich die Eingänge der Expertensysteme in der gleichen Anordnung befinden, wie in den Trainingstabellen. Z.B. die Eingänge des Expertensystems ESP müssen in der Reihenfolge Kraft, Länge sein, nicht Länge, Kraft.



**Abbildung 6. 20:**  $\text{ESL}_{\text{Kon}}$  und  $\text{ESL}_{\text{Deh}}$



**Abbildung 6. 21:**  $\text{ESF}_{\text{Kon}}$  und  $\text{ESF}_{\text{Deh}}$



**Abbildung 6. 22:**  $\text{ESP}_{\text{Kon}}$  und  $\text{ESP}_{\text{Deh}}$

Die Tabelle 6. 4 zeigt die Trainingsfehler aller Expertensysteme in beiden Phasen.

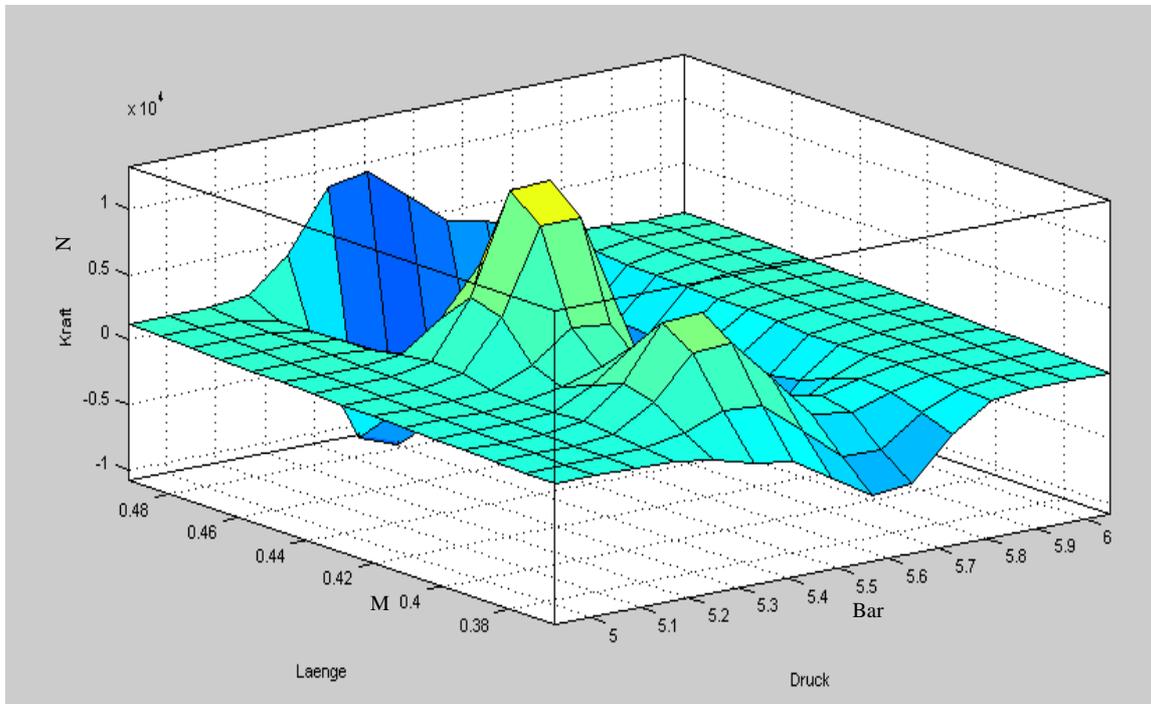
Experten System	Kontraktionsphase	Dehnungsphase
ESP	0.0124 Bar.	0.0154 Bar.
ESF	0.8971 N	4.9187 N
ESL	0,00030 m	0,00033 m

**Tabelle 6. 4:** Die Trainingsfehler der Expertensysteme

Der Trainingsfehler des ESF in der Dehnungsphase ist verglichen mit Wertbereich der Kraft (0 bis 1300) sehr klein.

Auch der Fehler des ESL ist verglichen mit dem Wertbereich (0,37 bis 0,515) gering.

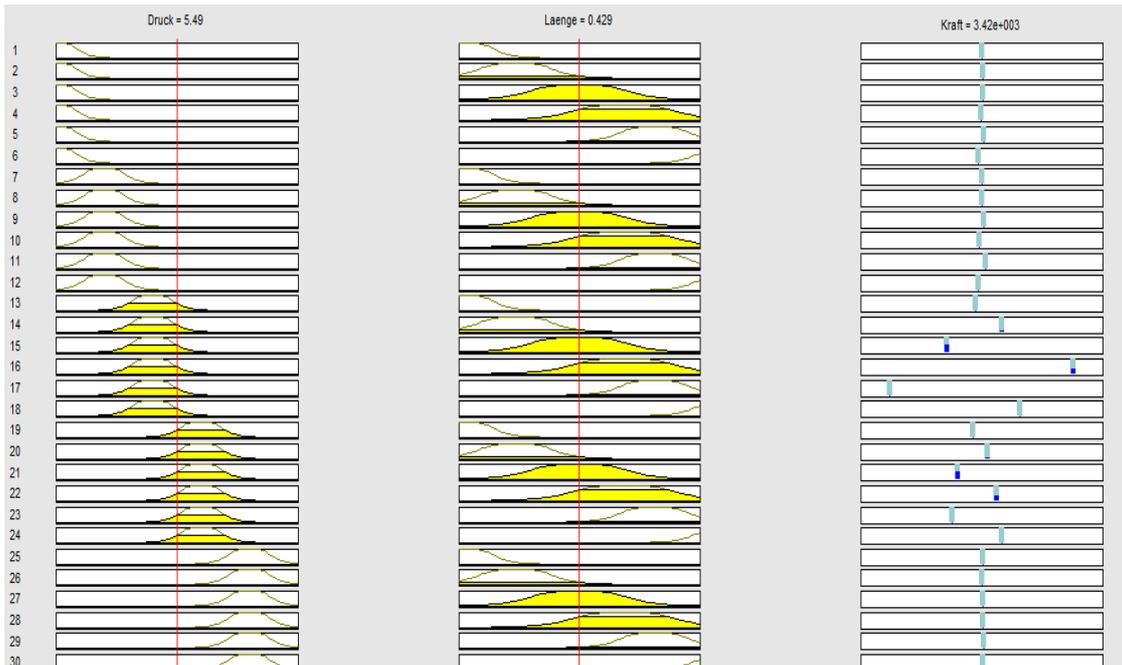
Die Regelfläche des Systems  $ESF_{Deh}$  wird in Abbildung 6. 23 gezeigt.



**Abbildung 6. 23:** Die Regelfläche von System  $ESF_{Deh}$

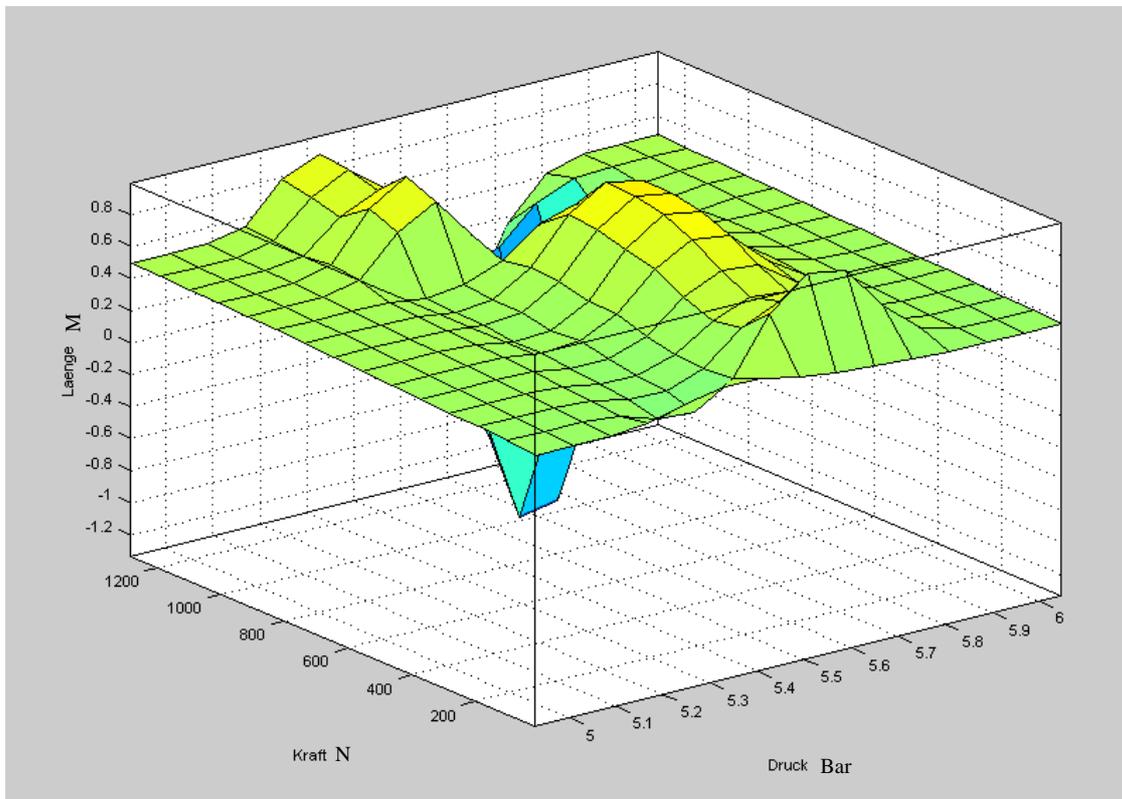
Die Regelfläche enthält an manchen Stellen erkennbar negative Werte. Für diesen Teil der Fläche lagen keine Trainingsdaten vor.

In der Abbildung 6. 24 werden die Regeln dargestellt. Nur wenn der Wert der Prämissen der Regeln (Druck und Länge als Eingänge) getroffen wird (gelbe Markierung), kann die Konsequenz (Kraft als Ausgang) berechnet werden (dunkelblaue Markierung in Regeln Nr. 15, 16, 21 und 22).



**Abbildung 6. 24:** Die Regeln des Systems  $ESF_{Deh}$

Die Regelfläche des Systems  $ESL_{Deh}$  wird in Abbildung 6. 25 gezeigt.



**Abbildung 6. 25:** Die Regelfläche von System  $ESL_{Deh}$

Die Regeln des Systems  $ESL_{Deh}$  für die Parameter werden in Abbildung 6. 26 in analoger Weise zu Abbildung 6. 24 dargestellt.

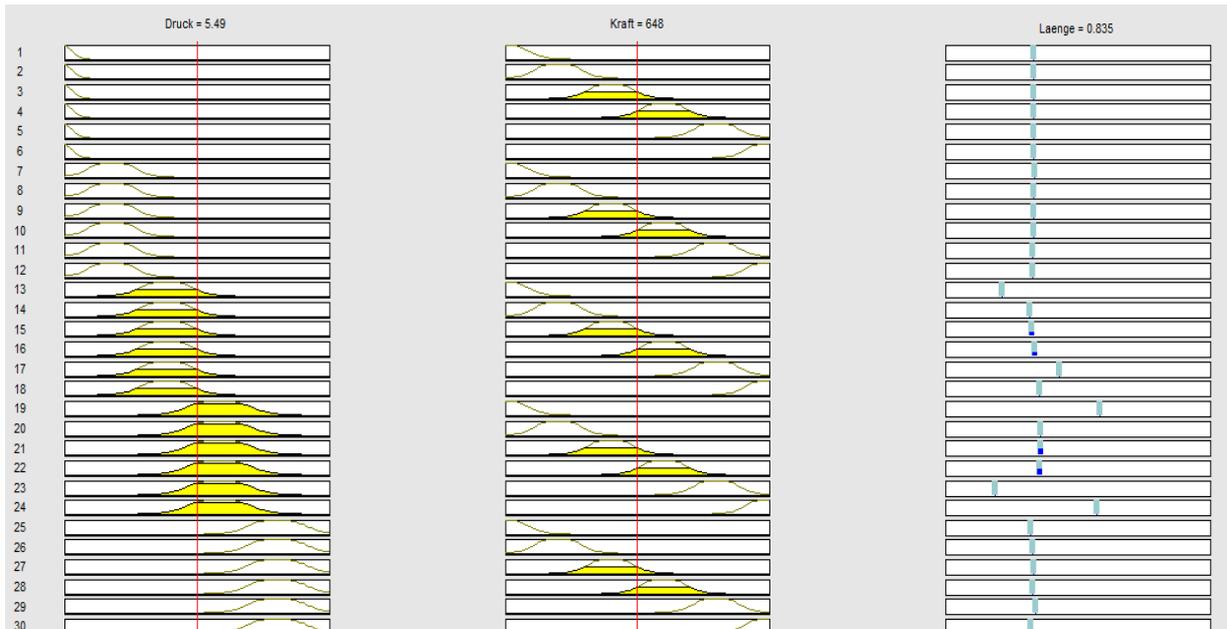


Abbildung 6. 26: Die Regeln des Systems  $ESL_{DeH}$

## 6.4. Ergebnisse

Die Ergebnisse unseres Systems werden mit den Ergebnissen des physikalischen Modells (PH) aus (Gropp, 2010) verglichen (Kontraktionsphase in der Abbildung 6. 27).

Der Fehler bei $ESK_{Kon}$ ist 0,5732 N in 6 Bar	Der Fehler bei PH ist 49,7284 N in 6 Bar
Der Fehler bei $ESK_{Kon}$ ist 1,0631 N in 5 Bar	Der Fehler bei PH ist 48,9051 N in 5 Bar

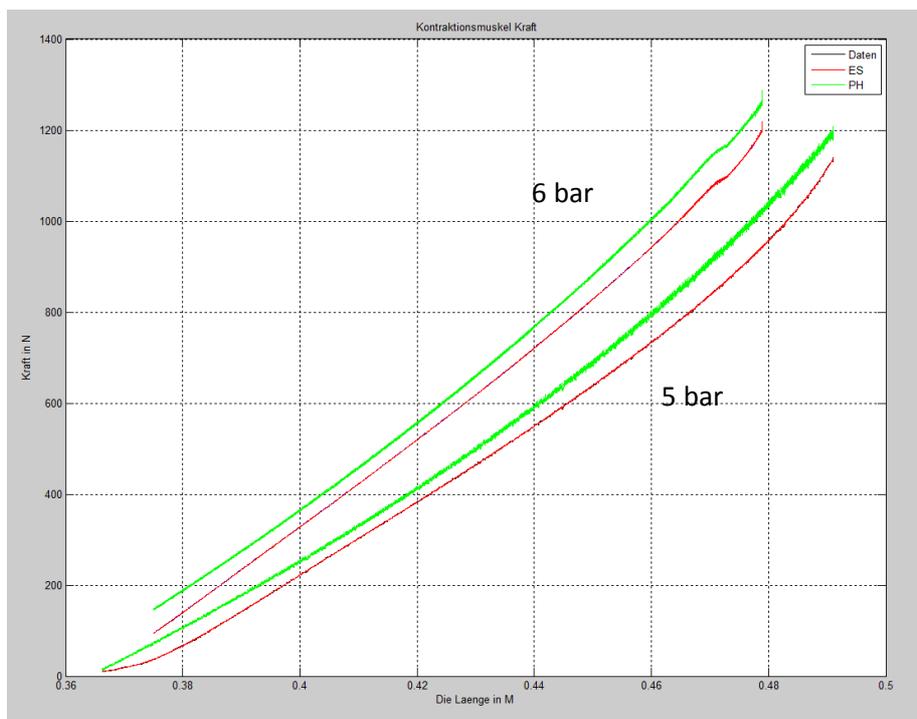
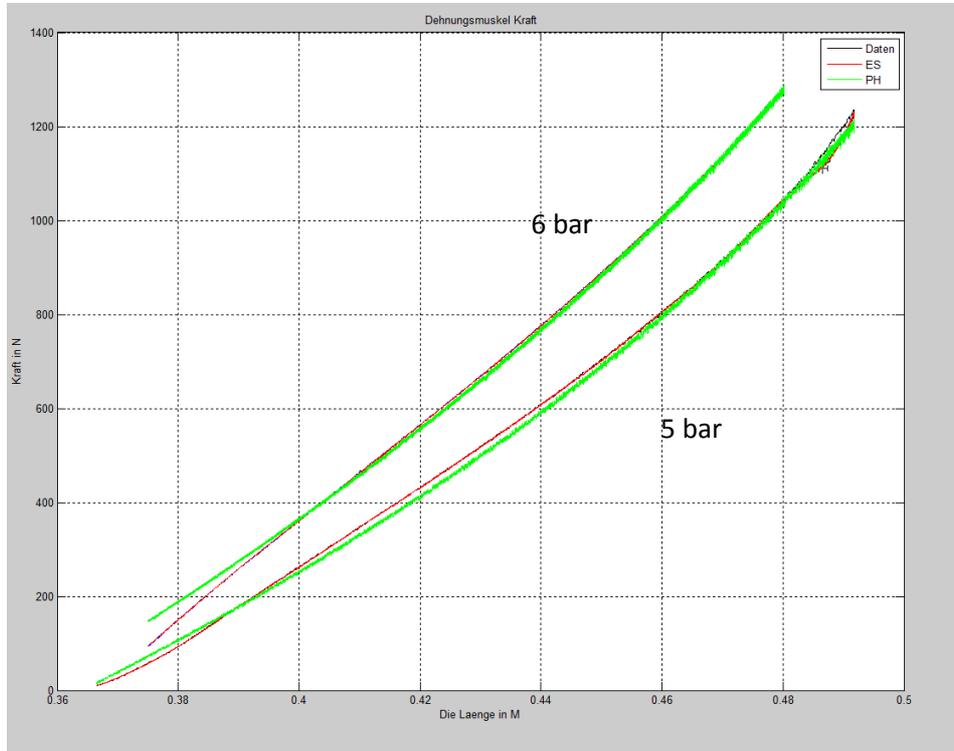


Abbildung 6. 27: Vergleich in der Kontraktionsphase

In der Abbildung 6. 28 wird der Vergleich für die Dehnungsphase gezeigt.

Der Fehler bei  $ESF_{D_{eh}}$  ist 1,003 N in 6 Bar | Der Fehler bei PH ist 14,4805 N in 6 Bar  
 Der Fehler bei  $ESF_{D_{eh}}$  ist 6,4063 N in 5 Bar | Der Fehler bei PH ist 15,3358 N in 5 Bar



**Abbildung 6. 28:** Vergleich in der Dehnungsphase

Es ist erkennbar, dass die Fehler des hier entwickelten Systems kleiner sind als die des physikalischen Modells aus (Gropp, 2010).

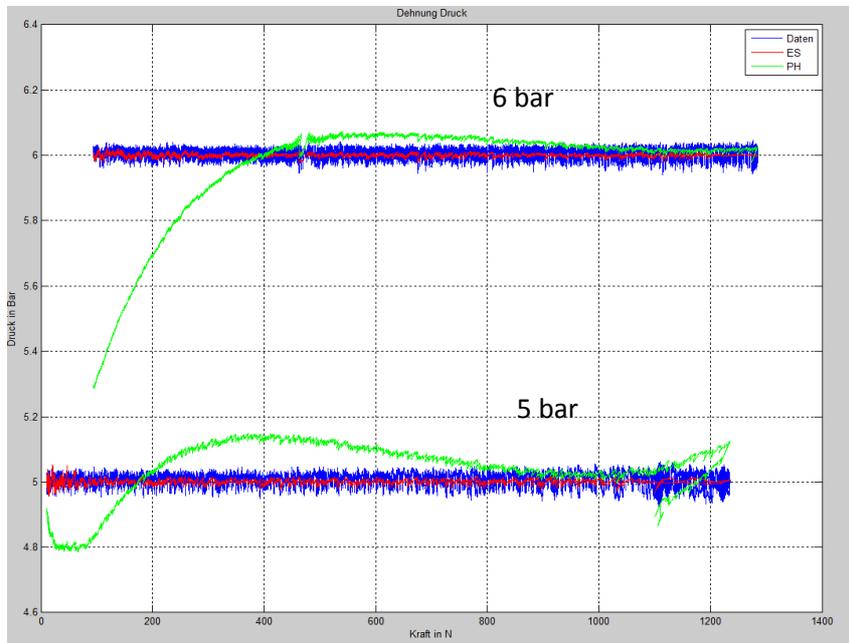
In der physikalischen Gleichung (3. 3) wird die physikalische Gleichung (3. 1) für den Druck aufgelöst. Sie entspricht damit dem Expertensystem in Abbildung 6. 7 und Abbildung 6. 22.

$$P = \left( F - \text{sign}(u) \cdot F_r + \frac{\pi \cdot E \cdot t_k \cdot D_0 \cdot L^2}{L_0 \cdot \tan \theta_0} \left( \frac{1}{\sqrt{\frac{L_0^2}{\cos^2 \theta_0} - L_0^2}} - \frac{1}{\sqrt{\frac{L_0^2}{\cos^2 \theta_0} - L^2}} \right) - \frac{2b_1 \pi D_{ers}^2 \cdot (\cos^3 \theta - \cos^3 \theta_{min})}{3 \cdot (2b \cdot \sin \theta + 4b_1 \cdot (\cos \theta - \cos \theta))} \right) \quad (3. 3)$$

$$/ \left( \frac{\pi D_{ers}^2 b \cdot \cos^2 \theta \cdot \sin \theta}{2b \cdot \sin \theta + 4b_1 \cdot (\cos \theta - \cos \theta)} - \frac{\pi D_{ers}^2 \cdot \sin^2 \theta}{4} + \pi \left[ D_{ers} t_k \left( 2 \cdot \sin \theta - \frac{1}{\sin \theta} \right) - t_k^2 \right] \right)$$

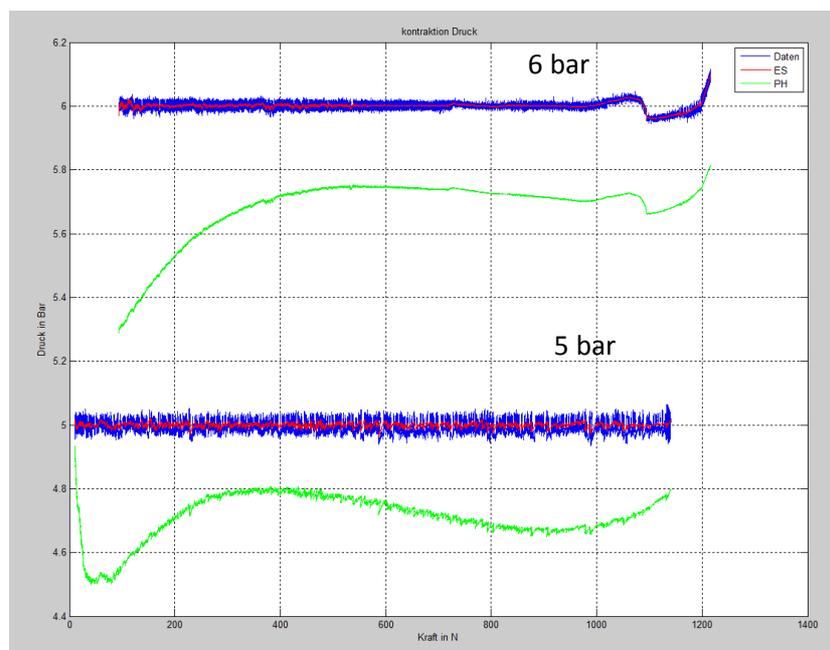
In Abbildung 6. 29 und Abbildung 6. 30 werden die Ergebnisse der Expertensysteme und der physikalischen Gleichung (3. 3) für die Kontraktions- und Dehnungsphasen verglichen.

Der Fehler bei  $ESP_{Deh}$  ist 0,0137 Bar in 6 Bar | Der Fehler bei PH ist 0,1644 Bar in 6 Bar  
 Der Fehler bei  $ESP_{Deh}$  ist 0,0163 Bar in 5 Bar | Der Fehler bei PH ist 0,1019 Bar in 5 Bar



**Abbildung 6. 29:** Vergleich in der Dehnungsphase in 5 und 6 Bar

Der Fehler bei  $ESP_{Kon}$  ist 0,0078 Bar in 6 Bar | Der Fehler bei PH ist 0,3378 Bar in 6 Bar  
 Der Fehler bei  $ESP_{Kon}$  ist 0,0163 Bar in 5 Bar | Der Fehler bei PH ist 0,1019 Bar in 5 Bar

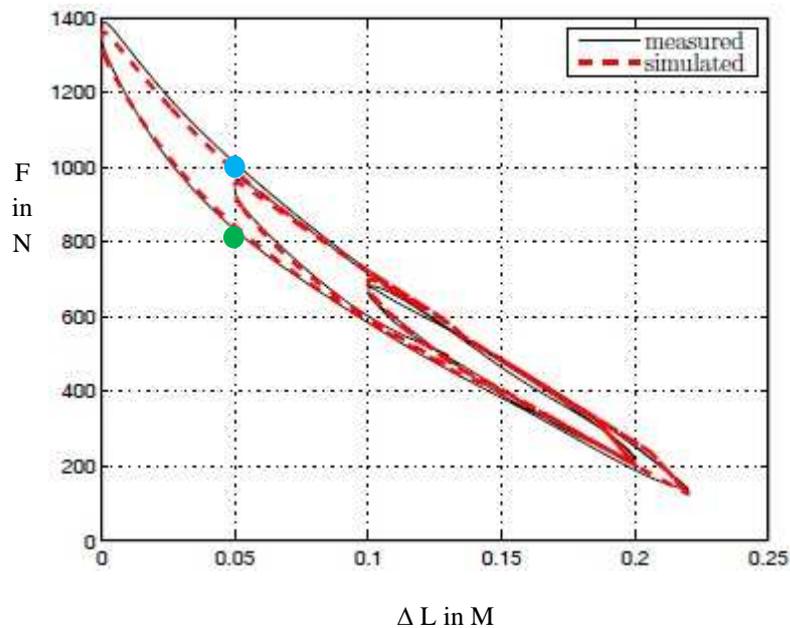


**Abbildung 6. 30:** Vergleich in der Kontraktionsphase in 5 und 6 Bar

Es ist erkennbar nochmal, dass die Fehler des hier entwickelten Systems kleiner sind als die

des physikalischen Modells aus (Gropp, 2010) in besonders in der Kontraktionsphase.

Ein wichtiger Punkt ist die Kompensation der Hysterese in der Kennlinie der pneumatischen Muskeln. Dies ist in unserer Arbeit nur durch die Umschaltung zwischen Kontraktion und Dehnung berücksichtigt. In (Schindele & Aschemann, 2012) wird ein Model entworfen, um die Kennlinie der Kompensation der Hysterese zu simulieren. Abbildung 6. 31 zeigt den Vergleich zwischen den gemessenen und den simulierten Daten in (Schindele & Aschemann, 2012). Die Änderung der Länge  $\Delta L$  wird hier errechnet.



**Abbildung 6. 31:** die Hysterese in der Kennlinie der pneumatischen Muskeln

Deshalb könnte sich unser System nicht wie in Abbildung 6. 31 verhalten. Falls sich das System gerade in der Dehnungsphase befindet, wie dies in Abbildung 6. 31 (grün Punkt) dargestellt ist, kommt dann die Anweisung, welche eigentlich in der Kontraktionsphase liegt, sprich der Ausgangswert unseres Systems im blauen Punkt. In der Praxis ist das unmöglich. Die Überwindung des Punktes ist ein zukünftiges Ziel.

## 6.5. Zusammenfassung

Die Zielsetzung der zweiten Anwendung dieser Arbeit (Regelbasiertes System **S2**) war die Implementierung des Korrekturplans.

Das regelhafte Wissen des Systems wurde durch Maschinelles Lernen (ANFIS) erstellt. Die wichtigen Parameter (Druck, Länge und Kraft) wurden festgestellt und in zahlreichen Experimenten gemessen. Anschließend wurden Trainingsdaten als Trainingstabellen vorbereitet. Schließlich wurde das Wissen in Anfis durch if-then-Regeln formuliert, um die Muskeln der Robotik zu steuern.

Das Expertensystem des Festo-Muskels besteht aus einer inversen Funktion, die die Muskelbewegung steuert. Zwei der Parameter dienen jeweils als Eingang und der dritte als Ausgang der Funktion. Falls einer der Parameter fehlt, kann das System ihn abhängig von den

zwei anderen Parametern ergänzen. Der Vorteil des hier entwickelten Systems gegenüber dem physikalischen Modell ist zum einen die höhere Genauigkeit und zum anderen die höhere Flexibilität durch die Nutzung der inversen Funktion im Gegensatz zu der schwierigen Umstellung der physikalischen Gleichung (3. 2) , die sonst erforderlich wäre.

# 7. Zusammenfassung

## 7.1. Zusammenfassung

Die Zielsetzung dieser Arbeit war die Entwicklung von Wissensbasierten Systemen zur Bewertung Qualitätsmerkmalen in der Fertigung sowie der Korrektur von Fehlern in der Produktion anstelle von Menschen als ergänzende Systeme in der Fertigung. Bisher waren zusätzliche Produktionshelfer als Ergänzung im Prozess erforderlich, um Störungen in der Fertigung kompensieren zu können.

Durch die Kombination der Anwendungen künstlicher Intelligenz (Bildverarbeitung und WBS) wird die Fähigkeit der Menschen nachgeahmt. Die Bildverarbeitung übernimmt dabei die Rolle der menschlichen Sehfähigkeit. Das menschliche Denken und Entscheiden wird durch das System S1 übernommen. Die Steuerung der menschlichen Bewegung übernimmt das System S2.

Das Regelhafte Wissen wurde durch einen Interpreter und durch Maschinelles Lernen generiert. Die Leistungen der regelbasierten Systeme haben im Vergleich mit den Menschen gut abgeschnitten und waren sogar besser als das physikalische Modell.

Das Gesamtsystem wird in der praktischen Anwendung in der Fertigung wie ein Anfänger beginnen. Wie vorher geschrieben wurde, besteht die Lernfähigkeit dieser wissensbasierten Systeme darin, die Regeln ständig zu modifizieren. Die Aktualisierung, Entfernung oder Hinzufügung einer Regel werden entweder durch den Interpreter oder durch maschinelles Lernen geschaffen.

Das Bedeutet: Das regelhafte Wissen, das vom Interpreter generiert wird, wird auch weiter durch den Interpreter modifiziert, um sich an neue Situationen anzupassen.

Hingegen wird das regelhafte Wissen, das durch Maschinelles Lernen erstellt wird, durch neue Trainingsdaten aktualisiert. Diese neuen Trainingsdaten werden jedoch erst im laufenden Prozess gesammelt.

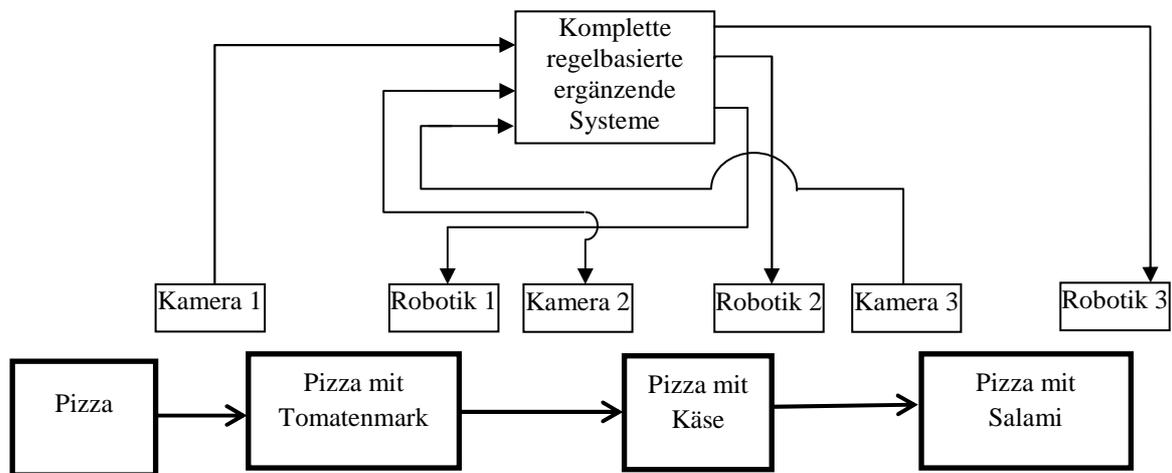
## 7.2. Ausblick

Die methodische Ausrichtung dieser Arbeit schaffte zum einen neue Möglichkeiten bei der Entwicklung und Anwendung der Algorithmen. Andererseits konnten viele Ideen, mögliche neue Ansätze sowie die Erweiterung der Algorithmen zur Erfüllung neuer Anforderungen noch nicht behandelt werden.

Bei der Anwendung im Qualitätsmanagement (Pizza Projekt) könnte eine 3D-Kamera verwendet werden, damit die Größe der Pizza berechnet oder zwei sehr nahe oder übereinander liegende Salamischeiben lokalisiert werden können (Problem in Abbildung 5. 18).

Eine Gesamtübersicht über die vorgeschlagenen regelbasierten ergänzenden Systeme gibt Abbildung 7. 1. Nach diesem Vorschlag kann vor und hinter jeder Maschine die Qualität der Produktion überprüft und das Wissensbasierte System genutzt werden, um Korrekturpläne vorzuschlagen und zu implementieren. Die Kameras werden als Dateneingänge statt der

bisher üblichen Arten von Sensoren verwendet, weil so mehr Daten über die Situation gesammelt werden können.



**Abbildung 7. 1:** die vorgeschlagenen kompletten regelbasierte ergänzende Systeme

Die hier entwickelte Konzeption des Lernens in diesem System eröffnet die Möglichkeit, Lernfähigkeiten zu erweitern. Es muss dazu jedoch festgestellt werden, welches Wissen das System erlernen soll. Dann werden die Trainingsdaten von dem laufenden Prozess gesammelt und in der passenden Form vorbereitet, um das Expertensystem zu erstellen.

Bei dem Festo-Muskel wird noch die Hysterese in der Kennlinie wie in Abbildung 6. 31 nachzuahmen sein.

## 8. Literatur:

- Ansari, F., Dienst, S., Uhr, P., Fahti, M. (2011). Using data analysis for discovering improvement potentials in production process. *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)* , S. 281-286.
- Beierle, C., Kern-Isberner, G. (2008). *Methoden wissensbasierter Systeme: Grundlage, Algorithmen und Anwendungen, 4. Auflage*. Wiesbaden: Vieweg + Teubner.
- Boersch, I., Heinsohn, J., Socher, R. (2007). *Wissensverarbeitung: Eine Einführung in die Künstliche Intelligenz für Informatiker und Ingenieure, 2. Auflage*. München: Spektrum Akademischer Verlag.
- Campos, F., Neves, A., Neto, E. V. (2007). Dealing with subjective uncertainty in knowledge-based system. *12th IEEE Symposium on Computers and Communications* , S. 1021-1026.
- Ertel, W. (2009). *Grundkurs künstliche Intelligenz : Eine praxisorientierte Einführung, 2. überarb. Auflage*. Wiesbaden: Vieweg + Teubner.
- Festo AG & Co.KG. (2013). *AirArm*. Abgerufen am 07. 01 2015 von [www.festo.com](http://www.festo.com): [http://www.festo.com/net/SupportPortal/Files/42066/AirArm\\_en.pdf](http://www.festo.com/net/SupportPortal/Files/42066/AirArm_en.pdf)
- FESTO AG & Co.KG. (2014). *Fluidic Muscle DMSP/MAS*. Abgerufen am 07. 1 202015 von [www.festo.de](http://www.festo.de): [http://www.festo.com/cat/de\\_de/data/doc\\_de/PDF/DE/DMSP-MAS\\_DE.PDF](http://www.festo.com/cat/de_de/data/doc_de/PDF/DE/DMSP-MAS_DE.PDF)
- Giarratano, J., Riley, G. (2005). *Expert systems: principles and programming. 4th ed.* Boston, Mass. [u.a.]: Thomson.
- Graham, D., Barrett, A. (1997). *Knowledge-Based Image processing systems*. London: Springer.
- Gropp, S. (2010). *Inbetriebnahme eines Prüfstandes zur experimentellen Bestimmung von Modellparametern des Pneumatischen Muskels der Firma FESTO*, Bachelorarbeit an der TU Ilmenau.
- Hannaford, C. P. (1996). Measurement and modeling of mckibben pneumatic artificial muscles. *IEEE Transactions on Robotics and Automation (Volume: 12 , Issue: 1)* , S. 90-102.
- Haun, M. (2000). *Wissensbasierte systeme: Eine praxisorientierte einföhrung*. Renningen-Malmshein: expert-Verl.
- Herrmann, J. (1997). *Maschinelles Lernen und Wissensbasierte Systeme*. Berlin [u.a.]: Springer.
- Hohman, R., Kral, F., Koch, T., Kunze, M., Laske, C., Loepelmann. (2010). *Antagonistische Muskelpaar-Aufbau und entwicklung des Messsystems und Demonstrator PEXTER*. Projektbericht an der TU Ilmenau.
- Image processing in toolbox of the Matlab*. (2015). Abgerufen am 07. 01 2015 von <http://de.mathworks.com/products/image/>
- Jain, L. C. (1997). *Soft computing techniques in knowledge-based intelligent engineering system: Approaches and Applications*. Heidelberg [u.a.]: Physica-Verlag.

- Knauf, R. (1993). *Logische Programmierung und wissensbasierte Systeme : Eine Einführung*. Aachen: Shaker.
- Konar, A. (2000). *Artificial Intelligence and Soft Computing Behavioral and Cognitive Modeling of the Human Brain*. Boca Raton , Fla. [u.a.] : CRC Press.
- Kurniady, A., Kosala, R. (2011). Knowledge-based integrated financial forecasting system. *IEEE 3rd International Conference on Computer Research and Development (ICCRD)* , S. 120-124.
- Lunze, J. (2010). *Künstliche Intelligenz für Ingenieure, 2. völlig überarb. auflage*. München: Oldenbourg.
- Owaied, H., Malek Abu-Ara, M., Fahra, H. (2010). An Application of Knowledge-based Syetem. *International Journal of Computer Scince and Network Security* , S. 208-213.
- Pedrycz, W., Ekel, P., Parreiras, R. (2011). *Fuzzy multicriteria decision-making: Models, methods and applications. 1. ed*. Chichester: Wiley.
- Pfeifer, T. (2001). *Qualitätsmanagement: Strategien, Methoden und Techniken, 3. völlig überarb. und erw. Aufl.* München [u.a.]: Hanser.
- Puppe, F. (1990). *Problemlösungsmethoden in Expertensystemen*. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag.
- Rajendra, A. A., Priti, S. S. (2010). *Knowledge-Based Systems*. Sudburg , Mass [u.a.]: Jones and Bartlett Publ.
- Russell, S., Kirchner, P. N. (2012). *Künstliche Intelligenz : Ein moderner Ansatz, 3. Aktualisierte Auflage*. München [u.a.]: Pearson, Higher Education.
- Sauer, J. (2010/2011). *Vorlesung : Neuronale Netze, Fuzzy control-Systeme und Genetische Algorithmen, Vorlesungsskript : [http://fbim.fh-regensburg.de/~saj39122/nn/skript/NFG\\_Skript\\_WS1011.pdf](http://fbim.fh-regensburg.de/~saj39122/nn/skript/NFG_Skript_WS1011.pdf)* .
- Schindele, D., Aschemann, H. (2012). Model-Based compensation of hysteresis in the force characterisitic of pneumatic muscles. *Advanced Motion Control (AMC), 12th IEEE International Workshop on* , S. 1-6.
- Segaran, T., & Demming, T. (2008). *Kollektive Intelligenz analysieren, programmieren und nutzen, 1. Aufl.* Beijing [u.a.]: O'Reilly.
- Specht, D. (1989). *Wissensbasierte Systeme im Produktionsbetrieb*. München [u.a.]: Hanser.
- T. vo-Minh, t. T., Ramon, H., Brussel, H. V. (2011). A new approach to modeling hysteresis in a pneumatic artificial muscle using the max well-slip model. *IEEE transactions on mechatronics* , S. 177-186.
- Tan, P.-N., Steinbach, M., Kumar, V. (2006). *Introduction to data mining*. Boston , Mass. [u.a.]: Pearson/Addison-Wesley.
- Tizhoosh, H. R. (1998). *Fuzzy-Bildverarbeitung: Einführung in Theorie und Praxis*. Berlin [u.a.]: Springer.

Wachendorf Automation GmbH Co.KG. (2013). *Drehgeber WDG 100H*. Abgerufen am 07. 01 2015 von [www.wachendorff-automation.de](http://www.wachendorff-automation.de/filesserver/datasheet_de/Drehgeber_WDG100H.pdf): [http://www.wachendorff-automation.de/filesserver/datasheet\\_de/Drehgeber\\_WDG100H.pdf](http://www.wachendorff-automation.de/filesserver/datasheet_de/Drehgeber_WDG100H.pdf)

Xu, R., Wunsch, D. C. (2009). *Clustering*. Oxford: Wiley.

Yang, N., Zhang, S., Xu, Y., Zhao, W., Zhu, Y. (2011). An expert system for vibration fault diagnosis of large steam turbine generator set. *3rd International Conference on Computer Research and Development (ICCRD), (Volume: 2)* , S. 217-221.

Yuan-yuan, D., Yong-cheng, W., Hong-mei, W. (2011). The design and implement of E-government information system based on knowledge management. *International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer (MEC)* , S. 2131-2134.

Zhang, Z., Sun, C., Mizutani, E. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Upper Saddle River , NJ : Prentice Hall.

Zöller-Greer, P. (2007). *Künstliche Intelligenz Grundlagen und Anwendungen, 1. Auflage*. Wächtersbach: Composita-Verl.

# Erklärung

Ich versichere, dass ich die vorliegende Arbeit ohne unzulässige Hilfe Dritter und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Die aus anderen Quellen direkt oder indirekt übernommenen Daten und Konzepte sind unter Angabe der Quelle gekennzeichnet.

Bei der Auswahl und Auswertung folgenden Materials haben mir die nachstehend aufgeführten Personen in der jeweils beschriebenen Weise entgeltlich/unentgeltlich geholfen:

1. ....
2. ....
3. ....

Weitere Personen waren an der inhaltlich-materiellen Erstellung der vorliegenden Arbeit nicht beteiligt. Insbesondere habe ich hierfür nicht die entgeltliche Hilfe von Vermittlungs- bzw. Beratungsdiensten (Promotionsberater oder anderer Personen) in Anspruch genommen.

Niemand hat von mir unmittelbar oder mittelbar geldwerte Leistungen für Arbeiten erhalten, die im Zusammenhang mit dem Inhalt der vorgelegten Dissertation stehen.

Die Arbeit wurde bisher weder im In- noch im Ausland in gleicher oder ähnlicher Form einer Prüfungsbehörde vorgelegt.

Ich bin darauf hingewiesen worden, dass die Unrichtigkeit der vorstehenden Erklärung als Täuschungsversuch bewertet wird und gemäß § 7 Abs. 10 der Promotionsordnung den Abbruch des Promotionsverfahrens zur Folge hat.

Ilmenau den

-----  
Mohammad Mashi