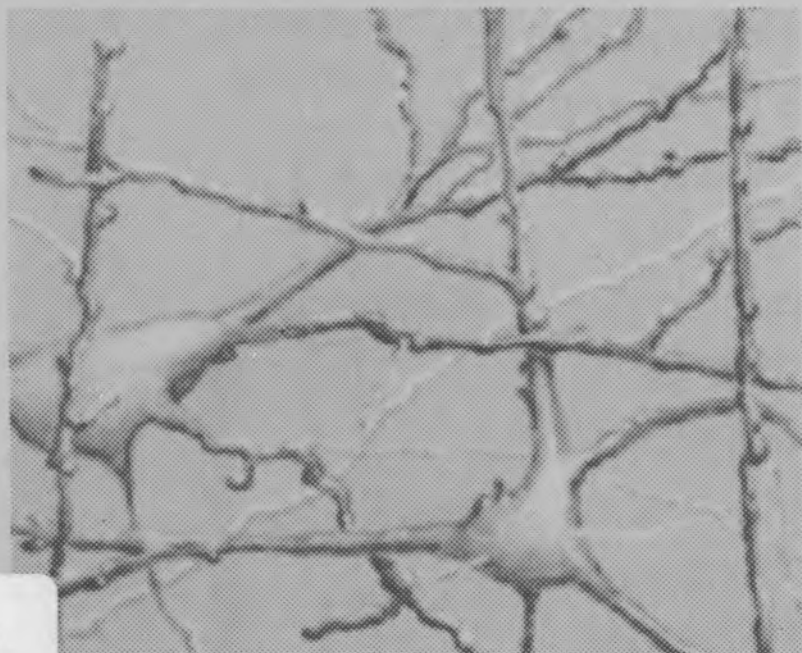


Axel Tuma

**Entwicklung emissionsorientierter
Methoden zur Abstimmung
von Stoff- und Energieströmen
auf der Basis von
fuzzyfizierten Expertensystemen,
Neuronalen Netzen
und Neuro-Fuzzy-Ansätzen**



40

QP
542
T925

PETER LANG

Europäischer Verlag der Wissenschaften

Inhaltsverzeichnis

1	Problemstellung und Lösungsweg	1
1.1	Ausgangslage	1
1.2	Problemstellung	3
1.3	Lösungsweg	10
2	Anforderungsprofil an emissionsorientierte Produktionsabstimmungsmechanismen	15
3	Auswahl geeigneter Methoden zur Konstruktion emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen und kritische Bewertung kon- ventioneller Verfahren	21
4	Entwurf eines Analysewerkzeuges für Produktionsabstimmungsmechanismen	27
4.1	Simulation und Modellbildung von Stoff- und Energieflußsystemen	27
4.2	Verknüpfung von Simulationssystemen und Systemen zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen	35
5	Konzeption emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen	37
5.1	Konzeption emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis von fuzzyfizierten Reglern bzw. fuzzyfizierten Expertensystemen	37
5.1.1	Definition der Input-/Outputvariablen	39
5.1.2	Spezifikation der Terme und Membershipfunktionen für die In- put- und Outputvariablen	40
5.1.3	Design der Regelbasis	41
5.1.4	Spezifikation des Inferenzprozesses	42
5.1.5	Bestimmung der Defuzzyfizierungsalgorithmen	46

5.1.6	Implementation des FEC.....	46
5.1.7	Grenzen beim Einsatz von fuzzyfizierten Reglern bzw. fuzzyfizierten Expertensystemen zur Abstimmung von Stoff- und Energierströmen.....	47
5.2	Konzeption emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanis- men auf der Basis Neuronaler Netze	48
5.2.1	Diskussion formaler Beschreibungsverfahren für Prozesse zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen in vernetzten Produktionssystemen	50
5.2.1.1	Interpretation von Abstimmungsprozessen für Stoff- und Energieflüsse als Mustererkennungsproblem	50
5.2.1.2	Interpretation von Abstimmungsprozessen für Stoff- und Energieflüsse als Klassifikationsproblem.....	52
5.2.1.3	Interpretation von Abstimmungsprozessen für Stoff- und Energieflüsse als Projektionsproblem	52
5.2.1.4	Interpretation von Abstimmungsprozessen für Stoff- und Energieflüsse als "Optimierungsaufgabe"	53
5.2.2	Akquisition von Beispieldaten zur Projektion des Einflusses von Handlungsalternativen in Stoff- und Energieflußsystemen	54
5.2.3	Konstruktion von Backpropagation-Netzen zur Projektion des Einflusses spezieller Stoff- und Energieflußvarianten	55
5.2.4	Grenzen Neuronaler Netze zur Konstruktion emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen.....	59
5.3	Konzeption emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanis- men auf der Basis von Neuro-Fuzzy-Systemen.....	60
5.3.1	Interpretation von Fuzzy-Expert-Controllern als Neuronale Netze bzw. von Neuronalen Netzen als Fuzzy-Expert-Controller	61
5.3.2	Kombination von Backpropagation-Netzen mit einer Lernregel aus dem "Competitive Learning" zur Abstimmung von Stoff- und Energierströmen.....	66

6 Modellierung eines vernetzten Produktionssystems aus der Textilindustrie zur Analyse emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen	69
6.1 Spezifikation der Problemstellung	71
6.2 Systemanalyse und Informationsbeschaffung	72
6.3 Modellaufbau	82
6.4 Modellübersetzung	85
6.5 Verifikation	88
6.6 Strategische und taktische Simulationsplanung	88
6.7 Simulationsexperimente	89
7 Anwendung von Ansätzen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen anhand eines Produktionssystems aus der Textilindustrie	91
7.1 Anwendung von Fuzzy-Expert-Controllern zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen	92
7.1.1 Modellierung und Implementation von Fuzzy-Expert-Controllern zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen	92
7.1.1.1 Definition der Input-/Outputparameter	92
7.1.1.2 Spezifikation von Termen und Membershipfunktionen	93
7.1.1.3 Design der Regelbasis	94
7.1.1.4 Auswahl der Verknüpfungsoperatoren	95
7.1.1.5 Definition von Plausibilitäten bzw. der Inferenzstruktur von Fuzzy-Expert-Controllern	97
7.1.1.6 Selektion der Defuzzifizierungsmethode	99
7.1.1.7 Implementation der untersuchten Fuzzy-Expert-Controller	99
7.1.2 Grenzen von Fuzzy-Expert-Controllern zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen	100
7.2 Anwendung von Neuronalen Netzen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen	101

7.2.1 Formulierung der Abstimmung von Stoff- und Energieströmen als Projektion von Auswirkungen verschiedener Handlungsalternativen	102
7.2.2 Akquisition repräsentativer Trainingsdaten	103
7.2.3 Spezifikation geeigneter Netzwerkarchitekturen	104
7.2.3.1 Lernphase	105
7.2.3.2 Testphase	109
7.2.3.3 Implementation der Neuronalen Netze	109
7.2.4 Grenzen Neuronaler Netze bei der Abstimmung von Stoff- und Energieströmen	109
7.3 Anwendung von Neuro-Fuzzy-Ansätzen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen	110
7.3.1 Struktur eines Neuro-Fuzzy-Systems zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen	112
7.3.2 Adaption der Gewichte des Neuro-Fuzzy-Systems zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen	117
8 Schlußfolgerungen	119
9 Zusammenfassung	133
Literaturverzeichnis	139
Abbildungsverzeichnis	149
Tabellenverzeichnis	151

1 Problemstellung und Lösungsweg

1.1 Ausgangslage

In industriellen Produktionsprozessen werden zur Herstellung von Marktprodukten Stoffe und Energiearten bereitgestellt, umgeformt bzw. umgewandelt, gelagert und transportiert. Gemeinsam mit diesem Prozeß der Leistungserstellung werden als Kuppelprodukte Stoffe in flüssigen, gasförmigen und festen Aggregatzuständen emittiert. Dadurch ergeben sich umweltbelastende Auswirkungen im Verlauf des gesamten Stoff- und Energieflußprozesses.

Demgegenüber steht bisher eine politische und gesetzliche Rahmensetzung, deren Prinzip darin besteht, Gefahren für die öffentliche Sicherheit abzuwehren [1]. Bezogen auf anthropogen verursachte Umweltbelastungen bedeutet dies in erster Linie, daß auf den Grundlagen ordnungsrechtlicher Instrumente (Gesetze, Auflagen und darauf aufbauend Ge- und Verbote) einzelfallbezogenen Maßnahmen durchgesetzt werden, die auf eine Vermeidung bzw. Verminderung spezieller Emissionen abzielen. Ein enger zeitlicher Rahmen zur Erfüllung solcher Aufgaben zwingt oft zur Übernahme additiver Techniken ("end of pipe"-Lösungen), die wesentlich in die Produktionskosten eingehen [2].

Andererseits kann das Ziel einer Vermeidung der Umweltbelastung (effiziente Ausnutzung von Ressourcen, Reduzierung der Emissionen) häufig durch eine Umstellung bzw. Neukonzeption von Produktionsprozessen und den Einsatz moderner Regelungssysteme erreicht werden. Dies betrifft sowohl die Steuerung und Regelung von Stoff- und Energieströmen innerhalb einer Produktionsstufe als auch zwischen den einzelnen Produktionseinheiten. Für ein solches Vorgehen werden auch die Begriffe produktions- und prozeßintegrierter Umweltschutz verwandt.

Die Ausschöpfung des Minderungspotentials derartiger Maßnahmen kann mit deutlich geringeren Kosten verbunden sein als "end of pipe"-Technologien. Produktions- und prozeßintegrierter Umweltschutz erfordert jedoch ein i. d. R. detaillierteres Wissen über das gesamte Stoff- und Energieflußsystem bzw. die einzelnen Prozesse und benötigt eine längere Phase der Entscheidung und betrieblichen Optimierung [3].

Produktions- und prozeßintegrierte Ansätze entsprechen dem Rat der Sachverständigen für Umweltfragen im Sondergutachten "Abfallwirtschaft" und der Enquête-Kommis-

sion "Schutz des Menschen und der Umwelt", die darauf hinweisen, daß eine umweltorientierte Marktwirtschaft ein globales Umdenken weg von der Durchlaufwirtschaft hin zur Kreislaufwirtschaft erfordert [4, 1]. Auf Produktebene bezogen bedeutet dies z. B.:

- eine demontageorientierte Konstruktion von Bauteilen bzw. -gruppen,
- Ersatz von Verbundwerkstoffen, sofern dies aus technischen Gründen möglich ist,
- Anwendung demontagefreundlicher Verbindetechniken (z. B. Schrauben anstelle von Kleben).

Auch im Bereich der Produktionswirtschaft führt die Kreislauf- bzw. "Schraubenwirtschaft" in der Regel zu einer Minderung der Umweltbelastung [5]. Ziele hierbei sind u.a.:

- Minimierung der Entnahme von Ressourcen bzw. Einsatzstoffen aus der Umwelt,
- Minimierung des Eintrages von Emissionen als nicht verwertbare Anteile der Reststoffe in die Umwelt,
- Erhöhung der Effektivität der Ressourcen- und Einsatzstoffnutzung bei Herstellung, Ge- und Verbrauch von Erzeugnissen,
- Beeinflussung der Qualität der Reststoffe, so daß diese verwertbar werden.

Die Kreislauf- bzw. "Schraubenwirtschaft" stellt somit eine wichtige Option in Hinblick auf die Minderung der Umweltbelastung durch eine effizientere Ausnutzung der Ressourcen und eine Reduzierung der Emissionen dar.

Zur Umsetzung einer Kreislauf- bzw. "Schraubenwirtschaft" sind neben der Bereitstellung entsprechender Verfahren bestimmte Steuer- und Regelungsmechanismen zu entwickeln. Diese müssen es erlauben, Stoff- und Energieströme so aufeinander abzustimmen, daß unter Berücksichtigung von Rahmenparametern vor- und nachgeschalteter Produktionsstufen zur Verfügung stehende Ressourcen möglichst effizient genutzt und durch den Produktionsprozeß entstehende Emissionen und Reststoffe, soweit dies technisch möglich ist, vermindert werden. Aufgrund der vielfältigen Abhängigkeiten in realen Stoffflußsystemen muß die Entwicklung solcher Abstimmungsmechanismen auf der Abbildung aller relevanten Stoff- und Energieflüsse des zu untersuchenden Produktionssystems basieren.

Hierzu müssen sowohl auf dem Gebiet der Konstruktion emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen als auch hinsichtlich der Abbildung vernetzter Stoff- und Energieflußsysteme methodische Lücken geschlossen werden.

Produktionsabstimmungsmechanismen basieren bislang i.allg. auf optimierenden Verfahren (z. B. lineare Optimierung) oder Prioritätsregeln [9]. Diese Methoden erscheinen aber aufgrund der Interdependenzen und der Vielzahl verfahrenstechnischer Restriktionen realer Stoff- und Energieflußsysteme für die gegebene Aufgabenstellung nicht oder nur begrenzt einsetzbar. Eine Eignung wissenschaftlicher Systeme bzw. Methoden des Maschinellen Lernens zur Konstruktion emissionsorientierter Produktionssteuerungsmechanismen wurde bisher nicht im ausreichenden Maß untersucht.

Die bisher eingesetzten Modelle zur Abbildung von Stoff- und Energieflüssen (z. B. Input-Output-Modelle, Gütermodelle, Modelle auf der Basis von "unit operations") sind auf die Problemstellung nicht direkt anwendbar. Gründe hierfür sind:

- *Der i. allg. statische Ansatz dieser Modelle:* Zur Entwicklung emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen ist insbesondere die Abbildung des dynamischen Verhaltens eines industriellen Stoff- und Energieflußsystems erforderlich.
- *Das Aggregationsniveau der verwandten Modelle.*

Die bisher eingesetzten Modelle gehen i. allg. teils von einer zu groben Sichtweise der Stoff- und Energieflüsse aus (Input-Output-Modelle, Gütermodelle), die die speziellen verfahrenstechnischen Einflußfaktoren nur unzureichend abbildet, teils basieren sie auf einer Eindringtiefe, die bezogen auf die Analyse einer speziellen Anlage zwar geboten, in Hinblick auf die Modellierung eines gesamten Produktionssystems jedoch als kaum vertretbar erscheint (z. B. Ansätze auf der Basis von "unit operations").

1.2 Problemstellung

Gegenstand der Arbeit ist die Entwicklung und Analyse von Produktionsabstimmungsmechanismen für Stoff-, Energie- und Materialflüsse in vernetzten Produktionssystemen unter Berücksichtigung emissionsorientierter und betriebswirtschaftlicher Kriterien (z. B. Verwertung von Sekundärrohstoffen, Steigerung der Produktionsmenge). Ziel ist es insbesondere, durch eine zeitliche Abstimmung von Stoff- und Energieströmen (z. B. saure und alkalische Abwasserfrachten, Angebot und Nachfrage von

bzw. nach Heißwasser/Dampf) Emissionen, soweit technisch möglich, zu vermeiden, bzw. die zur Verfügung stehenden Ressourcen möglichst effizient zu nutzen.

Die Relevanz der Problemstellung ergibt sich aus:

- dem signifikanten Anteil der durch den industriellen Bereich verursachten Emissionen gemessen an den Gesamtemissionen [6],
- einem Erfüllungsgebot gesetzlicher Vorschriften (z. B. Bundesimmissionsschutzgesetz, geplantes Kreislaufwirtschafts- und Abfallgesetz),
- der Notwendigkeit, bei den geforderten technischen und organisatorischen Umstellungen neben den emissionsorientierten ebenso betriebswirtschaftliche Zielkriterien zu berücksichtigen,
- der Forderung nach der Entwicklung zukunftsorientierter marktwirtschaftlicher Steuer- und Regelungsmechanismen insbesondere vor dem Hintergrund des Neuaufbaus industrieller Produktionssysteme in den fünf neuen Bundesländern, der u. a. auch durch umweltrelevante Versäumnisse in der Vergangenheit bedingt ist.

Das Bundesimmissionsschutzgesetz sowie das geplante Kreislaufwirtschafts- und Abfallgesetz fordern u. a. eine:

- Vermeidung von Emissionen durch eine geeignete, dem "Stand der Technik" entsprechende, Betriebsweise einer Anlage (§ 3, Abs. 6, BImSchG)
- Verwertung von Sekundärrohstoffen durch eine anlageninterne Kreislaufführung von Stoffen bzw. deren Einbindung in vor- bzw. nachgelagerten Prozeßstufen (§ 2, Abs. 5, KrW-/AbfG)
- effiziente Ausnutzung von Ressourcen (z. B. Abwärmenutzungspflicht [§ 5 BImSchG]).

Diese Forderungen leiten sich zumindest teilweise aus den in § 5 BImSchG definierten Grundpflichten von Anlagenbetreibern ab, die während der gesamten Betriebsdauer einer Anlage gelten und durch die Bezugnahme auf den "Stand der Technik" einen dynamischen Charakter erhalten [7]. Die Grundpflichten umfassen:

- die Schutzpflicht,
- die Vorsorgepflicht¹,

¹ Die Vorsorgepflicht umfaßt insbesondere die Anwendung von Maßnahmen gemäß dem "Stand der Technik".

- das Reststoffvermeidungs- und verwertungsgebot²,
- die Abwärmenutzungspflicht.

Die Vermeidungs- und Verwertungspflicht ist ebenfalls zentraler Punkt des geplanten Kreislaufwirtschafts- und Abfallgesetzes. Mit Beschluß dieses Gesetzes tritt eine rückstandsarme Kreislaufwirtschaft sowie die Verwertung von Sekundärrohstoffen in den Vordergrund der Abfallwirtschaft. Eine rückstandsarme Kreislaufwirtschaft im Sinne dieses Gesetzes umfaßt nach § 2, Abs. 5, KrW-/AbfG³ u.a.:

- die Verminderung von Rückständen durch eine anlageninterne Kreislaufführung von Stoffen, einschließlich ihrer Einbindung in die in der Anlage hergestellten Produkte oder sonstigen Erzeugnisse,
- eine stoffliche Verwertung durch Gewinnung von Sekundärrohstoffen sowie deren gezielte Nutzung zur Herstellung anderer Produkte oder sonstiger Erzeugnisse oder eine unmittelbare Verwendung als Sekundärrohstoff,
- eine energetische Verwertung durch unmittelbare Gewinnung von Energie aus Sekundärrohstoffen oder deren Verwertung durch Herstellung von Brennstoff.

Mit dem Verwertungsgebot aller Sekundärrohstoffe als nicht vermeidbare Rückstände und den daraus folgenden Aufbau einer umweltverträglichen Kreislaufwirtschaft schafft das Gesetz die Grundlage für die Gestaltung eines Regelungssystems nach dem Vorbild des § 5, Abs. 1, Nr. 3, BImSchG.

Die Implementation entsprechender Regelungssysteme umfaßt neben technischen und organisatorischen Maßnahmen insbesondere eine Entwicklung von Mechanismen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen unter emissionsorientierten und betriebswirtschaftlichen Zielsetzungen. Im Kommentar zum Kreislaufwirtschafts- und Abfallgesetz heißt es:

² Die Vermeidungs- und Verwertungspflicht entfällt für einen Betreiber genehmigungspflichtiger Anlagen nach § 5, Abs. 1, Nr. 3, BImSchG nur, wenn er die wirtschaftliche "Unzumutbarkeit" einer entsprechenden Maßnahme nachweisen kann.

³ Gegenstand des Gesetzes sind nicht nur Abfälle im Sinne des bisherigen § 1 AbfG [8], sondern grundsätzlich auch Reststoffe gemäß § 5, Abs. 1, Nr. 3, BImSchG (z.B. Abwässer).

"In diesem Gesetz wird ein System gewählt, das den Verursacher in die Verantwortung nimmt, ihm jedoch im Rahmen der Vermeidung von Rückständen und der Verwertung von Sekundärrohstoffen (Kreislaufwirtschaft) die erforderlichen Möglichkeiten beläßt, dieser Verantwortung gerecht zu werden. Sowohl aus Rechtsgründen als auch im Interesse eines beschleunigten Ausbaues der angestrebten Kreislaufwirtschaft dürfen Eigeninitiative nicht überbürokratisch behindert, sondern muß die Innovationskraft der Wirtschaft und des Einzelnen zum Wohle der Allgemeinheit genutzt werden, indem das Gesetz die notwendigen Handlungsspielräume gewährt und gleichzeitig die ökologischen Rahmenbedingungen festlegt."

Das bedeutet, daß ein Anlagenbetreiber bei der Umsetzung der skizzierten Grundpflichten und damit insbesondere bei der Konstruktion geeigneter Mechanismen zur Abstimmung relevanter Stoff- und Energieströme aufgefordert wird, durch den Einsatz zukunftsorientierter marktwirtschaftlicher Abstimmungskonzepte die nötigen Umstellungen, soweit möglich, mit seinen übrigen Zielkriterien zu harmonisieren.

Bezogen auf die Entwicklung von Produktionsabstimmungsmechanismen bedeutet dies, daß die relevanten Stoff- und Energieströme so zu steuern sind, daß etwa:

- umweltbelastende Stoffströme, soweit möglich, vermieden werden (z. B. durch eine zeitliche Abstimmung von Energieangebot und -nachfrage),
- Sekundärrohstoffe möglichst im gleichen Produktionssystem wieder eingesetzt werden können (z. B. Abstimmung des CO₂-Bedarfs einer Neutralisationsanlage mit dem Rauchgasvolumenstrom eines vorgelagerten Kraftwerks),
- die entstehende Abwärme bzw. die eingesetzte Energie möglichst effizient genutzt werden kann (z. B. durch die kapazitive Abstimmung eines vorgelagerten Kesselhauses mit dem Prozeßdampfbedarf der einzelnen Produktionsanlagen).

Aus marktwirtschaftlicher Sicht sind neben emissionsorientierten Zielsetzungen insbesondere betriebswirtschaftliche Zielkriterien wie z. B.:

- hohe Auslastung,
- Termintreue,
- kurze Durchlaufzeiten,
- niedrige Bestände

ins Entscheidungskalkül der zu entwickelnden Abstimmungsmechanismen zu integrieren.

Methodisch können Produktionsabstimmungsmechanismen sowohl auf optimierenden Verfahren (z. B. Dynamische Optimierung, Branch&Bound-Verfahren) oder Heuristiken (z. B. Prioritätsregelverfahren) sowie Methoden des Maschinellen Lernens beruhen.

Aufgrund der Komplexität realer Produktionssysteme, die sich z. B. in der

- Anzahl eingesetzter Aggregate,
- Fertigungsbreite bzw. der Anzahl verwendeter Rezepturen,
- Berücksichtigung verfahrens- bzw. produktionstechnischer Restriktionen,
- Dauer einer Planungsperiode,
- zeitlichen Verfügbarkeit der benötigten Ressourcen,
- Berücksichtigung der durch vor- und/oder nachgeschaltete Produktionsstufen gegebenen Rahmenbedingungen und von stochastisch auftretenden Störfällen

ausdrücken, erscheinen jedoch optimierende Verfahren für die skizzierte Problemstellung nicht geeignet. Einsatzgebiete und -möglichkeiten optimierender Verfahren im Bereich der Produktionsplanung- und Steuerung werden u. a. in [9, 10, 11, 12, 13] aufgezeigt.

Bei reinen Prioritätsregelverfahren kann man z. B. in:

- ankunftsorientierte Prioritätsregeln (z. B. first come first serve)
- bearbeitungsorientierte Prioritätsregeln (z. B. shortest processing time)
- terminorientierte Prioritätsregeln (z. B. minimum slack time)
- ressourcenorientierte Prioritätsregeln (z. B. greatest resource demand) und
- joborientierte Prioritätsregeln (most worth of job)

unterscheiden. Spezielle Prioritätsregelverfahren werden u.a. in [14, 15, 81, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23] beschrieben und bezüglich verschiedener Zielkriterien vergleichend bewertet. Die bislang verwendeten Prioritätsregeln hängen i. allg. von einer relativ geringen Anzahl von Einflußparametern (z. B. der Bearbeitungsdauer eines Auftrages) ab und berücksichtigen in erster Linie rein betriebswirtschaftliche Zielkriterien (z. B. Durchlaufzeiten, Termintreue). Dies erscheint aufgrund der Interdependenzen und verfahrenstechnischer Restriktionen der zu untersuchenden Produktionssysteme und

simultanen Berücksichtigung emissionsorientierter und betriebswirtschaftlicher Zielsetzungen nicht ausreichend.

Wissensbasierte Systeme (Expertensysteme) erlauben die effiziente Auswertung einer entsprechenden Anzahl von Einzelregeln und Fakten in Abhängigkeit der jeweiligen Produktionssituation und somit eine umfassendere Berücksichtigung der skizzierten Einflußfaktoren. Aufgrund der i. allg. kontinuierlichen Stoff- und Energieflußdaten und dem mit Unsicherheit behafteten Planungswissen eignen sich für die Problemstellung insbesondere Expertensysteme, die auch "unscharfe" Daten verarbeiten können. Problematisch bei der Entwicklung solcher Systeme ist die Wissensakquisition, da es i. allg. selbst für einen entsprechenden Experten schwierig ist, ein allgemeingültiges Regelwerk zur Steuerung verfahrenstechnischer Anlagen anzugeben. In [24] sind die derzeit entwickelten und im Bereich der Produktionswirtschaft eingesetzten Systeme dargestellt.

In Gebieten, in denen es mit gegebenem Wissensstand nicht möglich erscheint, explizite Regeln zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen anzugeben, ist zu prüfen, inwiefern implizites Wissen (z. B. in Form von repräsentativen Einplanungsentscheidungen aus der Vergangenheit) zur Konstruktion entsprechender Produktionsabstimmungsmechanismen eingesetzt werden kann.

Bislang fehlen ausreichende Kenntnisse, ob, und gegebenenfalls unter welchen Voraussetzungen, wissensbasierte Methoden (z. B. Fuzzy-Expertensysteme, Neuronale Netze) bzw. einer Kombination verschiedener Verfahren (z. B. Neuro-Fuzzy Ansätze) direkt oder in modifizierter Form zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen in vernetzten Produktionssystemen unter den genannten Zielsetzungen eingesetzt werden können.

Zur Beantwortung dieser Fragestellung ist es zunächst notwendig, ein Analysewerkzeug zu entwickeln, das es erlaubt, die verschiedenen Ansätze in Abhängigkeit der zu untersuchenden Produktionssysteme zu analysieren und entsprechende Stoff- und Energieflußvarianten anhand technischer und betriebswirtschaftlicher Kriterien zu bewerten. Die bisher hierfür eingesetzten Modelle basieren entweder auf "unit operations" oder Input-Outputmodellen [3].

Ziel der auf der Modellierung mit "unit operations" beruhenden Systeme ist eine möglichst genaue Abbildung aller Teilsysteme einer Anlage unter Berücksichtigung der verfahrenstechnischen Grundlagen. Aufgabe solcher Systeme sind insbesondere:

- Planung und Auslegung verfahrenstechnischer Anlagen und
- Optimierung bestehender Anlagen.

Derartige Ansätze erscheinen im Rahmen einer Modellierung zusammenhängender Produktionssysteme wenig geeignet. Dies liegt einerseits am häufig statischen Ansatz dieser Methode, die dem dynamischen Verhalten der Stoff- und Energieflußsysteme nicht Rechnung trägt, andererseits ist das Aggregationsniveau (z. B. Betrachtung von Phasengleichgewichten) derartiger Ansätze bezogen auf die zu untersuchende Problemstellung unzureichend.

Input-Output-Ansätze finden sich insbesondere im Instrumentarium der Ökobilanzierung wieder, deren Ziel es ist, eine umfassende Bestandsaufnahme der stofflichen und energetischen Eingangs- und Ausgangsströme eines Produktionsprozesses durchzuführen [25]. Allerdings ergaben Expertenbefragungen seitens des Umweltbundesamtes, daß die bislang verwendeten Input-Output-Ansätze zur Energie- und Stoffbilanzierung unzureichend sind, produktionsintegrierte Maßnahmen darzustellen und daß Defizite bei der Beurteilung adäquater Methoden bestehen [26]. Entwicklungen und Anwendungen der Ökobilanz werden u.a. in [27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39] aufgezeigt.

Eine Analyse und Bewertung verschiedener Stoff- und Energieflußvarianten kann mit der derzeit diskutierten zeitlichen, örtlichen und stoffbezogenen Auflösung dieses Instrumentariums nicht geleistet werden [40], insbesondere, da hierfür verschiedene technische und organisatorische Alternativen zu untersuchen sind, die einen vom Einzelfall abhängigen technischen Auflösungsvermögen Rechnung tragen müssen. Beispielsweise muß die Beurteilung von Emissionen über übliche betriebswirtschaftliche Beschreibungsparameter hinausgehen. Es spielen vielmehr auch physikalisch-technische Kriterien (z. B. Stoffzusammensetzungen, Temperaturprofile, Reinheit, Toxizität, Reaktivität) eine entscheidende Rolle für die Verwertung von Reststoffen [27].

Hieraus resultieren u. a. folgende über bisher diskutierte Ansätze hinausgehende Forderungen (vgl. auch [30]):

- Einführung geeigneter Bewertungskriterien (z. B. Auslastungsgrad einer Emissionsminderungsanlage),
- Darstellung möglicher Minderungspotentiale sowie deren Variationsspielraum,
- Abbildung der Abhängigkeiten in einem Produktionssystem,
- Vermeidung subjektiver Wertungen und Verwendung eines objektiven Maßstabes,

- Generierung von Maßnahmen und Handlungsempfehlungen.

Zur Berücksichtigung dieser Anforderungen eignen sich für eine betriebliche Schwachstellenanalyse und eine anschließende Maßnahmengenerierung Hilfsmittel, welche im Zusammenhang mit einer betrieblichen Produktionsplanung und -steuerung eingesetzt werden können, wie etwa Ansätze zur Simulation betrieblicher und überbetrieblicher Stoff- und Energieströme [41].

Mit der Untersuchung der Möglichkeiten, Stoff- und Energieflußsysteme vernetzter Produktionssysteme in Simulationsmodellen abzubilden und anhand techno-ökonomischer Kriterien zu bewerten, wird in dieser Arbeit u.a. ein Beitrag zur Schließung skizzierter Lücken in der Methodik der Ökobilanzierung geleistet. Die medienübergreifende Bilanzierung der Stoffströme liefert weiter einen Beitrag im Sinne des "Integrated Approach" [42].

1.3 Lösungsweg

Die Vorgehensweise zur Erreichung der Zielsetzung läßt sich in zwei Stufen unterteilen:

Zunächst wird eine Methodik erarbeitet, die es erlaubt, die zu untersuchenden Produktionssysteme unter Berücksichtigung der Zielsetzung und der verfahrenstechnischen Restriktionen geeignet abzubilden und in ein entsprechendes Simulationsmodell zu übertragen.

In einem zweiten Schritt werden emissionsorientierte Produktionsabstimmungsmechanismen entwickelt und auf Basis der Simulationsmodelle vergleichend analysiert. Aufgrund der Vielzahl produktions- und verfahrenstechnischer Restriktionen und Interdependenzen zwischen den einzelnen Parametern realer Produktionssysteme sowie der Struktur des Planungswissens (z. B. Produktionsregeln, Planungsentscheidungen aus der Vergangenheit) basieren diese auf der problembezogenen Modifikation und Weiterentwicklung von wissensbasierten Methoden wie:

- Fuzzy-Expertensystemen,
- Neuronalen Netzen,
- Neuro-Fuzzy-Ansätzen.

Das methodische Vorgehen bei der Abbildung von Produktionssystemen ist in Abbildung 1-1 wiedergegeben. Der gewählte Ansatz entspricht dem allgemeinen Vorgehen bei der Erstellung von Simulationsmodellen und ist u.a. in [43] näher beschrieben.

Die einzelnen Entwicklungsphasen:

- Systemanalyse,
- Modellbildung,
- Implementierung des formalen Modells,
- Validierung des entwickelten Simulationsmodells

sind gegebenenfalls iterativ so lange zu durchlaufen, bis das Simulationsmodell die Realität im Hinblick auf den Untersuchungszweck hinreichend genau abbildet.

Bei der Entwicklung der wissensbasierten Komponenten bzw. Neuronalen Netze wird wie folgt vorgegangen:

- Identifikation des Entscheidungsproblems,
- Analyse der Einflußparameter und deren Interdependenzen,
- Auswahl geeigneter Wissensrepräsentationsformalismen bzw. Netzwerktopologien,
- Wissensakquisition,
- Implementierung des akquirierten Wissens bzw. Festlegung der Netzwerkparameter in einer Trainingsphase,
- Validierung.

Dieses Vorgehen ist aus dem Standardphasenmodell zur Entwicklung von regelbasierten Systemen abgeleitet (Abbildung 1-2).

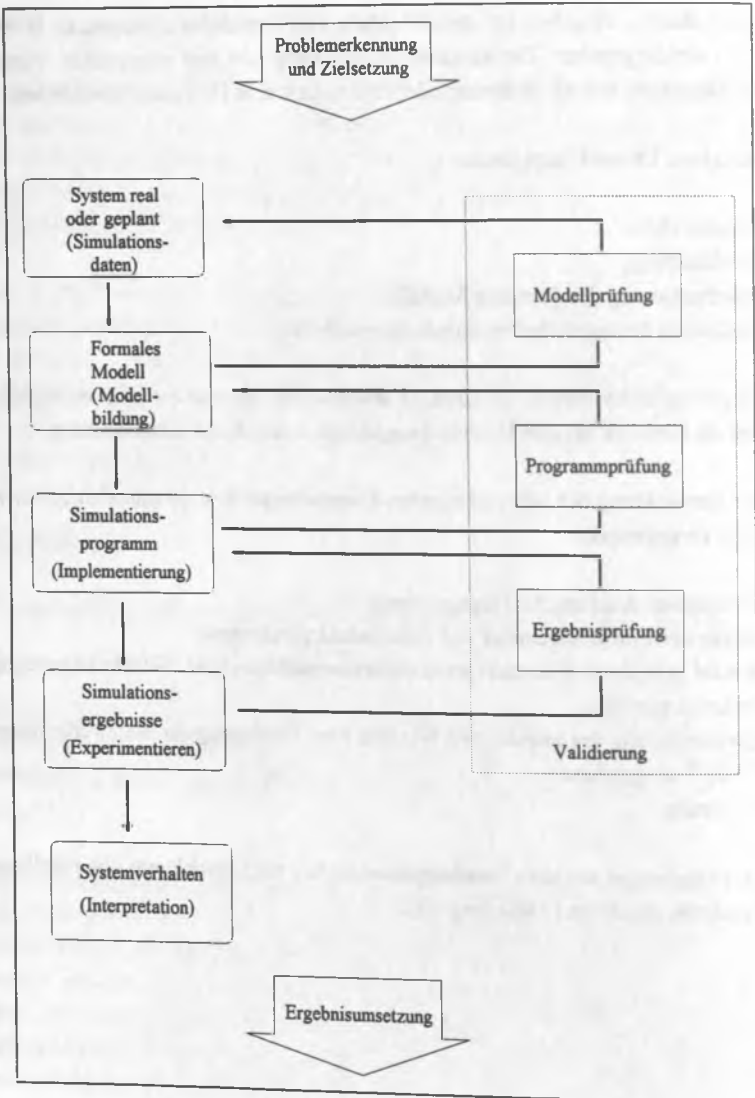


Abbildung 1-1: Vorgehensweise bei der Erstellung einer Simulationsstudie [43]

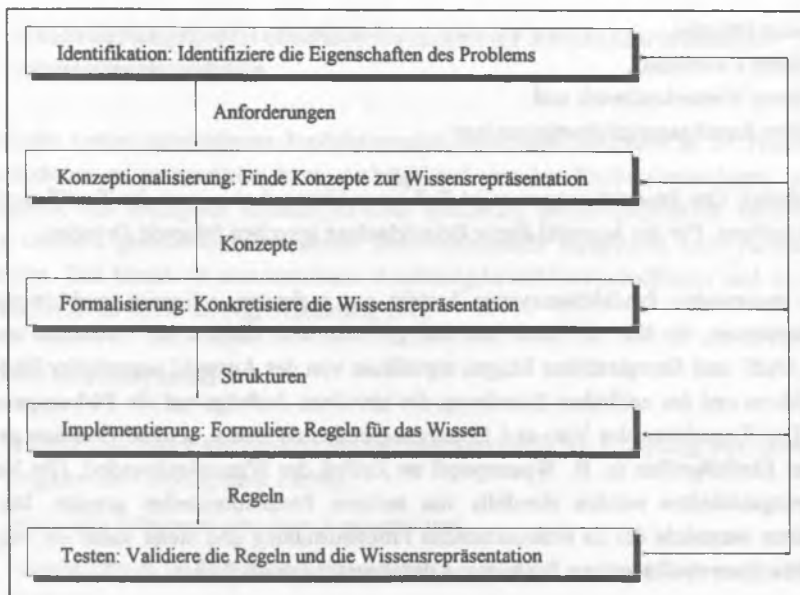


Abbildung 1-2: Standardphasenmodell des Wissenserwerbs für regelbasierte Systeme [44]

Die einzelnen in Abbildung 1-2 dargestellten Stufen sind, sofern erforderlich, so lange iterativ zu durchlaufen, bis sie, bezogen auf das Planungswissen, das Simulationssystem hinreichend genau steuern.

Diese Methodik erlaubt die Konstruktion und Analyse von Abstimmungsmechanismen für Stoff- und Energieflüsse in vernetzten Produktionssystemen unter Berücksichtigung emissionsorientierter und betriebswirtschaftlicher Gesichtspunkte.

Durch den gewählten Modellansatz ist die Übertragbarkeit auf Produktionssysteme gegeben, bei denen die Stoff- und Energieströme kurz- oder mittelfristig (z. B. durch eine entsprechende Verfahrensauswahl) beeinflussbar sind.

Die Problemstellung wird am Beispiel eines realen Produktionssystems aus der Textilindustrie, bestehend aus:

- einer Färberei,
- einem Kesselhaus,
- einem Wasserkraftwerk und
- einer Rauchgasneutralisationsanlage

bearbeitet. Das Produktionssystem ist Teil eines Unternehmens aus der Textilbranche in Augsburg. Für die Auswahl dieser Beispielanlage sprechen folgende Gründe:

Das untersuchte Produktionssystem besteht aus mehreren, teilweise unabhängigen Teilsystemen, die über ein Stoff- und Energieflußsystem miteinander verbunden sind. Die Stoff- und Energieströme hängen signifikant von der Auswahl potentieller Färbereiverfahren und der zeitlichen Zuordnung der einzelnen Aufträge auf die Färbeapparate ab. Die Kapazitäten der Ver- und Entsorgungseinheiten sind u. a. eine Funktion exogener Einflußgrößen (z. B. Wasserpegel im Zufluß des Wasserkraftwerks). Die Versorgungseinheiten werden ebenfalls von anderen Produktionsteilen genutzt. Diese Struktur entspricht der zu untersuchenden Problemstellung und bietet somit die Möglichkeit einer realitätsnahen Evaluierung der eingesetzten Methoden.

Ein weiterer Grund, der die Relevanz des Untersuchungsobjektes ausdrückt, liegt in den Erfordernissen der Gesetzgebung (z. B. BImSchV Zi. 10.23, WHG [45, 46]), die insbesondere die Abwasserproblematik, die Rauchgasreinigung und den Einsatz von Sekundärrohstoffen betreffen und prinzipiell auch in anderen Produktionsbereichen (z. B. Gerbereien) gegeben sind.

Ein dritter, wesentlicher Grund für die Auswahl des Anwendungsbeispiels ist das umfangreiche Datenmaterial (z. B. Flow-Sheets, Prozeßpläne, Rezepturen, Energiebedarfsfunktionen), das für die Untersuchung zur Verfügung steht. Darüber hinaus kann das Produktionssystem durch Begehungen und Expertenbefragungen in der notwendigen Eindringtiefe analysiert und das entscheidungsrelevante Planungswissen erhoben werden.

In dieser Arbeit werden konkrete Ansatzpunkte für den produktionsintegrierten Umweltschutz vorgestellt, Produktionsabstimmungsmechanismen entwickelt und dargestellt, wie diese in eine ganzheitliche Informationsarchitektur eingebettet werden können.

2 Anforderungsprofil emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen

Aufgabe emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen ist es, Produktionsfaktoren so auszuwählen bzw. Aufträge auf einzelne Produktionsanlagen so zu verteilen, daß verfügbare Ressourcen unter Beachtung prozesspezifischer Restriktionen effizient genutzt und Emissionen bzw. Abfallstoffe vermindert bzw. vermieden werden. Ziel hierbei ist eine simultane Beachtung betriebswirtschaftlicher und emissionsorientierter Kriterien (vgl. Abbildung 2-1).

Dabei sind insbesondere:

- produktions- und verfahrenstechnische Restriktionen (z. B. Kopplung von Färbeaggregaten zur Färbung einer Partie),
- potentielle Störungen einzelner Aggregate und
- Schwankungen in den Input-/Outputströmen vor- bzw. nachgeschalteter Produktionsstufen

zu berücksichtigen.

Darüber hinaus ist:

- der Struktur des zur Verfügung stehenden Planungswissens (z. B. unscharfes Wissen, implizites Wissen) sowie
- ordnungspolitischen, organisatorischen und technischen Rahmenbedingungen bzw. Erfordernissen (z. B. Wahrung von Betriebsgeheimnissen bei einer Berücksichtigung unternehmensübergreifender Stoff- und Energieströme, dezentralen Kontrollmechanismen, Ausfallsicherheit, Reaktionszeiten und einer einfachen Programmierung und Wartung)

Rechnung zu tragen.

Eine genaue Spezifikation der Zielfunktionen hängt stark vom Anwendungsfall ab. Für das untersuchte Produktionssystem können z. B. folgende betriebswirtschaftliche und emissionsorientierte Zielkriterien definiert werden:

- *Steigerung der Produktionsmenge durch eine intensitätsmäßige Anpassung des Produktionssystems:* Durch eine Abstimmung von Stoff- und Energieströmen können u. a. Stillstandszeiten verringert und die Intensität des Produktionssystems erhöht werden.
- *Verringerung von Opportunitäts- und Verzugskosten:* Durch eine Erhöhung der Quote termingerecht fertiggestellter Aufträge können Opportunitäts- und Verzugskosten reduziert werden.
- *Reduzierung des durchschnittlich gebundenen Kapitals:* Eine Verkürzung von Durchlaufzeiten bzw. eine Reduktion der Bestände impliziert i. allg. eine Verringerung des durchschnittlich gebundenen Kapitals.
- *Verringerung von Kosten für Einsatzstoffe:* Durch eine entsprechende Abstimmung von Dampfangebot und -nachfrage können Abwärmeverluste vermieden und eingesetzte Energieträger effizienter genutzt werden.
- *Steigerung der Effizienz einer Rauchgasneutralisationsanlage durch Abstimmung von Stoff- und Energieströmen:* Durch eine Abstimmung des Rauchgasvolumenstroms sowie der alkalischen Abwässer der Färberei kann die Effizienz der Rauchgasneutralisationsanlage, gemessen an neutralisierten zu angefallenen Abwasserfrachten, gesteigert werden.
- *Reduktion des Chemikalieneinsatzes:* Bei einer ungenügenden Abstimmung des Rauchgasvolumenstroms und der alkalischen Abwasserfrachten der Färberei müssen z. B. temporär überschüssige alkalische Abwässer mittels Fremdchemikalien wie z. B. HCl oder H_2SO_4 neutralisiert werden.
- *Verminderung problematischer Salze:* Eine Reduktion von Chemikalien wie z. B. HCl oder H_2SO_4 impliziert eine geringere Chlorid- bzw. Sulfatbelastung.
- *Reduktion von CO_2 - und SO_2 -Emissionen*
- *Verminderung der Abwärmeverluste:* Durch eine bessere Ausnutzung des Dampf-/Heißwasserangebotes können z. B. Abwärmeverluste vermindert werden.

Diese Zielsetzungen können zumindest teilweise zueinander in Konkurrenz stehen (vgl. Abbildung 2-1). Wie dies z. B. bei der Einplanung eines Auftrages der Fall ist, dessen Abwasserzusammensetzung zwar mit dem momentanen pH-Wert im Abwasserbecken einer Rauchgasneutralisationsanlage korreliert, dessen Bearbeitungsrestriktionen (z. B. Koppelung zweier Färbeaggregate, Reihenfolgerestriktionen, maximale Wartezeiten zwischen den Produktionsstufen "Färben" und "Trocknen") jedoch bei

gegebenem Einlastungsstand der Aggregate zu einer Erhöhung der durchschnittlichen Stillstandszeit führen.

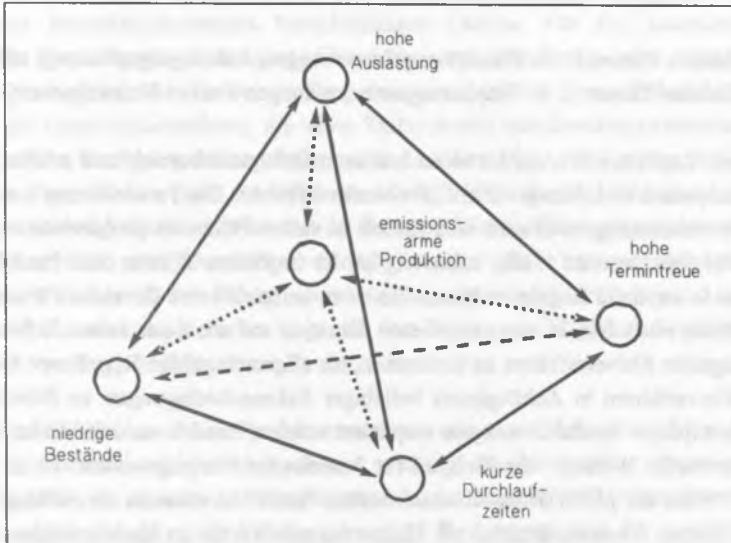


Abbildung 2-1: Zielpyramide der betrieblichen Produktionsplanung und -steuerung

Neben den Zielkriterien sind u. a. verfahrensbedingte Restriktionen wie etwa:

- Reihenfolgebeziehungen zwischen verschiedenen Aufträgen bzw. den Bearbeitungsschritten eines Auftrages,
- Nichtunterbrechbarkeitsbedingungen bzw. maximale Zeitspannen zwischen zwei Produktionsstufen (z. B. zwischen Färbe- und Trockenprozessen),
- prozeßbedingte Kopplung verschiedener Aggregate zur Bearbeitung eines Auftrages (z. B. Kopplung verschiedener Färbeaggregate zur Färbung einer Partie),
- Auswahl geeigneter Produktionsverfahren unter Berücksichtigung verfahrenstechnischer Restriktionen (z. B. Kurzfärbeverfahren, Temperaturstufenverfahren)
- Reaktionszeiten (z. B. zur Neutralisation alkalischer Abwasserfrachten mit dem Rauchgasvolumenstrom eines Kesselhauses),
- verfügbare Ressourcen (z. B. Heißwasser/Dampf),

zu berücksichtigen.

Von zentraler Bedeutung bei der Entwicklung emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen bzw. bei der Auswahl geeigneter Methoden ist die Struktur des zur Verfügung stehenden Produktions- bzw. Prozesswissens. Dieses kann aus:

- explizitem Wissen (z. B. Prioritätsregeln zur Aggregatebelegungsplanung) oder
- implizitem Wissen (z. B. Einplanungsentscheidungen aus der Vergangenheit)

bestehen. Explizites Wissen hat einen breiteren Gültigkeitsbereich und erhöht i. allg. die Transparenz und Akzeptanz entsprechender Systeme. Die Formulierung von expliziten Produktionsregeln erweist sich jedoch in vielen Fällen als problematisch, da es für zuständige Experten i. allg. schwierig ist, ihr implizites Wissen über Produktionsprozesse in explizite Regeln zu fassen. So ist es beispielsweise für einen Färbereimeister oftmals einfacher, in einer gegebenen Situation auf der Basis seiner Erfahrungen ein geeignetes Färbeverfahren zu bestimmen, als allgemeingültige Regeln zur Auswahl von Färbeverfahren in Abhängigkeit beliebiger Rahmenbedingungen zu formulieren. Können explizite Produktionsregeln akquiriert werden, handelt es sich hierbei i. allg. um "unscharfes Wissen". Ein Beispiel für "unscharfes Planungswissen" ist z. B. die Regel: "Wenn der pH-Wert im Abwasserbecken "hoch" ist, dann ist ein Auftrag einzuplanen, dessen Abwasserfrachten ein Sinken des pH-Wertes im Speicherbecken implizieren".

Prinzipiell können Systeme zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen auf zwei unterschiedlichen Ansätzen beruhen.

Grundgedanke des ersten Ansatzes ist es, soweit möglich, das gesamte Produktionssystem unter Berücksichtigung aller relevanten Interdependenzen in einem ganzheitlichen, betriebsübergreifenden Modell abzubilden und die relevanten Stoff- und Energieflüsse mittels zentraler Kontrollstrukturen zu steuern. Da zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen i. allg. produktionsspezifische Daten wie z. B.:

- potentiell einsetzbare Verfahren,
- Betriebsweisen oder
- Prozeßpläne

benötigt werden, die sowohl Betriebsgeheimnisse als auch die Steuerung unternehmensinterner Vorgänge betreffen, ist dieser Ansatz unter Berücksichtigung marktwirtschaftlicher Rahmenbedingungen, zumindest auf unternehmensübergreifender Ebene, nicht anwendbar.

Der zweite Ansatz geht von der Entwicklung eigenständiger autonomer Systeme für alle relevanten Produktionseinheiten aus, die so konzipiert sind, daß sie die störungs- oder prozeßbedingten Schwankungen von Input-/Outputströmen vor- bzw. nachgeschalteter Produktionseinheiten berücksichtigen können. Für den Datenaustausch zwischen diesen Systemen und den anderen Planungs-, Steuerungs- und Informationssystemen empfiehlt sich die Verwendung einer gemeinsamen Kommunikationsschnittstelle auf Unternehmensebene, die allen Teilsystemen entscheidungsrelevante Informationen zur Verfügung stellt und über einen Datentransfer zu regionalen und überregionalen Datenbanken (z. B. Abfallbörsen der IHK [47]) die Möglichkeit schafft, unternehmensübergreifende Stoffströme in die betrieblichen Planungsprozesse mit einzubeziehen. Eine solche Architektur ermöglicht einen relativ transparenten Informationstransfer und somit den Einsatz unabhängiger (autonom) Teilsysteme. Der Informationsaustausch kann hierbei z. B. gemäß dem Prinzip von Blackboard-Architekturen realisiert werden [48, 49].

Aufgrund der Struktur realer Produktionssysteme mit einer Vielzahl verfahrenstechnischer Restriktionen und Interdependenzen erscheint die Entwicklung eines umfassenden Modells mit zentralen Abstimmungsmechanismen auch auf Unternehmensebene wenig praktikabel. Dies gilt insbesondere unter Berücksichtigung der speziellen Anforderungen an ein System zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen wie z. B.:

- *Kurze Reaktionszeiten:* Die zu entwickelnden Systeme müssen möglichst schnell auf störungsbedingte Schwankungen in vor- bzw. nachgelagerten Produktionssystemen reagieren.
- *Fehlertoleranz:* Das Systemverhalten muß möglichst robust gegenüber Störungen anderer Informations-, Planungs- und Steuerungssysteme sein. Darüber hinaus sind die Systeme so zu konzipieren, daß bei einem Ausfall eines Teiles der Systemkomponenten wichtige Funktionen weiter aufrechterhalten bzw. die betroffenen Prozesse kontrolliert heruntergefahren werden können.
- *Einfache Programmierung und Wartung:* D.h. die Systeme sind möglichst modular und transparent zu konzipieren.

Dies impliziert die Verwendung prozeßnaher Systeme, deren Hard- und Softwarekomponenten speziell auf die Abstimmung von Stoff- und Energieströmen bzw. auf den steuernden Prozeß abgestimmt sind und möglichst unabhängig (autonom) von anderen Planungs- und Steuerungssystemen arbeiten.

[Illegible main body text, appearing as a dense block of characters]

[Illegible text block]

[Illegible text block]

[Illegible text block]

[Illegible text block]

3 Auswahl geeigneter Methoden zur Konstruktion emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen und kritische Bewertung konventioneller Verfahren

Prinzipiell können Produktionsabstimmungsmechanismen auf optimierenden Verfahren (z. B. LP-Ansätze, Branch&Bound-Verfahren, Dynamische Optimierung), Heuristiken (z. B. Prioritätsregeln) oder Methoden des Maschinellen Lernens (z. B. Neuronaler Netze) beruhen. Aufgrund des im Kapitel 2 skizzierten Anforderungskataloges (z. B. simultane Beachtung verschiedener Zielfunktionen, Anzahl der zu berücksichtigenden verfahrens- und produktionstechnischen Restriktionen und Rahmenparameter) erscheinen jedoch optimierende Verfahren bzw. konventionelle Prioritätsregeln i. allg. nicht anwendbar.

Um dies zu verdeutlichen, dient folgendes vereinfachtes Anwendungsbeispiel zur Neutralisation saurer und basischer Abwasserfrachten:

In einem zu betrachtenden Abschnitt eines Produktionssystems fallen bei der Bearbeitung einzelner Aufträge basische Abwasserfrachten an, die mit den in anderen Abschnitten desselben bzw. eines anderen Produktionssystems anfallenden sauren Abwasserfrachten neutralisiert werden.

Hierbei sind folgende verfahrens- und produktionstechnische Restriktionen zu beachten:

- Der Anfall der sauren Abwasserfrachten hängt von exogenen Faktoren ab und wird über Zufallsvariablen beschrieben.
- Ein Auftrag besteht aus verschiedenen Bearbeitungsschritten, zwischen denen Reihenfolgebeziehungen existieren.
- Die basischen Abwässer fallen jeweils zum Fertigstellungszeitpunkt der einzelnen Bearbeitungsschritte eines zu produzierenden Auftrags an.
- Die einzelnen Bearbeitungsschritte eines Auftrags dürfen nicht unterbrochen werden.
- Alle Bearbeitungsschritte eines Auftrags sind auf demjenigen Aggregat durchzuführen, auf dem mit ihrer Bearbeitung begonnen wurde.
- Die Verfügbarkeit der Aggregate bzw. der Ressourcen ist eine stochastische Variable.

- Vor dem Neutralisationsreaktor befindet sich ein Speicherbecken, dessen Kapazität begrenzt ist.
- Überschüssige Abwasserströme müssen extern entsorgt werden.

Ferner gelten folgende Annahmen:

- Die eingesetzten Neutralisationskomponenten sind jeweils starke Säuren und Basen.
- Die Reaktionsgeschwindigkeit im Neutralisationsreaktor ist unendlich.

Die Zielfunktionen sind:

- Minimierung der Differenz zwischen tatsächlichen und geforderten Fertigstellungsterminen und
- Minimierung der extern zu entsorgenden Abwasserfrachten.

Formal läßt sich diese Problemstellung etwa als gemischt-ganzzahliges Optimierungsproblem (3.1) - (3.12) darstellen.

Entscheidungsvariablen des Optimierungsproblems sind:

- X_{ist} Binärvariable, die angibt, ob der Bearbeitungsschritt s des Auftrages i zum Zeitpunkt t fertiggestellt wird
- x_{isat} Binärvariable, die angibt, ob der Bearbeitungsschritt s des Auftrages i zum Zeitpunkt t auf dem Aggregat a bearbeitet wird
- u_t^- Überlauf des Speicherbeckens nicht neutralisierter basischer Lösungen zum Zeitpunkt t [mol]
- u_t^+ Überlauf des Speicherbeckens nicht neutralisierter saurer Lösungen zum Zeitpunkt t [mol]

Koeffizienten und Parameter des Entscheidungsproblems sind:

- DD_i geforderter Auslieferungstermin des Auftrages i
- D_{is} Bearbeitungszeit des Bearbeitungsschrittes s des Auftrages i
- S_{ct}^{sto} Anfall einer Säure c zum Zeitpunkt t [mol] (S_{ct}^{sto} ist eine Zufallsgröße)

- B_{bis} Anfall der durch die Bearbeitung des Bearbeitungsschrittes s des Auftrages i zu entsorgenden Base b [mol]
- KB_t^{sto+} Kapazität des Neutralisationsbeckens für ein Gemisch eingesetzter Basen zum Zeitpunkt t [mol] (KB_t^{sto+} ist eine Zufallsgröße)
- KB_t^{sto-} Kapazität des Neutralisationsbeckens für ein Gemisch eingesetzter Säuren zum Zeitpunkt t [mol] (KB_t^{sto-} ist eine Zufallsgröße)
- res_{is}^r Bedarf des Bearbeitungsschrittes s des Auftrages i von der Ressource r auf dem Aggregat a zum Zeitpunkt t
- AV_{at}^{sto} Verfügbarkeit von Aggregat a zum Zeitpunkt t (AV_{at}^{sto} ist eine Zufallsgröße)
- RES_{rt}^{sto} Verfügbare Einheiten der Ressource r zum Zeitpunkt t (RES_{rt}^{sto} ist eine Zufallsgröße)

Zielfunktionen:

$$\text{Min} \sum_{i=1}^I \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T (DD_i - X_{ist} \cdot t)^2 \quad (3-1)$$

$$\text{Min} \sum_{t=1}^T u_t^+ + u_t^- \quad (3-2)$$

unter den Nebenbedingungen:

$$\sum_{\tau=1}^{t-1} \left(\sum_{i=1}^I \sum_{s=1}^S B_{bis} X_{istr} - S_{ct}^{\text{sto}} - u_{\tau}^- + u_{\tau}^+ \right) + \sum_{i=1}^I \sum_{s=1}^S (B_{is}^b X_{ist} - S_{ct}^{\text{sto}} - KB_t^{\text{sto}-} - u_t^-) \leq 0 \quad (3-3)$$

$$(c = 1, \dots, C; b = 1, \dots, B; t = 1, \dots, T)$$

$$\sum_{\tau=1}^{t-1} \left(\sum_{i=1}^I \sum_{s=1}^S B_{bis} X_{istr} - S_{ct}^{\text{sto}} + u_{\tau}^+ - u_{\tau}^- \right) + \sum_{i=1}^I \sum_{s=1}^S (B_{is}^b X_{ist} - S_{ct}^{\text{sto}} + KB_t^{\text{sto}+} + u_t^+) \geq 0 \quad (3-4)$$

$$(c = 1, \dots, C; b = 1, \dots, B; t = 1, \dots, T)$$

$$\sum_{t=1}^T X_{ist} = 1 \quad (i = 1, \dots, I; s = 1, \dots, S) \quad (3-5)$$

$$(x_{isat} - x_{isat+1}) \leq X_{ist} \quad (i = 1, \dots, I; s = 1, \dots, S; a = 1, \dots, A; t = 1, \dots, T) \quad (3-6)$$

$$\sum_{a=1}^A \sum_{t=1}^T x_{isat} = D_{is} \quad (i = 1, \dots, I; s = 1, \dots, S) \quad (3-7)$$

$$D_{is} x_{is'at} \leq \sum_{u=1}^{t-1} x_{isat} \quad (i = 1, \dots, I; a=1, \dots, A; s < s' \leq S; t = 1, \dots, T) \quad (3-8)$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{s=1}^S x_{isat} \leq AV_{ta}^{\text{sto}} \quad (t = 1, \dots, T; a = 1, \dots, A) \quad (3-9)$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{s=1}^S \sum_{a=1}^A x_{isat} \text{res}_{is}^r \leq \text{RES}_{tr}^{\text{sto}} \quad (t = 1, \dots, T; r = 1, \dots, R) \quad (3-10)$$

$$x_{isat}, X_{ist} \in \{0, 1\}, u_t^+, u_t^- \in \mathcal{R}^+ \quad (3-11)$$

Die Nebenbedingungen des gemischt-ganzzahligen Optimierungsproblems sind dabei wie folgt zu interpretieren. Die Gleichungen und Ungleichungen:

- (3-3) - (3-4) gewährleisten die Einhaltung der Kapazitätsgrenzen des Speicherbeckens und dienen zur Berechnung eines eventuellen Überlaufs von sauren oder alkalischen Abwasserfrachten.
- (3-5) - (3-6) dienen zur Berechnung der Fertigstellungstermine der einzelnen Teilaufträge und gewährleisten die Nichtunterbrechbarkeit der einzelnen Bearbeitungsschritte eines Auftrages.
- (3-7) stellen die Einhaltung der jeweiligen Bearbeitungsdauer für die einzelnen Bearbeitungsschritte eines Auftrages sicher.
- (3-8) gewährleisten die Einhaltung der Reihenfolgebeziehungen zwischen den Bearbeitungsschritten eines Auftrages.
- (3-9) - (3-10) stellen die Einhaltung der Kapazitätsrestriktionen bezüglich der Verfügbarkeit der einzelnen Aggregate bzw. der anderen Ressourcen sicher.

Bei dem skizzierten formalen Modell handelt es sich um ein gemischt-ganzzahliges Optimierungsproblem mit zwei Zielfunktionen. Das Modell beinhaltet $O(T \cdot I \cdot S \cdot A)$ Variablen und $O(T \cdot I \cdot S \cdot A)$ Nebenbedingungen. Derartige Problemgrößen können unter realistischen Annahmen (z. B. 7200 Zeiteinheiten, 100 Aufträge, vier Produktionsstufen und sieben Aggregate [vgl. Kap. 6]) i. allg. nicht mehr mit Optimierungsansätzen gelöst werden.

In diesem Kontext ist die Eignung wissens- oder regelbasierter Systeme bzw. Verfahren wie z. B.:

- konventionelle Prioritätsregeln,
- Expertensysteme oder

Methoden des Maschinellen Lernens (z. B. Neuronale Netze) zu untersuchen.

Aufgrund der multikriteriellen Zielsetzung, des dynamischen Systemverhaltens (z. B. bedingt durch Schwankungen in den Input-/Outputströmen vor-/nachgelagerter Produktionseinheiten) und der Vielzahl verfahrenstechnischer Restriktionen erscheint aber auch die Verwendung konventioneller Prioritätsregeln (z. B. Shortest Processing Time,

Minimum Slak Time) problematisch, die i.allg. nur eine geringe Anzahl von Einflußfaktoren berücksichtigen. Eine Möglichkeit besteht in der Verknüpfung mehrerer Prioritätsregeln mit dynamischen Gewichtungsfaktoren, wobei diese z. B. von der Verknappung der Ressourcen abhängen können. Eine additive oder multiplikative Verknüpfung hat jedoch nicht unbedingt eine bessere Zielerfüllung gegenüber elementaren Regeln zur Folge, auch das Gegenteil kann der Fall sein [17, 18, 19, 20].

Unter Berücksichtigung des skizzierten Anforderungskataloges empfiehlt statt dessen Expertensysteme zu verwenden. Diese sind in der Lage, eine große Anzahl von verschiedenen Regeln, differenziert nach unterschiedlichen Teilaspekten (z. B. emissions- und/oder energieorientierte Kriterien), auszuwerten und in Abhängigkeit der jeweiligen Rahmenbedingungen flexibel in den Entscheidungsprozeß mit einzubeziehen. Von besonderem Interesse sind hierbei Systeme, die effizient quantitative Daten wie z. B. pH-Werte und "unscharfes" Wissen verarbeiten können.

Können aufgrund der Anzahl und der Interdependenzen verschiedener Einflußparameter (z. B. Lastschwankungen, verfahrens- und produktionstechnische Restriktionen, externe Einflüsse) keine konsistenten Entscheidungsregeln angegeben werden, empfiehlt es sich, das relevante Produktions-/Prozeßwissen aus einer Analyse von Vergangenheitsdaten oder repräsentativen Fallbeispielen zu gewinnen. Zur Operationalisierung des in solchen Beispielen enthaltenen impliziten Wissens bezüglich einer Abstimmung von Stoff- und Energieströmen können u.a. Methoden des Maschinellen Lernens (z. B. Neuronale Netze) eingesetzt werden.

Da die Auswahl geeigneter Methoden von der Struktur des Entscheidungsproblems bzw. von den Gegebenheiten des jeweiligen Anwendungsfalls abhängt, ist ein Analyserwerkzeug zu entwickeln, das es erlaubt, potentiell einsetzbare Methoden hinsichtlich ihre Eignung zu testen bzw. zu verifizieren.

4 Entwurf eines Analysewerkzeuges für Produktionsabstimmungsmechanismen

Bei der Konzeption eines Werkzeuges zur Analyse von Produktionsabstimmungsmechanismen sind u.a. folgende Gesichtspunkte zu berücksichtigen:

- Die Entwicklung emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen erfordert eine Analyse des dynamischen Verhaltens aller relevanten Stoff- und Energieströme (z. B. Schwankungen in den Input-/Outputströmen vor- bzw. nachgelagerter Produktionseinheiten) sowie eine Untersuchung verschiedener Szenarien (z. B. verschiedene Lastprofile vorgeschalteter Kraftwerke).
- Aufgrund der Interdependenzen zwischen den Stoffströmen und der Anzahl der i. allg. zu betrachtenden verfahrenstechnischen Restriktionen sind die Grenzen analytischer Verfahren erreicht.
- Experimente an realen Produktionssystemen sind oft nicht möglich bzw. mit einem nicht vertretbaren Aufwand verbunden.

Dieses Anforderungsprofil impliziert die Abbildung des zu untersuchenden Stoff- und Energieflußsystems in ein Simulationsmodell mit Schnittstellen zu den entsprechenden Produktionsabstimmungssystemen (z. B. Fuzzy-Expertensysteme, Neuronale Netze) [50].

4.1 Simulation und Modellbildung von Stoff- und Energieflußsystemen

Der Begriff "Simulation" leitet sich von dem lateinischen Verb "simulare" ab, das soviel bedeutet wie "ähnlich machen, nachbilden". In den VDI-Richtlinien findet sich folgende Definition für Simulation:

Simulation ist die Nachbildung eines dynamischen Prozesses in einem Modell, um zu Erkenntnissen zu gelangen, die auf die Wirklichkeit übertragbar sind.

(VDI-Richtlinie 3633) [43]

Ziel der Simulation ist es also, anhand einer Analyse signifikanter Eigenschaften im Modellverhalten bei Variation der Modellparameter Rückschlüsse auf das Verhalten des realen Systems ziehen zu können. Ein Simulationsmodell für Stoff- und Energieströme kann somit als Laborversion des entsprechenden realen Stoff- und Energiefluß-

systems angesehen werden, an dem Experimente durchgeführt werden können, um Auswirkungen alternativer Produktionsabstimmungsmechanismen zu analysieren.

Eine Simulationsstudie von Stoff- und Energieflüssen läßt sich entsprechend dem allgemeinen Vorgehen bei Simulationsprojekten in folgende Teilschritte untergliedern [43, 50]:

- Spezifikation der Problemstellung,
- Systemanalyse und Informationsbeschaffung,
- Modellaufbau,
- Modellübersetzung,
- Validierung,
- Strategische und taktische Simulationsplanung,
- Experiment,
- Analyse der Ergebnisse.

Spezifikation der Problemstellung

Zentraler Punkt bei der Durchführung eines Simulationsprojektes ist die Spezifikation der Problemstellung. Hierbei sind insbesondere die Zielsetzung des Simulationsprojektes (z. B. Steigerung der Effizienz einer Entsorgungsanlage durch eine geeignete Abstimmung von Stoffströmen) zu präzisieren sowie ein Bewertungsmaßstab für die einzelnen Simulationsvarianten zu definieren. Ferner sind die zu untersuchenden Alternativen (z. B. verschiedene Schaltungsvarianten eines Kraftwerkes, unterschiedliche Produktionsabstimmungsmechanismen) zu spezifizieren.

Bezogen auf die Analyse von Produktionsabstimmungsmechanismen für Stoff- und Energieflüsse bedeutet dies, daß zunächst Ziel- bzw. Bewertungskriterien für Stoff- und Energieflußvarianten definiert werden müssen. Zur Gewährleistung einer objektiven Sichtweise empfiehlt sich hierbei die Verwendung physikalisch/chemischer, technischer und betriebswirtschaftlicher Kennzahlen wie z. B.:

- Volumen-/Massenströme relevanter Stoffe,
- pH-Wert der Abwässer,
- Effizienz von Entsorgungsanlagen,
- Produktionsmengen,
- Auslastungen,
- Durchlaufzeiten,

- durchschnittliche Bestände,
- Termintreue.

Ferner sind die zu analysierenden Produktionsabstimmungsmechanismen wie z. B.:

- Prioritätsregeln,
- Fuzzy-Expertensysteme,
- Neuronale Netze

zu definieren und deren Schnittstellen (z. B. Verfahrenswahl, Reihenfolgeplanung) zu dem Stoff- und Energieflußmodell zu spezifizieren.

Systemanalyse und Informationsbeschaffung

Nach der Spezifikation der Problemstellung ist das Stoff- und Energieflußsystem in einer Systemanalyse zu untersuchen. Diese umfaßt eine Definition der Systemgrenzen, eine Identifikation relevanter Einflußgrößen sowie die Akquisition der für die anschließende Modellbildung benötigten Daten. Die Systemanalyse hat die Aufgabe, das Wesentliche des Realsystems herauszustellen und zu quantifizieren.

Mit Hilfe eines Input-Output-Ansatzes werden die Stoffströme bestimmt, die über Schnittstellen zur Systemumgebung in das System hinein- bzw. aus ihm austreten. Anschließend erfolgt eine Zerlegung dieses abgegrenzten Systems in Subsysteme (z. B. einzelne Produktionseinheiten). Diese Untergliederung wird gemäß dem geforderten Detaillierungsgrad iterativ auf einer immer niedrigeren Ebene durchgeführt - so kann beispielsweise die Produktionseinheit "Färberei" in einzelne Färbe- und Trockenapparate zerlegt werden, bis ein Detaillierungsniveau erreicht ist, auf dem das zu untersuchende System bezüglich der vorgegebenen Zielsetzung hinreichend genau wiedergegeben werden kann. Parallel dazu werden auch die Stoffströme laufend für die so verfeinerten Subsysteme ermittelt.

Ist dieser Rahmen aus Subsystemen und zugehörigen Stoffströmen aufgestellt, müssen die relevanten Parameter ermittelt werden, die das Verhalten des Systems auf dem geforderten Aggregationsniveau mit Hinblick auf die Problemstellung signifikant beeinflussen. Dazu gehört auch die Reduzierung der variablen Einflußparameter auf eine Anzahl, die für die Zielsetzung geeignet erscheint.

Für eine Modellierung vernetzter Produktionssysteme bedeutet dies u. a.:

- Bestimmung der Produktionsteile, die zu dem zu betrachtenden Systemausschnitt gehören bzw. derjenigen, deren Einfluß lediglich über die Schnittstellen zur Systemumgebung einfließen (z. B. Schwankungen in den Outputströmen von Versorgungseinheiten),
- Bestimmung relevanter Stoff- und Energieströme, Produktionselemente und -strukturen bzw. deren Beschreibungsparameter.

Neben der Definition der Systemgrenzen bzw. des Aggregationsniveaus ist hierbei eine Analyse der

- physikalischen Produktionsstruktur (z. B. Anzahl und Typ der einzelnen Aggregate/Prozesse, potentielle Energie- und Stoffflüsse zwischen den Aggregaten/Prozessen),
- organisatorischen Produktionsstruktur (z. B. Allokation von Ressourcen, Freigabe von Aufträgen),
- verfahrenstechnischen und auftragspezifischen Daten (z. B. Prozeßparameter, Rezepturen, Energiebedarfsfunktionen),
- Produktionsregeln (z. B. Umrüststrategien) und
- Schnittstellen zu Planungs-/Steuerungssystemen (z. B. Produktionsabstimmungsmechanismen)

durchzuführen.

Die zur Modellierung von Stoff- und Energieflußmodellen benötigten Daten umfassen u. a.:

- Flow sheets,
- Prozeßbeschreibungen,
- Rezepturen,
- Prozeßpläne,
- Betriebsanweisungen und
- Produktionsregeln (z. B. Umrüststrategien).

Von besonderer Bedeutung ist die Analyse des Produktionsprozesses vor Ort bzw. eine Evaluierung von Betriebserfahrungen.

Modellaufbau

Nachdem das Realsystem in der Systemanalyse abgegrenzt und in seine Bestandteile zerlegt worden ist, muß es durch ein Modell abgebildet werden. Entscheidend ist hierbei die Auswahl des Modellierungsansatzes in Abhängigkeit des zu untersuchenden Systems bzw. der Zieldefinition. In Abbildung 4-1 sind verschiedene Modellierungsansätze skizziert. Eine ausführliche Beschreibung dieser Ansätze findet sich u.a. in [50, 51, 52, 53, 54].

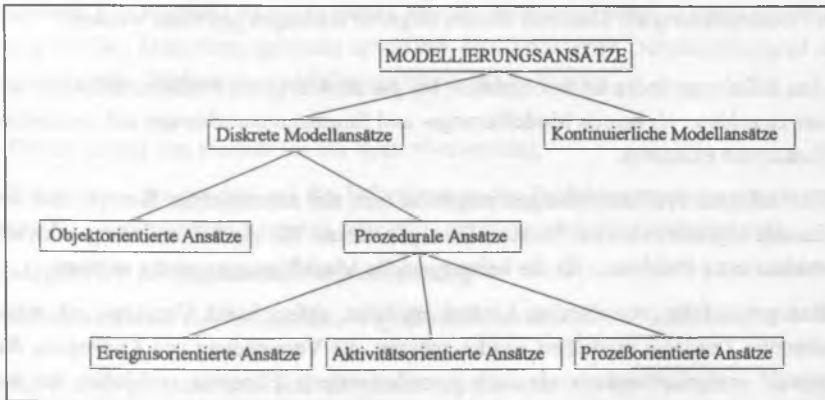


Abbildung 4-1: Modellierungsansätze

Bei der Auswahl eines geeigneten Ansatzes zur Modellierung von Stoff- und Energieflußsystemen sind u.a. folgende Kriterien zu berücksichtigen:

- *Struktur des Produktionssystems*: Sind Stoff- und Energieflußbeziehungen statisch oder dynamisch?
- *Systemverhalten*: Läßt sich das Verhalten des Produktionssystems als Funktion diskreter Ereignisse (z. B. Zuordnung von Aufträgen zu Aggregaten, Ablassen von Prozesswasser am Ende eines Bearbeitungsschrittes, störungsbedingter Ausfall von Aggregaten) beschreiben oder sind kontinuierliche Modellierungsansätze notwendig (z. B. Beschreibung von Anfahrprozessen, Modellierung der Wärmeübertragung von Reaktoren)?

- *Komplexität*: Kann das zu modellierende Stoff- und Energieflußsystem auf der Basis einer ganzheitlichen Sichtweise modelliert werden oder erfordern die Anzahl der zu berücksichtigenden verfahrenstechnischen Restriktionen und die Interdependenzen einzelner Parameter eine Betrachtung des Systems als Netzwerk möglichst unabhängig zu konzipierender Objekte?
- *Geforderte Flexibilität*: Erfordert die Struktur des Produktionssystems den Einsatz eines möglichst flexiblen Modellierungsansatzes oder kann ein Werkzeug mit definierten Konzepten (z. B. Warteschlangenkonzepte, spezielle Allokationsstrategien), für das bereits eine geeignete Implementationssprache besteht, verwendet werden?

Die Auswahl eines speziellen Modellierungsansatzes hängt stark von der entsprechenden Problemstellung ab. Dennoch können folgende Aussagen getroffen werden:

- Aus Effizienzgründen ist insbesondere bei gut strukturierten Problemstellungen darauf zu achten, ob bereits Modellierungs- und Simulationswerkzeuge mit geeigneten Konzepten existieren.
- Bei diskreten Problemstellungen empfiehlt sich mit zunehmender Komplexität der Einsatz objektorientierter Ansätze. Dies gilt ebenso für die Modellierung schwach strukturierter Probleme, für die keine spezielle Modellierungssprache existiert.
- Bezogen auf die prozeduralen Ansätze erscheint, sofern keine Vorgänge mit unbestimmter Zeitdauer modelliert werden müssen, die Verwendung von Konzepten, die sowohl ereignisorientierte als auch prozeßorientierte Elemente verbinden, am erfolgversprechendsten. Dies gewährleistet eine effiziente Modellierung bei gleichzeitig relativ hoher Flexibilität [56].
- Aktivitätsorientierte Ansätze eignen sich nur bei der Modellierung von Vorgängen mit unbestimmter Zeitdauer, da sie einen hohen Verarbeitungsaufwand bei der Simulation implizieren.

Allgemein ist festzustellen, daß sowohl die Formulierung der Zielvorgaben als auch die Phase der Modellbildung eine enge Zusammenarbeit des Projektpersonals erfordern. Es empfiehlt sich zunächst sogenannte grobe "First-Cut-Modelle" aufzubauen, zu analysieren und zu diskutieren, die dann in den folgenden Schritten iterativ weiter verfeinert und verbessert werden müssen. Ein solcher evolutionärer Modellierungsvorgang erlaubt es, Ungenauigkeiten im Modell schneller aufzufinden und effizienter zu berichtigen. Darüber hinaus erzeugt die enge Zusammenarbeit in den Modellie-

rungsphasen bei den Anwendern Vertrauen in das Modell und hilft somit, eine erfolgreiche Umsetzung der Simulationsergebnisse sicherzustellen.

Modellübersetzung

Nach der Modellierung des Stoff- und Energieflußsystems ist das Simulationsmodell auf einer Rechenanlage zu implementieren. Grundsätzlich können Simulationsprogramme mit Hilfe einer sogenannten "General-Purpose-Language (GPL)" wie z. B. FORTRAN, C oder PASCAL programmiert werden. I. allg. empfiehlt sich aber eine Verwendung spezieller Simulationssprachen wie z. B. SLAM II. Gründe hierfür liegen u. a. in der Bereitstellung effizienter Hilfsmittel (z. B. Prozeduren zur Simulationssteuerung). Die Auswahl einer geeigneten Simulationssprache hängt in erster Linie von dem gewählten Modellierungsansatz sowie von dem geforderten Detaillierungsgrad ab. Das eingesetzte Werkzeug sollte folgende Merkmale aufweisen:

- Bereitstellung von Prozeduren zur Systemverwaltung,
- Konzeption, die speziell auf die Erfordernisse des Produktionssystems abgestimmt ist (z. B. Ressourcenmanagement, Warteschlangenkonzepte für Batchprozesse),
- Möglichkeit zur graphischen Programmierung,
- Schnittstellen zu konventionellen Programmiersprachen (z. B. FORTRAN).

Diese Punkte gewährleisten eine effiziente Implementierung des Simulationsmodells. Eine graphische Programmierung erhöht die Transparenz des kodierten Modells und somit die Erklärungsfähigkeit des Programms. Schnittstellen zu konventionellen Programmiersprachen erhöhen die Flexibilität. Sie erlauben einerseits produktionspezifische Konzepte (z. B. spezielle Umrüststrategien) zu implementieren, andererseits stellen sie eine Voraussetzung für die Integration externer Systeme (z. B. Fuzzy-Expertensysteme, Neuronale Netze) dar. Verschiedene Simulationssprachen werden u.a. in [50, 57, 58, 59] beschrieben.

Validierung

Das Ziel der Validierung besteht darin, sicherzustellen, daß das Simulationsmodell eine realistische Abbildung des realen Systems ist. Die Reaktionen des Modells auf verschiedene Eingaben müssen dem Verhalten des Systems entsprechen. Zu den Methoden der Validierung gehört primär die Simulation des Ist-Zustandes. Dabei werden die Daten, Parameter und Regeln benutzt, die im gegenwärtigen Betriebszustand des zu

untersuchenden Systems vorliegen. Eine weitere Möglichkeit, einen Test des Simulationsprogramms durchzuführen, ist die Untersuchung des Modellverhaltens in extremen Situationen. Bei extrem niedrigen oder hohen Eingabeparametern ist das Verhalten des Modells häufig leichter vorhersehbar. Die Validierung des Modells sollte schrittweise bei Inputdaten, Modellelementen, Subsystemen und Schnittstellen erfolgen, um etwaige Fehlerquellen leichter lokalisieren zu können. Zur Untersuchung der Variabilität des Modells in Abhängigkeit von Inputparametern können u.a. "Szenariotechnik" und "Sensitivitätsanalysen" eingesetzt werden.

Strategische und taktische Planung

Nach der Validierung des Modells erfolgt die Festlegung der strategischen und taktischen Vorgaben der Simulation. Dabei wird der strukturelle Rahmen, in dem die Simulation stattfinden soll, ausgearbeitet. Ziel der strategischen Planungsaufgabe ist es, ein Muster für die Durchführung der Simulation auszuarbeiten, um die Beziehung zwischen Simulationsergebnis und den kontrolliert veränderten Inputvariablen zu erklären. Die strategische Simulationsplanung umfaßt z. B. eine Spezifikation der zu untersuchenden Simulationsalternativen sowie die Definition eines Bewertungszeitpunktes und -maßes für die verschiedenen Alternativen. Die taktische Planung beschäftigt sich dagegen mit der Frage, wie die einzelnen Simulationsläufe innerhalb dieses Musters durchzuführen sind, um ein Maximum an verwertbaren Informationen aus den Simulationsdaten zu gewinnen. Dies schließt sowohl eine Definition von Simulations-szenarien (z. B. verschiedene Lastprofile vorgelagerter Kraftwerke) als auch eine Spezifikation der Startbedingungen der Simulationsläufe ein. Falls das Modell zum Beispiel im Leerzustand startet, ist die Zeitspanne zu ermitteln, bis ein für die Simulation relevanter Zustand erreicht ist. Im ungünstigsten Fall gelangt das Modell während des Simulationslaufes nicht in das Stadium, das untersucht werden soll. Deshalb kann es notwendig sein, eine anfängliche Initialisierung der Elemente oder eine sogenannte "Einschwingphase" durchzuführen.

Bezogen auf die Analyse von Produktionsabstimmungsmechanismen für Stoff- und Energieströme bedeutet dies u.a.:

- *Spezifikation der zu untersuchenden Designalternativen:* z. B. Auswahl von Planungs- und Steuerungssystemen (z. B. Fuzzy-Expertensysteme, Neuronale Netze).
- *Detaillierte Definition der Schnittstellenparameter:* z. B. Definition und Skalierung der Übergabeparameter.

- *Spezifikation des Bewertungszeitpunktes, an dem die Auswirkungen einer speziellen Entscheidung überprüft werden sollen:* Wird der Bewertungszeitpunkt zu früh gewählt, spiegeln die Systemvariablen den Einfluß der Entscheidung unter Umständen nur ungenügend wider; wird er zu spät festgelegt, kann der Einfluß der zu untersuchenden Entscheidung gegebenenfalls nicht mehr isoliert werden.
- *Festlegung des Bewertungsmaßstabes:* z. B. Betrachtung relativer oder absoluter Änderungen spezieller Systemvariablen.
- *Auswahl der zu untersuchenden Szenarien:* z. B. Definition von Kapazitätsverläufen vorgelagerter Kraftwerke.
- *Terminierung der Einschwingphase.*

Simulationsexperimente

Weitere Schritte im Simulationsprozeß sind das eigentliche Experiment und die anschließende Analyse der Simulationsergebnisse. Im Zuge der Analyse verschiedener Produktionsabstimmungsmechanismen empfiehlt sich der Einsatz statistischer Methoden (z. B. χ^2 -Anpassungstest, Intervallschätzmethoden). Insbesondere ist zu prüfen, ob sich die Ergebnisse der zu testenden Produktionsabstimmungsmechanismen signifikant von den mit konventionellen Abstimmungsmechanismen erzielten Resultaten unterscheiden. Hierzu kann z. B. wie folgt vorgegangen werden:

- Zunächst ist zu prüfen, ob sich die Referenzdaten (z. B. Werte der Bewertungsparameter konventioneller Planungs-/Steuerungsmethoden) durch eine spezielle Verteilung (z. B. Normalverteilung) beschreiben lassen, oder ob für charakteristische Werte (z. B. Mittelwert der Produktionsmengen) mittels anderer statistischer Verfahren (z. B. Intervallschätzverfahren) belastbare Aussagen getroffen werden können.
- In einem zweiten Schritt kann dann bestimmt werden, ob sich die mit den entwickelten Produktionsabstimmungsmechanismen erzielten Ergebnisse signifikant von den Referenzdaten unterscheiden.

4.2 Verknüpfung von Simulationssystemen und Systemen zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen

Die Analyse von Produktionsabstimmungsmechanismen für Stoff- und Energieflüsse auf der Basis von fuzzyfizierten Expertensystemen und Neuronalen Netzen auf der ei-

nen Seite und Simulationsansätzen auf der anderen Seite erfordert eine Verknüpfung dieser Ansätze. Die Koppelung von wissensbasierten Systemen bzw. Simulationsansätzen ist ein relativ neues Forschungsgebiet. Hierbei lassen sich prinzipiell drei Alternativen unterscheiden [59, 60, 61, 62, 63]:

- Das Simulationsmodell ist in eine "intelligente" Umgebung eingebettet, die bei der Modellierung die Ergebnisauswertung unterstützt.
- Das Simulationsmodell wird als eine Komponente von Planungs-/Steuerungssystemen konzipiert. Falls Informationen, z. B. über das dynamische Verhalten eines Systems, benötigt werden, die nicht direkt verfügbar sind, wird das Simulationsmodell zur Berechnung der erforderlichen Daten aufgerufen.
- Das Simulationsmodell enthält als Komponenten Planungs-/Steuerungssysteme, die z. B. Wissen über spezielle Produktionsstrategien enthalten. Ist das Simulationssystem an einem Punkt angelangt, an dem eine Entscheidung getroffen werden muß, ruft es die entsprechenden Planungs-/Steuerungssysteme auf und erhält für den weiteren Verlauf der Simulation maßgebende Entscheidungen (z. B. Auswahl eines Produktionsverfahrens).

Für die hier gegebene Problemstellung eignet sich insbesondere der dritte Ansatz, da er eine umfassende Analyse verschiedener Produktionsabstimmungsmechanismen bzw. von deren Einfluß auf das Stoff-/Energieflußsystem gewährleistet.

5 Konzeption emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen

Bei der Konzeption von Systemen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen sind u. a. folgende Kriterien zu berücksichtigen:

- simultane Betrachtung emissionsorientierter und betriebswirtschaftlicher Zielkriterien,
- Berücksichtigung verfahrens-/produktionstechnischer Restriktionen und Interdependenzen relevanter Einflußgrößen,
- hinreichende Abbildung des dynamischen Verhalten von Stoff- und Energieflüssen sowie
- Struktur des zur Verfügung stehenden Planungswissens (z. B. unscharfes Planungswissen, Einplanungsbeispiele aus der Vergangenheit).

Dieser Anforderungskatalog erfordert einen Einsatz heuristischer Verfahren oder Methoden des Maschinellen Lernens wie z. B.:

- fuzzyfizierte Expertensysteme,
- Neuronale Netze oder
- Neuro-Fuzzy-Systeme.

5.1 Konzeption emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis von fuzzyfizierten Reglern bzw. fuzzyfizierten Expertensystemen

Auf dem Gebiet der Steuerung und Regelung verfahrenstechnischer Anlagen bzw. Prozesse wie z. B. Drehrohröfen oder Hochöfen werden bereits fuzzyfizierte Regler eingesetzt [64, 65, 66]. Diese basieren, im Gegensatz zu konventionellen Reglern, die i. allg. auf Differential- oder Differenzgleichungsmodellen einer Regelstrecke beruhen, auf einer Regelbasis. Dies ermöglicht es, sowohl qualitatives als auch "unscharfes" Wissen (z. B. linguistische Variablen) beim Reglerentwurf zu berücksichtigen. Der Einsatz fuzzyfizierter Regler empfiehlt sich insbesondere in Fällen, in denen aufgrund der Vielzahl der zu betrachtenden Einflußfaktoren und Interdependenzen einzelner Parameter keine exakte Modellierung durchgeführt werden kann bzw. mit unverhältnismäßigem Aufwand verbunden ist. Charakteristische Merkmale dieser Technologie sind [67]:

- *Regelbasiertes Konzept*
- *Art der Anwendungsfälle:* Fuzzy-Regler werden fast ausschließlich für technische Anwendungsfälle (z. B. Kraftwerke, verfahrenstechnische Anlagen, Drehrohröfen) verwendet.
- *Entwicklungsmethode:* Fuzzy-Regler werden im Gegensatz zu Expertensystemen i. allg. von Entwicklungsingenieuren mit Hilfe von Simulationsmodellen (Grobeinstellung) bzw. direkt am Prozeß (Feineinstellung) konzipiert und parametrisiert.
- *Art der Inputparameter:* Aufgrund ihres Anwendungsgebietes sind die Inputparameter von Fuzzy-Reglern i. allg. technische Parameter (Druck, Temperatur), die Outputgrößen entsprechende Steuergrößen.

Das zunächst auf Steuerung bzw. Regelung technischer Prozesse zugeschnittene Konzept von Fuzzy-Reglern ist im Rahmen der Entwicklung emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen um betriebswirtschaftliche Konzepte (z. B. Reduzierung der Durchlaufzeiten, Steigerung der Auslastung) zu erweitern. Hierbei kann folgendermaßen vorgegangen werden:

- Zunächst ist zu prüfen, ob die Gewährleistung betriebswirtschaftlicher Zielkriterien (z. B. eine kurzfristige Steigerung der Produktionsmenge) auf technische Beziehungen zurückgeführt werden kann (z. B. Zusammenhänge zwischen den Parametern Temperatur, Druck und der Reaktionsgeschwindigkeit eines Prozesses).
- Ist dies nicht möglich, ist die Regelbasis um betriebswirtschaftliche Konzepte (z. B. Fertigungstermine, Prioritäten für einzelne Aufträge) zu erweitern.

Die Integration zusätzlicher Konzepte sowie die Berücksichtigung verschiedener Teilziele bedingen i. allg. eine Strukturierung der Regelbasis analog zu Expertensystemen. Typisch ist hierbei ein hierarchischer Aufbau. Ist beispielsweise ein übergeordnetes Konzept (z. B. Auswahl eines bestimmten Aggregates) zu operationalisieren, geschieht dies oft durch die Einführung untergeordneter Konzepte (z. B. "Einsatzcharakteristik des potentiell auszuwählenden Aggregates" und "Verfügbarkeit alternativ einsetzbarer Aggregate") [67]. Diese Struktur erfordert bei der Konzeption von "Fuzzy-Reglern" zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen ein Vorgehen, das sowohl Elemente des Reglerentwurfs (z. B. Definition einer Steuer-/Regelstrecke, "on line"-Simulation) als auch der Wissensakquisition (z. B. Experteninterviews) umfaßt. Entsprechend können derartige Systeme auch als Fuzzy-Expert-Controller (FEC) bezeichnet werden. Bei

der Entwicklung von Fuzzy-Expert-Controllern wird i. allg. wie folgt vorgegangen [67]:

- *Definition der Input-/Outputvariablen des FEC:* D. h. Identifikation charakteristischer Beschreibungsparameter des Stoff- und Energieflußsystemems wie z. B. pH-Wert eines Abwasserbeckens oder verfügbare Kapazitäten vorgelagerter Kraftwerke sowie geeigneter Steuergrößen wie z. B. Kennzahlen zur Verfahrensauswahl.
- *Spezifikation der Terme und Membershipfunktionen der Input-/Outputvariablen*
- *Entwurf der Regelbasis:* D. h. Spezifikation einzelner Konzepte bzw. Teilkriterien wie z. B. Effizienz einer Entsorgungsanlage, Auslastung der Produktionsanlagen, Strukturierung definierter Konzepte.
- *Spezifikation des Inferenzprozesses:* D. h. Auswahl und Parametrisierung der Verknüpfungsoperatoren, Gewichtung der einzelnen Regeln.
- *Selektion der Defuzzifizierungsalgorithmen:* Die Defuzzifizierungsalgorithmen dienen der Transformation der "unscharfen" Steuergrößen in eindeutig definierte Anweisungen.
- *Implementation des FEC*
- *Justierung und Verifikation des FEC:* Die Justierung und Verifikation des FEC wird i. allg. durch Simulationsmodelle (Grobeinstellung) bzw. "on line" am Prozeß (Feineinstellung) durchgeführt.

5.1.1 Definition der Input-/Outputvariablen

Die Definition der Eingabe-/Ausgabevariablen bzw. die Auswahl charakteristischer Beschreibungs- und Steuergrößen eines Stoff- und Energieflußsystems ist von entscheidender Bedeutung bei der Entwicklung emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen. Hierbei ist zunächst ein Modell des Stoff- und Energieflußsystems zu erstellen (vgl. Kap. 4). Die Modellbildung muß insbesondere eine:

- Definition der Problemstellung,
 - Analyse des Stoff- und Energieflußsystems und eine
 - Identifikation entscheidungsrelevanter Parameter
- umfassen.

In einem ersten Schritt sind Zielkriterien für die zu entwickelnden Produktionsabstimmungsmechanismen zu präzisieren (z. B. Steigerung der Effizienz einer Entsorgungsanlage, zeitliche Abstimmung von Energieangebot und -nachfrage, Steigerung der Produktionsmenge). Danach ist i. allg. eine detaillierte Analyse des realen Stoff- und Energieflußsystems erforderlich (vgl. Kap. 4). Auf der Basis der Systemanalyse sind dann die signifikanten verfahrenstechnischen und auftragsspezifischen Parameter, Produktionsregeln und Schnittstellenparameter zu identifizieren.

Prinzipiell empfiehlt es sich, Systeme zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen möglichst nah an das Konzept von Fuzzy-Reglern anzulehnen. Entsprechend sind technische, physikalische und chemische Beschreibungsparameter (z. B. pH-Wert eines Abwasserbeckens) zu wählen, für die Meßgrößen in geeigneter Auflösung vorliegen. Betriebswirtschaftliche Zielkriterien (z. B. Steigerung der Produktionsmenge) sind, wenn möglich, auf technische Konzepte zurückzuführen. Dies gewährleistet eine relativ objektive Sichtweise und ermöglicht ein analytisches Vorgehen beim Entwurf von Produktionsabstimmungssystemen. Ist die Verwendung technischer Konzepte nicht ausreichend, können betriebswirtschaftliche Kennzahlen eingesetzt werden, die eindeutig definiert sind (z. B. Auslastung, Produktionsmengen). Hierbei ist auf die Definition einer geeigneten Metrik zu achten.

5.1.2 Spezifikation der Terme und Membershipfunktionen für die Input- und Outputvariablen

Die Spezifikation von Termen und Membershipfunktionen für die Input-/Outputvariablen beinhaltet:

- Bestimmung der Anzahl der Terme je linguistischer Variable,
- Spezifikation der Membershipfunktionen.

Die Anzahl der Terme einer linguistischen Variablen (z. B. verfügbare Kapazität eines vorgelagerten Kraftwerkes) korrespondiert mit der Anzahl der Regeln, in die die entsprechende linguistische Variable als Prämisse einfließt. Zusätzliche Terme implizieren somit eine Verfeinerung der Regelbasis. Unter der Voraussetzung eines entsprechend detaillierten Prozeßwissens ermöglicht dies die Formulierung abgestufter Regeln. Liegt dieses Wissen z. B. zu Beginn des Reglerentwurfs noch nicht vor, empfiehlt sich eher die Verwendung weniger Terme, für die bereits abgegrenzte semantische Bedeutungsfelder bestehen [68].

Ebenso wie die Auswahl der Terme linguistischer Variablen ist auch die Spezifikation der Membershipfunktionen ein evolutionärer Prozeß. Es ist jedoch festzustellen, daß der Einfluß der Membershipfunktionen auf die Operationscharakteristik der FECs im Verhältnis zu den Verknüpfungsoperatoren bzw. den Plausibilitäten einzelner Regeln i. allg. eher als gering einzuschätzen ist. So zeigen die Untersuchungen u.a., daß die getesteten FECs bezüglich einer Variation der Membershipfunktionen ein relativ robustes Verhalten aufweisen. Aufgrund der Struktur realer Stoff- und Energieflußsysteme und der Problematik der Wissensakquisition [69, 70] empfiehlt sich daher lediglich eine grobe Parametrisierung der Anfangswerte der Membershipfunktionen mittels Expertenbefragungen. Eine Feinparametrisierung der Membershipfunktionen kann mittels Simulationsmodellen bzw. "on line" am Prozeß durchgeführt werden. Grundsätzlich umfaßt die Spezifikation der Membershipfunktionen:

- Auswahl des Typs der Membershipfunktion (z. B. linear, sigmoid),
- Parametrisierung der Membershipfunktionen.

Bei der Festlegung des Typs der Membershipfunktionen werden i. allg. lineare oder sigmoide Funktionen verwandt [67]. Sigmoide Funktionen bilden nach Helson die Beziehungen zwischen physikalischen Phänomenen (z. B. Temperatur, H^+ -Ionenkonzentration) auf der einen Seite und deren Perzeption auf der anderen realitätsnäher ab [71]. Lineare Funktionen sind effizienter zu berechnen und empfehlen sich daher bei zeitkritischen Anwendungen.

Für eine erste Parametrisierung dieser Membershipfunktionen benötigt man lediglich zwei charakteristische Werte der Basisvariablen (z. B. pH-Werte). Hierbei handelt es sich um die Werte, bis zu denen bzw. ab denen die Terme (z. B. "sauer", "neutral", "basisch") der entsprechenden linguistischen Variablen (z. B. pH-Wert im Abwasserbecken) nach Meinung eines Experten als "völlig unzutreffend" bzw. "völlig zutreffend" eingestuft werden können. Diese Punkte können zur Bestimmung bzw. zur Abschätzung der Parameter linearer bzw. sigmoider Membershipfunktionen herangezogen werden. Erfordert es der Anwendungsfall, daß mehrere Experten befragt werden (z. B. zur Operationalisierung subjektiver Konzepte wie z. B. Termintreue), können analog zur Konstruktion von Expertensystemen verschiedene Interviewmethoden angewandt werden. Ein speziell für Fuzzy-Expertensysteme konzipiertes Verfahren wird u.a. in [68] beschrieben.

5.1.3 Design der Regelbasis

Charakteristisch für eine Regelbasis emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen ist die Auswahl verschiedener betriebswirtschaftlicher und emissionsorientierter Konzepte und Teilkriterien (z. B. Effizienz einer Entsorgungsanlage, Auslastung eines Produktionsbereiches). Nach der Definition einzelner Terme für die Teilkriterien, analog zu den Input-/Outputvariablen, sind diese zu strukturieren, topologisch zu sortieren und gegebenenfalls mit den Input-/Outputvariablen zu verknüpfen. Abbildung 5-1 zeigt eine hierarchische Struktur eines FEC.

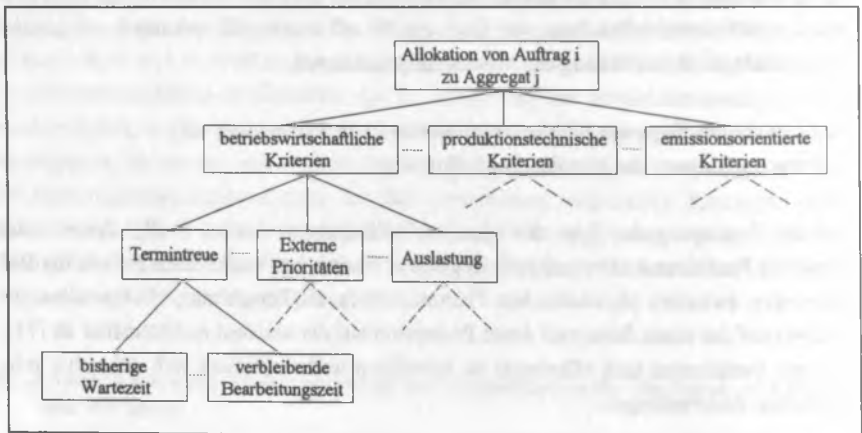


Abbildung 5-1: Hierarchischer Aufbau einer Regelbasis

5.1.4 Spezifikation des Inferenzprozesses

Nach der Definition der prinzipiellen Struktur der Regelbasis ist die Inferenzstruktur des FEC zu präzisieren. Dies beinhaltet eine

- Auswahl der Verknüpfungsoperatoren und
- Bestimmung der Gewichtungsfaktoren für die einzelnen Regeln.

Bei der Auswahl der Verknüpfungsoperatoren sind entsprechend der Struktur von FECs i. allg. semantische "UND"- bzw. "ODER"-Beziehungen sowie kompensatori-

sche Effekte zu operationalisieren. Grundsätzlich kann beim Aufbau einer Regelbasis für einen FEC zwischen

- Aggregationsoperatoren und
- Compositionsoperatoren

unterschieden werden. Aggregationsoperatoren dienen zur Verknüpfung der einzelnen Prämissen einer Regel. Compositionsoperatoren fassen die einzelnen Aggregationswerte der zu einer Hypothese (Term der linguistischen Variable einer Conclusion) gehörenden Prämissen zusammen.

Die Auswahl geeigneter Operatoren bzw. deren Parametrisierung ist ein kritischer Punkt beim Design von FEC, da sie einen relativ starken Einfluß auf die Operationscharakteristik haben können und keine allgemeingültige Vorgehensweise zur Selektion entsprechender Operatoren existiert. Dennoch lassen sich einige Kriterien bezüglich der Auswahl von Verknüpfungsoperatoren formulieren [67]:

- *Axiomatische Anforderungen*: z. B. Monotonie, Kommutativität, Injektivität,
- *Empirische Verifikation*: Vergleich der Operationscharakteristik eines Operators mit empirisch beobachtetem Verhalten entsprechender Experten,
- *Numerische Effizienz*: Berechnungsaufwand eines Operators,
- *Modellierungsmöglichkeiten kompensatorischer Effekte*: Möglichkeiten zur Operationalisierung kompensatorischer Effekte bei der Aggregation verschiedener Teilziele,
- *Schrittweite der Kompensation*: Wertebereich eines kompensatorischen Operators,
- *Aggregationsverhalten*: z. B. Robustheit eines Operators bei Hinzunahme eines weiteren Operanden,
- *Anforderungen an die Skalierung von Membershipwerten*: z. B. ordinal oder kardinal skalierte Membershipwerte.

In Tabelle 5-1 sind einige charakteristische Merkmale häufig verwandter Verknüpfungsoperatoren skizziert. Eine genaue Definition der einzelnen Operatoren findet sich u.a. in [67, 72].

Tabelle 5-1: Charakteristische Eigenschaften ausgewählter Verknüpfungsoperatoren

	kommutativ	assoziativ	idempotent	monoton	streng monoton	stetig	Adaptionsfähigkeit	kompensatorisch	Robustheit	numerische Effizienz	Skalierung der Membershipwerte	Verallgemeinerung logischer Funkt.
Min-Operator	●	●	●	●	-	●	-	-	⊗	⊗	o	∧
Max-Operator	●	●	●	●	-	●	-	-	⊗	⊗	o	∨
konvex Kombination (Min-/Max-Operator)	●	-	●	●	-	●	●	●	⊗	⊗	k	∧, ∨
Produkt-Operator	●	●	-	●	-	●	-	-		⊗	k	∧
algebr. Summe	●	●	-	●	-	●	-	-	⊗	⊗	k	∨
"compensatory-and"	●	-	-	●	-	●	●	●			k	∧, ∨
arithm. Mittel	●	-	●	●	●	●	-	●	⊗	⊗	k	-
"fuzzy-and"	●	-	●	●	●	●	●	●	⊗	⊗	k	∧
"fuzzy-or"	●	-	●	●	●	●	●	●	⊗	⊗	k	∨
Legende:	● "zutreffend" "o" benötigt lediglich ordinal ⊗ "im relativ hohen Maß erfüllt" skalierte Membershipwerte - nicht "zutreffend" "k" benötigt kardinal skalierte Membershipwerte "∧" logisches "und" "∨" logisches "oder"											

Bei der Modellierung von Aggregationsoperatoren der FECs ist zunächst zu unterscheiden, ob logische Funktionen wie z. B. "UND" bzw. "ODER" oder kompensatorische Effekte (z. B. für eine Aggregation verschiedener Teilziele) operationalisiert werden sollen.

Für eine Modellierung logischer Konzepte können

- parametrisierte Operatoren (z. B. "fuzzy-and" oder "fuzzy-or") oder
- unparametrisierte Operatoren (z. B. Min-/Max-Operatoren)

verwandt werden. Parameterfreie Operatoren erfordern i. allg. einen geringeren Berechnungsaufwand als parametrisierte und eignen sich daher vor allem für zeitkritische

Anwendungen. Parametrisierte Operatoren bedingen zur Justierung detaillierte Kenntnisse über das Produktionssystem. Sind diese z. B. zu Beginn des "Regler-Entwurfs" nicht vorhanden, empfiehlt sich die Verwendung nicht parametrisierter Operatoren. Empirische Untersuchungen haben ergeben, daß die Operationscharakteristik parametrisierter Operatoren, wie z. B. "compensatory-and", "fuzzy-and" oder "fuzzy-or", dem Verhalten von Experten i. allg. im höheren Maß entspricht, als dies bei nicht parametrisierten der Fall ist [67, 72].

Sind kompensatorische Einflüsse zu modellieren, eignen sich insbesondere kompensatorische Operatoren, wie z. B. der von Zimmermann und Zysno vorgeschlagene "compensatory-and"-Operator oder eine Konvexkombination aus dem Min- bzw. Max-Operator [67, 72].

Zur Modellierung von Compositionsoperatoren wird i. allg. eine Kombination aus Produkt- und Max-Operator oder einem kompensatorischen Operator benutzt [73, 67]. Bei der Berechnung eines Membershipwertes für die Conclusion kann dabei wie folgt vorgegangen werden:

- Zunächst wird für jede Regel, bestehend aus einer Prämisse und einer Hypothese (Term der linguistischen Variable der Conclusion), ein Plausibilitätswert bestimmt.
- In einem zweiten Schritt werden die Werte des Aggregationsoperators der Prämissen mit dem Plausibilitätswert multipliziert.
- Korrespondieren mehrere Prämissen mit einer Hypothese, werden die im vorhergehenden Schritt ermittelten Werte über einen entsprechenden Operator (z. B. Max-Operator) miteinander verknüpft und das Ergebnis der Hypothese als Membershipwert zugeordnet.

Von besonderer Bedeutung beim Entwurf von FEC ist die Bestimmung der Plausibilitätswerte der einzelnen Regeln. Dies impliziert die Gewichtung der Regeln untereinander und determiniert die Inferenzstruktur des Reglers. Zur Bestimmung der Gewichtungsfaktoren benötigt man ein detailliertes Modell des Entscheidungsproblems bzw. des Stoff- und Energieflußsystems, auf dessen Basis Strategien für eine Justierung der Plausibilitätswerte abgeleitet werden können. Ein derartiges Modell muß insbesondere Aussagen über Interdependenzen verschiedener Parameter (z. B. pH-Wert im Abwasserbecken, verfügbarer Rauchgasvolumenstrom, Abwassercharakteristik eines Auftrages) und Zielkriterien wie z. B. Steigerung der Effizienz einer Rauchgasneutralisationsanlage liefern. Ist dies aufgrund der Anzahl und Struktur der Abhängigkeiten der zu

betrachtenden Einflußgrößen nicht möglich, ist eine Erweiterung des Konzeptes der FECs um adaptive Elemente oder Methoden des Maschinellen Lernens empfehlenswert. Dieses Vorgehen ermöglicht die Justierung der Gewichtungsfaktoren auf der Basis von Vergangenhheitsdaten bzw. repräsentativen Einplanungsentscheidungen.

5.1.5 Bestimmung der Defuzzyfizierungsalgorithmen

Zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen müssen die unscharfen Terme der Regelbasis in eindeutig definierte Steuer- bzw. Entscheidungsparameter transformiert werden. Hierzu können u. a. folgende Methoden eingesetzt werden [73]:

- Maximum of Moment (MOM),
- Center of Moment (COM),
- Center of Area (COA).

Eine ausführliche Beschreibung der Methoden findet sich etwa in [67, 73, 74].

Die Unterschiede der einzelnen Verfahren liegen vor allem in der Trennschärfe bzw. der Integrationsfähigkeit bezüglich der Inputdaten und im Berechnungsaufwand. Da bei der Entwicklung von FECs zur Abstimmung von Stoff-/Energieströmen i. allg. verschiedene Teilziele zu beachten sind, empfiehlt sich hier eher die Verwendung von Methoden, die möglichst viele Teilinformationen integrieren wie z. B. das COA-Verfahren. Basiert die Konzeption von "Fuzzy-Reglern" demhingegen auf der Selektion verschiedener Muster (z. B. Produktionssituationen), erscheint das MOM-Verfahren zweckmäßiger. Ein Nachteil des COA-Verfahrens besteht im relativ hohen Berechnungsaufwand. Bei zeitkritischen Anwendungen kann das CAO-Verfahren durch das weniger rechenintensive COM-Verfahren ersetzt werden. Dies führt jedoch, zumindest teilweise, zu einem Verlust der Integrationsfähigkeit der Teilinformationen des FEC.

5.1.6 Implementation des FEC

Nach Definition der Input-/Outputvariablen, Entwurf der Regelbasis, Spezifikation der Inferenzstruktur und der Selektion eines Defuzzyfizierungsverfahrens, sind die FECs entsprechend zu implementieren. Hierzu sollte eine Fuzzy-Shell eingesetzt werden, die den konzeptionellen Anforderungen genügt bzw. um die fehlenden Konzepte erweitert werden kann. Das Anforderungsprofil einer entsprechenden Fuzzy-Shell sollte u.a.:

- eine graphische Benutzeroberfläche,

- eine Bibliothek von Membershipfunktionen, Verknüpfungsoperatoren und Defuzzifizierungsmethoden,
- umfangreiche Monitormöglichkeiten,
- eine Option zur direkten Erstellung eines precompilierten C-Codes und

umfassen. Dies ermöglicht eine effiziente Programmierung und somit ein "optimales" Analysewerkzeug zur Identifikation geeigneter Regeln, Membershipfunktionen und Verknüpfungsoperatoren in Abhängigkeit verschiedener Produktionsszenarien.

5.1.7 Grenzen beim Einsatz von fuzzyfizierten Reglern bzw. fuzzyfizierten Expertensystemen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen

Prinzipiell sind regelbasierte Verfahren wie Fuzzy-Expert-Controller effizient und leicht validierbar. Die Akquisition des zur Feinabstimmung der Regelbasis (z. B. Auswahl und Parametrisierung von Verknüpfungsoperatoren) benötigten Wissens erweist sich jedoch in vielen Fällen als problematisch. Gründe hierfür liegen u. a. darin, daß es i. allg. schwierig ist, das oftmals in impliziter Form vorliegendes Wissen über Produktionsprozesse in explizite Regeln zu fassen bzw. diese geeignet zu parametrisieren. So ist es beispielsweise für einen Fachmann oftmals einfacher, in einer gegebenen Situation aufgrund seiner Erfahrung ein geeignetes Produktionsverfahren zu bestimmen, als allgemeingültige Regeln zur Auswahl von Produktionsverfahren in Abhängigkeit beliebiger Rahmenbedingungen zu formulieren. Dies trifft insbesondere für vernetzte, dynamische Produktionsprozesse zu.

Eine Möglichkeit, diese Problematik zu lösen, besteht in der Kombination anwendungsorientierter Modellierungsmethoden. Die Kombination von FEC und Simulationssystemen ermöglicht es, aufgestellte Regeln in mehreren verschiedenen Situationen auf Gültigkeit und Zuverlässigkeit zu testen. Simulationssysteme können hierbei eine Möglichkeit bieten, eventuell vorhandene Wissenslücken zu schließen und somit Fachexpertenwissen zu ergänzen.

Ist es jedoch auch mit dieser Vorgehensweise nicht möglich, detailliertere Kenntnisse über das Systemverhalten zu erlangen, empfiehlt es sich, das Konzept von Fuzzy-Expert-Controllers um adaptive Elemente zu erweitern bzw. auf Verfahren des Maschinellen Lernens, wie z. B. Neuronale Netze, zurückzugreifen.

5.2 Konzeption emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis Neuronaler Netze

Können keine expliziten Regeln zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen angegeben werden, empfiehlt sich ein Einsatz von Verfahren des Maschinellen Lernens wie z. B. Neuronale Netze. In Neuronalen Netzen wird Wissen (z. B. bezüglich einer geeigneten Verfahrensauswahl in Abhängigkeit gegebener System- und Auftragsparameter) nicht explizit (etwa mittels Regeln), sondern implizit durch die zu lernenden Gewichtungsfaktoren des Netzes dargestellt. Nach Adaption dieser Gewichtungsfaktoren in einer Lernphase repräsentiert das Netz den entsprechenden Informationsgehalt der Trainingsbeispiele (z. B. Einplanungsentscheidungen aus der Vergangenheit). Dies ermöglicht es, implizit in repräsentativen Planungsentscheidungen enthaltenes Wissen zu nutzen. Implizites Wissen kann u. a. über eine:

- Analyse von Vergangenheitsdaten (Produktionsszenarien, getroffene Entscheidungen, Bewertung dieser im Hinblick auf spezielle Zielkriterien),
- Konstruktion repräsentativer Produktionsszenarien mit verschiedenen Handlungsalternativen und deren Vorlage zur Beurteilung durch einen Experten,
- Simulation verschiedener Handlungsalternativen

gewonnen werden.

Die Operationalisierung impliziten Wissens ist Gegenstand des Maschinellen Lernens. Neuronale Netze stellen ein spezielles Gebiet des Maschinellen Lernens dar und eignen sich insbesondere in Fällen, in denen eine große Anzahl quantitativer Beispieldaten vorliegen. Typische Einsatzgebiete Neuronaler Netze sind z. B.:

- Mustererkennung,
- Mustervervollständigung,
- Klassifikation,
- Projektion zukünftiger Entwicklungen und
- Heuristische Lösung von Optimierungsaufgaben [79].

Neuronale Netze können auf völlig unterschiedlichen Prinzipien beruhen. Charakteristische Parameter sind u.a.:

- Datenflußrichtung (feed forward, feed back),
- Netzwerktopologie (z. B. Anzahl der Verarbeitungsschichten bei Backpropagation-Netzen),
- Arbeitsweise (stochastisch, deterministisch),
- Art des Lernens (überwachtes oder selbstorganisierendes Lernen),
- Art der Übertragungsfunktion (z. B. lineare, sigmoide Funktionen),
- Art der Inputvariablen (z. B. binär, stetig).

Eine mögliche Klassifikation Neuronaler Netze zeigt Abbildung 5-3. Eine ausführliche Beschreibung Neuronaler Netzwerkarchitekturen findet sich u.a. in [75, 76, 77, 78, 79, 80].

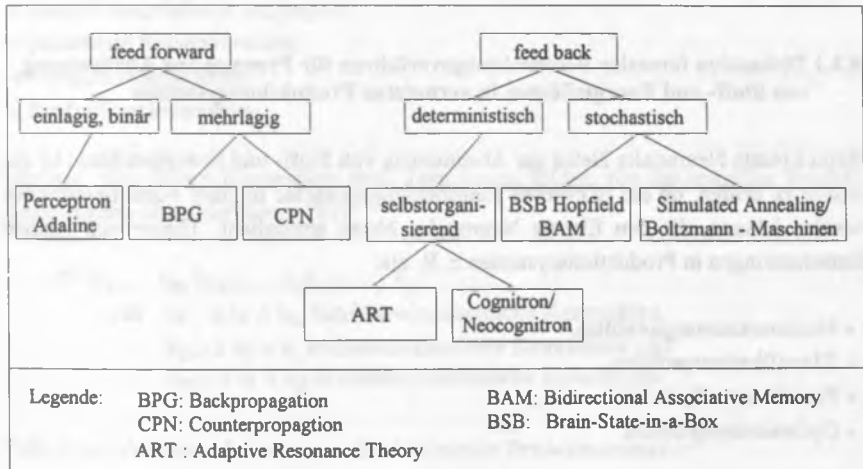


Abbildung 5-2: Klassifikation ausgewählter Neuronaler Netze

Entsprechend ihrer Charakteristika eignen sich die unterschiedlichen Netzwerktypen für verschiedene Einsatzgebiete. So werden zur Mustervervollständigung "feed back"-Netze und zur Projektion zukünftiger Entwicklungen "feed forward"-Netze verwandt.

Bei der Entwicklung Neuronaler Netze für spezielle Anwendungsgebiete kann wie folgt vorgegangen werden:

- Einordnung des Anwendungsfalls in eines der potentiellen Einsatzfelder Neuronaler Netze,
- Auswahl eines entsprechenden Netzwerktyps,
- Spezifikation der Parameter des ausgewählten Netzwerktyps,
- Akquisition von Beispieldaten.

An diese grundlegenden Schritte schließen sich eine:

- Lernphase (Training des ausgewählten Netzes mit den Beispieldaten) und
- Testphase (Verifikation des Netzwerkverhaltens mit unbekanntem Testdaten).

an.

5.2.1 Diskussion formaler Beschreibungsverfahren für Prozesse zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen in vernetzten Produktionssystemen

Beim Einsatz Neuronaler Netze zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen ist zunächst zu prüfen, ob die relevanten Entscheidungsprozesse in einer Form beschrieben werden können, die den Einsatz Neuronaler Netze ermöglicht. Theoretisch können Entscheidungen in Produktionssystemen z. B. als:

- Mustererkennungsproblem,
- Klassifikationsproblem,
- Projektionsaufgabe und
- Optimierungsproblem

formuliert werden. Eine Interpretation als Mustervervollständigkeitsproblem erscheint angesichts der Struktur des Entscheidungsproblems als wenig erfolgversprechend.

5.2.1.1 Interpretation von Abstimmungsprozessen für Stoff- und Energieflüsse als Mustererkennungsproblem

Eine Interpretation von Abstimmungsprozessen für Stoff- und Energieflüsse als Mustererkennungsproblem setzt voraus, daß:

- eine beliebige Produktionssituation als Ausprägung eines verallgemeinerten Produktionsmusters beschrieben werden kann und

- jedem standardisierten Produktionsmuster eindeutige Verhaltensweisen (z. B. Auswahl eines speziellen Produktionsverfahrens) zugeordnet werden können.

Die Beschreibung einer speziellen Produktionssituation kann hierbei z. B. mittels produktionstechnischer, emissionsorientierter und betriebswirtschaftlicher Kennzahlen wie etwa:

- Massen-/Volumenströme,
- Konzentrationen,
- verfügbare Kapazitäten,
- Bearbeitungszeiten,
- Rüstzeiten,
- Anzahl ausgefallener Aggregate,
- potentielle Reparaturzeiten,
- Fertigstellungstermine,
- Produktionskennzahlen

erfolgen. Aus diesen Kennzahlen sind Vektoren zu bilden, die die jeweilige Produktionssituation charakterisieren [81]:

$$PT(k_1, \dots, k_b, k_{b+1}, \dots, k_e, k_{e+1}, \dots, k_p)$$

- mit $k_1 \leq k_i \leq k_b$ betriebswirtschaftliche Kennzahlen,
 $k_{b+1} \leq k_i \leq k_e$ emissionsorientierte Kennzahlen und
 $k_{e+1} \leq k_i \leq k_p$ produktionstechnische Kennzahlen.

Falls diese Vektoren als Instanzen standardisierter Produktionsmuster:

$$PT^*(k^*_1, \dots, k^*_b, k^*_{b+1}, \dots, k^*_e, k^*_{e+1}, \dots, k^*_p)$$

- mit $k^*_1 \leq k^*_i \leq k^*_b$ betriebswirtschaftliche Kennzahlen,
 $k^*_{b+1} \leq k^*_i \leq k^*_e$ emissionsorientierte Kennzahlen und
 $k^*_{e+1} \leq k^*_i \leq k^*_p$ produktionstechnische Kennzahlen,

interpretiert werden können, denen wiederum definierte Verhaltensweisen zugeordnet werden können, kann das zugrunde liegende Entscheidungsproblem als Mustererkennungproblem formuliert werden. Dies erscheint jedoch bei Abstimmungsprozessen von solchen Stoff- und Energieflüssen fraglich, die nicht mehr hinreichend mittels expliziter Regeln beschrieben werden können.



5.2.1.2 Interpretation von Abstimmungsprozessen für Stoff- und Energieflüsse als Klassifikationsproblem

Grundgedanke dieses Ansatzes ist es, den Experten von der Definition standardisierter Produktionsmuster sowie von einer Bewertung der Trainingsdaten zu entbinden. Das System klassifiziert selbstorganisierend ihm dargebotene Produktionsvektoren P^T und entwickelt verallgemeinerte Repräsentationen dieser Vektoren. Die Aufgabe des Experten besteht darin, Handlungsstrategien (z. B. Auswahl eines speziellen Produktionsverfahrens) für die einzelnen Klassen zu formulieren. Problematisch bei dieser Methode ist u. a., daß:

- der Experte beim eigentlichen Lernvorgang, dem Klassifizieren, nicht eingebunden ist und das System nicht von seiner Erfahrung lernen kann,
- die Klassifikation auf "Ähnlichkeiten" der dargebotenen Vektoren beruht und keine Gewichtung der Merkmale stattfindet.

Die Annahme gleicher Relevanz verschiedener Merkmale ist zwar ohne weitere Information über den Input zunächst plausibel, entspricht aber nicht immer realen Gegebenheiten.

5.2.1.3 Interpretation von Abstimmungsprozessen für Stoff- und Energieflüsse als Projektionsproblem

Grundidee der Interpretation von Abstimmungsprozessen für Stoff- und Energieflüsse als Projektionsproblem ist es, die Auswirkungen verschiedener Handlungsalternativen vorherzusagen. Diejenige Variante, die hierbei in Hinblick auf die Zielkriterien am erfolgversprechendsten ist, wird dann als Entscheidung gewählt. Die zum Training entsprechender Netzwerke benötigten Lerndaten müssen aus korrespondierenden Vektorpaaren P^T bzw. O^T bestehen. Falls sich in den Input-/Outputvektorpaaren kausale Zusammenhänge widerspiegeln, können diese durch ein Neuronales Netz (z. B. Backpropagation-Netze) operationalisiert werden.

P^T besteht dabei aus:

- Variablen, die die jeweilige Produktionssituation repräsentieren (z. B. pH-Wert im Abwasserbecken, Kapazitäten vor-/nachgeschalteter Ver-/Entsorgungseinrichtungen) und

- Variablen, die eine potentielle Handlungsstrategie charakterisieren (z. B. pH-Wert der Abwasserfrachten, die mit der Wahl eines Produktionsverfahrens zur Bearbeitung eines speziellen Auftrages verbunden sind, Energiebedarf eines potentiellen Auftrages bei Verwendung eines speziellen Produktionsverfahrens).

O^T besteht demhingegen aus:

- Variablen, die Auswirkungen der in P^T spezifizierten Handlungsalternativen in Abhängigkeit der jeweiligen Produktionssituation darstellen (z. B. Veränderung des pH-Wertes im Abwasserbecken).

Die Trainingsbeispiele müssen nicht notwendigerweise nur Entscheidungen abbilden, die im Sinne der Zielkriterien als "positiv" einzuschätzen sind. Es ist vielmehr vorteilhaft, Trainingsdaten zu wählen, die sowohl "positive" als auch "negative" Entscheidungen repräsentieren. Dies ermöglicht es, auch aus "negativen" Entscheidungen zu lernen. Die für die Trainings- und Testphase benötigten Daten können z. B. mittels einer:

- Analyse von Vergangenheitsdaten,
- Befragung von Experten oder
- Simulation entsprechender Produktionsszenarien und Stoff-/Energieflußvarianten

gewonnen werden.

5.2.1.4 Interpretation von Abstimmungsprozessen für Stoff- und Energieflüsse als "Optimierungsaufgabe"

Prinzipiell können auch Optimierungsprobleme wie z. B. das Travelling-Salesmann-Problem (TSP) mittels Neuronaler Netze (z. B. Simulated Annealing) bearbeitet werden. Hierzu wird i. allg. eine "Energiefunktion" definiert, deren Parameter einerseits als Gewichte eines speziellen Neuronalen Netzes, andererseits als Variable einer Optimierungsaufgabe (z. B. spezielle Wege beim TSP) interpretiert werden können. Die Energiefunktion besteht hierbei aus Termen, die die Einhaltung der einzelnen Nebenbedingungen (z. B. Besuch jeder Stadt beim TSP) bzw. das Auffinden der optimalen Lösung gewährleisten sollen. Die Energiefunktion ist daher so zu wählen, daß sie bei unzulässigen Werten relativ hohe Funktionswerte und bei der optimalen Lösung ein globales Minimum annimmt. Durch ein Hillclimbing-Verfahren (Simulated Annealing) versucht man, die Gewichte des Neuronalen Netzes so zu justieren, daß am Zustand

der Prozebelemente die optimale Lösung abgelesen werden kann. Entsprechend der Natur von Hillclimbing-Verfahren muß das Optimum nicht notwendigerweise gefunden werden. Eine nähere Analyse des beschriebenen Verfahrens findet sich u.a. in [79].

Problematisch bei der Anwendung des oben skizzierten Verfahrens ist die Anzahl der benötigten Prozebelemente. Beim TSP werden Netze mit N^2 (N ist die Anzahl der Städte bzw. der Besuchzeitpunkte) Prozebelementen verwandt. Berücksichtigt man die in Kapitel 3 angedeutete Struktur von Entscheidungsprozessen zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen, erscheint diese Methode bei realistischen Problemgrößen i. allg. nicht einsetzbar.

5.2.2 Akquisition von Beispieldaten zur Projektion des Einflusses von Handlungsalternativen in Stoff- und Energieflußsystemen

Aufgrund der Struktur realer Produktionssysteme erscheint eine Rückführung von Entscheidungsprozessen zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen auf eine Projektion des Einflusses verschiedener Alternativen am erfolgversprechendsten. Bei der Akquisition von Beispieldaten zur Projektion von Auswirkungen verschiedener Handlungsalternativen auf das Stoff- und Energieflußsystem sind u. a. folgende Punkte zu berücksichtigen:

- für das Training Neuronaler Netze wird eine möglichst große Anzahl von Beispieldaten benötigt,
- bei der Wahl repräsentativer Einplanungsentscheidungen sind möglichst alle relevanten Produktionsszenarien zu betrachten,
- die Beziehungen zwischen den Vektoren P^T bzw. O^T müssen die verfahrens- und produktionstechnischen Zusammenhänge des Stoff- und Energieflußsystems widerspiegeln und
- die Bewertung der Handlungsalternativen soll möglichst objektiv sein.

Dieser Anforderungskatalog impliziert eine Verwendung von Simulationsmodellen zur Akquisition von repräsentativen Einplanungsentscheidungen. Hierbei kann wie folgt vorgegangen werden:

- Abbildung des zu betrachtenden Produktionssystems in einem Simulationsmodell (vgl. Kap. 4),
- Definition repräsentativer Produktionsszenarien (z. B. spezielle Kapazitätsverläufe vor- bzw. nachgeschalteter Produktionseinheiten, potentielle Störungen),
- Identifikation geeigneter Kennzahlen für den Systemzustand, potentielle Handlungsalternativen und deren Einfluß auf das Stoff- und Energieflußsystem,
- Festlegung geeigneter "break points" innerhalb eines Simulationslaufs, an denen das System angehalten werden kann und sequentiell unterschiedliche Handlungsalternativen getestet werden können (die Auswahl von "break points" und der zu testenden Alternativen kann z. B. stochastisch erfolgen),
- Bestimmung von Bewertungszeitpunkten für Stoff- und Energieflußvarianten (wird der Bewertungszeitpunkt zu spät gewählt, kann der Einfluß der zu untersuchenden Entscheidung aufgrund der Überlagerung durch spätere Entscheidungen nicht mehr isoliert werden; wird der Bewertungszeitpunkt zu früh gewählt, kann die Dynamik des Systems nicht ausreichend erfaßt werden),
- Bestimmung des Bewertungsmaßes (z. B. Werte von Systemvariablen wie pH-Wert im Abwasserbecken).

5.2.3 Konstruktion von Backpropagation-Netzen zur Projektion des Einflusses spezieller Stoff- und Energieflußvarianten

Für Projektionsprobleme eignen sich insbesondere Backpropagation-Netze, da sie in der Lage sind, einen Zusammenhang zwischen korrespondierenden Input- und Outputvektoren herzustellen [82, 83]. Aus diesem Grund wird im folgendem von der Wahl von Backpropagation-Netzen ausgegangen.

Backpropagation-Netze bestehen aus einer Eingabeschicht, einer Ausgabeschicht und beliebig vielen Zwischenschichten. Die Verbindungen verlaufen immer von der Eingabeschicht zur Ausgabeschicht, wobei sie beliebig viele Zwischenschichten überspringen können. Eine Rückkopplung einzelner Prozebelemente ist nicht erlaubt. Die Abbildungen 5-3 und 5-4 zeigen eine mögliche Struktur eines Backpropagation-Netzes bzw. das Modell eines Prozebelementes. Bei der Entwicklung von Backpropagation-Netzen sind folgende Parameter zu spezifizieren:

- *Die Anzahl der Neuronen oder Prozeßelemente (PE) und die Struktur des Netzes (Netzwerktopologie):* Um die charakteristischen Vorteile von Backpropagation-Netzen, ihre Fähigkeit zur Verarbeitung nicht linear separierbarer Inputvektoren zu erhalten, empfiehlt sich die Verwendung von Backpropagation-Netzen mit mindestens einer Zwischenschicht.

Die Anzahl der Elemente der Eingabe- bzw. Ausgabeschicht muß mit der Anzahl der Elemente der Vektoren P^T bzw. O^T übereinstimmen. Die Anzahl der Prozeßelemente der Zwischenschichten kann in zwei Stufen ermittelt werden. Hierbei wird zunächst mittels einer Näherungsformel⁴ z. B.:

$$|PE^z| = \frac{|PB|}{10 * |PE^i| |PE^o|}$$

eine grobe Abschätzung der benötigten Prozeßelemente vorgenommen [83]. In einem zweiten Schritt können die Elemente der Zwischenschichten so lange schrittweise reduziert bzw. erhöht werden, bis sich das Konvergenzverhalten des Netzes signifikant verschlechtert. Auf diese Weise können z. B. redundante Neuronen eliminiert werden.

- *Eine Eingabefunktion net_i :* Die für Backpropagation-Netze charakteristische Lernregel (generalisierte Delta-Rule) erfordert die Verwendung differenzierbarer Eingabe- und Transferfunktionen. Eine häufig benutzte Eingabefunktion ist die gewichtete Summe der Outputwerte der vorangehenden Schicht [75]

$$net_i = \sum_j w_{ij} o_j$$

Bei der Verwendung einer verallgemeinerten Version der generalisierten Delta-Rule [75] kann auch die gewichtete Summe der Produkte von jeweils $h = 1, \dots, n$ Eingaben

$$net_i = \sum_j w_{ij} \prod_h o_{jh}$$

benutzt werden.

⁴ Die Terme $|PE^i|$, $|PE^o|$ und $|PE^z|$ geben die Anzahl der Prozeßelemente in der Eingabeschicht, der Ausgabeschicht und den Zwischenschichten an. $|PB|$ bezeichnet die Anzahl der Trainingsbeispiele.

- *Eine Transferfunktion f_i* : Ebenso wie die Eingabefunktionen müssen bei Verwendung der generalisierten Delta-Rule auch die Transferfunktionen differenzierbar sein. In diesem Zusammenhang empfiehlt sich bei der Auswahl von Transferfunktionen die Verwendung semilinear⁵, differenzierbarer Funktionen (z. B. sigmoide Funktionen). Die Parameter der Funktionen sind so zu wählen, daß der Funktionsverlauf mit der Verteilung der Inputdaten korrespondiert.
- *Eine Ausgabefunktion F_i* : Bei Backpropagation-Netzen wird i. allg. die identische Abbildung als Ausgabefunktion benutzt.
- *Eine Lernregel*: Backpropagation-Netze werden mit der generalisierten Delta-Rule trainiert [75, 84]. Eine Herleitung der generalisierten Delta-Regel findet sich u.a. in [75]. Zur Erhöhung der Lerngeschwindigkeit kann die Lernregel um einen zusätzlichen Term, das "Momentum", erweitert werden, der die Gewichte $w_{ij}(t-1)$ stärker berücksichtigt:

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_i o_j + \mu w_{ij}(t-1)$$

$$\text{mit } \delta_i = f'_i(\text{net}_i) \sum_h \delta_h w_{ih} \quad \text{falls PE}_i \text{ keine Outputeinheit ist}$$

$$\text{und } \delta_i = f'_i(\text{net}_i)(t_i - o_i) \quad \text{falls PE}_i \text{ Outputeinheit ist.}$$

Die Wahl geeigneter Werte für die Parameter η (Lernrate) und μ (Momentum) der Lernregel hängen vom Einzelfall ab. Typischerweise wird für η zu Beginn des Lernvorganges ein relativ hoher Wert (z. B. 0.5) gewählt, der mit fortschreitender Lerdauer reduziert wird. Dieses Vorgehen soll das Auffinden des globalen Minimums erleichtern. Für μ werden i.allg. ebenfalls relativ hohe Werte (z. B. 0.9) gewählt. Dies gewährleistet, daß die Gewichte stets in Richtung eines längerfristigen Trends verändert werden. Kurzfristige Schwankungen und lokale Minima werden für die aktuelle Gewichtsänderung nicht so stark berücksichtigt. Das Momentum hat die Funktion eines Tiefpaßfilters [79].

Prinzipiell sind die Netzwerkparameter, z. B. Lernrate und Momentum, während der Lern- und Testphase so lange zu variieren, bis die Werte der Fehlerfunktion nicht mehr verbessert werden können. Kann auf diese Weise kein akzeptables Konvergenz-

⁵ Ein Einsatz linearer Transferfunktionen führt zum Verlust der charakteristischen Fähigkeit von Backpropagation-Netzen, nicht linear separierbare Inputvektoren, zu verarbeiten.

verhalten erreicht werden, sind die Definition der Input-/Outputparameter und der gewählte Netzwerktyp zu überprüfen.

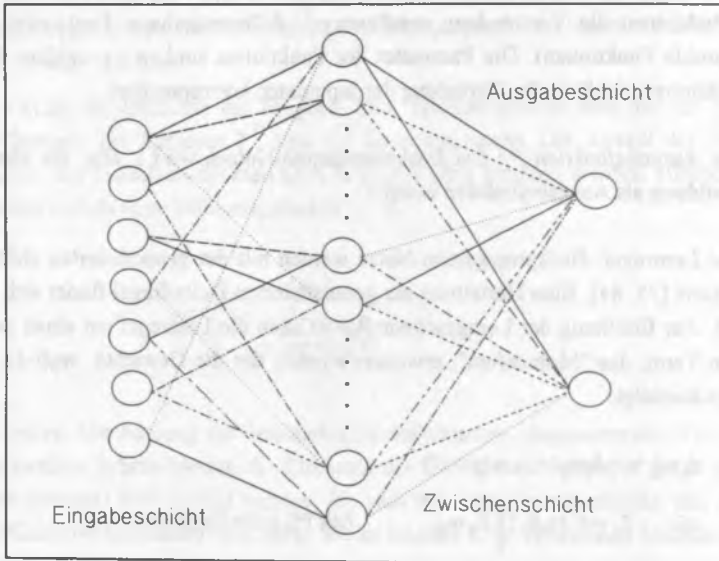


Abbildung 5-3: Struktur eines Backpropagation-Netztes

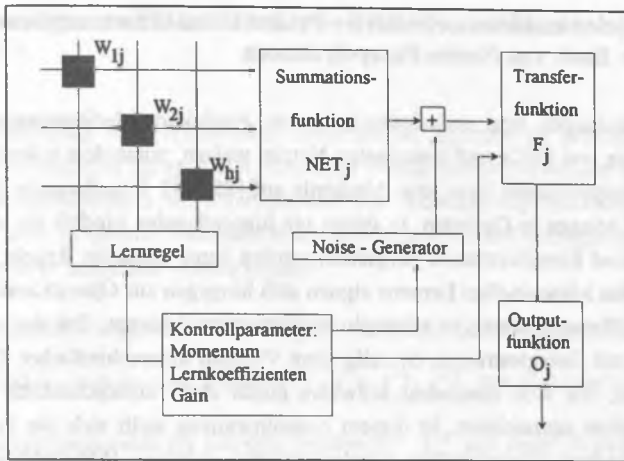


Abbildung 5-4: Aufbau eines Prozezelements [79]

5.2.3 Grenzen Neuronaler Netze zur Konstruktion emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen

Neuronale Netze können im Gegensatz zu regelbasierten Verfahren auch in schwach strukturierten Gebieten eingesetzt werden, in denen z. B. aufgrund der Anzahl der zu betrachtenden Einflußparameter bzw. deren Interdependenzen keine expliziten Regeln mehr formuliert werden können.

Die Konstruktion emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis Neuronaler Netze hängt insbesondere davon ab, ob Beispieldatensätze gefunden werden können, die die Zusammenhänge zwischen verschiedenen Handlungsalternativen (z. B. Auswahl eines speziellen Produktionsverfahrens) und deren Auswirkungen auf das Produktionssystem hinreichend genau beschreiben. Für eine Akquisition von Trainingsdaten empfiehlt sich der Einsatz von Simulationssystemen. Von besonderer Bedeutung ist hierbei die Definition der Input-/Outputparameter sowie des Bewertungszeitpunktes.

Eine weitere Schwierigkeit ergibt sich durch die Tatsache, daß Wissen in Neuronalen Netzen nicht explizit, wie z. B. in regelbasierten Systemen, sondern implizit durch die zu lernenden Gewichtungsfaktoren der Verbindungen im Netz dargestellt wird. Die vom Neuronalen Netz gefällten Entscheidungen können aus diesem Grund oft nicht erklärt werden und sind schwer nachvollziehbar [83].

5.3 Konzeption emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis von Neuro-Fuzzy-Systemen

Die Entwicklungen von emissionsorientierten Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis von FECs und Neuronalen Netzen weisen, zumindest teilweise, sich gegenseitig entsprechende Vor- bzw. Nachteile auf [85, 86]. Regelbasierte Systeme wie z. B. FECs können in Gebieten, in denen ein hinreichendes Modell zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen aufgestellt werden kann, explizite Regeln verarbeiten. Methoden des Maschinellen Lernens eignen sich hingegen zur Operationalisierung von implizitem Planungswissen in schwach strukturierten Gebieten. Bei der Abstimmung von Stoff- und Energieströmen ist i. allg. eine Vielzahl unterschiedlicher Teilprobleme zu beachten, die sich zumindest teilweise durch stark unterschiedlich strukturierte Wissensquellen auszeichnen. In diesem Zusammenhang stellt sich die Frage, ob die charakteristischen Eigenschaften regelorientierter Ansätze (Möglichkeit zur Verwendung expliziten Planungswissens, Erklärungsfähigkeit) und Methoden des Maschinellen Lernens (z. B. Lernfähigkeit Neuronaler Netze) kombiniert werden können.

Ziel der zu entwickelnden Neuro-Fuzzy-Systeme ist es, aufbauend auf der i. allg. plausiblen Regelstruktur von Fuzzy-Expert-Controllern, die schwierig zu bestimmen Parameter aus Beispieldaten zu adaptieren. Hierbei kann in drei Stufen vorgegangen werden⁶:

- Zunächst wird ein Fuzzy-Expert-Controller, einschließlich Membershipfunktionen, Regelstruktur, Aggregations- und Compositionsoperatoren und einer Defuzzifizierungsmethode, entwickelt.
- In einem zweiten Schritt werden die zu justierenden Parameter (z. B. Plausibilitätswerte der einzelnen Regeln) anhand von repräsentativen Einplanungsentscheidungen analog zum Neuronalen Netz vorjustiert.
- In einer letzten Phase werden Parameter, für die eine hinreichende Theorie existiert, manuell nachjustiert.

Dieses Vorgehen verbindet die Fähigkeiten von Experten, ein konsistentes Modell für eine begrenzte Planungs- oder Steuerungsaufgabe zu entwickeln, mit den Möglichkeiten von Methoden des Maschinellen Lernens, implizites Wissen auszuwerten.

⁶ Bem.: Dieser Ansatz ermöglicht es insbesondere einen vielfach diskutierten Nachteil Neuronaler Netze, nämlich eine fehlende Erklärungskomponente, zu kompensieren.

5.3.1 Interpretation von FECs als Neuronale Netze bzw. von Neuronalen Netzen als FECs

Bei der Entwicklung von Neuro-Fuzzy-Systemen ist zunächst zu prüfen, inwiefern Fuzzy-Expert-Controller als spezielle Neuronale Netze dargestellt werden können, deren Gewichtungsfaktoren z. B. als Parameter von Verknüpfungsoperatoren interpretierbar sind, bzw. inwiefern Neuronale Netze als Fuzzy-Expert-Controller mit einer festen Regelstruktur aufgefaßt werden können⁷.

Hierzu soll zunächst folgender Fuzzy-Expert-Controller, bestehend aus zwei Inputvariablen L_1 und L_2 mit je zwei Termen $t_1^{L_1}$, $t_2^{L_1}$, $t_1^{L_2}$, $t_2^{L_2}$, den Basisvariablen BV^{L_1} , BV^{L_2} , einer Outputvariable L_3 mit den Termen $t_1^{L_3}$, $t_2^{L_3}$ und einer Regelstruktur aus acht Teilregeln $((L_1 \circ L_2) \circ L_3)$ untersucht werden. Hierbei seien $\mu_{t_1^{L_1}}^{L_1}$, $\mu_{t_2^{L_1}}^{L_1}$, $\mu_{t_1^{L_2}}^{L_2}$, $\mu_{t_2^{L_2}}^{L_2}$, $\mu_{t_1^{L_3}}^{L_3}$, $\mu_{t_2^{L_3}}^{L_3}$ Membershipfunktionen⁸ für die Terme der linguistische Variablen L_1 , L_2 und L_3 , \bar{w}_k der Vektor der zu den Hypothesen $t_k^{L_3}$ ($k \in \{1, 2\}$) bzw. zu den entsprechenden Prämissen gehörenden Plausibilitätswerte,

$$F_{\text{Agg}} \begin{cases} L_1, L_2 \rightarrow F_{\text{Agg}} \\ f_{\text{Agg}}(\mu_{t_s^{L_1}}^{L_1}, \mu_{t_t^{L_2}}^{L_2}) \rightarrow f_{\text{Agg}}; s, t \in \{1, 2\}, \end{cases}$$

⁷ Prinzipiell bedeutet eine Interpretation von Neuronalen Netzen als FECs, daß ein Paradigma Neuronaler Netze: "Das Wissen ist im gesamten Netz verteilt" aufgegeben werden muß. Durch das Festhalten spezieller Gewichte bildet sich eine lokal verteilte Regelstruktur. Dies ermöglicht es, Entscheidungen des Neuronalen Netzes zu erklären, schränkt aber die Fehlertoleranz des Netzes gegenüber defekten PEs stark ein.

⁸ Zur Vereinfachung der Darstellung sind die Argumente der Membershipfunktionen nicht explizit notiert.

$$F_{\text{Com}} \left\{ \begin{array}{l} F_{\text{Agg}}, F_{\text{Agg}}, F_{\text{Agg}}, F_{\text{Agg}} \rightarrow L_3 \\ f_{\text{Com}}^k (f_{\text{Agg}}(\mu_{t_1}^{L_1}, \mu_{t_1}^{L_2}), f_{\text{Agg}}(\mu_{t_1}^{L_1}, \mu_{t_2}^{L_2}), f_{\text{Agg}}(\mu_{t_2}^{L_1}, \mu_{t_1}^{L_2}), f_{\text{Agg}}(\mu_{t_2}^{L_1}, \mu_{t_2}^{L_2})), \bar{w}_k \rightarrow t_k^{L_3}; \end{array} \right.$$

Aggregations- bzw. Compositionsoperatoren,

$$D \left\{ \begin{array}{l} L_3, L_3 \rightarrow S \\ d(f_{\text{Com}}^1(\dots), (f_{\text{Com}}^2(\dots))) \rightarrow s \end{array} \right.$$

die Defuzzifizierungsfunktion und s der Output des betrachteten Fuzzy-Expert-Controllers. F_{Agg} und F_{Com} seien streng monoton wachsende Quasi-Boolsche-Funktionen⁹.

Abbildung 5-6 zeigt die Interpretation des skizzierten Fuzzy-Expert-Controllers als Neuronales Netz. Als Aggregationsoperator wird ein Produktoperator, als Kompensationsoperator der Averageoperator und als Defuzzifizierungsmethode das COM-Verfahren gewählt [74]. Das skizzierte Backpropagation-Netz besteht aus einer Eingabeschicht, drei Zwischenschichten und einer Ausgabeschicht. Als Aktivierungsfunktionen a_i (Eingabe- und Transferfunktionen) werden Sigma-Pi-Units¹⁰

$$a_i = f_i \left(\sum_j w_{ij} \prod_k o_{jk} \right)$$

⁹ Eine Funktion heißt Quasi-Boolsche-Funktion genau dann, wenn sie an den Ecken des n -dimensionalen Einheitswürfels zu einer Booleschen Funktion äquivalent ist. Die Beschränkung auf Quasi-Boolsche-Funktionen bedeutet hierbei infolge der semantischen Definition von Aggregations- und Compositionsoperatoren keine wesentliche Einschränkung.

¹⁰ Zu jeder Booleschen Funktion kann eine Quasi-Boolsche-Funktion in Form einer Sigma-Pi-Aktivierungsfunktion konstruiert werden. Diese kann als Aggregations- und/oder Compositionsoperator in einem Fuzzy-Expert-Controller bzw. im korrespondierenden Neuronalen Netz eingesetzt werden. Die Konstruktion Quasi-Boolescher-Sigma-Pi-Aktivierungsfunktionen kann z. B. über die disjunktive Normalform erfolgen.

und als Ausgabefunktion die identische Abbildung ($o_i = a_i(t)$) verwandt. Abbildung 5-5 zeigt die Struktur einer Sigma-Pi-Unit. Die Verwendung von Sigma-Pi-Units erfordert eine Modifikation der in Kapitel 5.2 vorgestellten Lernregel (vgl. [75]):

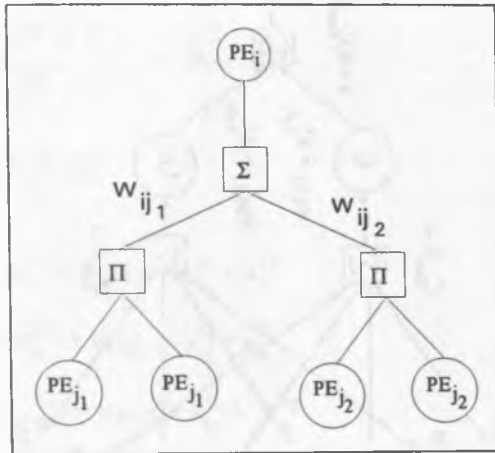


Abbildung 5-5: Struktur einer Sigma-Pi-Unit



[Faint text at the bottom of the page, likely a page number or footer, is mostly illegible.]

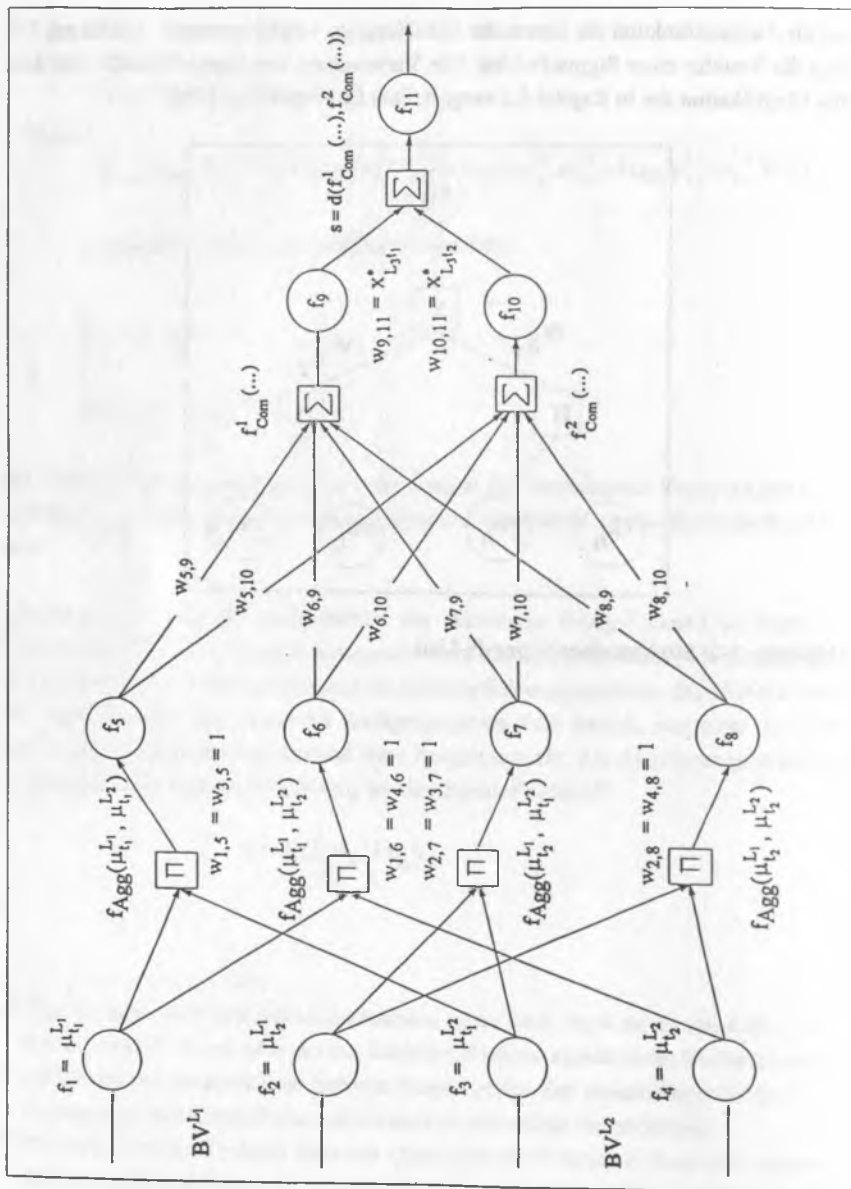


Abbildung 5-6: Interpretation eines FEC als Neuronales Netz

$$\mu_{t_1}^{L_1} = f_1, \quad \mu_{t_2}^{L_1} = f_2, \quad \mu_{t_1}^{L_2} = f_1, \quad \mu_{t_2}^{L_2} = f_4$$

$$f_5, f_6, \dots, f_{11} \begin{cases} F_i \rightarrow F_i \\ f_i \rightarrow f_i \end{cases} \quad i \in \{5, \dots, 11\}$$

$$o_i = f_i \left(\sum_j w_{ij} \prod_k o_{jk} \right)$$

$$f_{\text{Agg}}(\mu_{t_1}^{L_1}, \mu_{t_1}^{L_2}) = w_{1/3,5} * \mu_{t_1}^{L_1} * \mu_{t_1}^{L_2}$$

$$f_{\text{Agg}}(\mu_{t_1}^{L_1}, \mu_{t_2}^{L_2}) = w_{1/4,6} * \mu_{t_1}^{L_1} * \mu_{t_2}^{L_2}$$

$$f_{\text{Agg}}(\mu_{t_2}^{L_1}, \mu_{t_1}^{L_2}) = w_{2/3,7} * \mu_{t_2}^{L_1} * \mu_{t_1}^{L_2}$$

$$f_{\text{Agg}}(\mu_{t_2}^{L_1}, \mu_{t_2}^{L_2}) = w_{2/4,8} * \mu_{t_2}^{L_1} * \mu_{t_2}^{L_2}$$

$$f_{\text{com}}^1(\dots) = w_{5,9} (f_{\text{Agg}}(\mu_{t_1}^{L_1}, \mu_{t_1}^{L_2}) + w_{6,9} f_{\text{Agg}}(\mu_{t_1}^{L_1}, \mu_{t_2}^{L_2}) + w_{7,9} f_{\text{Agg}}(\mu_{t_2}^{L_1}, \mu_{t_1}^{L_2}) + w_{8,9} f_{\text{Agg}}(\mu_{t_2}^{L_1}, \mu_{t_2}^{L_2}))$$

$$f_{\text{com}}^2(\dots) = w_{5,10} (f_{\text{Agg}}(\mu_{t_1}^{L_1}, \mu_{t_1}^{L_2}) + w_{6,10} f_{\text{Agg}}(\mu_{t_1}^{L_1}, \mu_{t_2}^{L_2}) + w_{7,10} f_{\text{Agg}}(\mu_{t_2}^{L_1}, \mu_{t_1}^{L_2}) + w_{8,10} f_{\text{Agg}}(\mu_{t_2}^{L_1}, \mu_{t_2}^{L_2}))$$

$$s = d(f_{\text{com}}^1(\dots), f_{\text{com}}^2(\dots)) = w_{9,11} f_{\text{com}}^1(\dots) + w_{10,11} f_{\text{com}}^2(\dots)$$

$$o_i = a_i(t)$$

Abbildung 5-7: Interpretation des Neuronalen Netzes aus Abbildung 5-6 als FEC

Die variablen Gewichte $w_{5,9}$ bis $w_{8,10}$ können als zu lernende Plausibilitätswerte der Teilregeln des FEC interpretiert werden. Die fixen Gewichte $w_{9,11}$ und $w_{10,11}$ bzw.

$X_{L_3 t_1}^*$ und $X_{L_3 t_2}^*$ bezeichnen den Abszissenwert¹¹, bei dem die Membershipfunktionen von $t_1^{L_3}$ bzw. $t_2^{L_3}$ maximal sind¹².

5.3.2 Kombination von Backpropagation-Netzen mit einer Lernregel aus dem "Competitive Learning" zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen

Besonders kritisch beim Entwurf von Fuzzy-Expert-Controllern zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen ist i. allg. die Bestimmung der Plausibilitäten der einzelnen Regeln (vgl. Kap. 7.3). Hierfür ist ein Modell erforderlich, auf dessen Grundlage eine konsistente Strategie zur Justierung der einzelnen Plausibilitätswerte entwickelt werden kann. Ist dies z. B. aufgrund der Anzahl der zu berücksichtigenden Parameter oder Interdependenzen einzelner Einflußgrößen nicht möglich, empfiehlt es sich, die Feinabstimmung der Regel- bzw. Inferenzstruktur über eine Auswertung von repräsentativen Einplanungsbeispielen vorzunehmen.

Hierzu sind die Gewichte der einzelnen Regeln, die auch als Parameter des Compositionsoperators aufgefaßt werden können, anhand entsprechender Daten zu justieren. Ist für die Verknüpfung der Werte der Aggregationsoperatoren ein Maximum-Operator hinreichend, können die zu modifizierenden Gewichte des korrespondierenden Neuronalen Netzes auf die Verbindungen reduziert werden, bei denen das Produkt aus Aggregationsoperator und Plausibilitätsfaktor maximal wird. Eine Variation dieser Gewichte bzw. Plausibilitätswerte erscheint besonders erfolgsversprechend. Dieses Vorgehen weist Parallelen zum "Competitive Learning" auf, bei dem i. allg. nur diejenigen Verbindungen modifiziert werden, deren Variation in Hinblick auf das geforderte Netzwerkverhalten am aussichtsreichsten ist. Die beim "Competitive Learning" eingesetzten Lernregeln basieren i. allg. auf der Hebb'schen Lernregel [86] :

$$\Delta w_{ij} = \eta(a_i(t)a_j(t))$$

$a_i(t)$ Aktivierungszustand des Prozebelementes PE_i
 $a_j(t)$ Aktivierungszustand des Prozebelementes PE_j
 η Lernfaktor

¹¹ Diese Werte werden zur Berechnung des Outputwertes nach dem COM-Verfahren benötigt.

¹² Die skizzierte Struktur eines Neuro-Fuzzy-Systems läßt sich leicht auf mehrstufige FECs bzw. auf entsprechende Aggregations- und Compositionsoperatoren übertragen.

und erfordern einen relativ geringen Berechnungsaufwand. Entsprechend empfiehlt sich aus Effizienzgründen bei der Konstruktion von Neuro-Fuzzy-Systemen, bei denen:

- lediglich eine Adaption der Plausibilitätswerte einzelner Regeln mittels Beispieldaten durchgeführt werden soll und
- zur Operationalisierung von Compositionsoperatoren eine Kombination aus Produkt- und Maximum-Operator ("Max./Prod.-Inferenz") hinreichend ist,

die Verwendung einer vereinfachten Lernregel, die ohne eine Berechnung von Ableitungen zur Bestimmung der Gewichte im Neuronalen Netz auskommt.

Hierbei ist zu beachten, daß die von der Hebb'schen Lernregel abgeleiteten Regeln i. allg. für selbstorganisierende Netze angewandt werden. Für einen Einsatz in Backpropagation-Netzen empfiehlt sich eine Modifikation des Lernverfahrens z. B. nach folgendem Muster:

- Zunächst wird mit dem bestehenden Netz für einen gegebenen Eingabevektor der entsprechende Ausgabewert berechnet (Vorwärtspropagierung).
- Durch Vergleich der berechneten Ausgabe und der vorgegebenen Ausgabewerte der Einplanungsbeispiele wird der aktuelle Netzwerkfehler ermittelt. Beginnend mit den Ausgabeeinheiten werden in Abhängigkeit des aufgetretenen Fehlers die Kantengewichte modifiziert, bei denen eine Gewichtsveränderung am erfolgversprechendsten ist. Das Netz wird dabei rückwärts bis zum Erreichen der Eingabeeinheiten durchlaufen (Rückwärtspropagierung).

Beim Vorwärtsschritt wird neben den Outputwerten für alle Hypothesen diejenige Verbindung markiert, für die das Produkt aus Eingabewert und Plausibilitätswert maximal ist. Für die weitere Verfahrensweise ist dann, je nach Anzahl der Hypothesen (Terme) der linguistischen Variable eines Outputparameters, eine Fallunterscheidung zu treffen. Sind beispielsweise zwei Hypothesen für eine Outputvariable definiert, können folgende Fälle unterschieden werden:

- Der vom Netz berechnete Output weicht vom vorgegebenen Ausgabewert der Beispieldaten betragsmäßig um höchstens x Prozent ab.

- Der vom Netz berechnete Output liegt um mindestens x Prozent unter dem durch die Beispieldaten vorgegeben Wert.
- Der vom Netz berechnete Output liegt um mindestens x Prozent über dem durch die Beispieldaten vorgegeben Wert.

Im ersten Fall werden die Gewichte des Netzwerkes nicht modifiziert. Dieses Vorgehen führt i.allg. zu einer Beschleunigung des Lernverfahrens und reduziert das Risiko, durch eine Veränderung der Gewichte bereits gelernte Muster zu überdecken.

Im zweiten Fall wird lediglich der Teil des Netzes betrachtet, welcher mit der Hypothese verbunden ist, die für die, relativ gesehen, "höheren" Werte der Basisvariable steht. Hierbei wird davon ausgegangen, daß der Fehler durch eine Erhöhung von Gewichten in diesem Teil des Netzes reduziert wird. Hierzu wird, beginnend mit den Regelblöcken, die die entsprechende Hypothese enthalten, das Gewicht verändert, das im Vorwärtsschritt als aussichtsreichstes markiert wurde. Die Änderung des entsprechenden Gewichtes kann z. B. nach folgender Formel:

$$w_{\text{neu}} = \min(w_{\text{alt}} + r, 1)$$

bestimmt werden, wobei r eine Zufallszahl aus dem Intervall [0,1] bzw. aus einem fall-spezifisch eingeschränkten Teilintervall ist. Dieses Vorgehen wird sequentiell für alle mit der ausgewählten Starthypothese verbundenen Hypothesen wiederholt, bis die Eingabeschicht erreicht ist. Regeln verschiedener Regelblöcke können hierbei parallel verarbeitet werden.

Im dritten Fall wird, ausgehend von der Hypothese, die für die, relativ gesehen, "niedrigeren" Werte der Basisvariable steht, analog verfahren.

Das Verfahren bricht ab, wenn am Ende eines Trainingslaufes der durchschnittliche Fehler kleiner als eine obere Schranke ist. Diese ist so zu bestimmen, daß die entsprechend trainierten Netze ein bezüglich der Abstimmung von Stoff- und Energieströmen unter Berücksichtigung der betriebswirtschaftlichen und emissionsorientierten Zielkriterien hinreichendes Verhalten aufweisen.

6 Modellierung eines vernetzten Produktionssystems aus der Textilindustrie zur Analyse emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen

Für eine Beurteilung der Eignung der skizzierten Ansätze zur Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen ist es erforderlich, diese an einem realen Produktionssystem zu analysieren bzw. zu verifizieren. Hierzu wird ein Beispiel aus der Textilindustrie verwandt (Abbildung 6-1). Gründe hierfür sind u. a.:

- vernetzte Struktur des Produktionssystems,
- Verfügbarkeit von Produktionsdaten,
- Emissionsbelastung derartiger bzw. vergleichbarer Produktionssysteme,
- Relevanz vergleichbarer Produktionssysteme in den fünf neuen Bundesländern und
- Automatisierungspotential von Färbereien [87, 88, 89, 90].

Das Produktionssystem besteht aus:

- einer Färberei,
- einem Wasserkraftwerk,
- einem Kesselhaus,
- einer Spinnerei,
- einer Weberei und
- einer Rauchgasneutralisationsanlage.

Die Färberei, eine Garnfärberei, umfaßt zwei Produktionsstufen, den Färbeprozess sowie das "Trocknen" der gefärbten Garne. Für die Produktion werden u. a. Dampf/Heißwasser und Strom benötigt. Diese Ressourcen werden von zwei vorgelagerten Kraftwerken zur Verfügung gestellt. Das im Rauchgas des Kraftwerkes enthaltene CO_2 und SO_2 wird in einer nachgeschalteten Abwasseraufbereitungsanlage zur Neutralisation der alkalischen Abwässer der Färberei verwandt. Die Speichermöglichkeiten von Dampf/Heißwasser sowie das Fassungsvermögen des Abwasserbeckens vor dem Begasungsturm sind begrenzt. Die verfügbaren Kapazitäten der Ver-/Entsorgungseinrichtungen verhalten sich dynamisch und sind u. a. eine Funktion exogener Einflußfaktoren (z. B. der Smoglage oder des Wasserpegels im Zufluß). Die zu färbenden Garne kommen aus der Spinnerei und werden teilweise direkt vertrieben, teilweise in der Weberei weiter verarbeitet.

Der durch die Produktion bedingte Ressourcenbedarf sowie die Zusammensetzung des Abwassers können als Funktion der eingesetzten Rezepturen bzw. der ausgewählten Färbeverfahren beschrieben werden. Das Anfallprofil bzw. der zeitliche Verlauf von Stoff- und Energieströmen hängen signifikant von der Zuordnung der einzelnen Parteien auf die Aggregate bzw. von der Wahl der Produktionsverfahren ab.

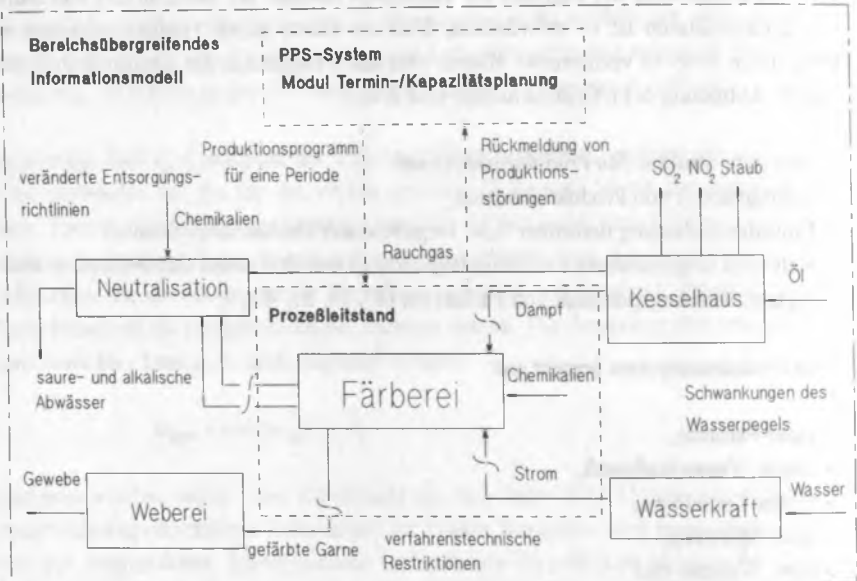


Abbildung 6-1: Struktur eines exemplarischen vernetzten Produktionssystems aus der Textilindustrie

Da die Überprüfung der beschriebenen Produktionsabstimmungsmechanismen aus technischen und organisatorischen Gründen nicht an realen Produktionssystemen durchgeführt werden kann, wird die Analyse der Abstimmungsmechanismen mit Hilfe eines Simulationsmodells durchgeführt. Dieser Ansatz bietet die für die Untersuchung benötigte Flexibilität.

Die Modellierung und Implementation des gesamten Systems erfolgt in zwei Stufen:

- Erstellung eines Simulationsmodells des Produktionssystems,

- Entwicklung und Implementierung von Systemen zur Auswahl einzuplanender Aufträge sowie zur Verfahrensauswahl¹².

Die Modellierung des Produktionssystems wird gemäß der in Kapitel 4 skizzierten Vorgehensweise durchgeführt.

6.1 Spezifikation der Problemstellung

Ziel der Simulationsstudie ist es, die Einsatzmöglichkeiten von:

- Fuzzy-Expert-Controllern,
- Neuronalen Netzen und
- Neuro-Fuzzy-Systemen

zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen unter Berücksichtigung betriebswirtschaftlicher und emissionsorientierter Kriterien zu untersuchen. Eine Bewertung der verschiedenen Ansätze erfolgt anhand der:

- Produktionsmenge, die im Planungshorizont (eine Woche im Drei-Schichtbetrieb) bearbeitet wird und der
- Effizienz der Rauchgasneutralisationsanlage (definiert als das Verhältnis von neutralisierten zu angefallenen Abwasserfrachten).

Grund für die Auswahl dieser Kriterien sind die Ergebnisse einer Systemanalyse. Danach impliziert eine Steigerung der Effizienz der Rauchgasreinigungsanlage bzw. der Produktionsmenge eine:

- *Reduktion des Chemikalieneinsatzes*: Bei einer ungenügenden Abstimmung des Rauchgasvolumenstroms und der alkalischen Abwasserfrachten der Färberei müssen temporär überschüssige alkalische Abwässer mittels Fremchemikalien, z. B. HCl oder H_2SO_4 , neutralisiert werden.
- *Verminderung problematischer Salze*: Eine Reduktion von HCl bzw. H_2SO_4 impliziert eine geringere Chlorid- bzw. Sulfatbelastung.

¹²Diese Systeme sind "on line" mit dem Simulationssystem gekoppelt und steuern die Simulation des Produktionsprozesses.

- *Reduktion von CO₂- und SO₂-Emissionen*
- *Effizientere Ausnutzung der angebotenen Energie:* Eine Steigerung der Produktionsmenge führt in dem untersuchten Produktionssystem bei konstantem Energieangebot i. allg. zu einem höheren Ausnutzungsgrad der eingesetzten Energie.
- *Verminderung der Abwärmeverluste:* Durch eine bessere Ausnutzung des Dampf-/Heißwasserangebotes werden Abwärmeverluste vermindert.
- *Erhöhung der Termintreue:* Dispositionsgrundlage der Färberei ist das vom übergeordneten PPS-System nach Fertigstellungsterminen geordnete Produktionsprogramm. Eine Erhöhung der Produktionsmenge impliziert somit i. allg. eine höhere Quote termingerech fertiggestellter Aufträge.
- *Verkürzung der Durchlaufzeiten:* Da es sich in der Färberei im wesentlichen um sequentielle Prozesse handelt, impliziert eine Steigerung der Produktionsmenge kürzere Durchlaufzeiten.

Ferner ergibt eine Systemanalyse, daß die Bewertungs- bzw. Zielkriterien (Steigerung der Effizienz der Rauchgasreinigungsanlage, Steigerung der Produktionsmenge) signifikant von der Abstimmung von Stoff- und Energieströmen abhängen, die wiederum als Funktion der

- zeitlichen Zuordnung der potentiell zu bearbeitenden Aufträge auf die Aggregate und
- Auswahl potentiell einsetzbarer Produktionsverfahren zum Färben der Partien

beschrieben werden können.

6.2 Systemanalyse und Informationsbeschaffung

Die Systemanalyse umfaßt neben der Definition und Operationalisierung der Bewertungs- und Zielkriterien eine Beschreibung des Produktionssystems sowie eine Identifizierung entscheidungsrelevanter Parameter, die als Inputgrößen für die Fuzzy-Expert-Controller bzw. Neuronale Netze verwandt werden können.

Bei der Analyse des Produktionssystems wird nach der in Kapitel 4 vorgeschlagenen Vorgehensweise verfahren. Eine Systemanalyse für einzelne Teile des Produktionssystems ergibt u. a. folgende Ergebnisse:

Färberei

Die Färberei besteht aus zwei Produktionsstufen:

- Färben und
- Trocknen.

Hierfür stehen sechs Färbeaggregate sowie ein Trockenaggregat zur Verfügung. In Tabelle 6-1 sind die Kapazitäten der einzelnen Aggregate aufgeführt.

Tabelle 6-1: Kapazitäten von Aggregaten in der Färberei

Aggregate:	Kapazitäten [kg/Charge]
Färbeaggregat 1	300
Färbeaggregat 2	300
Färbeaggregat 3	300
Färbeaggregat 4	300
Färbeaggregat 5	100
Färbeaggregat 6	100
Trockenaggregat	600

Die Pumpen der Färbeaggregate sowie der Trockner benötigen elektrische Energie, die von einem vorgelagerten Wasserkraftwerk zur Verfügung gestellt wird. Tabelle 6-2 gibt den Leistungsbedarf der einzelnen Aggregate an.

Tabelle 6-2: Leistungsbedarf von Aggregaten in der Färberei

Aggregate	Leistungsbedarf [kW]
Färbeaggregat 1	40
Färbeaggregat 2	40
Färbeaggregat 3	40
Färbeaggregat 4	40
Färbeaggregat 5	20
Färbeaggregat 6	20
Trockenaggregat	80

Die Färbeaggregate werden im Batchmodus betrieben. Die eingesetzten Färbeverfahren setzen sich aus drei Stufen zusammen:

- einer Vorbehandlung,
- dem eigentlichen Färbeprozess und
- einer Nachbehandlung.

Stoff- und Energieströme der einzelnen Stufen hängen insbesondere von auftragspezifischen Daten (z. B. geforderte Garnqualitäten, Farbstoffe, Partiegrößen) und eingesetzten Färbeverfahren (z. B. Halbpigmentierverfahren, Hochtemperaturverfahren) ab. Abbildung 6-2 zeigt mögliche Kombinationen von Garnqualitäten und Farbstoffen.

Färbeverfahren	Garnqualitäten	Baumwolle	Baumwolle/Viskose	Viskose	Polyester	Acryl
Hochtemperaturverfahren						
Halbpigmentierverfahren						
Kurzfärbeverfahren						
⋮						
	Farbstoffe					
	Naphtol	•	•	•	•	
	Indanthren	•	•	•	•	•
	Reaktiv	•				
	⋮					

Abbildung 6-2: Eingesetzte Kombinationen von Farbstoffen und Färbeverfahren

Zum Färben mit verschiedenen Farbstoffen können unterschiedliche Färbeverfahren zum Einsatz kommen. Für Indanthren-Farbstoffe werden z. B.:

- IK-Verfahren,
- IW-Verfahren,
- IN-Verfahren bzw.
- Kurzfärbeverfahren,
- Pigmentierverfahren,
- Temperaturstufenverfahren,
- Halbpigmentierverfahren,
- Hochtemperaturverfahren

angewandt¹³ [91]. Diese unterscheiden sich hinsichtlich der Färbetemperatur sowie in den Zusätzen von Natronlauge, Natriumhydrosulfit und NaCl. Mit vielen Farbstoffen kann nach mehreren Verfahren gefärbt werden. Die für die einzelnen Färbeverfahren erforderlichen Zeiten und Temperaturen unterscheiden sich beachtlich. Die Abbildungen 6-3 und 6-4 zeigen typische Temperaturprofile ausgewählter Färbeverfahren.

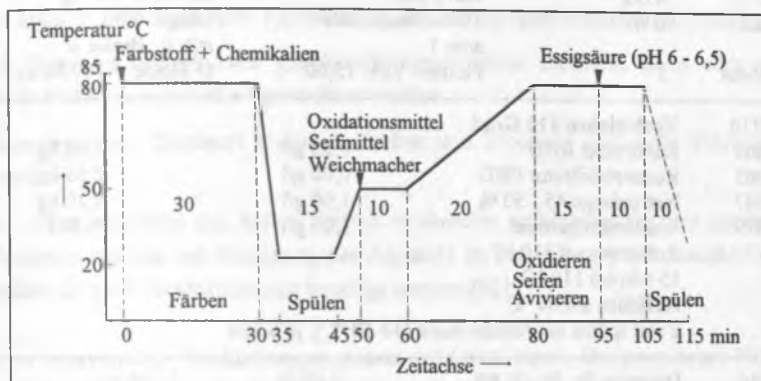


Abbildung 6-3: Zeit-Temperaturprofil eines Kurzfärbeverfahrens

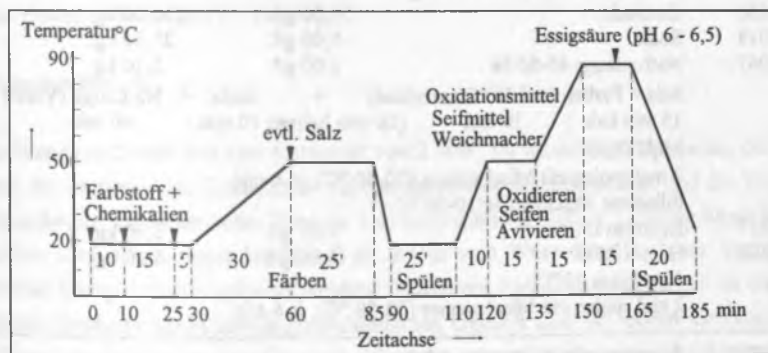


Abbildung 6-4: Zeit-Temperaturprofil eines Halbpigmentierverfahrens

Eine Kombination aus einer speziellen Garnqualität (z. B. Baumwollgarn), einem Farbstoff (z. B. Indanthren) und einem Färbeverfahren (Temperaturstufenverfahren) determiniert eine Rezeptur und somit den Energiebedarf und die Abwasserzusammensetzung einer Partie. Abbildung 6-5 zeigt beispielhaft eine Rezeptur für eine Indanthren-Baumwollfärbung.

¹³Die verwandten Abkürzungen sind in der Textilindustrie gebräuchlich.

Partie/KNr	: 4845		
Qualität	: BW		
App./Masch.	: 4		34/2 RBT
<hr/>			
Rezept	: BW 4792		
Kunde	: CDG	C. D. Garnverkauf	Termin: 24.02.92
Farbe	: 4792	Red Plum	Gewicht: 300 kg
Qualität	: BW	100% Baumwolle	Länge: 0,00
		a'm: 1	m2: 0 Breite: 0
Verfahren	: 3	Flotten- V/A: 15,00	G-Flotte: 5 100,00 kg
<hr/>			
M V 110	Vorbleichen 110 Grad		
C 20061	Ruconetzer RNU	0,20 g/l	1,02 kg
C 20062	Ruconstabilisator OPD	0,00 g/l	2,55 kg
C 20047	Natronlauge 45 - 50 %	1,00 g/l	5,10 kg
C 20079	Wasserstoffperoxid	1,00 g/l	5,10 l
	Aufheizen auf 110 °C		
	15 min bei 110 °C		
	Abkühlen auf 80 °C		
	2 mal spülen mit Mischwasser (30-50 °C), je 6 min		
<hr/>			
F 18646	Drimaren Br. Rot K-8B	4,00 %	12,80 kg
F 18153	Levafixbrl. Blau E FFN	0,47 %	1,49 kg
M R 2	40 °C/60M./50K-Salz/1 Lauge		
C 20100	Kochsalz	50,00 g/l	255,00 kg
C 20018	Soda	5,00 g/l	25,50 kg
C 20047	Natronlauge 45-50 %	1,00 g/l	5,10 kg
	Salz + Farbst. (auf 40 °C aufheizen) + Soda + Na.Lauge (Verd.)		
	15 min kalt	10 min (10 min halten)	10 min 60 min
	MUSTERN		
	2 mal spülen mit Mischwasser (30-50 °C), je 6 min		
	füllen mit Mischwasser 30-50 °C		
C 20057	Rucogen DG	1,00 g/l	5,10 kg
C 20102	Heptol RFO	1,00 g/l	5,10 kg
	10 min bei 95 °C		
	2 mal spülen mit Mischwasser (30-50 °C), je 6 min		
<hr/>			
M W SRF	REWIS SRF TUB WES LUSTR BA		
	kalt 10 min		
C 20021	Essigsäure 60 %	1,00 g/l	5,10 kg
C 20084	Rewin SRF	2,00 g/l	10,20 kg
	Essigsäure 5 min vorlaufen, Rewin geben (10 min austauschen)		
	Lustravin + Tubingal Wes zugeben in 15 min bis 60 °C 10 min		
C 20012	Lustraffin BA	2,50 g/l	12,75 kg
C 20013	Tubingal Wes	2,50 g/l	12,75 kg
	bei 60 °C 15 min laufen lassen		

Abbildung 6-5: Rezeptur für eine Reaktiv-Färbung von Baumwolle

Ferner sind u. a. folgende verfahrens- und produktionstechnische Restriktionen zu beachten:

- Es werden nur 100 kg, 200 kg, 300 kg und 600 kg Partien gefärbt.
- Bei Färbungen von 200 kg bzw. 600 kg Aggregaten sind entsprechende Aggregate zu koppeln, um die gleiche Farbflotte für beide Aggregate benutzen zu können.
- Im Trockner können zwar gleichzeitig verschiedene Farbtöne, nicht aber unterschiedliche Garnqualitäten getrocknet werden.
- Eine maximale Zeitdauer zwischen Färben und Trocknen darf nicht überschritten werden.
- Es sollte möglichst von hellen Farben zu dunklen gefärbt werden, um zusätzliche Auskochvorgänge zur Reinigung der Apparate zu vermeiden, wozu sowohl Chemikalien als auch Produktionszeit benötigt werden [92].

Das zu bearbeitende Produktionsprogramm wird von einem übergeordneten PPS-System auf der Basis von Fertigstellungsterminen bestimmt. Es umfaßt einen Planungshorizont von einer Woche. Weitere Informationen zum technischen Aufbau von Färbereien finden sich u.a. in [93, 94, 95].

Wasserkraftwerk

Das Wasserkraftwerk hat eine Kapazität von 2 MW. Es versorgt die Spinnerei, die Weberei, die Färberei, das Kesselhaus, die Rauchgasneutralisationsanlage und die Verwaltungsgebäude mit elektrischer Energie. Die insgesamt verfügbare Leistung hängt insbesondere vom Wasserpegel im Zufluß ab. Nicht vom Wasserkraftwerk zur Verfügung gestellte Energie muß zugekauft werden. Besondere Anforderungen an die zu entwickelnden Produktionsabstimmungsmechanismen ergeben sich bei einem Gefrieren des Zuflusses im Winter, da eine Überschreitung der vertraglich fixierten Abnahmemengen vom entsprechenden Energieversorgungsunternehmen (EVU) mit erheblichen Mehrkosten verbunden ist. Die für die Färberei zur Verfügung stehende Leistung hängt neben dem Wasserpegel auch vom teilweise schwankenden Energiebedarf der anderen Produktionseinheiten ab.

Kesselhaus

Das Kesselhaus besteht aus drei Ölkesseln, von denen einer (Kessel 3) normalerweise in kalter Redundanz geschaltet ist. In Tabelle 6-3 sind die Kapazitäten der Ölkessel aufgeführt.

Als Brennstoff wird leichtes Heizöl eingesetzt. Das Kesselhaus versorgt die Färberei und die Weberei mit Dampf. Zwischen Kesselhaus und Färberei bzw. Weberei ist eine Enthärtungsanlage geschaltet, da in der Färberei und Weberei weiches Wasser benötigt wird. Das im Rauchgas des Kesselhauses enthaltene CO_2 bzw. SO_2 wird zur Neutralisation der primär alkalischen Abwässer der Färberei in der nachgeschalteten Rauchgasneutralisationsanlage verwandt. Die verfügbare Leistung des Kesselhauses hängt u.a. von externen Faktoren wie z. B. Smog (vgl. Smogverordnung [96]) ab.

Tabelle 6-3: Kapazitäten der Kessel im Kesselhaus

Aggregate	Dampfkapazität[t/h]
Kessel 1	15
Kessel 2	15
Kessel 3	10

Rauchgasneutralisationsanlage

Die Rauchgasneutralisationsanlage besteht u.a. aus [97]:

- einem Textilfasersieb zur Filtration von Abwasser mit einer Leistung von $100 \text{ m}^3/\text{h}$, max. $150 \text{ m}^3/\text{h}$,
- einem Misch- und Ausgleichsbecken zur Speicherung der filtrierten Abwässer mit einem Inhalt von 540 m^3 ,
- drei Förderpumpen mit einer Förderleistung von jeweils $50 \text{ m}^3/\text{h}$ bei 30 m WS ; die Pumpen dienen zur Förderung des Abwassers in den Rauchgasneutralisator und zur Umwälzung des Inhaltes im Misch- und Ausgleichsbecken,
- einem Begasungsturm (Abbildung 6-6, Tabelle 6-4) zur Neutralisation des Abwassers mit Rauchgas, ausgelegt für die in Tabelle 6-5 angegebenen Rahmenbedingungen.

Tabelle 6-4: Dimensionierung des Begasungsturms

Begasungsturm	Länge	1 000 mm
	Breite	2 000 mm
	Höhe	3 600 mm

Tabelle 6-5: Kenngrößen des Begasungsturms

Abwasser	Leistung	40 - 50 m ³ /h
Rauchgas	Leistung	1 500 m ³ /h
	Temperatur	493 - 513 K
	Druck	1 961 pa
	CO ₂ -Gehalt	10 Vol.-%

Der Begasungsturm enthält u. a.:

- eine eingebaute Mischeinrichtung zur gleichmäßigen Wasserverteilung und intensiven Durchmischung von Wasser mit Rauchgas,
- eine Umwälzpumpe (50 m³/h bei 30 m WS),
- einen außenliegenden Wasserstandszeiger mit eingebautem Niveauregler und
- eine pH-Kontrolle.

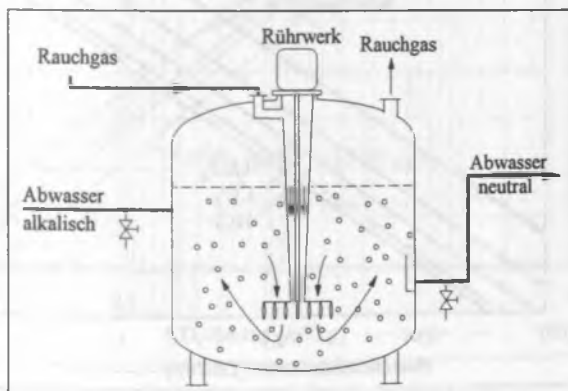


Abbildung 6-6: Schematische Darstellung einer Anlage zur Neutralisation alkalischer Abwässer mit Rauchgas aus einer Kesselfeuerung [98]

Die Rauchgasneutralisationsanlage kann prinzipiell mit verschiedenen Säuren, CO_2 (Kohlensäure) oder Rauchgas betrieben werden. Aufgrund der Gesteungskosten (Abbildung 6-7) und der beim Einsatz anfallenden Salze kommen jedoch vorzugsweise HCl , H_2SO_4 , CO_2 oder Rauchgas für die praktische Lösung in Betracht. Der Einsatz von HCl und H_2SO_4 stellt eine Gefährdung für das Personal dar und erfordert neben korrosionsfesten Behältern und Leitungen wartungsbedürftige Einrichtungen für die Zudosierung der Säuren über eine pH-Wert-Messung und -Regelung. Darüber hinaus gelten die bei der Reaktion mit H_2SO_4 entstehenden Salze als unerwünscht und unterliegen Beschränkungen, die eine Neutralisation alkalischer Abwässer mit hohem Ausgangs-pH-Wert durch Schwefelsäure praktisch verbieten oder eine nachträgliche Verdünnung des Abwassers erforderlich machen [46]. Demgegenüber bietet die Verwendung von CO_2 eine Reihe von Vorteilen:

- Aufgrund der geringen Löslichkeit von CO_2 ist eine Übersäuerung des Abwassers nicht möglich.
- Aufwendige und störanfällige pH-Meß- und Regelungseinrichtungen können entfallen.
- Carbonate gelten gegenüber Sulfaten bzw. Chloriden als umweltverträglicher.
- Die Handhabung von CO_2 bzw. CO_2 -haltigem Rauchgas ist problemlos.

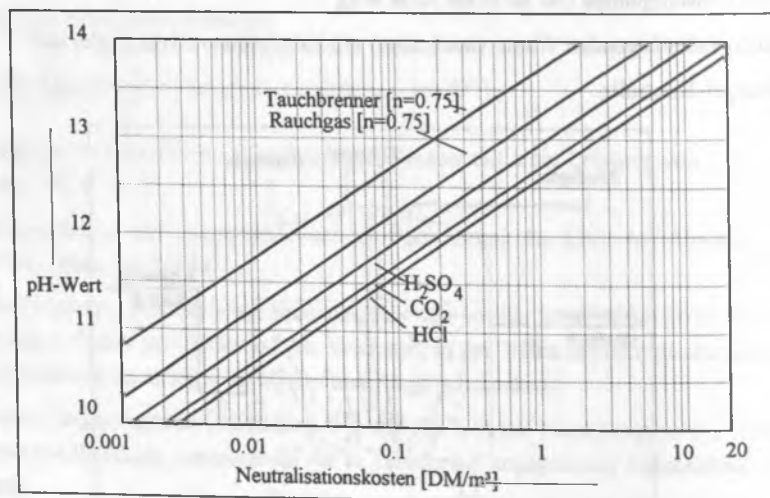


Abbildung 6-7: Neutralisationskosten von NaOH- bzw. KOH-haltigem Abwasser mit verschiedenen Säuren [98]

Die Verwendung von Rauchgas bietet den Vorteil reduzierter CO_2 -Emissionen. Dies ist u.a. vor dem Hintergrund einer diskutierten CO_2 -Steuer [99] von Interesse. Aufgrund des hohen Anteils inerte Gase ist eine mehrmalige Umwälzung der CO_2 -haltigen Atmosphäre unzweckmäßig. Um eine sichere Neutralisation zu gewährleisten, wird daher ein größerer Überschuss des in Rauchgas enthaltenen Kohlendioxids in das Abwasser eingeleitet. Dies führt zu einem ca. 75 %-igen Umsatz des eingesetzten CO_2 . Abbildung 6-8 zeigt den CO_2 -Bedarf bei unterschiedlichen Ausnutzungsgraden bei der Neutralisation von NaOH -, KOH - bzw. Ca(OH)_2 -haltigem Abwasser. Der im Rauchgas enthaltene SO_2 -Anteil trägt zur Neutralisation bei und verringert gleichzeitig die SO_2 -Emissionen.

Die Rauchgasneutralisationsanlage ist so zu betreiben, daß die in das öffentliche Kanalnetz abgeleitete Abwasserqualität an der Übergabestelle den geforderten Werten (pH-Wert 6,5 -9,0 und Temperatur 312 K) entspricht.

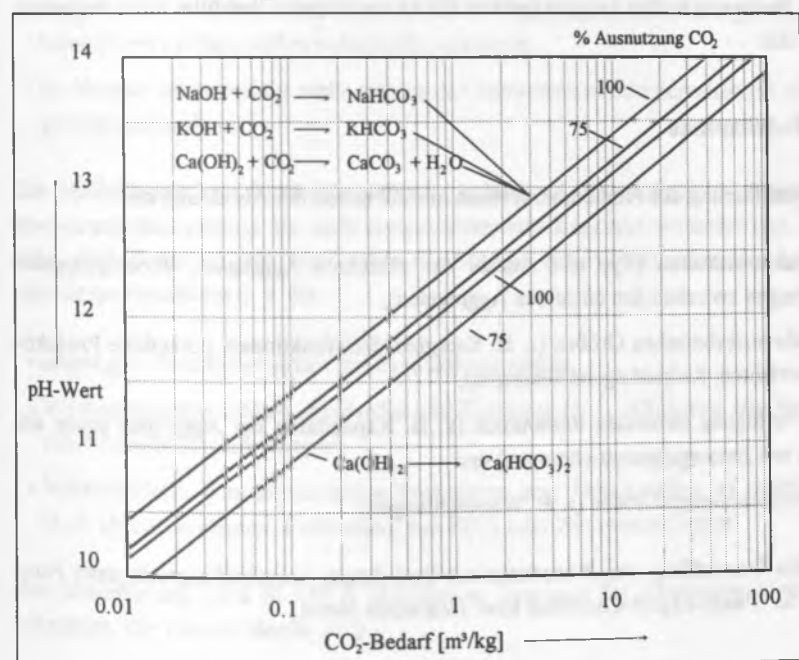


Abbildung 6-8: CO_2 -Bedarf bei unterschiedlichen Ausnutzungsgraden bei der Neutralisation von NaOH -, KOH - bzw. Ca(OH)_2 -haltigem Abwasser [98]

Neben der Beschreibung des Stoff- und Energieflußmodells umfaßt die Systemanalyse u. a. eine Identifikation entscheidungsrelevanter Parameter. Dies sind einerseits Parameter, die den aktuellen Systemzustand charakterisieren, z. B.:

- zur Verfügung stehende Kraftwerksleistungen (Kesselhaus, Wasserkraftwerk),
- pH-Wert im Abwasserbecken,
- Rauchgasvolumenstrom und
- Fertigungsfortschrittskennzahlen,

andererseits beinhalten sie auftragspezifische Werte wie etwa:

- Energiebedarf (Strom, Heißwasser) und
- pH-Wert der durch einen speziellen Auftrag implizierten Abwasserfrachten.

Diese Parameter stellen Eingangsgrößen für Fuzzy-Expert-Controller bzw. Neuronale Netze dar.

6.3 Modellaufbau

Die Modellierung des Produktionssystems umfaßt neben der Abbildung der:

- Produktionsstruktur (Typ und Anzahl der einzelnen Aggregate, Verknüpfungsbeziehungen zwischen den einzelnen Aggregaten),
- verfahrenstechnischen Größen (z. B. Energiebedarfsfunktionen, potentielle Produktionsverfahren, Reihenfolgebeziehungen),
- zur Verfügung stehenden Ressourcen (z. B. Kapazitäten der Aggregate sowie der Ver- und Entsorgungseinrichtungen) und
- systemtechnischen Größen (z. B. Warteschlangen)

auch die Entwicklung von Prozeduren zur Berechnung entscheidungsrelevanter Parameter für Fuzzy-Expert-Controller bzw. Neuronale Netze.

Bei der Modellierung wird u. a. von folgenden Annahmen ausgegangen:

- Zur Abbildung der dynamischen Struktur des Produktionssystems reicht eine Zeitrasterung von 7200 Minuten für einen Planungshorizont von einer Woche im Dreischichten-Betrieb aus.
- Zur Beschreibung der Kraftwerksleistungen sind diskrete Funktionen hinreichend.
- Die Abwässer der Färbeaggregate werden am Ende eines Bearbeitungsschrittes (z. B. nach der Vorbehandlung) abgelassen.
- Das Abwasserbecken ist homogen durchmischt.
- Zur Abschätzung des pH-Wertes im Abwasserbecken reicht eine Betrachtung der Komponenten NaOH und CH_3COOH aus.
- Es liegen keine Pufferlösungen vor.
- Aufgrund des großen Überschusses an NaOH wird die eingesetzte Essigsäure in den betrachteten Zeitintervallen vollständig umgesetzt.
- Im Neutralisationsreaktor stellt sich in den betrachteten Zeitintervallen ein Gleichgewichtszustand ein.

Die Modellierung des Produktionssystems basiert auf einem diskreten Ansatz, der sowohl prozeßorientierte als auch ereignisorientierte Konzepte verbindet (vgl. Kapitel 4) [50]. Gründe hierfür sind neben der Struktur des Produktionssystems und den skizzierten Annahmen u. a. die:

- relativ gute Strukturierbarkeit des Produktionssystems,
- Verwendungsmöglichkeit standardisierter Konzepte (z. B. Allokation von Ressourcen, Warteschlangenkonzepte),
- Notwendigkeit, benutzerdefinierte Prozeduren und Schnittstellen zu modellieren (z. B. Umrüststrategien, Einbindung von FECs oder Neuronaler Netze).

Zur Modellierung wird SLAM II (Simulation Language for Alternative Modelling) eingesetzt. Die Gründe hierfür sind:

- gemischt prozeß-/ereignisorientierter Modellierungsansatz von SLAM II,
- Erweiterbarkeit um benutzerdefinierte Konzepte,
- Mächtigkeit der Sprachelemente.

Tabelle 6-6 und Abbildung 6-9 zeigen häufig verwandte Modellierungskonzepte und deren symbolische Darstellung in SLAM. Tabelle 6-6 zeigt exemplarisch, mit Hilfe welcher SLAM-Konzepte einzelne Teile bzw. Teilprozesse des untersuchten Produktionssystems modelliert bzw. implementiert sind. Weitere Informationen zu den eingesetzten Konzepten finden sich u.a. in [50].

Tabelle 6-6: Ausgewählte Modellierungskonzepte und exemplarische Verwendungen

ACTIVITY	Modellierung von Färbe- und Trockenprozessen
ALTER	Modellierung von Schwankungen der Kraftwerksleistungen (z. B. zur Simulation von Smogauswirkungen)
ASSIGN	Zuweisung von Parametern (z. B. Färbezeiten in Abhängigkeit des gewählten Verfahrens)
AWAIT	Modellierung des Ressourcenmanagements (z. B. Überprüfung der Verfügbarkeit von Aggregaten, Aufruf von FECs und Neuralen Netzen, Allokation von Ressourcen)
BATCH	Modellierung der Losgrößenbildung (z. B. Zusammenfassung verschiedener Partien zu Losen für den Trockenprozeß)
CREATE	Modellierung von Ressourcen (z. B. Bereitstellung von Dampf)
DETECT	Überprüfung kritischer Systemzustände (z. B. Überlauf des Abwasserbeckens, Verletzung von Zeitrestriktionen zwischen Färben und Trocknen)
EVENT	Einbindung benutzerdefinierter Prozeduren (z. B. zur Berechnung des pH-Wertes im Abwasserbecken, Schnittstellen zu Datenbanken)
FREE	Modellierung der Freigabe von Aggregaten (z. B. Freigabe der Färbeaggregate)
RESOURCE	Modellierung von Aggregaten (z. B. Färbeaggregate)
TERMINATE	Modellierung des Ausschleußens einer fertiggestellten Partie aus dem Produktionssystem
UNBATCH	Modellierung der Auflösung von Losen für weitere Bearbeitungsschritte

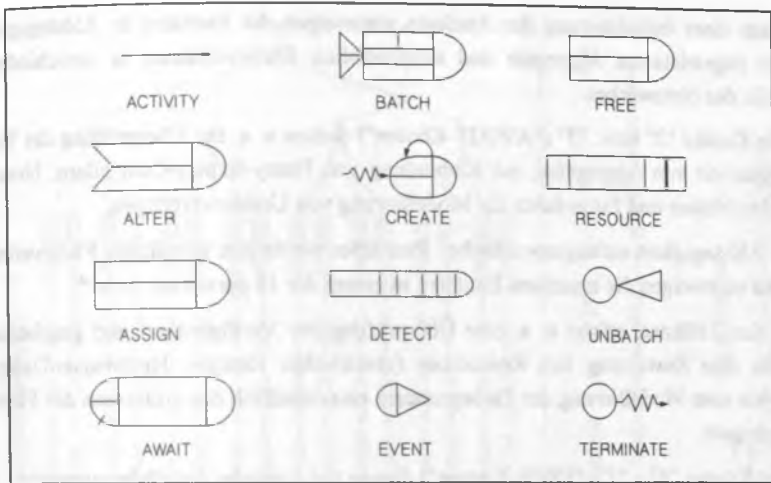


Abbildung 6-9: Symbolische Darstellung ausgewählter Konzepte in SLAM II.

6.4 Modellübersetzung

Grundlage der Implementation des Produktionssystems ist das Simulationssystem SLAM II. Gründe hierfür sind:

- prozeßorientierter Simulationsansatz von SLAM II,
- Mächtigkeit der Sprachelemente,
- Möglichkeit einer Einbindung von benutzergeschriebenen FORTRAN-/C-Subroutinen,
- graphische Programmierung und
- Möglichkeit zur Animation von Simulationsergebnissen.

Die Struktur des Produktionssystems ist graphisch programmiert. Abbildung 6-10 zeigt ein SLAM II Netz des Produktionssystems, das folgendermaßen zu interpretieren ist:

- Das Netz ist als Strukturbeschreibung des Produktionssystems zu verstehen.
- Die einzelnen Parteien sind als Entitäten mit speziellen Attributen (z. B. Auftragsmenge, Garnqualität, gewünschter Farbstoff) modelliert.
- Zu Beginn befinden sich alle vom übergeordneten PPS-System für den Planungshorizont zugeteilten Parteien in Warteschlange "1",

- Nach einer Initialisierung der Attribute verzweigen die Entitäten in Abhängigkeit der zugewiesenen Aggregate und ausgewählten Färbeverfahren in verschiedene Teile des Netzwerkes.
- Die Knoten "2" bzw. "3" ("AWAIT-Knoten") dienen u. a. zur Überprüfung der Verfügbarkeit von Aggregaten, zur Einbindung von Fuzzy-Expert-Controllern, Neuronalen Netzen und Prozeduren zur Modellierung von Umrüstvorgängen.
- In Abhängigkeit auftragsspezifischer Parameter sowie des gewählten Färbeverfahrens verzweigen die einzelnen Entitäten in einem der 16 parallelen Äste¹⁴.
- In den Teilästen erfolgt u. a. eine Überprüfung der Verfügbarkeit und gegebenenfalls eine Zuweisung von Ressourcen (elektrischer Energie, Heißwasser/Dampf) sowie eine Modellierung der Färbeprozesse einschließlich des Ablassens der Färbeaggregate.
- Die Knoten "4" - "7" ("FREE-Knoten") dienen zur Freigabe der Färbeaggregate.
- Im weiteren Verlauf des Netzwerkes befindet sich die Abbildung des Trockenprozesses, bestehend aus einer Zuweisung von Attributen ("8"), einer Losgrößenbildung für den Trockenvorgang in Abhängigkeit der Garnqualitäten ("9"), einer Überprüfung der Zeitrestriktion zwischen Färben und Trocknen ("10") und der Belegung des Trockners ("11" - "12").
- Knoten ("13") dient zum Ausschleusen der fertiggestellten Partien.
- Weitere Teilnetze betreffen die Modellierung der Dampfbereitstellung und Neutralisation.
- Mit Hilfe eines Teilnetzes zur Steuerung der Kraftwerksleistungen können verschiedene Lastprofile der Kraftwerke, Störungen in vor-/nachgeschalteten Produktionseinrichtungen und externe Effekte, z. B. Auswirkungen eines Smogfalls oder Schwankungen des Wasserpegels im Zufluß des Wasserkraftwerkes, simuliert werden.

Verfahrensspezifische Daten und Rezepturen sind in einer besonderen Datenbank hinterlegt, die über spezielle Knoten ("EVENT", AWAIT) mit dem Netzwerk verbunden ist. Berechnungsprozeduren für system- und auftragsspezifische Parameter, Schnittstellen zu FECs, Neuronalen Netzen und benutzergeschriebenen Routinen sind in C bzw. FORTRAN implementiert.

¹⁴Die Teiläste werden je einmal für die Vorbehandlung, den eigentlichen Färbeprozess und die Nachbehandlung durchlaufen.

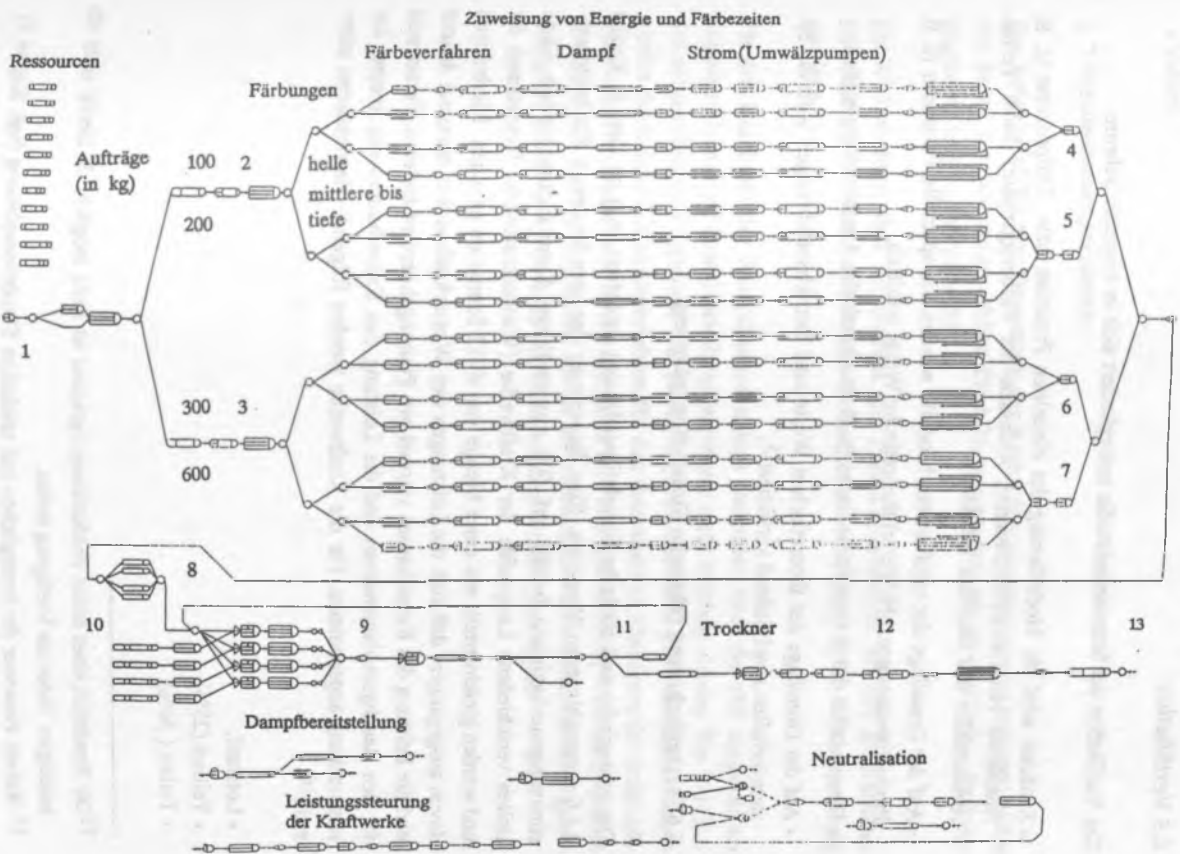


Abbildung 6-10: SLAM II-Netz des untersuchten Produktionssystems

6.5 Verifikation

Die Verifikation der Simulationsstudie untergliedert sich in folgende Schritte:

- Zunächst wird die Modellierung der einzelnen Prozesse bzw. Teilprozesse (z. B. Allokation von Dampf/Heißwasser, Ablassen der Färbeaggregate) durch Verfahrenshersteller und Betreiber verifiziert.
- Auf der Grundlage der verifizierten Modelle werden für spezielle Parameter (z. B. Produktionsmengen, pH-Werte) theoretische Werte ermittelt.
- Diese werden durch empirische Daten (z. B. stochastische Ausfallzeiten) ergänzt.
- Auf der Grundlage der theoretischen Werte und Betriebserfahrungen wird das Systemverhalten abschließend verifiziert¹⁵.

6.6 Strategische und taktische Simulationsplanung

Die strategische und taktische Simulationsplanung orientiert sich an dem in Kapitel 4.1.6 vorgeschlagenen Vorgehen. Eine Bewertung der verschiedenen Produktionsabstimmungsmechanismen beruht auf 600 ausgewählten Simulationsszenarien. Diese stellen verschiedene Lastprofile der Kraftwerke (Wasserkraftwerk, Kesselhaus) dar und werden gleichverteilt aus einer Menge von 6912 Szenarien gezogen. Hierbei wird davon ausgegangen, daß sich die Leistungen des Wasserkraftwerkes maximal dreimal und die Leistung des Kesselhauses viermal pro Planungshorizont ändern. Ferner wird für den Rauchgasvolumenstrom und die Leistung des Kesselhauses ein linearer Zusammenhang angenommen. Für die Kraftwerke werden folgende Betriebsarten unterstellt¹⁶:

- Leerlauf,
- Teillast (25%),
- Teillast (50%),

¹⁵Die Simulation eines realen Produktionsprogramms ist nicht möglich, da hierfür nicht alle benötigten Daten zur Verfügung stehen.

¹⁶Weitere Parameter der strategischen und taktischen Simulationsplanung (vgl. Kapitel 3) werden in den Kapiteln 6.1, 6.2 und 6.3 behandelt, da sie die Konstruktion der FECs bzw. Neuronalen Netze betreffen.

- Vollast.

6.7 Simulationsexperimente

Den Referenzfall für eine Bewertung der Produktionsabstimmungsmechanismen bilden 100 Serien der 600 ausgewählten Produktionsszenarien mit stochastischer Auftragsplanung und Verfahrenswahl.

Ein X^2 -Test zeigt, daß die Summe der Produktionsmengen der 600 ausgewählten Szenarien mit mindestens 95 %-iger Sicherheit einer $N(0,601; 3,523 \text{ E-}04)$ Verteilung unterliegt.

Für den Durchsatz der Neutralisationsanlage (summiert über die 600 ausgewählten Szenarien) kann die Normalverteilungshypothese nicht bestätigt werden. Zur Verifikation entsprechender Ergebnisse von Fuzzy-Expert-Controllern und Neuronalen Netzen werden daher Intervallschätzverfahren für den theoretischen Mittelwert der untersuchten Stichprobe angewandt. Dies ermöglicht es, Aussagen über die Wahrscheinlichkeit zu treffen, mit der die Ergebnisse der zu untersuchenden Produktionsabstimmungsmechanismen unter- bzw. oberhalb des theoretischen Mittelwertes liegen.

...

...

...

...

...

...

...

...

...

...

...

...

...

...

...

...

...

...



7 Anwendung von Ansätzen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen anhand eines Produktionssystems aus der Textilindustrie

Die Entwicklung emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen für das untersuchte Produktionssystem basiert auf den Ergebnissen einer Systemanalyse. Diese ergibt u. a., daß betriebswirtschaftliche Zielsetzungen wie etwa:

- Steigerung der Produktion,
- Reduzierung der Durchlaufzeiten,
- Erhöhung der Termintreue

sowie emissionsorientierte Zielsetzungen wie z. B.:

- Steigerung der Effizienz der Rauchgasneutralisationsanlage,
- Reduzierung des Einsatzes von Chemikalien (z. B. HCl, H₂SO₄) zur Neutralisation überschüssiger Abwasserfrachten,
- Reduzierung von CO₂-Emissionen,
- Reduzierung von Abwärmeverlusten durch Abstimmung von Energieangebot/-nachfrage

signifikant von der zeitlichen Zuordnung der einzelnen Aufträge (Partien) auf die zur Verfügung stehenden Aggregate sowie von der Wahl geeigneter Färbeverfahren abhängen. Entscheidungsrelevante Parameter sind hierbei system- und auftragsabhängige Variablen (z. B. pH-Wert im Abwasserbecken, Dampfbedarf eines Auftrages).

Das zugrundeliegende Entscheidungsproblem zeichnet sich u.a. durch

- eine multikriterielle Zielfunktion,
- die vernetzte Struktur des Produktionssystems (Berücksichtigung vor- bzw. nachgeschalteter Produktionseinheiten),
- Typ und Anzahl der zu beachtenden verfahrenstechnischen Restriktionen (vgl. Kap. 6.1.2),
- ein dynamisches Systemverhalten,
- "unscharfes" Produktionswissen¹⁶

¹⁶ Es liegen keine exakten Produktionsregeln vor.

aus. Diese Struktur erfordert den Einsatz heuristischer Verfahren (vgl. Kapitel 3).

7.1 Anwendung von Fuzzy-Expert-Controllern zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen

Das Anforderungsprofil des Entscheidungsproblems entspricht nach einer ersten Analyse regelbasierten Systemen, die "unscharfes" Planungswissen verarbeiten können wie z. B. FECs [56, 100].

7.1.1 Modellierung und Implementation von Fuzzy-Expert-Controllern zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen

Bei der Modellierung und Implementation von FECs für das untersuchte Produktionssystem wird gemäß der in Kapitel 5.1 dargelegten Verfahrensweise vorgegangen.

7.1.1.1 Definition der Input-/Outputparameter

Auf der Basis der Ergebnisse der Systemanalyse werden für die Entwicklung eines ersten Prototyps:

- verfügbare Leistung des Kesselhauses [MW],
- Dampfbedarf einer Partie [kWh],
- verfügbare Leistung des Wasserkraftwerkes [MW],
- Bedarf an elektrischer Energie einer Partie [kWh],
- pH-Wert im Speicherbecken [pH],
- Abwassercharakteristik einer Partie [mol NaOH, mol CH₃COOH],
- Rauchgasvolumenstrom [m³/h]

als Inputparameter der FECs gewählt. Auf der Basis dieser Werte wird im Falle einer Einplanungsentscheidung jedem potentiell bearbeitbaren Auftrag (Partie) bzw. einsetzbaren Färbeverfahren ein Prioritätswert zugewiesen. Diejenige Kombination mit dem höchsten Prioritätswert wird "on line" vom Simulationssystem eingeplant.

7.1.1.2 Spezifikation von Termen und Membershipfunktionen

Das Vorgehen bei der Definition von Termen und Membershipfunktionen läßt sich wie folgt zusammenfassen:

- In Abhängigkeit des Detaillierungsgrades des verfügbaren Prozeßwissens werden für die einzelnen Input- bzw. Outputvariablen zwei bzw. drei Terme definiert.
- Die Parametrisierung der Membershipfunktionen basiert auf Betreiberinformationen, Ergebnissen der Systemanalyse und Simulationsstudien.
- Zur Analyse des Einflusses des Typs der Membershipfunktion auf die Operationscharakteristik sind ceteris paribus Fuzzy-Expert-Controller mit verschiedenen Membershipfunktionen implementiert.

Abbildung 7-1 zeigt ceteris paribus den Einfluß linearer bzw. sigmoider Membershipfunktionen.

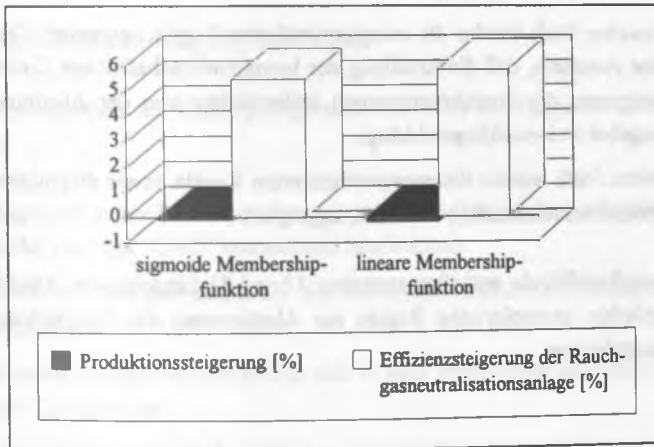


Abbildung 7-1: Vergleich von Fuzzy-Expert-Controllern mit verschiedenen Membershipfunktionen

7.1.1.3 Design der Regelbasis

Der Aufbau der Regelbasis orientiert sich an der Annahme, daß die skizzierten betriebswirtschaftlichen und emissionsorientierten Zielsetzungen mit einer Harmonisierung:

- des Angebots und der Nachfrage von bzw. nach Heißwasser/Dampf,
- des Angebots und der Nachfrage von bzw. nach elektrischer Energie,
- der zur Neutralisation benötigten Stoffströme

korrelieren. Auf diesen Annahmen basieren die entwickelten Fuzzy-Expert-Controller. Abbildung 7-2 zeigt die Architektur eines FEC, die folgendermaßen zu interpretieren ist:

- Die Regeln der ersten Stufe dienen der Abstimmung von Stoff- und Energieströmen entsprechend den skizzierten Teilzielen.
- In einer zweiten Stufe werden die energieorientierten Regeln aggregiert. Grund hierfür ist eine Annahme, daß die Erfüllung der betriebswirtschaftlichen Zielsetzungen (z. B. Steigerung der Produktionsmenge) insbesondere von der Abstimmung von Energieangebot und -nachfrage abhängt.
- In der dritten Stufe werden die energieorientierten Regeln sowie diejenigen, die die Rauchgasneutralisationsanlage betreffen, aggregiert.

Die einzelnen Regelblöcke enthalten zwischen 27 und 81 Einzelregeln. Abbildung 7-5 zeigt vereinfachte, exemplarische Regeln zur Abstimmung der Stoffströme für die Rauchgasneutralisation.

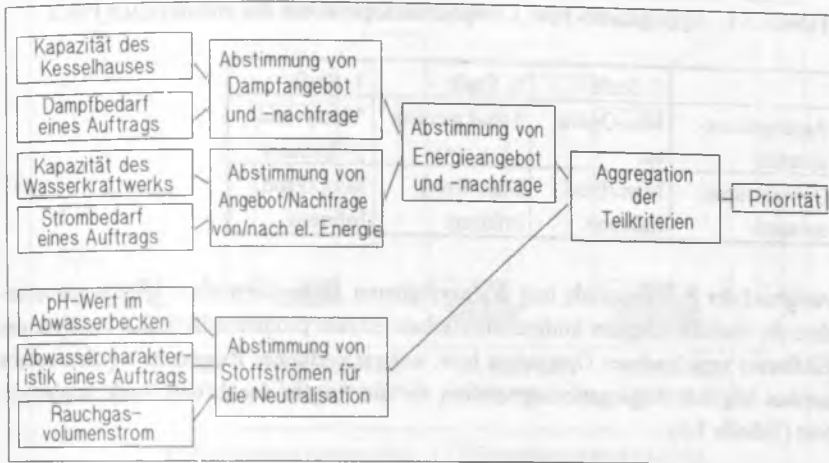


Abbildung 7-2: Architektur eines Fuzzy-Expert-Controllers

7.1.1.4 Auswahl der Verknüpfungsoperatoren

Bei der Spezifikation der Verknüpfungsoperatoren wird von folgenden Annahmen ausgegangen:

- Die Aggregation der Prämissen der ersten und zweiten Stufe werden durch das semantische Konzept "UND" hinreichend beschrieben.
- Zwischen den energieorientierten und emissionsorientierten Zielkriterien existiert eine Kompensation.
- Die einzelnen Regeln unterscheiden sich in ihrer Plausibilität hinsichtlich der Erfüllung der Zielkriterien.
- Die Verknüpfung verschiedener Teilregeln einer Hypothese wird durch das semantische Konzept "ODER" hinreichend beschrieben.

Auf der Basis dieser Annahmen werden die in Tabelle 7-1 dargestellten Aggregations- und Compositionsoperatoren zur Konstruktion der untersuchten FECs ausgewählt.

Tabelle 7-1: Aggregations- bzw. Compositionsoperatoren der entwickelten FECs

	1. Stufe	2. Stufe	3. Stufe
Aggregationsoperator	Min-Operator	Min-Operator	"fuzzy-and", γ -Operator
Compositionsoperator	Max./Prod. Inferenz	Max./Prod. Inferenz	Max./Prod. Inferenz

Aufgrund der Freiheitsgrade und des verfügbaren Datenmaterials erscheint insbesondere die Modellierung der kompensatorischen Effekte problematisch. Zur Analyse des Einflusses verschiedener Operatoren bzw. unterschiedlicher Parameter werden ceteris paribus folgende Aggregationsoperatoren für die Regeln der dritten Stufe implementiert (Tabelle 7-2).

Tabelle 7-2: Ausgewählte Kompensationsoperatoren

	"fuzzy-and"	γ -Operator ¹⁷
Parameter $k = 0.3$	x	x
Parameter $k = 0.6$	x	-
Parameter $k = 1.0$	x	-

Abbildung 7-3 zeigt den Einfluß dieser Operatoren auf die Erfüllung der Zielkriterien.

¹⁷ Bei dem von Zimmermann und Zysno vorgeschlagenen γ -Operator wird gemäß der Operationscharakteristik des Operators für den Parameter γ ein Wert von ($\gamma = 0.3$) gewählt [79].

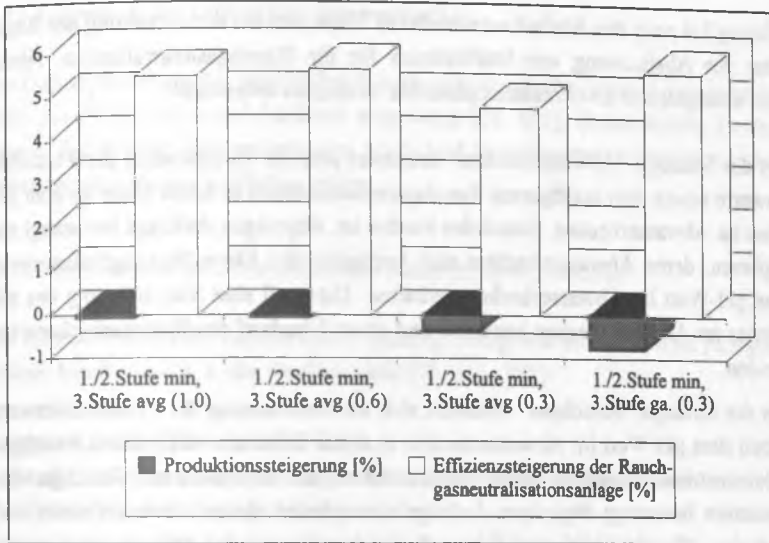


Abbildung 7-3: Vergleich von Fuzzy-Expert-Controllern mit verschiedenen kompensatorischen Operatoren

7.1.1.5 Definition von Plausibilitäten bzw. der Inferenzstruktur von Fuzzy-Expert-Controllern

Besonderes kritisch bei der Entwicklung von Fuzzy-Expert-Controllern ist die Bestimmung der Plausibilitäten der einzelnen Regeln. Entscheidend hierbei ist die Verfügbarkeit eines umfassenden Modells der Abstimmungsprozesse, mit dessen Hilfe Aussagen über:

- entscheidungsrelevante Parameter,
- den Einfluß einzelner Parameter hinsichtlich der Zielkriterien,
- die Beziehungen zwischen den Parametern in Abhängigkeit verschiedener Systemzustände

getroffen werden können. Auf der Grundlage eines solchen Modells ist eine Strategie zu entwickeln, gemäß der die Plausibilitäten der einzelnen Regeln und damit auch die Inferenzstruktur festgelegt werden kann.

Abbildung 7-4 zeigt den Einfluß verschiedener Strategien bei der Justierung der Regelstruktur zur Abstimmung von Stoffströmen für die Rauchgasneutralisation. Hierzu werden exemplarisch zwei zunächst plausible Strategien untersucht:

- Bei der Strategie "Abwasserbecken" orientiert sich die Bestimmung der Plausibilitätswerte neben dem verfügbaren Rauchgasvolumenstrom in erster Linie an dem pH-Wert im Abwasserbecken. Grundidee hierbei ist, diejenigen Aufträge bevorzugt einzuplanen, deren Abwasserfrachten sich bezüglich des Säure-/Basengehaltes invers zum pH-Wert im Abwasserbecken verhalten. Dies soll eine Stabilisierung des pH-Wertes im Abwasserbecken bewirken und einen Überlauf des Speicherbeckens vermeiden.
- Bei der Strategie "Rauchgas" orientiert sich die Bestimmung der Plausibilitätswerte neben dem pH-Wert im Abwasserbecken in erster Linie am verfügbaren Rauchgasvolumenstrom. Grundidee dieser Variante ist es, mit zunehmendem Rauchgasvolumenstrom bevorzugt diejenigen Aufträge einzuplanen, deren Abwasser einen stark basischen Charakter aufweist. Dies soll die Ausnutzung des CO_2 -Stromes verbessern und so einen Überlauf des Speicherbeckens vermeiden.

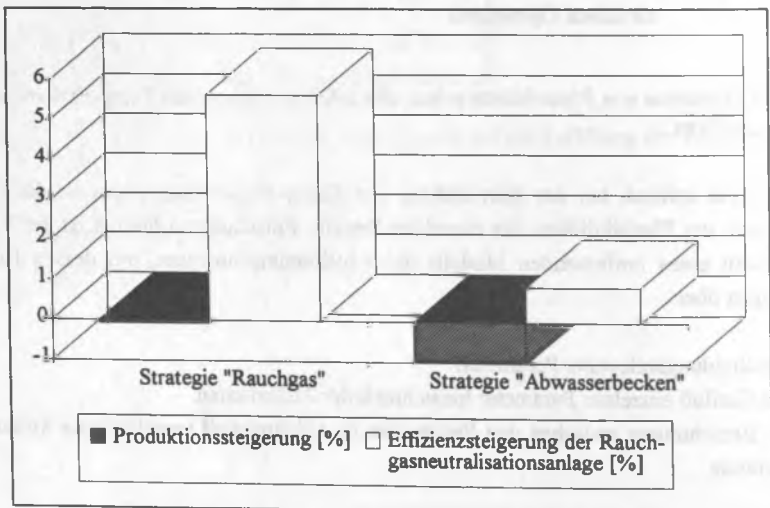


Abbildung 7-4 : Vergleich von Fuzzy-Expert-Controllern mit verschiedenen Inferenzstrukturen

7.1.1.6 Selektion der Defuzzyfizierungsmethode

Zur Defuzzyfizierung der unscharfen Entscheidungsvariablen wird in den untersuchten FECs die "Center-of-Area"-Methode angewandt [73, 102]. Grund hierfür ist die Annahme, daß bei der Abstimmung von Stoff- und Energieströmen möglichst viele Einzelentscheidungen mit einfließen sollen.

7.1.1.7 Implementation der untersuchten Fuzzy-Expert-Controller

Die Implementation des regelbasierten Systems erfolgt auf der Basis einer Fuzzy-Shell. Gründe hierfür sind u. a. die Verfügbarkeit [73, 101, 102]:

- einer graphischen Benutzeroberfläche,
- einer Bibliothek von Membershipfunktionen sowie Verknüpfungsoperatoren,
- umfangreicher Monitormöglichkeiten und
- einer Option zur direkten Erstellung eines precompilierten C-Codes.

Dies ermöglicht eine effiziente Programmierung und somit ein optimales Analysewerkzeug zur Identifikation geeigneter Regeln, Membershipfunktionen und Verknüpfungsoperatoren in Abhängigkeit verschiedener Produktionsszenarien. Der precompilierte C-Code wird direkt in die FORTRAN-Routinen des Simulationssystems eingebunden und wird "on line" bei jeder Einplanungsentscheidung aufgerufen.

Abbildung 7-5 zeigt exemplarisch Membershipfunktionen, Inferenzregeln sowie eine Defuzzyfizienzstrategie für einen stark vereinfachten Fuzzy-Expert-Controller zur Abstimmung der Stoffströme für die Rauchgasneutralisationsanlage¹⁸.

¹⁸ Bei Darstellung der Defuzzyfizierung wird vereinfachend davon ausgegangen, daß nur die skizzierten Regeln das Ergebnis beeinflussen.

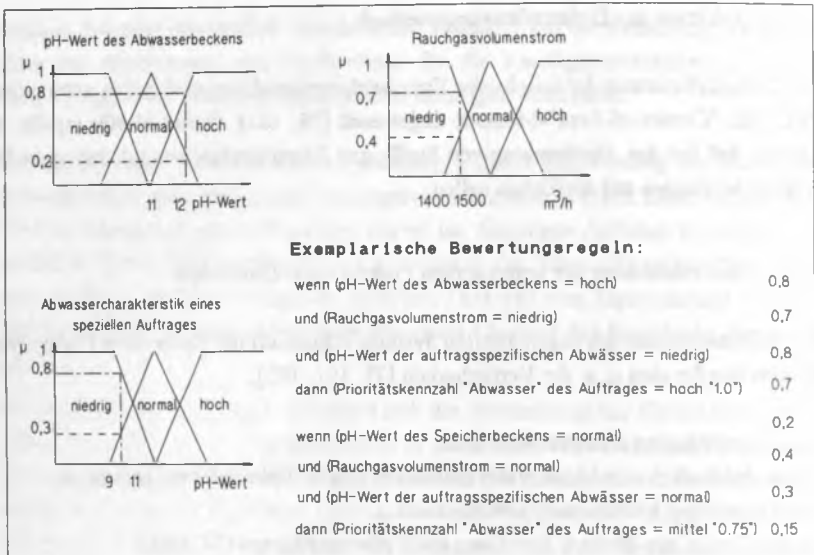


Abbildung 7-5: Exemplarische Membershipfunktionen und Regeln

7.1.2 Grenzen von Fuzzy-Expert-Controllern zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen

Eine Analyse der Ergebnisse verschiedener FECs zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen am untersuchten Produktionssystem zeigt u. a., daß:

- der Einfluß verschiedener Typen von Membershipfunktionen bei entsprechender Parametrisierung eher als gering einzuschätzen ist,
- bei der Operationalisierung kompensatorischer Effekte unter den gegebenen Rahmenbedingungen der "fuzzy-and"-Operator dem γ -Operator leicht überlegen erscheint,
- die bislang verwandten Strategien zur Bestimmung der Plausibilitätswerte lediglich hinsichtlich einer Abstimmung der Stoffströme der Rauchgasneutralisationsanlage akzeptable Werte aufweisen.

- die betriebswirtschaftlichen Zielsetzungen, z. B. eine Steigerung der Produktionsmenge, mit den entwickelten Fuzzy-Expert-Controllern nicht zu erreichen sind¹⁹ [103].

Diese Ergebnisse deuten daraufhin, daß bei der Entwicklung von Fuzzy-Expert-Controllern zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen die Bestimmung von Plausibilitätswerten für die einzelnen Regeln von zentraler Bedeutung ist. Zur Parametrisierung dieser Werte wird ein umfassendes Modell des Produktionssystems bzw. der relevanten Teilprozesse benötigt, auf dessen Grundlage Strategien zur Justierung der Regelstruktur entwickelt werden können. Die Konstruktion eines derartigen Modells hängt insbesondere von der Anzahl der Einflußfaktoren und deren Interdependenzen ab.

7.2 Anwendung von Neuronalen Netzen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen

Eine Analyse der entwickelten Fuzzy-Expertensysteme zeigt, daß keines der untersuchten Systeme die betriebswirtschaftlichen Zielsetzungen erfüllt. Dies impliziert, daß den Controllern kein hinreichendes Modell zur Abstimmung der Stoff- und Energieströme in Hinblick auf eine entsprechende Produktionsplanung im Teilsystem "Färberei" zugrunde liegt. Ursache dafür ist offensichtlich der Umstand, daß, bezogen auf die betriebswirtschaftlichen Zielsetzungen, die Einflüsse einzelner Parameter bzw. die Interdependenzen zwischen diesen schwieriger zu beschreiben sind bzw. einen höheren Vernetzungsgrad aufweisen, als dies bei der Abstimmung von Stoffflüssen für die Rauchgasneutralisationsanlage der Fall ist [103].

Da eine Konstruktion expliziter Regeln hinsichtlich der Erfüllung der betriebswirtschaftlichen Zielsetzungen nicht möglich erscheint, wird auf die Auswertung implizierten Wissens mittels Neuronaler Netze zurückgegriffen.

Die Konstruktion Neuronaler Netze umfaßt:

- die Formulierung der Abstimmungsprozesse in einer Weise, die mit Neuronalen Netzen bearbeitet werden kann,

¹⁹ Die Gründe hierfür scheinen in der höheren Anzahl von Einflußfaktoren und deren Interdependenzen zu liegen.

- eine Selektion geeigneter Netzwerktypen,
- eine Akquisition repräsentativer Trainingsdaten,
- eine Spezifikation geeigneter Netzwerkarchitekturen.

7.2.1 Formulierung der Abstimmung von Stoff- und Energieströmen als Projektion von Auswirkungen verschiedener Handlungsalternativen

Das betrachtete Scheduling- und Verfahrensauswahlproblem kann als Projektionsaufgabe beschrieben werden. Diese Projektion basiert auf einer Analyse von Systemparametern:

- verfügbare Leistung des Kesselhauses [MW],
- verfügbare Leistung des Wasserkraftwerkes [MW],
- pH-Wert im Abwasserbecken,
- verfügbarer Rauchgasvolumenstrom [m³/h]

und auftragsabhängigen Parametern:

- Dampfbedarf einer potentiell einplanbaren Partie bzw. des entsprechenden Färbeverfahrens [kWh],
- Strombedarf einer potentiell einplanbaren Partie bzw. des entsprechenden Färbeverfahrens [kWh],
- Abwassercharakteristik der mit der Bearbeitung einer Partie implizierten Abwässer (NaOH, CH₃COOH) [mol].

Auf der Grundlage dieser Parameter werden bei jeder Einplanungsentscheidung (z. B. Auswahl eines speziellen Färbeverfahrens bzw. eines einzuplanenden Auftrages) für alle potentiell einplanbaren Parteien bzw. Färbeverfahren Werte entscheidungsrelevanter Parameter:

- Bearbeitungs- und Wartezeiten für die potentiell einplanbaren Parteien,
- die durch die Bearbeitung einer speziellen Partie implizierte Veränderung des pH-Wertes im Abwasserbecken

projiziert.

Diese Parameter dienen zur Identifikation derjenigen Partie und desjenigen Färbeverfahrens, welche unter den gegebenen Rahmenbedingungen am erfolversprechendsten eingeschätzt werden.

Entsprechend der Formulierung des Entscheidungsproblems als Projektion von Auswirkungen verschiedener Handlungsalternativen basiert die Entwicklung emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen für das untersuchte Produktionssystem auf der Verwendung von Backpropagation-Netzen (vgl. Kap. 5.2).

7.2.2 Akquisition repräsentativer Trainingsdaten

Von entscheidender Bedeutung bei der Entwicklung Neuronaler Netze ist die Bereitstellung geeigneter Lerndaten. Strukturell bestehen diese aus Daten potentieller Einplanungsentscheidungen (z. B. Daten, die den Systemzustand am Zeitpunkt der Einplanungsentscheidung charakterisieren, und Daten, die einen potentiell auszuwählenden Auftrag bzw. ein entsprechendes Verfahren betreffen) und deren Bewertung in Abhängigkeit der daraus resultierenden Veränderung des Systemzustandes. Neben der Identifikation geeigneter System-, Auftrags- und Verfahrensparameter ist hierbei insbesondere die Definition eines adäquaten Bewertungsmaßstabes sorgfältig durchzuführen und ständig zu überprüfen [104].

Die Parameter der untersuchten Netze sind so definiert, daß sie in einem direkten Bezug zu den Zielkriterien stehen (zur Gewährleistung einer möglichst effizienten Auslastung der Neutralisationsanlage wird z. B. der pH-Wert des Abwasserbeckens analysiert). Des weiteren stehen system- und auftrags-/verfahrensabhängige Parameter untereinander in Beziehung (z. B. verfügbare Kapazität des Kesselhauses als Systemparameter und Dampfbedarf eines potentiell einplanbaren Auftrages in Abhängigkeit des auszuwählenden Produktionsverfahrens).

Bei der Definition des Bewertungsmaßes sind entsprechende Parameter so gewählt, daß sie sowohl einen direkten Bezug zu den Zielkriterien (z. B. effiziente Ausnutzung der Entsorgungsanlagen, hohe Auslastung der Produktionsanlagen) aufweisen, als auch eine möglichst starke Korrelation mit der Einplanungsentscheidung erkennen lassen (z. B. die durch einen speziellen Auftrag bedingte Veränderung des pH-Wertes im Abwasserbecken). Prinzipiell hat es sich im Laufe der bisherigen Untersuchung gezeigt, daß der Bezugsgröße der Bewertungsparameter eine entscheidende Rolle bei der Fähigkeit Neuronaler Netze zur Erkennung von Produktionsmustern zukommt. Es ist in

Abhängigkeit des Einflusses einer Einplanungsentscheidung auf die Bewertungsparameter zu untersuchen, ob es zweckmäßiger ist, relative Größen (z. B. Veränderung des pH-Wertes) zu lernen oder absolute.

Von besonderer Bedeutung bei der Bewertung von Beispieldaten ist der Systemzeitpunkt, an dem die Auswirkungen einer Entscheidung (z. B. Auswahl eines speziellen Färbeverfahrens) überprüft werden. Hierbei hat es sich als vorteilhaft erwiesen, die Aufträge möglichst unmittelbar, das heißt z. B. nach der Fertigstellung des betreffenden Auftrages, zu bewerten. Eine spätere Bewertung (z. B. Auslastung der Rauchgasneutralisationsanlage am Ende des Planungshorizontes) ist infolge der Überlagerung durch Einflüsse anderer Planungsentscheidungen problematisch. Die genaue Definition der Eingangs-/Bewertungsparameter sowie des Bewertungszeitpunktes ist jedoch fall-spezifisch und hängt stark von der Komplexität des Produktionssystems (Anzahl der Produktionsanlagen in einer Produktionsstufe, Anzahl der Produktionsstufen, etc.) sowie von verfahrenstechnischen Restriktionen (z. B. Reihenfolgebeziehungen) ab.

Die Erhebung der Trainingsbeispiele basiert auf einer Analyse von Simulationsszenarien. Hierzu werden aus einer Menge von 6912 potentiellen Produktionsszenarien (verschiedene Betriebsweisen der Kraftwerke, Störungen in vor- bzw. nachgeschalteten Produktionsstufen) 200 Szenarien gleichverteilt gezogen. Für diese werden 9 - 12 "break points" stochastisch ermittelt, an denen jeweils 12 - 24 verschiedene Alternativen (Partien, Färbeverfahren) eingeplant werden. Die verschiedenen "break points" können als eine Menge prinzipiell unterschiedlicher Systemzustände (z. B. verfügbare Kraftwerksleistungen, pH-Wert im Abwasserbecken) interpretiert werden, an denen der Einfluß verschiedener Einplanungsentscheidungen analysiert wird.

7.2.3 Spezifikation geeigneter Netzwerkarchitekturen

Die Spezifikation geeigneter Netzwerke umfaßt die

- Lernphase,
- Trainingsphase,
- Evaluierung der implementierten Netzwerke am Simulator.

Diese Phasen werden in Abhängigkeit der jeweiligen Ergebnisse mit verschiedenen Netzwerkarchitekturen so lange durchlaufen, bis die Werte der Fehlerfunktion bzw. das Abstimmungsverhalten der Netze akzeptabel erscheinen.

7.2.3.1 Lernphase

Ziel der Lernphase ist es, auf der Basis von Beispieldaten Muster zu erkennen. Spiegelt sich in den Lerndaten z. B. ein Zusammenhang zwischen Systemzustand, Auftragseinplanung und Verfahrensauswahl auf der einen Seite und Durchlaufzeiten bzw. auftrags-/verfahrensbedingten Veränderungen des pH-Wertes im Abwasserbecken auf der anderen Seite wider, kann dieses Muster gegebenenfalls mittels eines geeigneten Netzes durch Adaption der Gewichte gelernt werden. Von Bedeutung sind hierbei die Architektur des Netzes sowie die Auswahl einer geeigneten Lernregel (z. B. "Delta-Rule", "kummulierte Delta-Rule") bzw. geeigneter Lernkoeffizienten für die einzelnen Phasen des Lernvorganges.

Die Erstellung eines ersten Prototyps zur Steuerung des Produktionssystems "Färberei" zeigt, daß die Verwendung eines Backpropagation-Netzes mit einer Zwischenschicht zur Steuerung des Produktionssystems hinreichend ist. Abbildung 7-6 stellt ein Backpropagation-Netz zur Belegung von 100-kg Färbeapparaten dar.

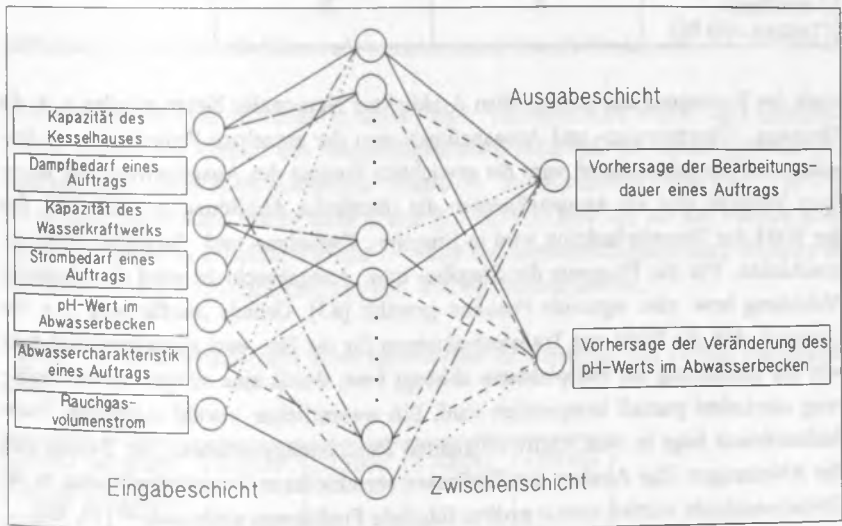


Abbildung 7-6: Neuronales Netz für die Belegung der 100-kg Färbeapparate

Die untersuchten Netze bestehen jeweils aus sieben Inputneuronen, acht Elementen in der Zwischenschicht und zwei Outputneuronen. Die Neuronen der Zwischen- und

Outputschicht sind mit einem zusätzlichen Element verbunden, das die Funktion eines Bias ausfüllt [83].

Weiter erweist es sich als günstig, für die verschiedenen Typen von Aggregaten getrennte Netze zu trainieren. Gründe hierfür sind strukturelle Unterschiede in den Mustern für die 100-kg bzw. 300-kg Aggregate. Dies gilt ebenso für Szenarien mit stark abweichenden Rahmenparametern (z. B. Smogfall). Tabelle 7-3 zeigt die Szenarien, für die getrennte Netzwerke bestehen. Eine Beschränkung auf acht Netzwerke ist durch technische Restriktionen bei der Kopplung der Netze mit dem Simulationssystem bedingt.

Tabelle 7-3: Ausgewählte Szenarien für Neuronale Netzwerke

	Wasserkraftwerk (Teillast $\leq 50\%$)	Wasserkraftwerk (Teillast $> 50\%$)
Kesselhaus (Teillast $\leq 50\%$)	X	X
Kesselhaus (Teillast $> 50\%$)	X	X

Nach der Festlegung der prinzipiellen Architektur Neuronaler Netze wurden u. a. die Eingangs-, Übertragungs- und Ausgabefunktionen der einzelnen Prozeßelemente festgelegt. Als Eingabefunktion wird die gewichtete Summe der Ausgabewerte der jeweiligen Vorstufe und als Ausgabefunktion die identische Abbildung gewählt [75]. Bei der Wahl der Transferfunktion wird in Eingabe-, Zwischen- und Ausgabeschicht unterschieden. Für die Elemente der Eingabe- bzw. Ausgabeschicht wird die identische Abbildung bzw. eine sigmoide Funktion gewählt [83]. Gründe hierfür sind u. a. der Umstand, daß die Wahl von Transferfunktionen für die Ein- und Ausgabeschicht stark von der Skalierung der Beispieldaten abhängt bzw. durch eine entsprechende Skalierung zumindest partiell kompensiert wird. Ein wesentlicher Vorteil sigmoider Transferfunktionen liegt in dem relativ effizienten Berechnungsverfahren zur Bestimmung der Ableitungen. Zur Analyse des Einflusses verschiedener Transferfunktionen in der Zwischenschicht werden ceteris paribus folgende Funktionen untersucht²⁰ [75, 83]:

- tangens hyperbolicus,
- sigmoide Funktion ($g = 0.5$),
- sigmoide Funktion ($g = 1.0$).

²⁰ Der Parameter "g" beeinflusst die Steigung der verwendeten Kurve.

Abbildung 7-7 zeigt den Einfluß dieser Transferfunktionen in Bezug auf die Erfüllung der Zielkriterien.

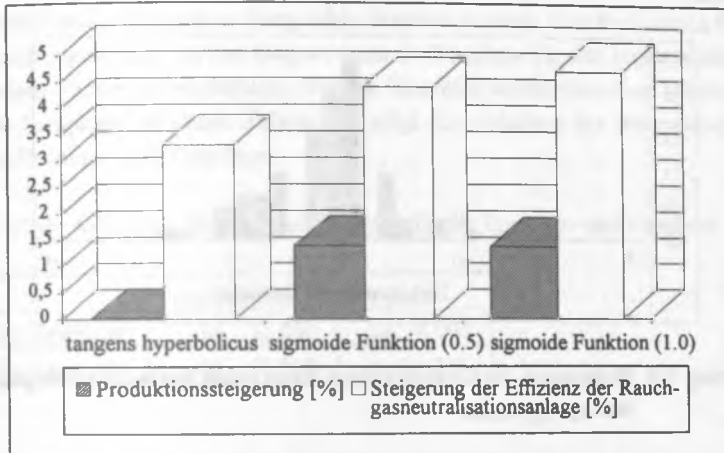


Abbildung 7-7: Neuronale Netze mit verschiedenen Transferfunktionen

Als Lernregel wird die "kumulierte Delta-Regel" verwandt. Die Werte der Lernkoeffizienten werden im Verlauf des Trainingsprozesses reduziert, um bereits gelernte Zusammenhänge nicht durch potentielle "Ausreißer" zu überdecken (vgl. Kap. 5.2). Für das Momentum werden relativ hohe Werte (0.7 bis 0.9) gewählt, um ein stabiles Konvergenzverhalten zu erzielen. Tabelle 7-4 zeigt die Lernkoeffizienten zum Training eines Neuronalen Netzes zur Belegung von 100-kg Färbeapparaten.

Tabelle 7-4: Lernkoeffizienten eines Netzwerkes zur Belegung von 100-kg Färbeapparaten

Anzahl der absolvierten Trainingsläufe	≤ 5000	≤ 15000	≤ 30000	≤ 60000
Zwischenschicht	0,6	0,3	0,15	0,075
Ausgabeschicht	0,3	0,15	0,075	0,0375

Als Richtlinie bei der Wahl der Parameter η (Lernkoeffizient) und μ (Momentum) wird u. a. die zeitliche Entwicklung des Histogramms der Gewichtungsfaktoren heran-

gezogen. Ziel ist es, einen möglichst gleichmäßigen Verlauf von den Initialisierungswerten (stochastische Werte zwischen $-0,1$ und $+0,1$) zu einer stabilen Verteilung zu erreichen.

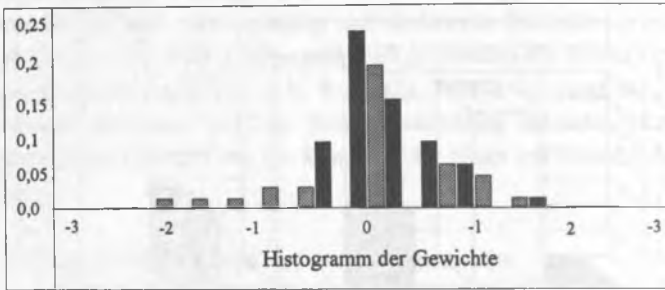


Abbildung 7-8: Histogramm der Gewichte eines Neuronalen Netzes zur Belegung von 300-kg Aggregaten

Die Lernphase wird als abgeschlossen betrachtet, sobald der durchschnittliche prozentuale Fehler für die zu lernenden Outputgrößen Werte kleiner als drei bzw. vier Prozent (für die 100-kg bzw. 300-kg Aggregate) erreicht und ein stabiles Verhalten aufweist. Dabei wird dem Umstand Rechnung getragen, daß bei zunehmender Partiegroße die Korrelation zwischen den getroffenen Einplanungsentscheidungen und den Parametern der Bewertungsfunktion zunimmt. Ferner hat eine Analyse von Netzen mit höheren Fehlerwerten gezeigt, daß bei einem prozentualen Fehler größer als fünf Prozent die Abstimmungseigenschaften der Netzwerke deutlich nachlassen. Abbildung 7-9 zeigt die Entwicklung des kumulierten quadratischen Fehlers für ein Netzwerk zur Belegung von 100-kg Aggregaten zwischen dem 40 923. und 61 449. Trainingslauf.

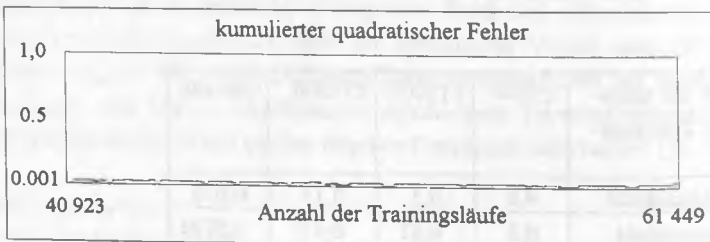


Abbildung 7-9: Entwicklung des kumulierten quadratischen Fehlers für ein Netz zur Belegung von 100-kg Aggregaten

7.2.3.2 Testphase

Ziel der Testphase ist es, anhand bisher nicht verwendeter Beispieldatensätze den Musterdeduktionsalgorithmus zu überprüfen. Weichen die vom Netz berechneten Projektionswerte signifikant von den Outputwerten der Testdaten ab, sind gegebenenfalls die vorherigen Phasen zu wiederholen. Für die Testphase werden dieselben Kriterien wie für die Lernphase verwandt. Tabelle 7-5 zeigt die Aufteilung der Beispieldatensätze für die Trainings- und Testphase.

Tabelle 7-5: Aufteilung der Beispieldatensätze für die Trainings- und Testphase

	Trainingsphase	Testphase
100-kg Aggregate	ca. 15 000	ca. 4 000
300-kg Aggregate	ca. 42 000	ca. 11 000

7.2.3.3 Implementation der Neuronalen Netze

Die Implementation des Neuronalen Netzes erfolgt mittels einer "Neuro-Shell". Gründe hierfür sind die Verfügbarkeit:

- einer graphischen Benutzeroberfläche,
- einer Bibliothek von Netzwerkarchitekturen, Lernregeln und Lernkoeffizienten,
- umfangreicher Analysemöglichkeiten und
- einer Option zur direkten Erstellung eines precompilierten C-Codes.

Dies ermöglicht eine effiziente Entwicklung Neuronaler Netze und bietet ein optimales Analysewerkzeug zur Identifikation geeigneter Netzwerkstrukturen.

7.2.4 Grenzen Neuronaler Netze

Auf der Basis eines χ^2 -Tests für die Verteilung der Referenzdaten (Kap. 6) kann mit einer Sicherheit von über 99 % die Aussage getroffen werden, daß die untersuchten Neuronalen Abstimmungsmechanismen zu einer Steigerung der Produktionsmenge führen. Die relativ geringen absoluten Werte sind auf den Umstand zurückzuführen, daß nur eine begrenzte Auswahl der im realen Produktionssystem verfügbaren Rezepturen für die Untersuchung zur Verfügung steht. Dies hat zur Folge, daß unter Beach-

tung des Planungshorizontes einzelne Parteien wiederholt eingeplant werden müssen und daher per se nur geringe Abstimmungsmöglichkeiten bestehen. Dennoch ist es möglich, mittels Neuronaler Netze ein entsprechendes Muster zu erkennen. Die Ergebnisse der untersuchten neuronalen Steuerungen liegen in Bezug auf die Steigerung der Effizienz der Rauchgasneutralisationsanlage ebenfalls signifikant über den Referenzdaten, jedoch unter den Werten der Fuzzy-Expertensysteme. Dies korreliert mit der Annahme, daß in Gebieten, in denen ein konsistentes Modell einer Planungs-, Steuerungs- oder Regelungsaufgabe erstellt werden kann, regelbasierte Ansätze einer Auswertung impliziten Wissens i. allg. überlegen sind. Ist es jedoch aufgrund der Komplexität der Problemstellung nicht bzw. nicht mit vertretbarem Aufwand möglich, explizite Regeln anzugeben, empfiehlt sich der Einsatz von Mustererkennungsverfahren wie z. B. Neuronaler Netze.

7.3 Anwendung von Neuro-Fuzzy-Ansätzen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen

Um die skizzierten Eigenschaften von Fuzzy-Expert-Controllern (Möglichkeit zur Formulierung expliziter Regeln) und Neuronalen Netzen (Fähigkeit zur Auswertung implizierten Planungswissens) zu kombinieren, werden Neuro-Fuzzy-Systeme zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen entwickelt [105, 106, 107]. Die Konstruktion dieser Systeme orientiert sich an den Ergebnissen einer Analyse der entwickelten FECs und Neuronalen Netzen. Diese ergibt u. a., daß:

- die Effizienz der Rauchgasneutralisationsanlage mittels regelbasierter Systeme signifikant gesteigert werden kann,
- die betriebswirtschaftlichen Zielsetzungen mit den bislang entwickelten FECs nicht erreicht werden konnten,
- die Produktionsmenge mittels Neuronaler Netze signifikant beeinflußt werden kann,
- bei der Abstimmung von Stoffströmen für die Rauchgasneutralisation implementierte FECs gegenüber Neuronalen Netzen Vorteile aufweisen.

Diese Ergebnisse implizieren, daß im Gegensatz zur Abstimmung der Stoffströme für die Rauchgasneutralisationsanlage hinsichtlich der betriebswirtschaftlichen Zielsetzungen bislang kein hinreichendes Modell zur Bestimmung der Plausibilitäten einzelner Regeln abgeleitet werden konnte. Ferner zeigt sich, daß in Gebieten, in denen ein entsprechendes Modell vorliegt (z. B. bei der Abstimmung von Stoffströmen für die

Rauchgasneutralisationsanlage), die Verarbeitung expliziter Regeln einer Auswertung impliziten Wissens überlegen erscheint.

Entsprechend diesen Ergebnissen wird bei der Entwicklung von Neuro-Fuzzy-Systemen davon ausgegangen, daß, aufbauend auf der Regelstruktur eines FEC, die Adaptation derjenigen Plausibilitäten, für die kein ausreichendes Modell vorliegt, hinreichend ist.

Die Konstruktion der Neuro-Fuzzy-Systeme umfaßt folgende Schritte:

- Zunächst wird ein Fuzzy-Expert-Controller mit zwei Outputvariablen²¹ für die energieorientierten Regeln und die Regeln zur Abstimmung von Stoffströmen für die Rauchgasneutralisationsanlage entwickelt (Abbildung 7-10).
- In einem zweiten Schritt werden die Plausibilitäten der energieorientierten Regeln anhand der Trainingsbeispiele der Neuronalen Netze adaptiert.
- In einer dritten Phase werden die Regeln zur Abstimmung der Stoffströme für die Rauchgasneutralisationsanlage auf der Basis eines Modells zur Projektion der Veränderung des pH-Wertes im Abwasserbecken manuell justiert.

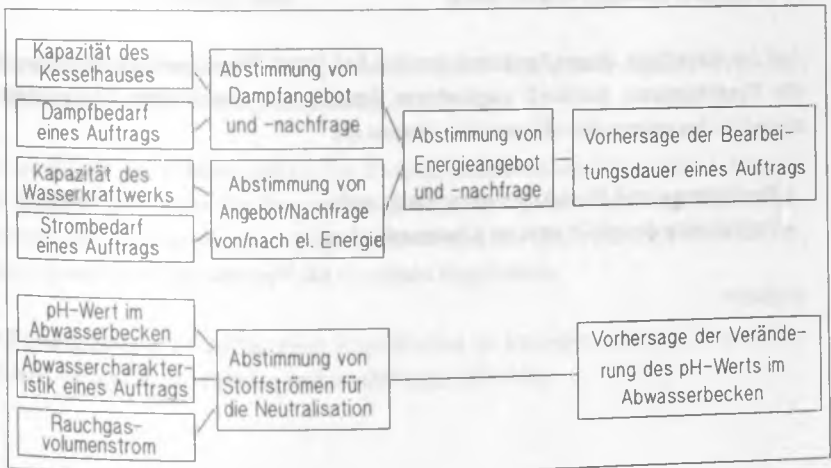


Abbildung 7-10: Struktur eines Fuzzy-Expert-Controllers

²¹ Diese Architektur ist durch die Struktur der Trainingsbeispiele des Neuronalen Netzes bedingt.

Abbildung 7-10: Struktur eines Fuzzy-Expert-Controllers

Aufgrund der für die Compositionsoperatoren gemachten Annahmen (vgl. Kapitel 7.1.1.4) und der Struktur des verfügbaren Produktionswissens wird zur automatischen Adaption der Plausibilitätswerte das in Kapitel 5.3.2 vorgestellte Verfahren verwandt.

7.3.1 Struktur eines Neuro-Fuzzy-Systems zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen

Abbildung 7-11 zeigt die Struktur des zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen entwickelten Neuro-Fuzzy-Systems [106]. Inputvariablen des Neuro-Fuzzy-Systems sind analog zu den Fuzzy-Expert-Controllern und Neuronalen Netzen:

- verfügbare Leistung des Kesselhauses,
- Dampfbedarf einer Partie bzw. eines Färbeverfahrens,
- verfügbare Leistung des Wasserkraftwerkes,
- Strombedarf einer Partie bzw. eines Färbeverfahrens,
- pH-Wert im Abwasserbecken,
- Abwassercharakteristik einer Partie,
- verfügbarer Rauchgasvolumenstrom.

Auf der Grundlage dieser Parameter werden bei jeder Einplanungsentscheidung für alle Kombinationen potentiell einplanbarer Parteien und einsetzbarer Färbeverfahren analog zu den untersuchten Neuronalen Netzen die

- Bearbeitungs- und Wartezeiten einer Partie und
- Veränderung des pH-Wertes im Abwasserbecken

projiziert.

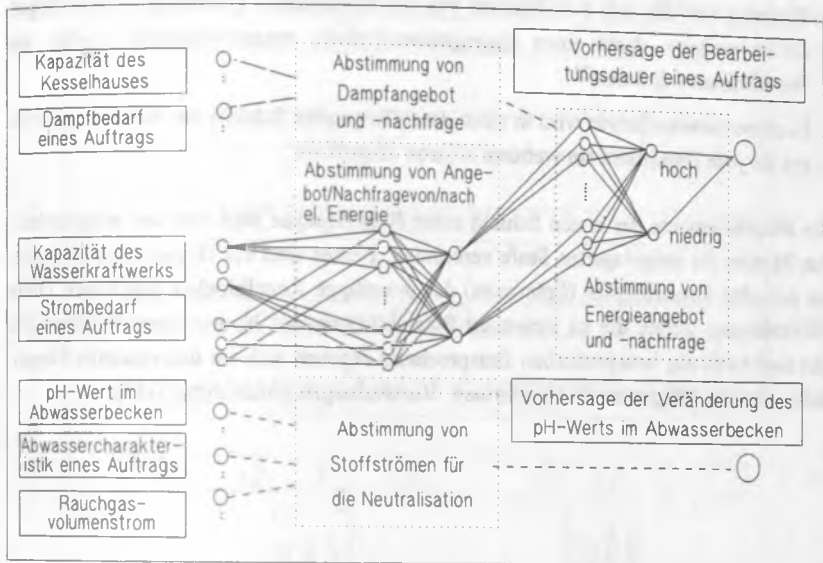


Abbildung 7-11: Struktur eines Neuro-Fuzzy-Systems zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen

Die Anzahl der Inputneuronen des Neuronalen Netzes entspricht der Anzahl der Terme der Inputvariablen des korrespondierenden FEC.

Die Anzahl der Prozebelemente in den Zwischenschichten des Neuronalen Netzes ist eine Funktion der Terme der linguistischen Variablen der einzelnen Regelblöcke. Sie entspricht der Summe aus dem Produkt der Terme der linguistischen Variablen der Prämissen und den Hypothesen²² der einzelnen Regelblöcke.

Die Beschreibung der Struktur eines Regelblockes im korrespondierenden Neuronalen Netzwerk erfolgt in zwei Stufen und umfaßt zwei Schichten:

²² Terme der linguistischen Variable der Conclusion eines Regelblockes.

- Zunächst wird für jede Kombination von Inputparametern (Prämissen) einer Regel, die im weiteren durch einen Aggregationsoperator zusammengefaßt werden, ein Prozebelement definiert²³.
- In einem zweiten Schritt wird in einer darauffolgenden Schicht des Neuronalen Netzes für jede Hypothese ein weiteres Neuron eingeführt.

Die Prozebelemente der ersten Schicht eines Regelblockes sind mit den entsprechenden Termen der vorgelagerten Stufe verbunden. Ferner sind die Hypothesen einer Regel mit allen Regelrümpfen (Prämissen) des jeweiligen Regelblockes verknüpft. Diese Verbindungen stellen die zu lernenden Plausibilitäten des Neuro-Fuzzy-Systems dar und sind eindeutig interpretierbar. Entsprechend ergeben sich im untersuchten Neuro-Fuzzy-System 108 potentiell adaptierbare Verbindungen (Abbildung 7-12).

²³ Die Anzahl der entsprechenden Neuronen ergibt sich aus dem Produkt der Terme der linguistischen Variablen der Prämissen. Diese Neuronen befinden sich im Neuronalen Netz auf dergleichen Ebene (Schicht).

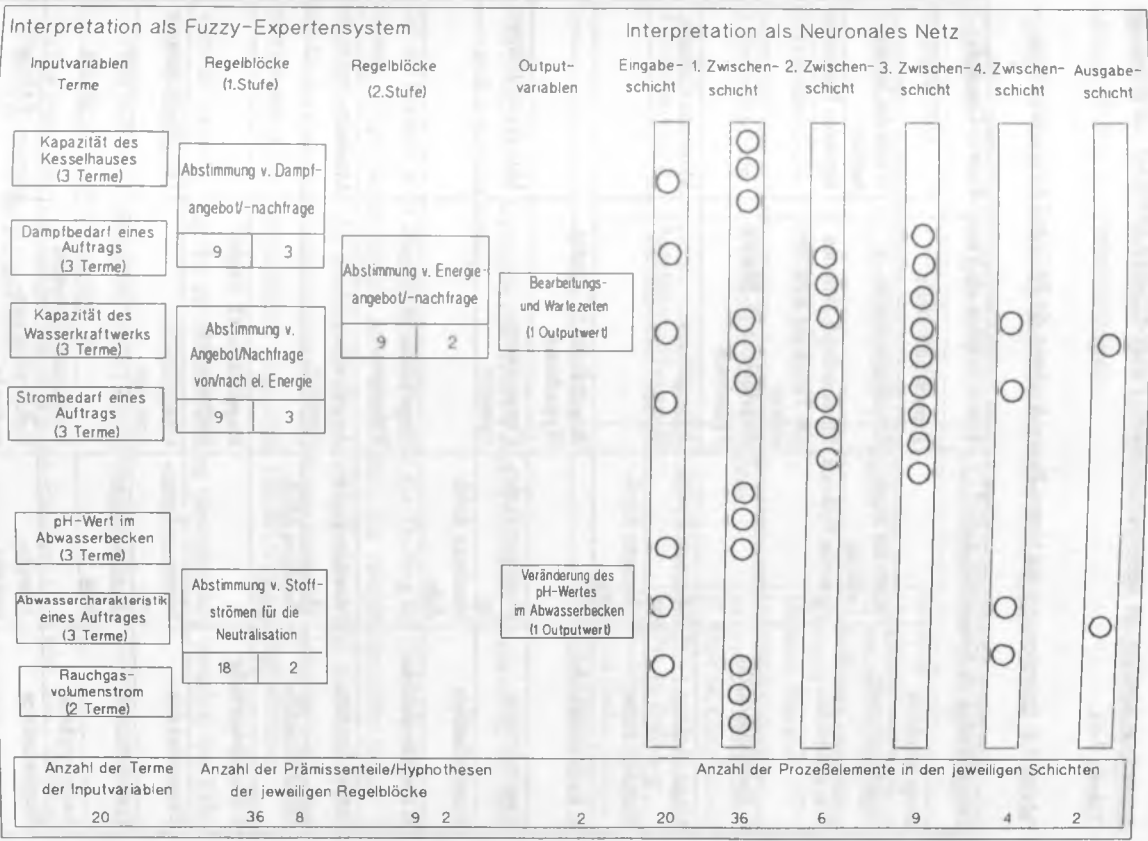


Abbildung 7-12: Interpretation des Neuro-Fuzzy-Systems als FEC und Neuronales Netz

Neben der Festlegung der Struktur des Neuro-Fuzzy-Systems sind die innere Architektur der einzelnen Prozebelemente (Eingabe-, Transfer- und Outputfunktion) bzw.

dessen Interpretation im korrespondierenden Fuzzy-Expert-Controller zu präzisieren (Tabelle 7-6).

Tabelle 7-6: Interpretation des Neuro-Fuzzy-Systems als FEC und Neuronales Netz

Interpretation als Neuronales Netz ²⁴		Interpretation als Fuzzy-Expert-Controller	
Eingabeschicht		Inputschnittstelle	
Eingabeparameter	Werte der Inputvariablen	Eingabeparameter	Werte der Inputvariablen
Transferfunktion	sigmoide Funktion	Membershipfunktionen der Terme der Inputvariablen	sigmoide Funktionen
1. Zwischenschicht		Regelblöcke (1. Stufe) Prämissen	
Eingabefunktion	Minimum-Funktion	Aggregationsoperator	Minimum-Operator
Transferfunktion	identische Abbildung		
2. Zwischenschicht		Regelblöcke (1. Stufe) Hypothesen	
Eingabefunktion	Maximum-Funktion	Compositionsoperator	Max./Prod.-Inferenz
Transferfunktion	identische Abbildung		
3. Zwischenschicht		Regelblöcke (2. Stufe) Prämissen	
Eingabefunktion	Minimum-Funktion	Aggregationsoperator	Minimum-Operator
Transferfunktion	identische Abbildung		
4. Zwischenschicht		Regelblöcke (2. Stufe) Hypothesen	
Eingabefunktion	Maximum-Funktion	Compositionsoperator	Max./Prod.-Inferenz
Transferfunktion	identische Abbildung		
Ausgabeschicht		Outputschnittstellen	
Eingabefunktion	Average-operator	Defuzzyfikationsmethode	Center of Moment
Transferfunktion	identische Abbildung		

²⁴ Als Outputfunktion wird für alle Prozebelemente die identische Abbildung verwendet.

Tabelle 7-7 zeigt die Definition bzw. die Interpretation der Verbindungen bzw. Gewichte zwischen den Prozeßelementen.

Tabelle 7-7: Interpretation der Gewichte im Neuro-Fuzzy-System

Inputebene	Outputebene	Verbindungsart	Interpretation im FEC
Eingabeschicht	1. Zwischenschicht	fix	Minimum-Operator (Aggregationsoperator)
1. Zwischenschicht	2. Zwischenschicht	variable	zu lernende Plausibilitäten (1. Stufe des Compositions- operators)
2. Zwischenschicht	3. Zwischenschicht	fix	Minimum-Operator (Aggregationsoperator)
3. Zwischenschicht	4. Zwischenschicht	variable	zu lernende Plausibilitäten (1. Stufe des Compositions- operators)
4. Zwischenschicht	Ausgabeschicht	fix	Maxima der Zugehörig- keitsfunktionen der Output- variablen (Defuzzifikation nach COM-Verfahren)

7.3.2 Adaption der Gewichte des Neuro-Fuzzy-Systems zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen

Ziel der Lernphase ist es, auf der Basis der für das Training der Neuronalen Netze erhobenen Einplanungsbeispiele die Plausibilitäten der energieorientierten Regeln zu adaptieren. Aufgrund der Struktur des Entscheidungsproblems (vgl. Kap. 7.1.1.4, 7.1.2 und 7.2.4) wird für die beschriebenen Neuro-Fuzzy-Netze das in Kapitel 5.3.2 dargestellte, vereinfachte Lernverfahren ausgewählt. Hierbei wird wie folgt verfahren:

- Bei der Bestimmung der zu modifizierenden Gewichte wird zwischen drei Fällen unterschieden:
 - Der vom Netz berechnete Output weicht vom Wert der Beispieldaten um weniger als vier bzw. drei Prozent²⁵ ab.
 - Der vom Netz berechnete Output liegt um mindestens vier bzw. drei Prozent unter dem Wert der Beispieldaten.
 - Der vom Netz berechnete Output liegt um mindestens vier bzw. drei Prozent über dem Wert der Beispieldaten.

²⁵ Hierbei wird in Netze zur Belegung der 100-kg bzw. 300-kg Aggregate unterschieden.

- Im ersten Fall werden die Gewichte des Netzwerkes nicht modifiziert, um eine Beschleunigung des Lernverfahrens zu erreichen und das Risiko zu reduzieren, durch eine Veränderung der Gewichte bereits gelernte Muster zu überdecken.
- Im zweiten bzw. dritten Fall werden die Gewichte in dem Teil des Netzes modifiziert, der das Konzept: "die erwarteten Bearbeitungs- und Wartezeiten sind 'hoch' bzw. 'niedrig'" operationalisiert.
- Die Änderung der entsprechenden Gewichte erfolgt zufallsverteilt. Das neue Gewicht berechnet sich zu $\min(w_{\text{alt}} + r, 1)$. Hierbei erweist es sich als hinreichend, r aus dem Intervall $[0; 0,4]$ zu ziehen.
- Das Verfahren bricht ab, wenn am Ende eines Trainingslaufes der durchschnittliche Fehler unter vier bzw. drei Prozent liegt²⁶.

Abbildung 7-13 zeigt einen Vergleich von FECs, Neuronalen Netzen und Neuro-Fuzzy-Systemen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen.

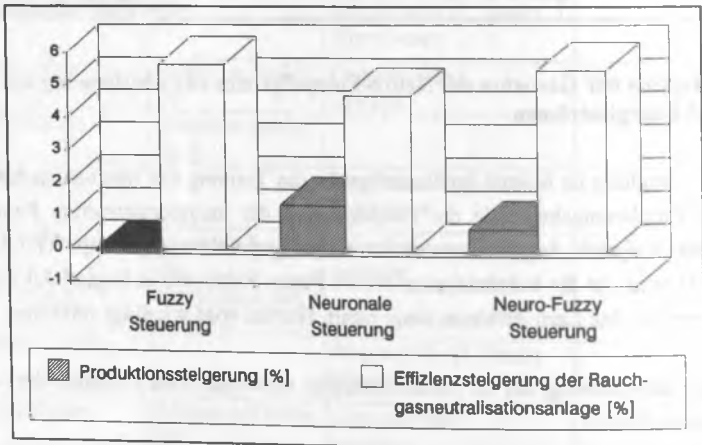


Abbildung 7-13: Vergleich von Fuzzy-Expert-Controllern, Neuronalen Netzen und Neuro-Fuzzy-Systemen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen unter Berücksichtigung betriebswirtschaftlicher und emissionsorientierter Zielsetzungen

²⁶ Bem.: Netze, die diese Werte erreichen, erwiesen sich als hinreichend in Bezug auf die Problemstellung.

8 Schlußfolgerungen

Auf der Basis einer Analyse des untersuchten Produktionssystems bzw. der entwickelten Systeme können folgende Richtlinien zur Konstruktion von Produktionsabstimmungsmechanismen für vernetzte Produktionssysteme abgeleitet und Schlußfolgerungen bezüglich einer Übertragbarkeit auf andere Produktionssysteme und -prozesse gezogen werden:

Bezogen auf die wissenschaftliche Diskussion im Bereich **Produktionsplanung- und steuerung** können aus der vorliegenden Arbeit folgende Ergebnisse abgeleitet werden:

- Die bislang eingesetzten Verfahren zur Produktionsplanung und -steuerung (z. B. lineare Optimierung, Prioritätsregelverfahren) sind zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen in vernetzten Produktionssystemen i. allg. nicht ausreichend. Dies gilt insbesondere in Bezug auf die Abbildung der Komplexität realer Produktionsprozesse, des verfügbaren Planungs- bzw. Prozeßwissens sowie des Systemverhaltens:
- *Komplexität realer Produktionssysteme*: Die Abstimmung von Stoff- und Energieströmen in vernetzten Produktionssystemen erfordert i. allg. die simultane Betrachtung verschiedener Zielkriterien wie z. B. die Steigerung der Produktionsmenge durch eine intensitätsmäßige Anpassung des Produktionssystems bzw. die Steigerung der Effizienz einer Entsorgungsanlage durch Abstimmung von Stoffströmen vorgelagerter Produktionseinheiten. Darüber hinaus sind unterschiedliche produktions- und verfahrenstechnische Restriktionen wie z. B. Nichtunterbrechbarkeitsbedingungen, Rüst- oder Reaktionszeiten zu beachten. Die sich hieraus ergebende Komplexität steht i. allg. einem Einsatz optimierender Verfahren entgegen.
- *Struktur des verfügbaren Planungswissens (z. B. unscharfes oder implizites Wissen)*: Von entscheidender Bedeutung bei der Entwicklung von Produktionsabstimmungsmechanismen ist die Berücksichtigung der Struktur des verfügbaren Produktionswissens. Hierbei ist zu beachten, daß sich die Erhebung bzw. Formulierung von expliziten Produktionsregeln oder analytischen Modellen des Produktionsprozesses in vielen Fällen als problematisch erweist. Der Grund hierfür liegt in der Tatsache, daß es für zuständige Experten i. allg. schwierig ist, ihr implizites Wissen über Produktionsprozesse in explizite Regeln oder Modelle zu fassen. So ist es beispielsweise für einen Färbereimeister oftmals einfacher, in ei-

ner gegebenen Situation auf der Basis seiner Erfahrungen ein geeignetes Färbeverfahren zu bestimmen, als allgemeingültige Regeln zur Auswahl von Färbeverfahren in Abhängigkeit beliebiger Rahmenbedingungen zu formulieren. Können explizite Produktionsregeln akquiriert werden, handelt es sich hierbei i. allg. um "unscharfes Wissen". Unscharfes oder implizites Wissen kann jedoch in den bisher eingesetzten Verfahren zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen i. allg. nur unzureichend abgebildet werden.

- *Systemverhalten*: Systeme zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen in vernetzten Produktionssystemen erfordern eine Konzeption, die den Schwankungen in Input- bzw. Outputströmen vor-/nachgeschalteter Produktionsstufen Rechnung trägt, da diese eine sich ständig verändernde Ausgangslage für die zu treffenden Planungs-, Steuerungs- oder Regelungsaufgaben darstellen. Dies erfordert ein flexibles, der jeweiligen Situation angepaßtes Verhalten entsprechender Systeme.

- Im Gegensatz zu den bislang verwandten Methoden können, wie in der vorliegenden Arbeit erstmals umfassend gezeigt wird, auf der Basis von Fuzzy-Expert-Controllern, Neuronalen Netzen und Neuro-Fuzzy-Systemen Produktionsabstimmungsmechanismen entwickelt werden, die den skizzierten Anforderungen realer Produktionssysteme Rechnung tragen. Die Einsatzmöglichkeiten der einzelnen Verfahren hängen jedoch stark von der Struktur des Produktionssystems und dem verfügbaren Produktions- und Prozeßwissen ab.

Die Einsatzfähigkeit von Fuzzy-Expert-Controllern, Neuronalen Netzen und Neuro-Fuzzy-Systemen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen zeigt sich an dem untersuchten Anwendungsbeispiel. Hierbei können folgende Ergebnisse abgeleitet werden:

- Auf der Basis eines χ^2 -Tests für die Verteilung der Referenzdaten kann festgestellt werden, daß die eingesetzten Neuronalen Netze (im Gegensatz zu den Fuzzy-Expert-Controllern) zu einer signifikanten Steigerung der Produktionsmenge führen.
- Die Ergebnisse der untersuchten neuronalen Steuerungen liegen in Bezug auf die Steigerung der Effizienz der Rauchgasneutralisationsanlage ebenfalls signifikant über den Referenzdaten, jedoch unter den Werten der Fuzzy-Expertensysteme.

Dies korreliert mit der Annahme, daß in Gebieten, in denen ein konsistentes Modell einer Planungs-, Steuerungs- oder Regelungsaufgabe erstellt werden kann, regelba-

sierte Ansätze einer Auswertung impliziten Wissens i. allg. überlegen sind. Ist es jedoch aufgrund der Komplexität der Problemstellung nicht bzw. nicht mit vertretbarem Aufwand möglich, explizite Regeln anzugeben, empfiehlt sich der Einsatz von Mustererkennungsverfahren wie z. B. Neuronaler Netze.

Bei der Konstruktion von Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis von Fuzzy-Expert-Controllern, Neuronalen Netzen und Neuro-Fuzzy-Systemen empfiehlt sich folgendes Vorgehen:

- Zunächst wird das untersuchte Produktionssystem in Hinblick auf eine Analyse und Parametrisierung der in Frage kommenden Verfahren in ein Simulationsmodell abgebildet.
- In einer zweiten Phase werden die einzelnen Verfahren zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen spezifiziert, parametrisiert und anhand des Simulationsmodells analysiert.
- In einer dritten Stufe werden die entsprechenden Produktionsabstimmungsmechanismen in das reale Produktionssystem integriert und abschließend verifiziert.

Bei der Auswahl des Modellierungsansatzes zur Abbildung vernetzter Stoff- und Energieflußsysteme sollten folgende Kriterien berücksichtigt werden:

- *Struktur des Produktionssystems*: Sind Stoff- und Energieflußbeziehungen statisch oder dynamisch?
- *Systemverhalten*: Läßt sich das Verhalten des Produktionssystems als Funktion diskreter Ereignisse (z. B. Zuordnung von Aufträgen zu Aggregaten, Ablassen von Prozeßwasser am Ende eines Bearbeitungsschrittes, störungsbedingter Ausfall von Aggregaten) beschreiben oder sind kontinuierliche Modellierungsansätze notwendig (z. B. Beschreibung von Anfahrprozessen, Modellierung der Wärmeübertragung von Reaktoren)?
- *Komplexität*: Kann das zu modellierende Stoff- und Energieflußsystem auf der Basis einer ganzheitlichen Sichtweise modelliert werden oder erfordert die Anzahl der zu berücksichtigenden verfahrenstechnischen Restriktionen und die Interdependenzen einzelner Parameter eine Betrachtung des Systems als Netzwerk möglichst unabhängig zu konzipierender Objekte?
- *Geforderte Flexibilität*: Erfordert die Struktur des Produktionssystems den Einsatz eines möglichst flexiblen Modellierungsansatzes oder kann ein Werkzeug mit defi-

nierten Konzepten (z. B. Warteschlangenkonzepte, spezielle Allokationsstrategien) verwendet werden, für die bereits eine geeignete Implementierungssprache besteht?

In Abhängigkeit einer Analyse der genannten Kriterien ist ein spezieller Modellierungsansatz (z. B. ereignisorientierter oder objektorientierter Ansatz) auszuwählen. Die Entscheidung hierüber hängt stark von der entsprechenden Problemstellung ab. Dennoch können folgende Aussagen getroffen werden:

- Aus Effizienzgründen ist insbesondere bei gut strukturierten Problemstellungen darauf zu achten, ob bereits Modellierungs- und Simulationswerkzeuge mit geeigneten Konzepten existieren.
- Bei diskreten Problemstellungen empfiehlt sich mit zunehmender Komplexität der Einsatz objektorientierter Ansätze. Dies gilt ebenso für die Modellierung schwach strukturierter Probleme, für die keine spezielle Modellierungssprache existiert.
- Bezogen auf die prozeduralen Ansätze erscheint, sofern keine Vorgänge mit unbestimmter Zeitdauer modelliert werden müssen, die Verwendung von Konzepten am erfolgversprechendsten, die sowohl ereignisorientierte als auch prozeborientierte Elemente verbinden. Dies gewährleistet eine effiziente Modellierung bei gleichzeitig relativ hoher Flexibilität [56].
- Aktivitätsorientierte Ansätze eignen sich nur bei der Modellierung von Vorgängen mit unbestimmter Zeitdauer, da sie einen hohen Verarbeitungsaufwand bei der Simulation implizieren.

Bei der Konstruktion der Produktionsabstimmungsmechanismen ist zwischen

- regelbasierten Ansätzen (fuzzyfizierte Expertensysteme),
- Methoden des Maschinellen Lernens (Neuronale Netze) und
- Hybriden Systemen (Neuro-Fuzzy-Systeme).

zu differenzieren.

Für einen Einsatz von Fuzzy-Expert-Controllern ergeben sich aus der vorliegenden Arbeit folgende Richtlinien:

- In Gebieten, in denen explizite Regeln zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen angegeben werden können, ist ein Einsatz von FECs empfehlenswert.

- Eine Analyse der Ergebnisse verschiedener FECs zeigt, daß bei der Entwicklung von Fuzzy-Expert-Controllern zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen die Bestimmung von Plausibilitätswerten für die einzelnen Regeln von zentraler Bedeutung ist.
- Hierzu wird ein umfassendes Modell des Produktionssystems bzw. der relevanten Teilprozesse benötigt, auf dessen Grundlage Strategien zur Justierung der Regelstruktur entwickelt werden können.
- Die Konstruktion eines derartigen Modells hängt insbesondere von der Anzahl der Einflußfaktoren und deren Interdependenzen ab.

Zur Konstruktion bzw. Implementierung von Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis fuzzyfizzierter Expertensysteme hat sich ein Ansatz als adäquat erwiesen, der Elemente der Expertensystementwicklung und des Reglerentwurfs beinhaltet. Dieser umfaßt:

- eine Interpretation von Abstimmungsprozessen in einer Form, die den Einsatz von FECs ermöglicht (z. B. durch die Einführung von Prioritätskennziffern, die angeben, inwiefern ein spezieller Auftrag mit dem momentanen Systemzustand [z. B. Energieangebot, pH-Wert im Abwasserbecken etc.] korreliert),
- die Erarbeitung einer Methodik zur Identifikation geeigneter Input-/Outputvariablen für FECs auf der Basis techno-ökonomischer Parameter wie z. B. Rückführung der betriebswirtschaftlichen Zielsetzung "Steigerung der Produktionsmenge" auf eine Abstimmung von Stoff- und Energieströmen,
- eine Spezifikation der Membershipfunktionen in Abhängigkeit des Detaillierungsgrades des vorhandenen Prozeßwissens,
- eine Strukturierung der Regelbasis in Abhängigkeit der besonderen Erfordernisse von Abstimmungsprozessen in Stoff- und Energieflußsysteme (z. B. Aggregation verschiedener energieorientierter Konzepte),
- eine problemspezifische Selektion der Aggregations- und Compositionsoperatoren (z. B. Auswahl von Compositionsoperatoren zur Aggregation betriebswirtschaftlicher und emissionsorientierter Zielsetzungen),
- eine Diskussion über die Verfahrensweise zur Bestimmung geeigneter Plausibilitätswerte für einzelne Regeln als Funktion des verfügbaren Planungswissens (z. B. Verwendung von subjektiven Wahrscheinlichkeiten zur Validierung der einzelnen Regeln),

- eine Implementation von FECs zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen und
- eine Sensitivitätsanalyse kritischer Parameter (z. B. Typ der Membershipfunktion, Wahl der Verknüpfungsoperatoren, Bestimmung der Inferenzstruktur).

Bezogen auf einen Einsatz Neuronaler Netze lassen sich aus einer Analyse der entwickelten Systeme folgende Richtlinien bzw. Handlungsempfehlungen zur Konstruktion emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen ableiten:

- In Gebieten, in denen z. B. aufgrund der Anzahl und Struktur verfahrenstechnischer Restriktionen und Interdependenzen kein hinreichendes Modell zur Bestimmung expliziter Regeln angegeben werden kann, erscheint ein Einsatz von Verfahren am erfolgversprechendsten, die implizites Produktionswissen (z. B. repräsentative Einplanungsentscheidungen) auswerten können.
- In diesem Zusammenhang ist es zunächst notwendig, die zugrunde liegenden Entscheidungsprobleme in einer Weise zu formulieren, die den Einsatz entsprechender Methoden (z. B. Neuronaler Netze) erlaubt. Hierbei hat es sich als vorteilhaft herausgestellt, die Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen als Projektion entscheidungsrelevanter Parameter (z. B. Warte- und Bearbeitungszeiten von Aufträgen, eine Veränderung des pH-Wertes im Abwasserbecken) in Abhängigkeit verschiedener Handlungsalternativen zu formulieren.
- Von entscheidender Bedeutung bei der Entwicklung Neuronaler Netze ist die Bereitstellung geeigneter Lerndaten. Strukturell können diese aus Daten potentieller Einplanungsentscheidungen und deren Bewertung in Abhängigkeit der daraus resultierenden Veränderung des Systemzustandes bestehen (z. B. Daten, die den Systemzustand am Zeitpunkt der Einplanungsentscheidung charakterisieren bzw. einen potentiell auszuwählenden Auftrag oder ein entsprechendes Verfahren betreffen).
- Neben der Identifikation geeigneter System-, Auftrags- und Verfahrensparameter ist hierbei insbesondere die Definition eines adäquaten Bewertungsmaßstabes sorgfältig durchzuführen und ständig zu überprüfen. Die Parameter sollten so definiert sein, daß sie in einem direkten Bezug zu den Zielkriterien stehen (wird z. B. eine möglichst effiziente Auslastung von Abwasserbehandlungsanlagen angestrebt, empfiehlt sich der pH-Wert im Abwasserbecken als Inputparameter). Des weiteren sollten system- und auftrags-/verfahrensabhängige Parameter untereinander in Beziehung stehen (z. B. verfügbare Kapazität eines Kesselhauses als Systemparameter und Dampfbedarf eines potentiell einplanbaren Auftrages in Abhängigkeit des auszuwählenden Produktionsverfahrens). Bei der Definition des Bewertungsmaßes sind

entsprechende Parameter möglichst so zu wählen, daß sie sowohl einen direkten Bezug zu den Zielkriterien (z. B. effiziente Ausnutzung der Entsorgungsanlagen, hohe Auslastung der Produktionsanlagen) aufweisen, als auch möglichst stark mit der Einplanungsentscheidung korrelieren (z. B. die durch einen speziellen Auftrag bedingte Veränderung des pH-Wertes im Abwasserbecken).

- Prinzipiell hat es sich im Laufe der bisherigen Untersuchung gezeigt, daß es einfacher ist, relative Größen (z. B. Veränderung des pH-Wertes) zu lernen als absolute.
- Von besonderer Bedeutung bei der Bewertung von Beispieldaten ist der Systemzeitpunkt, an dem die Auswirkungen einer Entscheidung (z. B. Auswahl eines speziellen Färbeverfahrens) überprüft werden. Es empfiehlt sich, diese möglichst unmittelbar zu bewerten, das heißt z. B. direkt nach der Fertigstellung des betreffenden Auftrages. Ein spätere Bewertung (z. B. Auslastung der Rauchgasneutralisationsanlage am Ende des Planungshorizontes) ist infolge der Überlagerung durch Einflüsse anderer Planungsentscheidungen problematisch. Die genaue Definition der Eingangs- und Bewertungsparameter sowie des Bewertungszeitpunktes ist jedoch fallspezifisch und hängt stark von der Komplexität des Produktionssystems (Anzahl der Produktionsanlagen in einer Produktionsstufe, Anzahl der Produktionsstufen, etc.) sowie von verfahrenstechnischen Restriktionen (z. B. Reihenfolgebeziehungen) ab.

Zur Konstruktion bzw. Implementierung von Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis Neuronaler Netze empfiehlt sich folgende Vorgehensweise:

- Diskussion verschiedener Interpretationsmöglichkeiten von Entscheidungsprozessen in vernetzten Produktionssystemen (z. B. Interpretation der Abstimmung von Stoff- und Energieströmen als Projektion entscheidungsrelevanter Parameter, Interpretation von Umrüstkostenproblemen als "Travelling-Salesman-Problem" [TSP]),
- Generierung einer Methodik zur Akquisition repräsentativer Trainingsdatensätze unter Berücksichtigung der spezifischen Struktur des Anwendungsgebietes (z. B. auf der Basis einer Simulation potentieller Einplanungsentscheidungen für verschiedene Szenarien),
- Analyse geeigneter Netzwerktypen (z. B. "feed forward"-Netze für Projektionsprobleme, Hopfield-Netze zur Lösung von "TSP"),
- Selektion von Netzwerkarchitekturen (z. B. Bestimmung der Elemente der Zwischenschicht, Auswahl der Aktivierungsfunktionen),
- Durchführung einer Lern- und Testphase der gewählten Netzwerke und

- Sensitivitätsanalyse entscheidender Parameter (z. B. Art der Transferfunktionen).

Für einen Einsatz von **Neuro-Fuzzy-Systemen** ergeben sich aus der vorliegenden Arbeit folgende Richtlinien:

- Neuro-Fuzzy-Systeme können eingesetzt werden, um die Vorteile regelbasierter Systeme (Möglichkeit zur Formulierung expliziter Regeln) bzw. Methoden des Maschinellen Lernens (Fähigkeit zur Auswertung impliziten Wissens) zu verbinden.
- Hierbei empfiehlt es sich, von der Regelstruktur eines FEC auszugehen und diejenigen Parameter, für die kein hinreichendes Modell existiert, auf der Basis einer Auswertung impliziten Wissens zu adaptieren.
- Die Architektur von Neuro-Fuzzy-Systemen ist auf die Struktur des verfügbaren Produktionswissens abzustimmen. Sind lediglich die Plausibilitätswerte einzelner Regeln zu adaptieren und können die entsprechenden Compositionsoperatoren hinreichend durch das Konzept eines semantischen "ODER" operationalisiert werden, ist aus Effizienzgründen eine Kombination von Backpropagation-Netzen und Verfahren des "Competitive Learning" empfehlenswert, die ohne eine Bildung von Ableitungen auskommen. Sind diese Voraussetzungen nicht gegeben, können Backpropagation-Netze mit Sigma-Pi-Aktivierungsfunktionen verwandt werden.

Dieses Vorgehen verbindet die Fähigkeiten von Experten, ein konsistentes Modell für eine begrenzte Planungs- oder Steuerungsaufgabe zu entwickeln, mit den Möglichkeiten von Methoden des Maschinellen Lernens, implizites Wissen auszuwerten, d. h. es werden die Vorteile von fuzzyfizierten Expertensystemen und Neuronalen Netzen genutzt. Dies ist besonders in Gebieten mit unterschiedlich strukturiertem Wissen vorteilhaft, wie etwa bei der Abstimmung von Stoff- und Energieflüssen unter Berücksichtigung emissionsorientierter und betriebswirtschaftlicher Zielkriterien.

Bei der Bereitstellung von Methoden zur Entwicklung von Neuro-Fuzzy-Systemen ist hinsichtlich der Struktur des verfügbaren Produktionswissens zu differenzieren. Prinzipiell empfehlen sich Verfahren, die auf

- Backpropagation-Netzen mit Sigma-Pi-Aktivierungsfunktionen oder
- einer Kombination von Backpropagation-Netzen mit Methoden des "Competitive Learning"

basieren. Letztere eignen sich besonders in Fällen, in denen eine maschinelle Justierung der Plausibilitätswerte ausgewählter Regeln hinreichend erscheint.

Zur Konstruktion bzw. Implementierung von Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis von Neuro-Fuzzy-Systemen hat sich ein Ansatz als adäquat erwiesen, der Elemente der Expertensystementwicklung und der Konstruktion Neuronaler Netze beinhaltet. Dieser umfaßt:

- Analyse der Ergebnisse regelbasierter Verfahren und Methoden des Maschinellen Lernens,
- Entwicklung geeigneter Fuzzy-Expert-Controller einschließlich Membershipfunktionen, Regelstruktur, Aggregations- und Compositionsoperatoren und einer Defuzzifizierungsmethode,
- Adaption ausgewählter Parameter (z.B. Plausibilitätswerte der einzelnen Regeln) anhand von repräsentativen Einplanungsentscheidungen analog zu Neuronalen Netzen,
- manuelle Justierung von Parametern, bezüglich deren Festsetzung eine hinreichende Theorie existiert.

Für einen **industriellen Einsatz** der untersuchten Produktionsabstimmungsverfahren lassen sich aus der vorliegenden Arbeit folgende Richtlinien ableiten. Der Einsatz fuzzyfizzierter Expertensysteme, Neuronaler Netze und Neuro-Fuzzy-Systeme eignet sich besonders bei:

- *Steuer- und regelungstechnischen Problemstellungen:* Die skizzierten Methoden sind primär der Steuer- und Regelungstechnik zuzuordnen und werden in der vorliegenden Arbeit auf Fragestellungen der Produktionsplanung und -steuerung übertragen. Dies impliziert, daß ihr Einsatz insbesondere in Anwendungsgebieten (z. B. Kläranlagen, Müllverbrennungsanlagen) empfehlenswert ist, in denen betriebswirtschaftliche und emissionsorientierte Zielsetzungen auf steuer- und regelungstechnischen Problemstellungen beruhen.
- *Problemstellungen, die auf Projektionsaufgaben zurückgeführt werden können:* Die untersuchten Methoden, insbesondere Neuronale Netze, eignen sich zur Projektion zukünftiger Entwicklungen wie z. B. die Entwicklung des pH-Wertes in einem Fermentationsbecken in Abhängigkeit der Ausgangskonzentration einer Pilzkultur und der Reaktionszeit. Basieren Planungsentscheidungen (z. B. die Allokation von

Heizbecken für die Fermentation von Milchsäure) auf der Kenntnis entsprechender Parameter, empfiehlt sich der Einsatz von Neuronalen Netzen oder Neuro-Fuzzy-Systemen.

- *Produktionsprozessen, für die keine hinreichenden analytischen Modelle bestehen:* Bei den skizzierten Methoden handelt es sich um heuristische Verfahren, die sich insbesondere in Einsatzgebieten mit unscharfem bzw. schwach strukturiertem Wissen bzw. beim Fehlen analytischer Modelle eignen.
- *Produktionssystemen mit stark schwankenden bzw. hinsichtlich ihrer Zusammensetzung mit Unsicherheit behafteten Input-/Outputströmen:* Bei Produktionssystemen mit heterogenen Inputströmen, z. B. Müllverbrennungsanlagen oder Kläranlagen, können i. allg. keine hinreichend genauen analytischen Modelle zur Berechnung entscheidungsrelevanter Parameter angegeben werden. Darüber hinaus ergibt sich hier per se ein erhöhter Abstimmungsbedarf.
- *Produktionssystemen mit restriktiven Speicherkapazitäten:* Prinzipiell können Abstimmungsprobleme durch die Bereitstellung von ausreichenden Speicherkapazitäten umgangen werden (z. B. durch ein entsprechend dimensioniertes Ausgleichsbecken zur Durchmischung von Abwasserfrachten unterschiedlicher Temperatur mit dem Ziel einer Nivellierung der Abwassertemperatur für die Einleitung in den Zufluß einer Kläranlage). Ist dies (z. B. aus räumlichen Gründen) nicht möglich, empfiehlt sich ein Einsatz spezieller Produktionsabstimmungsmechanismen.

Im Hinblick auf die Übertragbarkeit der untersuchten Methoden auf andere Produktionssysteme oder -prozesse können aus der vorliegenden Arbeit folgende Schlußfolgerungen gezogen werden:

- Prinzipiell können die skizzierten Methoden sowohl auf Problemstellungen im Bereich der Fertigungsindustrie als auch der Prozeßindustrie übertragen werden. Anwendungsgebiete in der Prozeßindustrie, insbesondere im Bereich der biologischen Verfahrenstechnik, erscheinen hierbei jedoch erfolversprechender. Die Gründe hierfür sind:
 - *Art der entscheidungsrelevanten Parameter bzw. Interdependenzen zwischen den einzelnen Parametern:* In der Prozeßindustrie liegen i. allg. physikalisch/technische Größen als Input- bzw. Steuergrößen vor. Interdependenzen zwischen den einzelnen Parametern beruhen auf naturwissenschaftlichen Gesetzmäßigkeiten. Dies erleichtert die Definition der Input- bzw. Outputparameter der zu

entwickelnden Systeme und impliziert das Vorhandensein eines entsprechenden Modells bzw. eines zu lernenden Musters.

- *Struktur der Problemstellung:* Aufgabenstellungen in der Prozeßindustrie können häufig auf steuer- und reglungstechnische Problemstellungen oder Projektionsaufgaben zurückgeführt werden. Typische Beispiele hierfür sind die Steuerung von Kläranlagen oder Müllverbrennungsanlagen. Projektionsaufgaben treten z. B. bei einer Prognose der Stahlqualität in Abhängigkeit von Eigenschaften der Schmelze oder bei der Vorhersage von isothermen Zeit-Temperatur-Umwandlungsdiagrammen zur Herstellung von Stählen mit definierter Gefügestruktur auf. Die Kenntnis derartiger Parameter ist u. a. zur Entscheidung über den weiteren Produktionsprozeß notwendig.
- *Verfügbarkeit analytischer Modelle:* In der Prozeßindustrie, insbesondere in der biologischen Verfahrenstechnik, fehlen aufgrund der Komplexität der Vorgänge bzw. einer fehlenden Reproduzierbarkeit oftmals hinreichend genaue analytische Modelle zur Berechnung entscheidungsrelevanter Größen. Ein Beispiel hierzu ist die Vorhersage des pH-Wertes bei der Fermentation von Milchsäure. Dieser hängt insbesondere von den Eigenschaften der eingesetzten Bakterienkultur, der Umgebungstemperatur und der Fermentationszeit ab. Der pH-Wert gilt hierbei als Qualitätsmerkmal. Die Kenntnis des pH-Wertes in Abhängigkeit der Fermentationszeit stellt eine Voraussetzung für die Abschätzung der Reaktionszeit und damit der Produktionsplanung (Allokation von Heizbecken zur Fermentation) dar.
- *Struktur der Input- bzw. Outputströme:* Insbesondere im Bereich der Entsorgungswirtschaft bzw. bei der Aufbereitung von Abfall- oder Abwasserströmen liegen heterogene Stoffgemische mit schwankender Zusammensetzung vor. Ein Beispiel hierfür ist die Prognose der Ausbeute von Butylacetat und Butylalkohol bei der Aufbereitung von Abwasserströmen aus der Penicillinherstellung in Abhängigkeit des Anteils von Butylacetat und Butylalkohol im Abwasserstrom bzw. der Druck- und Rücklaufverhältnisse in den Kolonnen.
- In der Fertigungsindustrie erscheint der Einsatz der untersuchten Verfahren insbesondere bei der Erstellung von Maschinenbelegungsplänen sowie bei Aufgabenstellungen, die auf das "Travelling-Salesman-Problem" (TSP) zurückgeführt werden können, wie z. B. Umrüstkostenprobleme, erfolgversprechend. Probleme ergeben sich hierbei insbesondere bei der Definition der Inputparameter bzw. Steuerungsgrößen für Fuzzy-Expert-Controller oder Neuronale Netze. Mögliche Inputparamete-

ter im Bereich der Maschinenbelegungsplanung sind z. B. Schlupf- und Bearbeitungszeiten einzuplanender Aufträge bzw. Warte- und Bedienzeiten einzelner Bearbeitungsstationen. Auf der Basis dieser Werte können gegebenenfalls Prioritätswerte für eine Einplanung spezieller Aufträge in Abhängigkeit der jeweiligen Produktionssituation berechnet oder entscheidungsrelevante Parameter, z. B. potentielle Verweilzeiten einzelner Aufträge vorhergesagt werden. Zur Bearbeitung von "Travelling-Salesman-Problemen" eignen sich insbesondere "Hopfield-Netze".

Neben den skizzierten Vorteilen sind beim industriellen Einsatz der entwickelten Produktionsabstimmungsmechanismen folgende Bereiche kritisch zu prüfen bzw. entsprechend zu berücksichtigen:

- *Probleme bei einer Integration unternehmensübergreifender Stoff- und Energieströme:* Prinzipiell bieten die untersuchten Produktionsabstimmungsmechanismen zwar die Möglichkeit auch unternehmensüberschreitende Stoff- und Energieflüsse (z. B. Prozeßdampf eines benachbarten Unternehmens) zu berücksichtigen. Dies erfordert jedoch eine ständige Verfügbarkeit entsprechender Produktionsdaten (z. B. momentan verfügbare Leistung, Rauchgasvolumenstrom, etc.) dieser Unternehmen.
- *Personeller und finanzieller Aufwand:* Die Entwicklung von Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis der vorgestellten Ansätze erfordert bei dem untersuchten Produktionssystem einen Aufwand von ca. zwei "Ingenieurjahren".
- *Organisatorische und technische Umstellungen:* Die Einführung der vorgestellten Systeme impliziert u. a. eine Verlagerung von Tätigkeitsfeldern (z. B. partielle Verlagerung des Anforderungsprofils eines Färbemeisters von einer dispositiven zu einer überwachenden Tätigkeit) sowie eine Integration verschiedener Planungs-, Steuerungs- und Informationssysteme (PPS-Systeme, Prozeßleitstände und Einzelsteuerungen von Aggregaten).

Bezogen auf Abstimmung von Stoff- und Energieströmen im Bereich der Textilveredelung lassen sich abschließend folgende Schlußfolgerungen formulieren:

- Der mit der Entwicklung und Einführung der skizzierten Ansätze verbundene Aufwand bzw. die erforderlichen Umstellungen sind i. allg. nur für größere Produktionssysteme mit einem entsprechenden Abstimmungspotential (z. B. Färbereien mit einer Kapazität von 400 - 500 t Garn oder Fasern pro Monat) empfehlenswert. Bei kleinen bis mittleren Produktionssystemen (z. B. Färbereien mit einer Kapazität von ca. 100 t Garn oder Fasern pro Monat) sind die Abstimmungsmöglichkeiten von

Stoff- und Energieströmen per se im Verhältnis zum notwendigen Aufwand eher als zu gering einzuschätzen. Hierzu ist anzumerken, daß neben der Nivellierung des pH-Wertes und einer verbesserten Abwärmenutzung mit den skizzierten Verfahren auch die Einleittemperatur der Färbereiabwässer in die Kläranlage nivelliert werden kann. Dies ist insbesondere für größere Färbereien mit einem entsprechenden Abwasseranfall von Bedeutung.

- Berücksichtigt man die mangelnde Konkurrenzfähigkeit kleiner Färbereien, den Erfüllungsbedarf entsprechender Gesetze bzw. Verordnungen (Wasserhaushaltsgesetz, Wärmenutzungsverordnung) sowie den Kostendruck im Bereich der Textilindustrie, ist festzustellen, daß die Entwicklung moderner zukunftsorientierter Steuer- und Regelungssysteme auch in diesem Bereich von existentieller Bedeutung ist und den Einsatz entsprechender Verfahren erfordert.

The following is a list of the names of the persons who have been elected to the office of the President of the United States for the year 1947. The names are listed in alphabetical order of the last name.

- 1. Harry S. Truman
- 2. Dwight D. Eisenhower
- 3. John F. Kennedy
- 4. Lyndon B. Johnson
- 5. Hubert H. Humphrey
- 6. Hubert H. Humphrey
- 7. Hubert H. Humphrey
- 8. Hubert H. Humphrey
- 9. Hubert H. Humphrey
- 10. Hubert H. Humphrey
- 11. Hubert H. Humphrey
- 12. Hubert H. Humphrey
- 13. Hubert H. Humphrey
- 14. Hubert H. Humphrey
- 15. Hubert H. Humphrey
- 16. Hubert H. Humphrey
- 17. Hubert H. Humphrey
- 18. Hubert H. Humphrey
- 19. Hubert H. Humphrey
- 20. Hubert H. Humphrey
- 21. Hubert H. Humphrey
- 22. Hubert H. Humphrey
- 23. Hubert H. Humphrey
- 24. Hubert H. Humphrey
- 25. Hubert H. Humphrey
- 26. Hubert H. Humphrey
- 27. Hubert H. Humphrey
- 28. Hubert H. Humphrey
- 29. Hubert H. Humphrey
- 30. Hubert H. Humphrey
- 31. Hubert H. Humphrey
- 32. Hubert H. Humphrey
- 33. Hubert H. Humphrey
- 34. Hubert H. Humphrey
- 35. Hubert H. Humphrey
- 36. Hubert H. Humphrey
- 37. Hubert H. Humphrey
- 38. Hubert H. Humphrey
- 39. Hubert H. Humphrey
- 40. Hubert H. Humphrey
- 41. Hubert H. Humphrey
- 42. Hubert H. Humphrey
- 43. Hubert H. Humphrey
- 44. Hubert H. Humphrey
- 45. Hubert H. Humphrey
- 46. Hubert H. Humphrey
- 47. Hubert H. Humphrey
- 48. Hubert H. Humphrey
- 49. Hubert H. Humphrey
- 50. Hubert H. Humphrey

This list is intended to provide a comprehensive record of the names of the persons who have been elected to the office of the President of the United States for the year 1947.

The names of the persons who have been elected to the office of the President of the United States for the year 1947 are listed in alphabetical order of the last name.

9 Zusammenfassung

In der vorliegenden Arbeit werden erstmals umfassend Mechanismen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen in vernetzten Produktionssystemen unter Berücksichtigung emissionsorientierter und betriebswirtschaftlicher Kriterien (z. B. Verwertung von Sekundärrohstoffen, Steigerung der Produktionsmenge) erarbeitet, analysiert und verifiziert. Ziel ist es, insbesondere durch eine zeitliche Abstimmung von Stoff- und Energieströmen (z. B. saure und alkalische Abwasserfrachten, Angebot und Nachfrage nach Prozeßdampf) Emissionen, soweit möglich, zu vermeiden bzw. die zur Verfügung stehenden Ressourcen effizient zu nutzen.

Hierzu wird in Kapitel zwei ein Anforderungsprofil emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen skizziert. In Kapitel drei werden, basierend auf einer Diskussion konventioneller Ansätze, Verfahren zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen in vernetzten Produktionssystemen vorgeschlagen. Voraussetzung für eine Entwicklung, Analyse und Validierung von Produktionsabstimmungsmechanismen ist eine adäquate Abbildung der zu untersuchenden Stoff- und Energieflußsysteme unter Berücksichtigung relevanter produktions- und verfahrenstechnischer Restriktionen. Hierzu wird in Kapitel vier eine Methodik zur Auswahl von Modellierungsansätzen vorgestellt. In Kapitel fünf werden verschiedene Ansätze zur Konstruktion emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen erarbeitet. In Kapitel sechs wird dargestellt wie ein reales Produktionssystem gemäß den in Kapitel drei vorgeschlagenen Ansätzen modelliert werden kann. Mit Hilfe dieses Modells werden in Kapitel sieben auf der Basis der in Kapitel vier erarbeiteten Konzepte, Produktionsabstimmungsmechanismen entwickelt, analysiert und vergleichend bewertet. Diese beruhen auf fuzzyfizierten Expertensystemen, Neuronalen Netzen und Neuro-Fuzzy-Ansätzen. In Kapitel acht werden die aus der vorliegenden Arbeit gewonnenen Erkenntnisse in Bezug auf eine Entwicklung von Produktionsabstimmungsmechanismen dargestellt, Schlußfolgerungen gezogen und die Übertragbarkeit der entwickelten Ansätze auf andere Produktionssysteme bzw. -prozesse diskutiert.

Die Relevanz der Problemstellung ergibt sich u. a. aus:

- dem signifikanten Anteil der durch den industriellen Bereich verursachten Emissionen gemessen an den Gesamtemissionen [6],
- einem Erfüllungsbedarf gesetzlicher Vorschriften (z. B. Bundesimmissionsschutzgesetz, geplantes Kreislaufwirtschafts- und Abfallgesetz),

- der Notwendigkeit, bei den geforderten technischen und organisatorischen Umstellungen neben emissionsorientierten ebenso betriebswirtschaftliche Zielkriterien zu berücksichtigen,
- der Forderung nach der Entwicklung zukunftsorientierter effizienter Steuerungs- und Regelungsmechanismen, insbesondere vor dem Hintergrund des Neuaufbaus industrieller Produktionssysteme in den fünf neuen Bundesländern.

Produktions- und prozeßintegrierte Ansätze korrespondieren mit dem Rat der Sachverständigen für Umweltfragen im Sondergutachten "Abfallwirtschaft" und der Enquête-Kommission "Schutz des Menschen und der Umwelt", die darauf hinweisen, daß eine umweltorientierte Marktwirtschaft ein globales Umdenken weg von der Durchlaufwirtschaft hin zur Kreislaufwirtschaft erfordert [4, 1]. Zur Umsetzung einer Kreislauf- bzw. "Schraubenwirtschaft" sind neben der Bereitstellung entsprechender Verfahren insbesondere Steuer- und Regelungsmechanismen zu entwickeln, die es erlauben, Stoff- und Energieströme so aufeinander abzustimmen, daß unter Berücksichtigung von Rahmenparametern vor- und nachgeschalteter Produktionsstufen zur Verfügung stehende Ressourcen möglichst effizient genutzt und durch den Produktionsprozeß entstehende Emissionen und Reststoffe, soweit dies technisch möglich ist, vermindert werden.

Hierfür sind die bisher eingesetzten Produktionsplanungs- und Steuerungsmechanismen nicht ausreichend. Gegenstand der vorliegenden Arbeit ist daher die Entwicklung von Produktionsabstimmungsmechanismen, die im Gegensatz zu den bislang verwandten Verfahren (z. B. Lineare Optimierung, Prioritätsregelverfahren)

- der Komplexität (Anzahl und Struktur produktions- und verfahrenstechnischer Restriktionen, verschiedener Einflußparameter),
- der Struktur des verfügbaren Planungswissens (z. B. unscharfes oder implizites Wissen) und
- dem dynamischen Systemverhalten

von vernetzten Produktionssystemen hinreichend Rechnung tragen.

Der gewählte Lösungsweg sieht vor, daß zunächst eine Methodik zur Auswahl geeigneter Modellierungsansätze im Hinblick auf eine Analyse der zu entwickelnden Produktionsabstimmungsmechanismen erarbeitet wird. In einem zweiten Schritt werden theoretische Konzepte für die zu entwickelnden Abstimmungsmechanismen unter-

sucht, weiterentwickelt und anhand eines realen Produktionssystems verifiziert. Die Konstruktion von Produktionsabstimmungsmechanismen beruht auf:

- regelbasierten Ansätzen (fuzzyfizierte Expertensysteme),
- Methoden des Maschinellen Lernens (Neuronale Netze) und
- Hybriden Systemen (Neuro-Fuzzy-Systeme).

Die Vorgehensweise bei der Konstruktion von Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis fuzzyfizierter Expertensysteme kombiniert Elemente der Expertensystementwicklung und des Reglerentwurfs. Die entwickelten Neuronalen Netze und Neuro-Fuzzy-Systeme basieren auf einer Interpretation von Abstimmungsprozessen als Projektion entscheidungsrelevanter Parameter (z. B. Veränderung des pH-Wertes im Abwasserbecken, Bearbeitungs- und Wartezeit eines Auftrages). Methodisch beruhen die eingesetzten Neuronalen Netze bzw. der Lernalgorithmus auf einem Gradientenverfahren. Die Neuro-Fuzzy-Systeme basieren auf einer Kombination von Backpropagation-Netzen mit Verfahren des "Competitive Learning" bzw. auf Backpropagation-Netzen mit Sigma-Pi-Aktivierungsfunktionen.

Die entwickelten Produktionsabstimmungsmechanismen werden in einem realen Produktionssystem aus der Textilindustrie, bestehend aus einem Wasserkraftwerk, einem Kesselhaus, einer Spinnerei, einer Färberei, einer Weberei und einer Rauchgasneutralisationsanlage analysiert und verifiziert. Eine Bewertung der verschiedenen Ansätze erfolgt anhand der Produktionsmenge, die im Planungshorizont bearbeitet wird, sowie der Effizienz der Rauchgasreinigungsanlage (definiert als das Verhältnis von neutralisierten zu angefallenen Abwasserfrachten).

Auf der Basis einer Analyse der entwickelten Systeme können folgende Ergebnisse abgeleitet bzw. Richtlinien zur Entwicklung von Produktionsabstimmungsmechanismen für vernetzte Produktionssysteme formuliert werden:

- Prinzipiell können Stoff- und Energieflüsse in vernetzten Produktionssystemen auf der Basis von Fuzzy-Expert-Controllern, Neuronalen Netzen und Neuro-Fuzzy-Systemen abgestimmt werden. Die Einsatzmöglichkeiten der untersuchten Verfahren hängen jedoch stark von der Struktur des Produktionssystems und dem verfügbaren Produktions- und Prozeßwissen ab.
- Für das untersuchte Produktionssystem können entsprechend der Problemstellung und der zur Verfügung stehenden Daten folgende Aussagen getroffen werden:

- Auf der Basis eines χ^2 -Tests für die Verteilung der Referenzdaten kann festgestellt werden, daß die eingesetzten Neuronalen Netze (im Gegensatz zu den Fuzzy-Expert-Controllern) zu einer signifikanten Steigerung der Produktionsmenge führen.
- Die Ergebnisse der untersuchten neuronalen Steuerungen liegen in Bezug auf die Steigerung der Effizienz der Rauchgasneutralisationsanlage ebenfalls signifikant über den Referenzdaten, jedoch unter den Werten der Fuzzy-Expertensysteme.

Dies korreliert mit der Annahme, daß in Gebieten, in denen ein konsistentes Modell einer Planungs-, Steuerungs- oder Regelungsaufgabe erstellt werden kann, regelbasierte Ansätze einer Auswertung impliziten Wissens i. allg. überlegen sind. Ist es jedoch aufgrund der Komplexität der Problemstellung nicht bzw. nicht mit vertretbarem Aufwand möglich, explizite Regeln anzugeben, empfiehlt sich der Einsatz von Mustererkennungsverfahren (z. B. Neuronaler Netze).

Bezüglich der Übertragbarkeit der entwickelten Systeme auf andere Produktionssysteme lassen sich aus der vorliegenden Arbeit folgende Schlußfolgerungen ableiten:

- Ein Einsatz der dargestellten Methoden eignet sich insbesondere in Anwendungsgebieten, in denen analytische Modelle zur Berechnung entscheidungsrelevanter Parameter fehlen, sowie bei Produktionssystemen mit restriktiven Speicherkapazitäten oder stark schwankenden bzw. hinsichtlich ihrer Zusammensetzung mit Unsicherheit behafteten Input-/Outputströmen. Erfolgversprechend erscheinen insbesondere Problemstellungen, die auf steuer- und regelungstechnische Aufgabenstellungen oder Projektionsprobleme zurückgeführt werden können wie z. B. Regelung der Rostvorschubgeschwindigkeit in Müllverbrennungsanlagen oder Projektion der Reaktionszeit bei der Fermentation von Milchsäure in Abhängigkeit der Ausgangskonzentration einer eingesetzten Pilzkultur und des gewünschten pH-Wertes.
- Prinzipiell können die skizzierten Methoden sowohl auf Problemstellungen im Bereich der Fertigungsindustrie als auch der Prozeßindustrie übertragen werden. Die oben skizzierten Punkte implizieren jedoch, daß Anwendungsgebiete in der Prozeßindustrie, insbesondere im Bereich der biologischen Verfahrenstechnik, erfolgversprechender erscheinen. Potentielle Einsatzgebiete sind z. B. die Allokation von Fermentationsbecken zur Milchsäuregärung, eine Prognose der Ausbeute von Butylacetat und Butylalkohol bei der Aufbereitung von Abwasserströmen aus der Penicillinherstellung oder eine Prognose der Stahlqualität in Abhängigkeit von Eigenschaften der Schmelze und damit verbunden eine Entscheidung über den weiteren Produktionsprozeß.

- Bezogen auf die Textilindustrie ist festzustellen, daß der mit der Entwicklung und Einführung der skizzierten Ansätze verbundene Aufwand bzw. die erforderlichen Umstellungen i. allg. nur für größere Produktionssysteme mit einem entsprechenden Abstimmungspotential (z. B. Färbereien mit einer Kapazität von 400 - 500 t Garn oder Fasern pro Monat) empfehlenswert sind. Bei kleinen bis mittleren Produktionssystemen (z. B. Färbereien mit einer Kapazität von ca. 100 t Garn oder Fasern pro Monat) sind die Abstimmungsmöglichkeiten von Stoff- und Energieströmen per se im Verhältnis zum notwendigen Aufwand eher als zu gering einzuschätzen. Berücksichtigt man jedoch die mangelnde Konkurrenzfähigkeit kleiner Färbereien, den Erfüllungsbedarf entsprechender Gesetze und Verordnungen sowie den Kostendruck im Bereich der Textilindustrie, ist festzustellen, daß die Entwicklung moderner zukunftsorientierter Steuer- und Regelungssysteme auch in diesem Bereich von existentieller Bedeutung ist und den Einsatz entsprechender Verfahren erfordert.

The present volume being a continuation of the
 author's "The History of the County of
 Middlesex" the same plan is pursued as in the
 former volume. It is divided into three parts
 the first containing a general description of the
 county, the second a description of the several
 parishes, and the third a description of the
 several manors, &c. &c. The author has
 endeavored to give a full and accurate
 account of the present state of the county
 and to show the progress of its improvement
 since the time of the first settlement of the
 English in this country.

General Description of the County

The county of Middlesex is bounded on the north
 by the county of Northampton, on the east
 by the county of Essex, on the south
 by the county of Surrey, and on the west
 by the county of Kent. It is a small
 county, but contains a great number of
 parishes, and is one of the most fertile
 counties in England. The soil is generally
 rich, and the climate is temperate. The
 principal rivers are the Thames, the
 Great Ouse, and the Little Ouse. The
 county is divided into three parts, the
 first containing a general description of
 the county, the second a description of
 the several parishes, and the third a
 description of the several manors, &c. &c.

Verzeichnisse

Literaturverzeichnis

- [1] MINISTERIUM FÜR UMWELT, NATURSCHUTZ UND REAKTORSI-
CHERHEIT: Gesetz zur Vermeidung von Rückständen, Verwertung von
Sekundärrohstoffen und Entsorgung von Abfällen. Entwurf vom 19.06.92.
- [2] RENTZ, O.: Techno-Ökonomie betrieblicher Emissionsminderungsanlagen,
Habilitationsschrift. Erich Schmidt Verlag, Berlin, 1979.
- [3] REILING, W.: Prozeßoptimierung zur Minimierung der Umweltbelastung mit
Hilfe der quasi-dynamischen Simulation am Beispiel eines Kohlekraftwerkes
mit Rauchgasreinigung. Dissertationsschrift, Karlsruhe, 1992.
- [4] DER RAT VON SACHVERSTÄNDIGEN FÜR UMWELTFRAGEN (RSU):
Abfallwirtschaft - Sondergutachten, September 1990. Metzler-Poeschel Verlag,
Stuttgart, 1991.
- [5] DECHEMA, GVC, SATW (Hrsg.): Produktionsintegrierter Umweltschutz in
der chemischen Industrie. Ergebnisse des Freiburger Kreises. DECHEMA,
Frankfurt, 1990.
- [6] UBA (Hrsg.): Daten zur Umwelt 1990/1991. Erich Schmidt Verlag, Berlin,
1991.
- [7] BGBl. I S. 880: Gesetz zum Schutz vor schädlichen Umwelteinwirkungen durch
Luftverunreinigungen, Geräusche, Erschütterungen und ähnliche Vorgänge
(Bundes-Immissionsschutzgesetz - BImSchG), in der Fassung der Bekannt-
machung vom 14.05.1990.
- [8] BGBl. I S. 1410: Gesetz über die Vermeidung und Entsorgung von Abfällen
(Abfallgesetz - AbfG), vom 27.08.1986.
- [9] HAHN, D.; LAßMANN, G. (Hrsg.): Produktionswirtschaft - Controlling indu-
strieller Produktion. Physica-Verlag, Heidelberg, 1989.

- [10] BRUCKER, P.: Scheduling. Akademische Verlagsgesellschaft, Wiesbaden, 1981.
- [11] NEUMANN, K.: Einführung in die Maschinenbelegungsplanung. WIOR-Report-398 Uni Karlsruhe, Karlsruhe, 1990.
- [12] SIEGEL, T.: Optimale Maschinenbelegung. Erich Schmidt Verlag, Berlin, 1974.
- [13] MÜLLER-MERBACH, H.: Optimale Reihenfolgen. Springer Verlag, Berlin, 1970.
- [14] ZÄPFEL, G.: Produktionswirtschaft. Berlin und New York, 1982.
- [15] WITTE, T.: Fallstudie zur Fertigungssteuerung mit Prioritätsregeln. In: Adam, D.: Fertigungssteuerung II. Gabler Verlag, Wiesbaden, 1988.
- [16] MERTENS, P.: Industrielle Datenverarbeitung, Bd. 1. Administrations- und Dispositionssystem. 7. Aufl., Wiesbaden, 1988.
- [17] ADAM, N. R.; SURKIS, J.: Priority Update Intervals and Anomalies in Dynamic Ratio Type Job Shop Scheduling Rules. In: Management Science, 26(1980)12, pp. 1227-1237.
- [18] ALVARES-VALDES OLAGUIBEL, R.; TAMARIT GOERLICH, J.M.: Heuristic Algorithms for Resource-Constraint Project Scheduling. In: Slowinski, R.; Weglarz, J.: Advances in Project Scheduling. Elsevier, Amsterdam 1989, pp. 113-134.
- [19] DAVIS, E. W.; PATTERSON, J. H.: A Comparison of Heuristics and Optimal Solution in Resource-Constraint Project Scheduling. In: Management Science 21(1975)8, pp. 944-955.
- [20] HAUKE, W.: Einplanung von Produktionsaufträgen nach Prioritätsregeln. Berlin, 1973.
- [21] HAUPT, R.: A Survey of Priority Rule-Based Scheduling. In: OR Spektrum, (1989)11, S. 3-16.

- [22] KURTULUS, I.; DAVIS, E. W.: Multi-Project Scheduling. In: Management Science, 28 (1982)2, pp. 161-172.
- [23] KURTULUS, I.; NARULA, S.: Multi-Project Scheduling. In: IIE Transcript 17(1985)1, pp. 58-65.
- [24] HOFF, H. (Hrsg.): Marktspiegel Expertensysteme auf dem Prüfstand - Der Einsatz von Shells, Tools und Expertensystemen im Produktionsbereich. Verlag TÜV Rheinland. 1990.
- [25] HALLY, H. (Hrsg.): Die Ökobilanz - Ein betriebliches Informationssystem. Schriftenreihe des Institutes für ökologische Wirtschaftsordnung. IÖW 89/27, Berlin, 1989.
- [26] UBA (Hrsg.): Umweltbilanzierung - Darstellung und Analyse der ökologischen Anforderungen zur ökonomisch-ökologischen Bilanzierung von Umwelteinflüssen. UBA-Texte 5(1987) Bd. 1 und 2, Umweltbundesamt, Berlin, 1987.
- [27] BECHMANN, A.; HOFMEISTER, S.; SCHULTZ, S.: Umweltbilanzierung. Darstellung und Analyse zum Stand des Wissens zu ökologischen Anforderungen an die ökonomisch-ökologische Bilanzierung von Umwelteinflüssen. UBA Texte 5(1987), Bd. 1 und 2, Berlin, 1987.
- [28] BUNDESAMT FÜR UMWELT, WALD UND LANDSCHAFT (Hrsg.): Methodik für Ökobilanzen auf der Basis ökologischer Optimierung. Schriftenreihe Umwelt Nr. 133, Bern, 1990.
- [29] FREIMANN, J. (Hrsg.): Ökologische Herausforderung der Betriebswirtschaftslehre. Wiesbaden, 1990.
- [30] GEBLER, W.: Ökobilanzen in der Abfallwirtschaft: methodische Ansätze zur Durchführung einer Programm-Umweltverträglichkeitsprüfung. Bielefeld, 1990.
- [31] HÜBNER, H.; SIMON-HÜBNER, D.: Ökologische Qualität von Produkten. Wiesbaden, 1991.
- [32] KUNERT AG (Hrsg.): Ökobericht 1991. Immenstadt, 1991.

- [33] LEHMANN, S.: Ökobilanzen und Öko-Controlling als Instrumente einer präventiven Umweltpolitik in Unternehmen. In: FLEISCHER, G. (Hrsg.): Vermeidung und Verwertung von Abfällen 2, Berlin 1990, 101-109.
- [34] MÜLLER-WENK, R.: Die ökologische Buchhaltung. Frankfurt, 1978.
- [35] NEUMARKTER LAMMSBRÄU (Hrsg.): Öko-Bilanz und Öko-Controlling. Neumarkt, 1992.
- [36] SCHONERT, M.: Ökobilanzen - was wird hier eigentlich bilanziert? In: Abfallwirtschaftsjournal, 4(1992)3, S. 193-200.
- [37] STAHLMANN, V.: Umweltorientierte Materialwirtschaft. Wiesbaden, 1988.
- [38] UMWELTBUNDESAMT (Hrsg.): Ökobilanzen für Produkte. Bedeutung Sachstand - Perspektiven. Texte 1992/38, Berlin, 1992.
- [39] WICKE, L.; HAASIS, H.-D.; SCHAFHAUSEN, F.; SCHULZ, W.: Betriebliche Umweltökonomie. München, 1992.
- [40] HAASIS, H.-D.: Interne Berichterstattung. In: Proceedings IÖW-Tagung "Umweltqualitätsziele von Unternehmen und ihre Durchsetzung", Hannover 1992.
- [41] RENTZ, O.: Umweltfreundliches Produktions- und Beschaffungsmanagement. In: UMWELTBUNDESAMT (Hrsg.): Umweltorientierte Unternehmensführung: Möglichkeiten zur Kostensenkung und Erlössteigerung - Modellvorhaben und Kongreß. UBA Bericht 1991/11, Berlin, 1991.
- [42] KREIKEBAUM, J. (HRSG.): Integrierter Umweltschutz. Gabler-Verlag, 2. Aufl., Wiesbaden, 1991.
- [43] ARBEITSGEMEINSCHAFT SIMULATION IN DER GESELLSCHAFT FÜR INFORMATIK ASIM: Simulation in der Fertigungstechnik, Leitfaden für Simulationsbenutzer in der Fertigung.
- [44] PUPPE, F.: Einführung in Expertensysteme. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, Tokyo, 1988.

- [45] BGBl. I S. 1586: Vierte Verordnung zur Durchführung des Bundes-Immissionsschutzgesetzes (Verordnung über genehmigungsbedürftige Anlagen - 4. BImSchV), vom 24.07.1985.
- [46] BGBl. I S. 1529: Gesetz zur Ordnung des Wasserhaushaltes (Wasserhaushaltsgesetz - WHG), in der Fassung der Bekanntmachung vom 23.09.1986.
- [47] IHK (Hrsg.): Informationen über die Recyclingbörse. Karlsruhe, 1991.
- [48] JAGANNATHON, G. V. (ed.): Blackboard Architectures and Applications. Academic Press, Boston et al., 1989.
- [49] ENGELMORE, R. (ed.): Blackboard Systems. Addison-Wesley, Wokingham, 1988.
- [50] ALAN, A.; PRITSKER, B.: Introduction to Simulation and SLAM II. Halsted Press, New York et al., 1986.
- [51] FAHRLAND, D. A.: Combined Discrete Event-Continuous System Simulation. In: Simulation, 18(1970)2.
- [52] ESCHENBACHER, P.; SCHMIDT, B.: Empirische Modellbildung und formale Modellbeschreibung. In: Biethan, J.; Schmidt, B. (Hrsg.): Simulation als betriebliche Entscheidungshilfe Band 1, Springer Verlag, Berlin, 1987, S. 26-38.
- [53] FRAUENSTEIN, TH.; PAPE, U.; WAGNER, O.: Objektorientierte Sprachkonzepte und Diskrete Simulation. Springer Verlag, Berlin, 1990.
- [54] RASMUS, D.: Object of your Desire: The Future of Manufacturing Systems. In: Manufacturing Systems, 9(1991)7, pp. 42-46.
- [55] TUMA, A.; HAASIS, H.-D.; RENTZ, O.: Entwicklung einer Methodik zur Konzeption eines Prozeßleitstandes für die Planung und Steuerung von Energie-, Material- und Stoffflüssen. In: Proceedings der 7. Fachtagung Abfallwirtschaft der Deutschen Gesellschaft für Abfallwirtschaft e. V., Magdeburg, 1992, S. 12-15.

- [56] TUMA, A.; HAASIS, H.-D.; RENTZ, O.: Eine Methodik zur Konstruktion und Auswahl emissionsorientierter Produktionssteuerungsmechanismen. In: Proceedings des Workshops Modellierung und Simulation im Umweltbereich, Rostock, 1992.
- [57] SCHMIDT, B.: Simulationssysteme der 5. Generation im Umweltbereich. In: Proceedings des Workshops Modellierung und Simulation im Umweltbereich, Rostock, 1992.
- [58] PAGE, B. et al.: Simulation und Moderne Programmiersprachen. In: Fachberichte Simulation, Bd. 8, Springer Verlag, 1988.
- [59] BAUMEISTER, H.; GANZINGER, H.; HEEG, G.; RÜGER, M.: Smalltalk-80. In: Informationstechnik 29(1987)4, S. 241-251.
- [60] SCHMIDT, B.: Expertensysteme und Simulationsmodelle. In: OR Spektrum, 11(1989)4.
- [61] SHANNON, R. et al.: Expert Systems and Simulation. In: Simulation, 34(1986)5.
- [62] O'KEEFE, R.: Simulation and Expert Systems - A Taxonomy and Some Examples. In: Simulation, 34(1986)1.
- [63] MERTENS, P.: Verbindung von wissensbasierten Systemen mit Simulation im Fertigungsbereich. In OR Spektrum 11(1989)4.
- [64] KING, R. E; KARONIS, F. C.: Multi-Level Expert Control of a Large-Scale Industrial Process. In: Gupta, M. M; Yamakawa, T.: Fuzzy Computing Theory - Hardware and Applications, Amsterdam et al., 1988, pp.323-340.
- [65] TOBI, T., HANAFUSA T. et al.: Application of Fuzzy Control to a Coke Oven Gas Cooling Plant. IFSA-Conference Seattle, USA, 1990.
- [66] MAMDANI, E. H.; OSTERGAARD, J. J.; LAMBESSIS, E.: Use of Fuzzy Logic for Implementing Rule-Based Control of Industrial Processes. In: Zimmermann et al.: Fuzzy Sets and Decision Analysis, Amsterdam et al., 1984, pp. 429-445.

- [67] ZIMMERMANN, H. J.: Fuzzy Set Theory and its Applications. Kluwer Academic Publishers, Boston et al., 1991.
- [68] FRESKA, C.: Linguistic Description of Human Judgements in Expert Systems and in 'Soft' Science. In: Gupa, M. M.; Sanchez, E.: Approximate Reasoning in Decision Analysis, Amsterdam et al., 1982, pp. 297-306.
- [69] CARBONELL, J. G.; MICHALSKI, R. S.; MITCHELL, T. M.: An Overview of Machine Learning. In: Machine Learning Vol. 1, Springer-Verlag, 1989.
- [70] MORIK, K.: Knowledge Acquisition and Machine Learning. Proceedings European Knowledge Acquisition Workshop 1986.
- [71] HELSON, H.: Adaption-Level Theory. New York, 1964.
- [72] WERNERS, B.: Interaktive Entscheidungsunterstützung durch ein flexibles mathematisches Programmierungssystem. In: Pressmar, D. B. et al.: Wirtschaftsinformatik und Quantitative Betriebswirtschaftslehre, Minerva Publikation, München, 1984.
- [73] v. ALTROCK, C.; KRAUSE, B.; ZIMMERMANN, H. J.: Framework of a Fuzzy Intelligence Research Shell. Arbeitsbericht 90/05, Fakultät für Wirtschaftswissenschaften, RWTH Aachen, 1990.
- [74] v. ALTROCK, C.; ZIMMERMANN, H. J.: Wissensbasierte Systeme und Fuzzy Control. In: RWTH-Themen 1991/01, S. 86-92.
- [75] RUMELHARDT, D. E., MCCLELLAND, J. L. et al.: Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Vol. 1 and 2, MIT Press, Cambridge MA, USA, 1987.
- [76] ANDERSON, J. A.; ROSENFELD, E.: Neurocomputing: Foundations of Research. MIT Press, Cambridge MA, USA, 1988.
- [77] GROSSBERG, S.: Neural Networks and Natural Intelligence. MIT Press, Cambridge MA, USA, 1988.

- [78] DOMANY, E.: Neural Networks: A Biased Overview. In: Journal of Statistical Physics, 51(1988)5.
- [79] SCHÖNEBURG, E.; HANSEN, N.; GAWELCZYK, A.: Neuronale Netzwerke. Markt & Technik Verlag AG, München, 1990.
- [80] ECKMILLER, R., HARTMANN, G., HAUSKE, G.: Parallel Processing in Neural Systems and Computers. Elsevier Science, Amsterdam, 1991.
- [81] MERTENS, P.: Die Theorie der Mustererkennung in der Wirtschaftstheorie. In: Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung, 29(1977)12, S. 777-783.
- [82] WASSERMANN, P. D.: Neural Computing: Theory and Practice. Van Nostrand, New York, USA, 1989.
- [83] NEURALWARE, INC.: Neural Computing. Pittsburgh, USA, 1991.
- [84] JONES, W. P.; HOSKINS, J.: Back-Propagation - A Generalized Delta Learning Rule. In: BYTE-Magazine, 22(1987)10.
- [85] CHIN-TENG, L.; LEE, C. S. G.: Neural-Network-Based Fuzzy-Logic Control and Decision System. IEEE Transactions on Computers, 40(1991)12.
- [86] KOSKO, B.: Neural Networks and Fuzzy Systems - A Dynamic System Approach to Machine Intelligence. Prentice-Hall International, London et al., 1992.
- [87] FLECKENSTEIN, E.: Ökologie und Textilveredelung. In: MELLIAND TEXTILBERICHTE, 73(1992)2, S. 156-163.
- [88] OLBRICH, U.: "Total Colour Management" - Praxisnahe Vorschläge für Farbküchen und Prozessoptimierung. In: Textilveredelung 25(1990)12, pp. 393-398.
- [89] CHEUNG, M. L.: Dyeing Automation for Hong Kong. In: Textile Asia, 58(1991)3, pp. 73-78.

- [90] ORTH, S.; TÖPLER, W.; SCHARDT, W.: Vollautomatische Prozeßsteuerung für Kontinueanlagen in der Textil-Veredelung. In: MELLIAND TEXTILBERICHTE, 72(1991) 9, S. 763-768.
- [91] BAYER AG: INDANTHREN-Farbstoffe in der Färberei. Le 1045 (N), Leverkusen.
- [92] FISCHER, TH.; FUCHS, K.: Leitstände für die Planung von Textilprodukten. In: Chemiefasern/Textilindustrie, 93(1991)41, S. 1324 - 1334.
- [93] FRANZ, W.: Integration von Färbemanagement und Prozeßführung in der automatisierten Färberei (Teil A). Proceedings des 2. Textilmanagement-Kolloquiums des Institutes für Textil- und Verfahrenstechnik, Denkendorf, 1989.
- [94] CORDES, C.: Integration von Färbemanagement und Prozeßführung in der automatisierten Färberei (Teil B). Proceedings des 2. Textilmanagement-Kolloquiums des Institutes für Textil- und Verfahrenstechnik, Denkendorf, 1989.
- [95] THEN MASCHINENBAU- UND APPARATEBAU GmbH: Färbereiautomatisierung und Organisation mit dem THEN-Datocomp-Konzept. Schwäbisch Hall, 1990.
- [96] GVBl. Bayern S. 615: Verordnung zur Verhinderung schädlicher Umwelteinwirkungen in austauschbaren Wetterlagen (Smog-Verordnung), in der Fassung vom 11.10.1988.
- [97] HAGER + ELSÄSSER GmbH: Wasserrechtsgesuch für eine Abwasserneutralisationsanlage für die Christian Dierig GmbH Augsburg. Stuttgart, 1976.
- [98] KURZ, G.; TRENKLE, V.: Neutralisation alkalischer Abwässer mittels Rauchgas oder CO₂. In: CZ-Chemie-Technik, 2(1973)4, S. 393 - 395.
- [99] KOMMISSION DER EUROPÄISCHEN GEMEINSCHAFTEN: Vorschlag für eine Richtlinie des Rates zur Einführung einer Steuer auf Kohlendioxidemissionen und Energie. KOM(92) 226 endg., Brüssel, 1992.

- [100] TUMA, A.; HAASIS, H.-D.; RENTZ, O.: Eine Methodik zur Konstruktion und Auswahl emissionsorientierter Produktionssteuerungsmechanismen. In: Görke, W.; Rinisland, H.; Syrbe, M.: Information als Produktionsfaktor, Berlin et al., 1992.
- [101] HELLENTHAL, B.: Fuzzy-Entwicklungstools im Leistungsvergleich. In: Elektronik, 24(1991)47.
- [102] v. ALTROCK: Fuzzy Logic in wissensbasierten Systemen. In: Elektronische Zeitschrift "etz". Sonderheft Expertensysteme, 112(1991)11.
- [103] TUMA, A.; HAASIS, H.-D.; RENTZ, O.: Development of Emission Oriented Production Control Strategies Based on Fuzzy Expert Systems, Neural Networks and Neuro-Fuzzy-Approaches. In: Proceedings der 22. Jahrestagung der DGOR, Springer-Verlag, Berlin et al, 1994.
- [104] TUMA, A.; HAASIS, H.-D.; RENTZ, O.: Entwicklung emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis von fuzzyfizierten Expertensystemen und Neuronalen Netzen. In: Proceedings des 7. Symposiums Informatik für den Umweltschutz, Ulm, 1993.
- [105] TUMA, A.; HAASIS, H.-D.; RENTZ, O.: Emission Oriented Production Control Strategies Based on Fuzzy Expert Systems, Neural Networks and Neuro-Fuzzy Approaches. In: International Joint Conference on Neural Networks 93, Nagoya, Japan, 1993.
- [106] TUMA, A.; HAASIS, H.-D.; RENTZ, O.: A Comparison of Fuzzy Expert Systems, Neural Networks and Neuro-Fuzzy Approaches Controlling Energy and Material Flows. In: Ecological Modelling, Elsevier, Amsterdam, 1994.
- [107] TUMA, A.; HAASIS, H.-D.; RENTZ, O.: Entwicklung emissionsorientierter Produktionsabstimmungsmechanismen auf der Basis von Fuzzy-Expert-Controllern, Neuronalen Netzen und Neuro-Fuzzy-Ansätzen. In: Information Management, erscheint 1994.

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1-1:	Vorgehensweise bei der Erstellung einer Simulationsstudie.....	12
Abbildung 1-2:	Standardphasenmodell des Wissenserwerbs für regelbasierte Systeme.....	13
Abbildung 2-1:	Zielpyramide der betrieblichen Produktionsplanung und -steuerung.....	19
Abbildung 4-1:	Modellierungsansätze.....	30
Abbildung 5-1:	Hierarchischer Aufbau einer Regelbasis.....	42
Abbildung 5-2:	Klassifikation ausgewählter Neuronaler Netze.....	49
Abbildung 5-3:	Struktur eines Backpropagation-Netzes.....	58
Abbildung 5-4:	Aufbau eines Prozeßelements.....	59
Abbildung 5-5:	Struktur einer Sigma-Pi-Unit.....	63
Abbildung 5-6:	Interpretation eines FECs als Neuronales Netz.....	64
Abbildung 5-7:	Interpretation des Neuronalen Netzes aus Abbildung 5-6 als FEC.....	65
Abbildung 6-1:	Exemplarische Struktur eines vernetzten Produktionssystems aus der Textilindustrie.....	70
Abbildung 6-2:	Eingesetzte Kombinationen von Farbstoffen und Färbeverfahren.....	74
Abbildung 6-3:	Temperaturprofil eines Kurzfärbeverfahrens.....	75
Abbildung 6-4:	Temperaturprofil eines Halbpigmentierverfahrens.....	75
Abbildung 6-5:	Rezeptur für eine Indanthren-Färbung von Baumwolle.....	76
Abbildung 6-6:	Schematische Darstellung einer Anlage zur Neutralisation alkalischer Abwässer mit Rauchgas aus einer Kesselfeuerung.....	79
Abbildung 6-7:	Neutralisationskosten von NaOH- bzw. KOH-haltigem Abwasser mit verschiedenen Säuren.....	80
Abbildung 6-8:	CO ₂ -Bedarf bei unterschiedlichen Ausnutzungsgraden bei der Neutralisation von NaOH-, KOH- bzw. Ca(OH) ₂ -haltigem Abwasser.....	81
Abbildung 6-9:	Symbolische Darstellung ausgewählter Konzepte in SLAM II...	85
Abbildung 6-10:	SLAM II-Netz des untersuchten Produktionssystems.....	87
Abbildung 7-1:	Vergleich von Fuzzy-Expert-Controllern mit verschiedenen Membershipfunktionen.....	93
Abbildung 7-2:	Architektur eines Fuzzy-Expert-Controllers.....	95
Abbildung 7-3:	Vergleich von Fuzzy-Expert-Controllern mit verschiedenen kompensatorischen Operatoren.....	97

Abbildung 7-4: Vergleich von Fuzzy-Expert-Controllern mit verschiedenen Inferenzstrukturen.....	98
Abbildung 7-5: Exemplarische Membershipfunktionen und Regeln	100
Abbildung 7-6: Neuronales Netz für die Belegung der 100-kg Färbeapparate...	105
Abbildung 7-7: Neuronale Netze mit verschiedenen Transferfunktionen	107
Abbildung 7-8: Histogramm der Gewichte eines Neuronalen Netzes zur Belegung von 300-kg Aggregaten.....	108
Abbildung 7-9: Entwicklung des kumulierten quadratischen Fehlers für ein Netz zur Belegung von 100-kg Aggregaten.....	108
Abbildung 7-10: Struktur eines Fuzzy-Expert-Controllers.....	111
Abbildung 7-11: Struktur eines Neuro-Fuzzy-Systems zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen.....	113
Abbildung 7-12: Interpretation des Neuro-Fuzzy-Systems als FEC und Neuronales Netz.....	115
Abbildung 7-13: Vergleich von Fuzzy-Expert-Controllern, Neuronalen Netzen und Neuro-Fuzzy-Systemen zur Abstimmung von Stoff- und Energieströmen unter Berücksichtigung betriebswirtschaftlicher und emissionsorientierter Zielsetzungen.....	118

Tabellenverzeichnis

Tabelle 5-1: Charakteristische Eigenschaften ausgewählter Verknüpfungsoperatoren.....	44
Tabelle 6-1: Kapazitäten von Aggregaten in der Färberei.....	73
Tabelle 6-2: Leistungsbedarf von Aggregaten in der Färberei.....	73
Tabelle 6-3: Kapazitäten der Kessel im Kesselhaus	78
Tabelle 6-4: Dimensionierung des Begasungsturms	78
Tabelle 6-5: Auslegungsdaten für den Begasungsturm	79
Tabelle 6-6: Ausgewählte Modellierungskonzepte und exemplarische Verwendungen.....	84
Tabelle 7-1: Aggregations- bzw. Compositionsoperatoren der entwickelten FECs.....	96
Tabelle 7-2: Ausgewählte Kompensationsoperatoren	96
Tabelle 7-3: Ausgewählte Szenarien für Neuronale Netzwerke	106
Tabelle 7-4: Lernkoeffizienten eines Netzwerkes zur Belegung von 100-kg Färbeapparaten.....	107
Tabelle 7-5: Aufteilung der Beispieldatensätze für die Trainings- und Testphase.....	109
Tabelle 7-6: Interpretation des Neuro-Fuzzy-Systems als FEC und Neuronales Netz	116
Tabelle 7-7: Interpretation der Gewichte im Neuro-Fuzzy-System	117

