

# **Charakterisierung von Gassensoren zur Überwachung belasteter Raumluft**

Inauguraldissertation

zur

Erlangung des Doktorgrades  
der Naturwissenschaften  
der Justus-Liebig-Universität Gießen  
Fachbereich Physik

vorgelegt von  
Jens Häusler  
aus Dillenburg

Institut für Angewandte Physik  
Justus-Liebig-Universität Gießen  
März 2004

Dekan: Prof. Dr. V. Metag  
I. Berichterstatter: Prof. Dr. D. Kohl  
II. Berichterstatter: Prof. Dr. G. Thummes  
Tag der mündlichen Prüfung:

# Inhaltsverzeichnis

<b>Zusammenfassung .....</b>	<b>1</b>
<b>1. Einleitung .....</b>	<b>2</b>
<b>2. Grundlagen .....</b>	<b>5</b>
<b>2.1 Belastete Raumluft .....</b>	<b>6</b>
2.1.1 Organische Verbindungen bei Garprozessen .....	6
2.1.2 Funktionelle Gruppen organischer Verbindungen .....	6
<b>2.2 Metalloxid-Halbleitergassensoren .....</b>	<b>8</b>
2.2.1 Das Kristallvolumen .....	10
2.2.2 Die Kristalloberfläche .....	10
2.2.3 Adsorptionsprozesse auf der Sensoroberfläche .....	11
2.2.4 Desorptionsprozesse auf der Sensoroberfläche .....	14
2.2.5 Katalysatoren .....	16
2.2.6 Polykristalline Schichten .....	17
<b>2.3 Grundlagen der Signalverarbeitung .....</b>	<b>18</b>
2.3.1 Mustererkennung .....	18
2.3.2 Merkmalgenerierung, Merkmalselektion und Merkmalextraktion .....	19
2.3.3 Beurteilung der Merkmalsgüte .....	22
2.3.4 Klassifikations- und Projektionsalgorithmen .....	24
2.3.5 Visualisierung hochdimensionaler Daten .....	35
2.3.6 Bayes Strategie zur Mustererkennung .....	36
2.3.7 Probabilistische Neuronale Netze (PNN) und General Regression Neural Network (GRNN) .....	38
2.3.8 Merkmalsextrahierendes Mustererkennungsverfahren (MSMEV) .....	45
2.3.9 Hierarchischer Klassifikator .....	47
<b>3. Experimentelles .....</b>	<b>49</b>
<b>3.1 Sensoren .....</b>	<b>50</b>
3.1.1 Sensoren zur Überwachung der Luftgüte bei Garprozessen .....	51
3.1.2 Kapazitiver Sensor zur Überwachung der Luftfeuchte .....	53
<b>3.2 PC-gesteuerte Gasmischanlage im Labor .....</b>	<b>54</b>
<b>3.3 Apparative Grundlagen für die Durchführung von Garprozesse .....</b>	<b>56</b>
3.3.1 Dunstabzugshaube .....	57
3.3.2 Heizungsregelungsschaltungen für Halbleitergassensoren .....	57
3.3.3 Auslesen der Sensorwiderstände .....	57
3.3.4 Gas-Sensor-Melde-Einheit .....	58
<b>3.4 Experimentelle Grundlagen für die Überwachung belasteter Raumluft .....</b>	<b>60</b>
3.4.1 Kalibriermessungen an der Gasmischanlage .....	60
3.4.2 Messreihen an der Dunstabzugshaube .....	60
3.4.3 Messreihen zur Untersuchung der Alterung von Sensoren .....	64

<b>3.5</b>	<b>Experimentelle Grundlagen zur Unterscheidung organischer Verbindungen mit Halbleitergassensoren</b>	<b>65</b>
3.5.1	Organische Verbindungen	65
3.5.2	Sensoren	66
3.5.3	Versuchreihen	66
<b>4.</b>	<b>Ergebnisse</b>	<b>69</b>
<b>4.1</b>	<b>Unterscheidung organischer Verbindungen mit Halbleitergassensoren</b>	<b>70</b>
4.1.1	Bestimmung der optimalen Betriebsweise	70
4.1.2	Ermittlung der Feuchtequerempfindlichkeit	71
4.1.3	Sensorverhalten bei verschiedenen Gasangeboten	71
4.1.4	Temperaturmodulierte Sensorbetriebsweise	72
<b>4.2</b>	<b>Überwachung belasteter Raumluft</b>	<b>74</b>
4.2.1	Kalibriermessungen an der Gasmischanlage	74
4.2.2	Ergebnisse zur Alterung der Sensoren	74
4.2.3	Ergebnisse zu Garprozessen an der Dunstabzugshaube	75
4.2.4	Vorauswahl von Sensoren zur Überwachung der Luftgüte	78
4.2.5	Ergebnisse der Messungen an realen Garprozessen	86
4.2.6	Prototyp zum automatischen Betrieb einer Dunstabzugshaube	87
<b>5.</b>	<b>Diskussion</b>	<b>89</b>
<b>5.1</b>	<b>Hierarchische Klassifikation organischer Verbindungen mit Halbleitergassensoren</b>	<b>90</b>
5.1.1	Temperaturmodulation zur Erhöhung des Informationsgehalts	90
5.1.2	Verfahren zur Unterscheidung organischer Verbindungen	92
5.1.3	Wechselwirkungen von dotierten Zinndioxydsensoren mit organischen Verbindungen	97
5.1.4	Separierung organischer Substanzen anhand ihrer funktionellen Gruppen und verschiedener Anzahl der C-Atome	98
<b>5.2</b>	<b>Entwurf und Verifizierung eines Sensorsystems für belastete Raumluft</b>	<b>100</b>
5.2.1	Überwachung belasteter Raumluft: Konzepte und technische Lösungen	101
5.2.2	Messtechnische Bewertung von Garprozessen, Zuordnung von Sensorsignalen und Entwicklung von Schaltkriterien für die Dunstabzugshaube	106
5.2.3	Charakterisierung von Halbleitergassensoren	109
5.2.4	Algorithmus zur Erkennung von Garprozessen	111
5.2.5	Funktionsbeschreibung und Aufbau eines Prototypen zur automatischen Steuerung einer Dunstabzugshaube	115
5.2.6	Erste Erfahrungen im Praxiseinsatz des Prototyps	117
<b>6.</b>	<b>Literatur</b>	<b>120</b>
<b>7.</b>	<b>Anhang</b>	<b>123</b>
<b>Anhang 1:</b>	Organische Verbindungen bei Garprozessen	124
<b>Anhang 2:</b>	Abbildungen zur Vorauswahl von Halbleitergassensoren	128
<b>Anhang 3:</b>	Abbildungen zu Sensorsignalen bei Garprozessen	139
<b>Anhang 4:</b>	Auszug aus dem Algorithmus des 80C537 $\mu$ -Controllers von Siemens in C51	151
<b>Anhang 5:</b>	A Cooker Hood, Patent	158

## Zusammenfassung

Bei Garprozessen entstehen große Mengen von organischen Verbindungen, die zu einer Belastung der Raumluft führen. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurden Ein- und Mehrsensoren von Halbleitersensoren auf ihre Verwendbarkeit zur Überwachung von mit organischen Verbindungen belasteter Raumluft hin untersucht.

Durch den Einsatz der Temperaturmodulation zur Erhöhung des Informationsgehalts konnte die Identifizierung von sechs organischen Verbindungen (Benzol, Isopentan, Methanol, Propylenether, Diethylether und tert-Butylmethylether) in einem Konzentrationsbereich von 2 bis 20 ppm bei verschiedenen Luftfeuchten mit nur einem einzigen Sensorelement erreicht werden.

Dazu wurden zunächst in einem Selektionsprozess verschiedene Sensoren an einer computer-gesteuerten Gasmischanlage charakterisiert. Anschließend wurden aus den Sensorkennlinien 24 Merkmale zur weiteren Betrachtung ausgewählt. Zur Auswertung dieser Messungen wurden Algorithmen zur Mustererkennung bzw. Funktionsapproximation eingesetzt, die in am Institut entwickelten Softwarepaketen enthalten sind. Hierbei handelt es sich zum einen um MSMEV (merkmalselektierendes Mustererkennungsverfahren), das im Rahmen eines mehrstufigen Merkmalsselektionsprozesses einen GRNN (General Regression Neural Network)-basierten Klassifikator selbständig aufbaut, zum anderen um VISOM, eine Software zur Visualisierung hochdimensionaler Merkmalsvektoren und Klassifikatoren sowie zur Datenclustering, Visualisierung und Klassifikation mit Hilfe von Self-Organizing Maps. Damit konnte ein hierarchischer Klassifikator aufgebaut werden, der die Identifizierung der Substanzen ermöglicht. Dieses spezielle Verfahren der Signalverarbeitung ist optimal für die Anwendung geeignet und wird deshalb in den Grundlagen ausführlich dargestellt.

In einer Anwendung wurde eine automatische Dunstabzugshaube entwickelt. Zur Erreichung des Ziels wurde eine robuste Lösung mit mehreren kommerziellen Halbleitersensoren realisiert. Der Erfolg dieses Ansatzes zeigt sich in der Anmeldung dieser technischen Lösung als Europatent durch die Firma Electrolux [ELE 99]. Das Patent ist in Anhang 5 dargestellt.

Zur Analyse der Sensorsignale von Ausgasungen, die bei der Zubereitung von Lebensmitteln entstehen, wurde ein Messplatz aufgebaut, wodurch die Situation in einer Küche authentisch simuliert werden konnte. Anschließend wurden die Sensorauswahl durchgeführt, die optimale Betriebsweise der Sensoren erarbeitet und ein Algorithmus zur automatischen Steuerung der Dunstabzugshaube entwickelt.

Die Anforderungen an die Sensorelemente sind vor allem durch den hohen Fettgehalt der bei Garprozessen entstehenden Dämpfe enorm. Es konnte gezeigt werden, dass durch die Wahl einer hohen Betriebstemperatur über 400°C die Anlagerung von Adsorbaten auf der Sensoroberfläche verhindert wird. Anhand von Messungen an der Gasmischanlage wird dargestellt, dass Selektivitäten und Sensitivitäten der Sensoren über große Zeiträume konstant bleiben.

Als technische Lösung wurde ein Prototyp mit drei Halbleitersensoren aufgebaut. Die Unterscheidung verschiedener Garprozesse gelingt durch gekoppelte Schwellwertentscheidungen, aufgrund derer die Dunstabzugshaube in die angemessenen Ventilatorgeschwindigkeiten geschaltet wird. Aufbau und Software des Prototyps sowie Messungen mit diesem bei Garprozessen werden beschrieben.

## 1. Einleitung

Der Einsatz von Gasdetektoren in häuslichen Umgebungen wurde zuerst in Japan gesetzlich vorgeschrieben, da durch unvollständige Verbrennung von Erdgas in Küchen in den 70er Jahren mehrere Todesfälle durch CO-Vergiftung zu beklagen waren. Die für diese Anwendungen gegründete Firma FIGARO ist noch heute Weltmarktführer auf dem Gebiet der Halbleitergassensoren. Ein gutes Beispiel für die Förderung von Innovation durch politischen Druck.

Die Überwachung belasteter Raumluft hat in den letzten Jahren immer größere Bedeutung erlangt. Dies steht im engen Zusammenhang mit den Fortschritten, die bei der Verwendung von Halbleitergassensoren gemacht wurden. Sie können kostengünstig in Serienproduktion hergestellt werden und sind nahezu unbegrenzt haltbar.

Halbleitergassensoren zeichnen sich durch hohe Sensitivität gegenüber oxidierenden und reduzierenden Bestandteilen der Umgebungsluft aus. Ihre wohl bekannten Nachteile (niedrige Selektivität, Nicht-Linearität, Drift, Alterung, ...) erfordern Forschungen auf dem Gebiet der Materialwissenschaften (Dotierungen, Struktur, Filter, ...), sowie die Entwicklung von Strategien in der Datenaufnahme (Mehrsensorsysteme, statische und dynamische Messverfahren wie Impedanzspektroskopie und Temperaturmodulation) und der Datenverarbeitung (klassische Verfahren z.B. mit Schwellwertentscheidungen oder moderne Verfahren wie den Einsatz von neuronalen Netzen).

Anwendungen haben Gassensorsysteme z.B. in der Branddetektion in Kraftwerken [Kel 96] und Flugzeugen und bei der automatischen Steuerung von Lüftungsklappen im Kfz-Bereich [Die 97] gefunden.

In der Raumluftüberwachung werden Sensorsysteme zur Überwachung der Luftfeuchte in der Gebäudeklimatisierung und zur Überwachung der Luftgüte in Seminarräumen eingesetzt. Der Einsatz von Halbleitergassensoren in Küchen wurde bisher noch nicht beschrieben. Die Anforderungen an die Gassensoren unterscheiden sich hier deutlich von ersteren, da bei Garprozessen eine Vielzahl von flüchtigen organischen Verbindungen, semiflüchtigen organischen Verbindungen und schweren hochmolekularen organischen Partikeln entstehen ([Sim 99a], [Sim 99b] und [Sim 02]).

In einem Modelversuch wurden sechs Substanzen ausgewählt, um die Wirkungsweise der eingesetzten Sensoren im Labor an einer Gasmischanlage zu untersuchen. Dazu wurden Vertreter von bei Garprozessen häufig vorkommenden aromatischen Verbindungen (Benzol), Alkanen (Isopentan), Alkoholen (Methanol) und Ethern (Diethylether, Propylenether und tert-Butylmethylether) ausgewählt.

Die anspruchsvolle Aufgabe, mit nur einem Sensorelement diese sechs organischen Verbindungen zu identifizieren, konnte durch geeignete Strategien in der Datenaufnahme und der Signalverarbeitung gelöst werden. Durch die Verwendung von Temperaturzyklen und die Entwicklung eines hierarchisch aufgebauten Klassifikator konnten Selektivität und Langzeitstabilität des Systems erheblich gesteigert werden. Jedoch ist man bei der Wahl optimaler Temperaturzyklen durch Größe und Geometrie der Sensoren eingeschränkt.

Durch Fortschritte, die in den letzten Jahren bei der Entwicklung von Membransubstraten in Siliziumtechnologie gemacht wurden, sind in Zukunft Sensorsubstrate zu erwarten, die aufgrund ihrer geringen Baugröße und damit verbundenen niedrigeren Trägheit bei Temperaturwechsel deutlich schnellere Temperaturzyklen erlauben [Hei 97]. Damit lassen sich die Vor-

teile von schnellen Temperaturänderungen von Membransubstraten mit der hohen Sensitivität von Dickschicht-Metalloxidsensoren kombinieren. Die bisherigen Erfahrungen lassen erwarten, dass mit dieser Technologie der beschriebene Ansatz Erfolg versprechend in Anwendungen umgesetzt werden kann.

Für die Überwachung von Raumluft auf Belastungen, wie sie durch Garprozesse entstehen, kann aufgrund der Anforderungen an die Robustheit und Verlässlichkeit des Systems der beschriebene Ansatz mit einem hierarchischen Klassifikator zur Zeit noch nicht eingesetzt werden. Natürlich wäre es wünschenswert, auch zur Analyse komplex zusammengesetzter Gasgemische Einzelsubstanzen nachzuweisen. Eine Möglichkeit hierfür bietet das am IAP entwickelte SOMMSA-Verfahren, bei dem Halbleitersensoren am Ausgang eines GC/MS angebracht werden [Fre 97] und damit das Sensorverhalten bei einzelnen Gasen eines Gemisches beobachtet werden kann. Im Hinblick auf eine technische Lösung ist jedoch die Verwendung einer Trennstufe nicht sinnvoll, so dass der Einsatz der SOMMSA-Technik nicht in Frage kommt. Daher wurde in dieser Arbeit ein pragmatischer Ansatz gewählt.

Zur Verbesserung der Luftqualität in Küchen sind viele Haushalte mit Dunstabzugshauben ausgestattet. Ein- und Ausschalten der Hauben sowie Einstellung der Ventilatorstufe werden per Hand vorgenommen.

Verschiedene Garprozesse führen zu unterschiedlichen Quantitäten und Qualitäten von Geruchsbelästigung, Wärme- und Feuchteentwicklung in der Küche. Für eine optimale Arbeitsweise und aus Gründen der Energieeinsparung können die Dunstabzugshauben mit Sensorsystemen ausgestattet werden. Vor allem in Großküchen, in denen meist während der Essenszubereitung die Dunstabzugshauben durchgängig auf höchster Stufe betrieben werden, ist das Einsparpotential durch eine intelligente Steuerung entsprechend der aktuellen Luftgütebedingungen enorm. Auch in Haushalten kann vor allem durch die optimale Einstellung der Nachlaufzeit nach Beendigung des Kochvorgangs eine hohe Energieersparnis erreicht werden, da viele Verbraucher die Hauben unnötig lange laufen lassen.

In dieser Arbeit wird eine robuste Lösung mit drei kommerziellen Halbleitersensoren beschrieben. Die Entscheidungen zum Schalten der Dunstabzugshaube werden durch die optimalen Einstellungen von Schwellwerten getroffen. Diese Entscheidungen sind in hervorragender Übereinstimmung mit der subjektiven Beurteilung der Luftgüte durch die menschliche Nase.



## 2. Grundlagen

### Übersicht

<b>2.1 Belastete Raumluft</b> .....	<b>6</b>
2.1.1 Organische Verbindungen bei Garprozessen .....	6
2.1.2 Funktionelle Gruppen organischer Verbindungen .....	6
<b>2.2 Metalloxid-Halbleitersensoren</b> .....	<b>8</b>
2.2.1 Das Kristallvolumen .....	10
2.2.2 Die Kristalloberfläche .....	10
2.2.3 Adsorptionsprozesse auf der Sensoroberfläche .....	11
2.1.3a Physisorption .....	13
2.1.3b Chemisorption .....	14
2.1.3c Ionosorption .....	14
2.2.4 Desorptionsprozesse auf der Sensoroberfläche .....	14
2.2.5 Katalysatoren .....	16
2.2.6 Polykristalline Schichten .....	17
<b>2.3 Grundlagen der Signalverarbeitung</b> .....	<b>18</b>
2.3.1 Mustererkennung .....	18
2.3.2 Merkmalgenerierung, Merkmalselektion und Merkmalsextraktion .....	19
2.3.3 Beurteilung der Merkmalsgüte .....	22
2.3.3.1 Überlappungsgrad .....	22
2.3.3.2 Klassifikationsrate bei vorgegebenem Klassifikator .....	24
2.3.4 Klassifikations- und Projektionsalgorithmen .....	24
2.3.4.1 Hauptachsentransformation .....	24
2.3.4.2 Sammon Nonlinear Mapping (NLM) .....	26
2.3.4.3 Radiale-Basisfunktionen-Netze (RBF-Netze) .....	28
2.3.4.4 Learning Vector Quantization .....	28
2.3.4.4.1 LVQ1 .....	28
2.3.4.4.2 OLVQ1 .....	29
2.3.4.4.3 LVQ2.1 .....	30
2.3.4.4.4 LVQ3 .....	30
2.3.4.4.5 Allgemeine Hinweise zur Anwendung von LVQ .....	31
2.3.4.5 Self-Organizing Maps .....	31
2.3.4.6 MLP zur Datenkompression/Dimensionsreduktion .....	35
2.3.5 Visualisierung hochdimensionaler Daten .....	35
2.3.6 Bayes Strategie zur Mustererkennung .....	36
2.3.7 Probabilistische Neuronale Netze (PNN) und General Regression Neural Network (GRNN) .....	38
2.3.7.1 Probabilistische Neuronale Netze (PNN) .....	39
2.3.7.2 General Regression Neural Network (GRNN) .....	41
2.3.8 Merkmalsextrahierendes Mustererkennungsverfahren (MSMEV) .....	45
2.3.9 Hierarchischer Klassifikator .....	47

## 2. Grundlagen

### 2.1 Belastete Raumluf

Für den Einsatz von Gassensoren zur Überwachung belasteter Raumluf ist die Kenntnis der Art der Belastung wichtig. Bei Garprozessen entsteht neben Wasserdampf eine nahezu unüberschaubare Menge an flüchtigen organischen Verbindungen, semiflüchtigen organischen Verbindungen und schweren hochmolekularen organischen Partikeln (vor allem bei Bratvorgängen). In [Sim 99a], [Sim 99b] und [Sim 02] wurden speziell die Zusammensetzungen der Emissionen von hochehitzten Fleisch und von Garvorgängen mit Samenöl untersucht.

#### 2.1.1 Organische Verbindungen bei Garprozessen

In [Sim 99a] und [Sim 99b] wurden die Substanzen, die durch das Erhitzen von Hamburgersteiben (je 113 g mit 20% Fettanteil) entstehen, ermittelt. Die Ergebnisse sind in Anhang 1 in den Tabellen 2.1a und 2.1b dargestellt.

In [Sim 02] wurden die Substanzen, die bei Garprozessen mit Samenölen entstehen, ermittelt.

Zwei verschiedene Methoden mit drei verschiedenen Samenölen wurden durchgeführt:

- Anbraten von Gemüse in Sojabohnenöl
- Anbraten von Gemüse in Rapsöl
- Erhitzen von Kartoffeln in einer Friteuse mit hydrogeniertem Sojabohnenöl

Die Ergebnisse sind in Anhang 1 in den Tabellen 2.2a und 2.2b dargestellt.

Die Probennahme wurde in beiden Fällen im Abzug über den Kochstellen vorgenommen. Hier sollen lediglich die Resultate der komplizierten chemischen Analysen aufgeführt werden.

#### 2.1.2 Funktionelle Gruppen organischer Verbindungen

In der organischen Chemie sind funktionelle Gruppen als Ordnungsprinzip wichtig. Die Reaktivität organischer Verbindungen ist eine Folge verschiedener funktioneller Gruppen. Eine funktionelle Gruppe ist eine Gruppe von Atomen in einem Molekül, die weitgehend unabhängig von der Konstitution des gesamten Moleküls die charakteristischen physikalischen und chemischen Eigenschaften des letzteren determiniert. Mit dieser Definition könnten auch die C-H- und die C-C-Bindungen als funktionelle Gruppen bezeichnet werden. Normalerweise wird ein reiner Kohlenwasserstoff in der organischen Chemie jedoch als Molekül ohne funktionelle Gruppe bezeichnet. Kohlenwasserstoffe ohne Doppelbindungen (gesättigte KWs) werden Alkane genannt. Ungesättigte Kohlenwasserstoffe enthalten Mehrfachbindungen.

Eine Sonderstellung unter den Kohlenwasserstoffen nehmen ringförmige Moleküle ein. Ungesättigte ringförmige Kohlenwasserstoffe werden aromatische Verbindungen genannt. Ihr wichtigster Vertreter ist das Benzol ( $C_6H_6$ ). Die historische Bezeichnung entstand durch den angenehmen Geruch einiger Benzolderivate.

Die Reaktivität von Benzol ergibt sich nicht aus der Betrachtung der C-C, bzw. C=C-Bindungen, da die chemischen und physikalischen Eigenschaften entscheidend von der Ringstruktur beeinflusst werden. Diese Struktur hat die Aromazität des Moleküls zur Folge. Die Aromazität oder Resonanzenergie von Benzol entsteht dadurch, dass die Hydrierungswärme (Energie, die durch die Addition von zwei Wasserstoffatomen an eine Doppelbindung unter Anwesenheit eines Katalysators frei wird) mehr als ein Drittel unter der für die Bindungen zu erwartenden liegt.

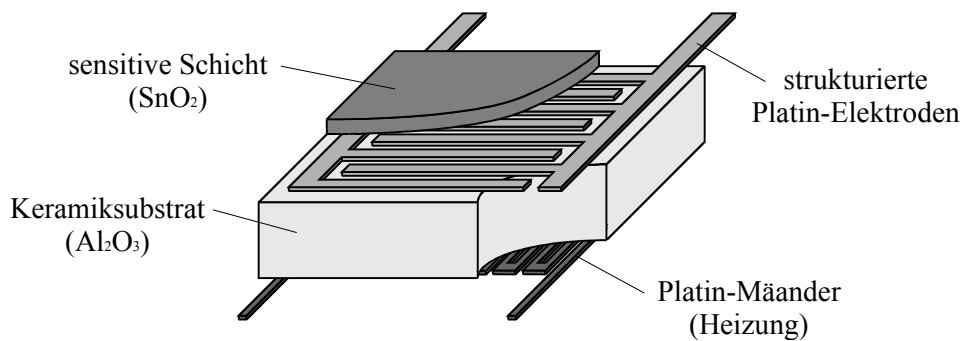
Alkohole enthalten eine O-H- oder Hydroxylgruppe, die die Eigenschaften des Moleküls vor allem durch ihren polaren Charakter bestimmt. Sie werden wie Ether (C-O-C-Bindung) wegen ihrer Reaktionsträgheit häufig als Lösungsmittel verwendet.

In Tabelle 2.3 sind die wichtigsten funktionellen Gruppen der organischen Chemie, die sogenannten hauptfunktionellen Gruppen dargestellt [Jen 95]. Die funktionellen Gruppen der in dieser Arbeit verwendeten organischen Verbindungen sind markiert.

C-Atom	funktionelle Gruppe	Verbindungsklasse	Präfix	Suffix
tetragonal	$C-C$	ALKANE	-	-an (-an-)
	$C-X$ (F, Cl, Br, I)	ALKYLHALOGENIDE	[Halogen]o-	-
	$C-O$ $C-OH$	ALKOHOLE	Hydroxy-	-ol
	$C-OC-$	ETHER	Oxy-	-ether
tetrahedrisch	$C-N$ $C-NH_2$	AMINE	Amino-	-amin
	$C-NO$	NITROSO[verbindung]	Nitroso-	-
	$C-NO_2$	NITRO[verbindung]	Nitro-	-nitrit
trigonal	$C=C$	ALKENE	-	-en (-en-)
	$C=O$ $C(H)=O$	ALDEHYDE	Formyl-	-al
	(Carbonyl) $C(C)=O$	KETONE	Oxo-	-on
	$C(OH)=O$	CARBONSÄUREN	Hydroxycarbonyl-	-säure
	$C(OC)=O$	ESTER	[Alk]oxycarbonyl-	-ester
	$C(N)=O$	AMIDE	Carbamoyl-	-amid
planar	$C=N$	IMINE	Imino	-imin
digonal	$C\equiv C$	ALKINE	-	-in (-in-)
	$C=C=C$	ALLENE	-	-
	$C\equiv N$	NITRILE	Cyano-	-nitril
linear				

**Tabelle 2.3** Hauptfunktionelle Gruppen organischer Verbindung

## 2.2 Metalloxid-Halbleitersensoren



**Abb. 2.1:** Schematischer Aufbau eines Halbleitersensors mit Interdigitalstruktur

Halbleitende Gassensoren (s. Abb. 2.1) besitzen als sensitive Schicht Metalloxide wie Zinndioxid ( $\text{SnO}_2$ ), Zinkoxid ( $\text{ZnO}$ ), Indiumoxid ( $\text{In}_2\text{O}_3$ ), Wolframoxid ( $\text{WO}_3$ ), Eisenoxid ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ), Galliumoxid ( $\text{Ga}_2\text{O}_3$ ) oder aus diesen bestehende Mischoxide. Sie eignen sich zum Nachweis von oxidierenden und reduzierenden Gasen, da sie auf deren Anwesenheit mit einer messbaren Änderung ihrer elektrischen Leitfähigkeit reagieren. Verglichen mit anderen Gassensortypen, wie z. B. elektrochemischen Zellen oder SAW-Gassensoren, sind sie sehr preisgünstig herzustellen und verfügen über eine nahezu unbegrenzte Lebensdauer. Ein Halbleitersensor ist im allgemeinen wenig selektiv, da er gegenüber praktisch allen oxidierenden und reduzierenden Gasen Querempfindlichkeiten aufweist. Eine geringe Selektivität kann jedoch dann von Vorteil sein, wenn nicht ein einzelner Stoff nachgewiesen werden soll, sondern wie bei Garprozessen ein charakteristisches Gemisch von verschiedenen Stoffen (z.B. Fetten oder Fettsäuren) erkannt werden soll.

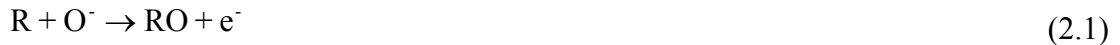
Die Querempfindlichkeiten der Halbleitersensoren lassen sich durch geeignete Wahl der Herstellungs- und Betriebsparameter so beeinflussen, dass die Selektivität für einzelne Gase oder Stoffgruppen erhöht wird. Durch die Kombination verschieden präparierter Sensoren mit unterschiedlichen Sensitivitäten und / oder Selektivitäten zu einem Array kann ein selektiver Nachweis von einzelnen Gasen, Stoffgruppen oder eines charakteristischen Gasgemisches erreicht werden.

Die gassensitiven Schichten der im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Sensoren bestehen zum größten Teil aus nicht stöchiometrischem Zinndioxid, dem zur Zeit verbreitetsten Sensormaterial aufgrund seiner Stabilität über einen großen Temperatur- und Partialdruckbereich. Die n-leitenden Eigenschaften dieses Metalloxid-Halbleiters ergeben sich aus der Donatorwirkung der Sauerstofffehlstellen im Kristallgitter. Seine elektrische Leitfähigkeit hängt neben den geometrischen Abmessungen von der Ladungsträgerbeweglichkeit und der Ladungsträgerdichte ab. Während letztere über acht Größenordnungen nahezu linear vom Partialdruck der zu messenden Substanz abhängt, ändert sich die Ladungsträgerbeweglichkeit in diesem Bereich nur geringfügig.

Sauerstoffmoleküle der Umgebungsluft werden zunächst durch schwache Van-der-Waals-Kräfte an der Oberfläche des Halbleiters physisorbiert, ohne dessen elektrische Eigenschaften zu verändern. Bei der anschließend möglichen Chemisorption wird der Sauerstoff dissoziiert und über eine Dipolbindung an den Halbleiter gebunden, so dass diesem Elektronen entzogen werden. Die Leitfähigkeit des Halbleiters ist somit antiproportional zur Dichte der an der

Halbleiteroberfläche chemisorbierten Sauerstoffatome und nimmt daher mit steigendem Sauerstoffpartialdruck in der Luft ab. Das thermodynamische Gleichgewicht zwischen diesem und dem Sauerstoffdefizit im  $\text{SnO}_{2-x}$ -Kristallgitter stellt sich jedoch erst oberhalb einer Temperatur von ca.  $280^\circ\text{C}$  ein. Darunter sind die Sauerstoffstellen quasi „eingefroren“.

Die reduzierenden Gase (R), für deren Nachweis man sich interessiert, reagieren an der Halbleiter-Oberfläche mit den chemisorbierten Sauerstoffatomen:



Die frei gewordenen Ladungsträger werden an das Leitungsband des Halbleiters zurückgegeben, während das Reaktionsprodukt thermisch von der Halbleiter-Oberfläche desorbiert wird. Der Leitwert an der Halbleiter-Oberfläche steigt wieder an. Solange Sauerstoff und reduzierende Gase in der Umgebung des Halbleiters vorhanden sind, sind Chemisorption und Reduktion kontinuierlich ablaufende Prozesse. Bei gleichbleibendem Sauerstoffpartialdruck in der Luft ist der elektrische Leitwert des Halbleiters also proportional zur Konzentration reduzierender Gase in der Atmosphäre und kann daher zu deren Nachweis verwendet werden. Da die beschriebenen Prozesse die Oberfläche des Halbleiters betreffen und tiefere Schichten nur marginal beeinflussen, werden Halbleiter-Gassensoren entweder aus porösem Sintermaterial oder in Dünnschichttechnik angefertigt, um ein möglichst großes Verhältnis von Oberfläche zu Volumen zu erzielen.

Bei reduzierenden Gasen sind die Korngrenzen des gesinterten polykristallinen  $\text{SnO}_2$ , sowie Oberflächenadsorbate für die Leitfähigkeitsänderung maßgebend, wogegen bei oxidierenden Gasen im wesentlichen die Grenzfläche  $\text{SnO}_2$ -Metallkontakt-Gasphase verantwortlich ist [Wei 92]. Eine eingehende Behandlung der Oberflächenprozesse, die für die Detektion von reduzierenden Gasen mit  $\text{SnO}_2$ -Sensoren ausgenutzt werden, findet sich in [Kohl 89].

Zur Erhöhung der Reaktionsgeschwindigkeiten und zur Selektivitätsbeeinflussung werden Katalysatoren eingesetzt. Neben der Dotierung des Halbleiters ist dessen Betriebstemperatur ein wichtiger Parameter zur Steuerung der Selektivität gegenüber einzelnen Gasen.

Der Einsatz von Halbleiter-Gassensoren konfrontiert den Anwender mit weiteren Herausforderungen. Bei der Lagerung können an der Oberfläche des Halbleiters Luftverunreinigungen und Wassermoleküle adsorbiert werden, die erst bei hohen Temperaturen und längerer Betriebszeit (Stunden bis Tage) wieder vollständig desorbieren (*Fettburning*). Dies kann auch auftreten, wenn der Sensor bei niedrigen Temperaturen betrieben wird, so dass durch thermische Anregung die Desorptionsenergie nicht aufgebracht werden kann.

Auch während des Betriebs kann es zu Störungen kommen, deren Auswirkungen sich meist in einer Drift des Sensorsignals oder in Schwankungen der Sensitivität manifestieren und deren häufigste Ursachen aus Veränderungen von Sensortemperatur, Sauerstoffpartialdruck oder Luftfeuchtigkeit bestehen. Die in der Umgebungsluft vorhandenen Wassermoleküle können an der Halbleiter-Oberfläche unter Bildung von Hydroxylgruppen und Wasserstoff dissoziieren. Dabei wird die OH-Gruppe an der Halbleiter-Oberfläche chemisorbiert, während die Reaktion des Wasserstoffs mit einem der chemisorbierten Sauerstoffatome zur Bildung einer zweiten, ebenfalls chemisorbierten Hydroxylgruppe führen kann. Als Folge findet eine Freisetzung elektrischer Ladungsträger an der Oberfläche des Halbleiters statt. Ausgehend von einer endlichen Anzahl freier Oberflächenplätze, an denen Sauerstoffatome oder Hydroxylgruppen chemisorbiert werden können, führt deren Absättigung mit Hydroxylgruppen zu einer Abnahme der Sensorempfindlichkeit. Zur Desorption (bzw. Nichtadsorption) von

Hydroxylgruppen muss der Sensor entweder permanent bei hohen Temperaturen betrieben (sofern sich dies mit der gewünschten Zielgasselektivität vereinbaren lässt) oder in regelmäßigen Abständen ausgeheizt werden.

### 2.2.1 Das Kristallvolumen

Die meisten oxidischen Halbleiter, insbesondere das in dieser Arbeit verwendete Zinndioxid ( $\text{SnO}_2$ ), aber auch die ansonsten häufig verwendeten Titandioxid ( $\text{TiO}_2$ ) oder Galliumoxid ( $\text{Ga}_2\text{O}_3$ ) sind n-leitend. Dies folgt aus einem Sauerstoffdefizit im Kristallgitter, dem sogenannten „bulk“. Diese Fehlstellen wirken als Elektronendonatoren. Bei hohen Temperaturen stellt sich ein thermodynamischer Gleichgewichtszustand zwischen dem Sauerstoffpartialdruck in der Umgebungsatmosphäre und dem Defizit im Gitter ein. Die Stöchiometrie des Kristalls hängt somit grundsätzlich vom Sauerstoffgehalt der Umgebung ab. Bei niedrigen Temperaturen kann die Einstellung des Gleichgewichtszustands jedoch so langsam sein, dass die Sauerstofffehlstellen im bulk quasi "eingefroren" sind. Bei  $\text{SnO}_2$  ist dies bis etwa  $280\text{ }^\circ\text{C}$ , bei  $\text{Ga}_2\text{O}_3$  bis  $1000\text{ }^\circ\text{C}$  der Fall.

Der Ladungstransport lässt sich bei  $\text{SnO}_2$  durch freie Elektronen ([Zem 88]), bei  $\text{Ga}_2\text{O}_3$  dagegen durch ein Polaronenmodell beschreiben ([Fle 92] & [Kru 98]).

### 2.2.2 Die Kristalloberfläche

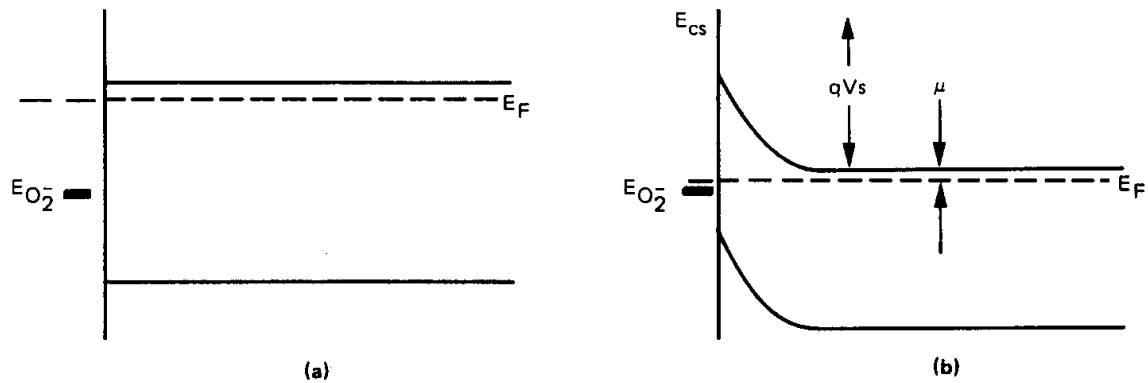
An der Oberfläche des Kristalls ist die Gitterperiodizität unterbrochen. Sie stellt somit eine Störung des Kristalls dar, wodurch lokale Energiezustände, sogenannte Oberflächenzustände entstehen, die durchaus auch in der verbotenen Zone des Halbleiters liegen können.

Die Fermi-Energie dieser Zustände (unbesetzte Akzeptorzustände, besetzte Donatorzustände „dangling bonds“) ist nicht identisch mit dem Fermi-Level im Kristallinneren. Daher findet ein Ladungsaustausch zwischen den Oberflächenzuständen und dem bulk statt. Es bilden sich lokalisierte Oberflächenladungen. Dieser Effekt wird durch die Adsorption von Umgebungsauerstoff auf der Oberfläche verstärkt, da diese zu einem weiteren Einfang von Elektronen aus dem bulk führt.

Diese Oberflächenladungen erzeugen elektrische Felder, welche eine Verschiebung der freien Ladungsträger im Kristall bewirken. Es bildet sich eine Bandverbiegung aus, deren Verlauf sich durch Lösen der Poissongleichung ( $\rho$  = Ladungsdichte im bulk)

$$\frac{d^2\Phi(x)}{dx^2} = -\frac{\rho(x)}{\epsilon\epsilon_0} \quad (2.2)$$

mit der Randbedingung des Potentials  $\Phi$  für  $x = 0$  bestimmen lässt [Mad 89], [Wei 80]. Die Bandverbiegung bei der Adsorption von Elektronenakzeptoren führt zur Abnahme der Konzentration (Verarmung) freier Ladungsträger in der Nähe der Kristalloberfläche. Abbildung 2.2 zeigt die Ausbildung einer solchen Verarmungsrandschicht an der Oberfläche eines n-Halbleiters.



**Abb. 2.2:** Verarmungsrandschicht an der Oberfläche eines n-Halbleiters nach Adsorption eines Elektronenakzeptors (Sauerstoff), [Mad 89]

Die Adsorption von Sauerstoff wird letztlich durch diese Bandverbiegung begrenzt: liegt das Niveau der Oberflächenakzeptoren auf dem elektrochemischen Potential des Kristallvolumens, so ist keine Chemisorption mehr möglich. Dieser Gleichgewichtszustand wird auch „Fermi-Level-pinning“ genannt. Das Energieniveau der Oberflächenzustände bestimmt somit die Fermienergie des Systems. Durch zweimaliges Integrieren der Poissongleichung lässt sich die Höhe der sog. Schottky-Barriere berechnen:

$$V_B = \frac{q N_d \lambda^2}{2 \varepsilon} \quad (2.3)$$

Dabei sind  $\lambda$  die Dicke der Verarmungsrandschicht und  $N_d$  die Donatordichte. Mit

$$N_d \lambda = N_s \quad (2.4)$$

erhält man die Lösung in der Schottky-Approximation für das Oberflächenpotential

$$V_B = \frac{q N_d \lambda^2}{2 \varepsilon} = \frac{q N_s^2 \lambda^2}{2 N_d} = V_s \quad (2.5)$$

Eine Limitierung von  $qV_s$  führt somit zu einer Limitierung von  $N_s$  also zu einem Bedeckungslimit. Sauerstoff erzeugt ein maximales Oberflächenpotential von etwa einem Elektronenvolt, seine maximale Bedeckung liegt bei  $10^{12}$  bis  $10^{13} \text{ cm}^{-2}$  (Weisz-Limit) ([Hei 88] & [Mad 89]). Mit  $\varepsilon = 10^{-12} \text{ Fcm}^{-1}$  erhält man eine Dicke der Verarmungsrandschicht im Bereich 100 - 1.000 nm.

### 2.2.3 Adsorptionsprozesse auf der Sensoroberfläche

Die Adsorption von Akzeptoren oder Donatoren auf der Oberfläche beeinflusst die Ladungsrandschicht durch Extraktion oder Injektion von Ladungsträgern aus dem oder in das Volumen. Die Anwesenheit beispielsweise von Wasserstoff verursacht eine Anreicherungsrandschicht mit einer Erhöhung der Oberflächenleitfähigkeit.

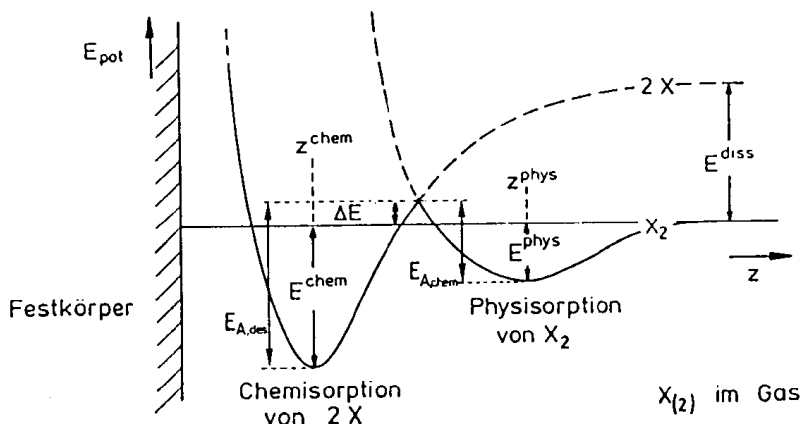
Die Anwesenheit reduzierender Gase (z.B. CO) kann zu einem Verbrauch von adsorbiertem oder Gittersauerstoff führen. Dies erhöht ebenfalls die Leitfähigkeit, wobei im Falle von  $\text{SnO}_2$

diese Fehlstellen erst in das Volumen diffundieren müssen, um als Donatoren zu wirken. Eine weitergehende Einführung hierzu wird in [Kohl 89] gegeben.

Auch die Ladungsträgerbeweglichkeit kann durch Änderungen des Oberflächenpotentials beeinflusst werden. Eine Modellierung für den Fall von  $\text{SnO}_2$ -Dünnschichtsensoren findet sich in [Zem 88].

Bei Adsorptionsprozessen unterscheidet man zwischen **Physisorption** und **Chemisorption**. Der Übergang von Physisorption zu Chemisorption ist fließend. Daher wird die Unterscheidung zwischen diesen beiden Adsorptionsarten durch die Bindungsenergie zwischen Adsorbat und Oberfläche definiert. Ist die Bindungsenergie niedriger als 0,5 eV pro Teilchen, spricht man von Physisorption, ansonsten von Chemisorption.

Abbildung 2.3 zeigt schematisch das Potentialdiagramm für die dissoziative Chemisorption eines zweiatomigen Moleküls.



**Abb. 2.3** Schematische Darstellung eines Potentialdiagramms für die dissoziative Chemisorption [Hen 94]

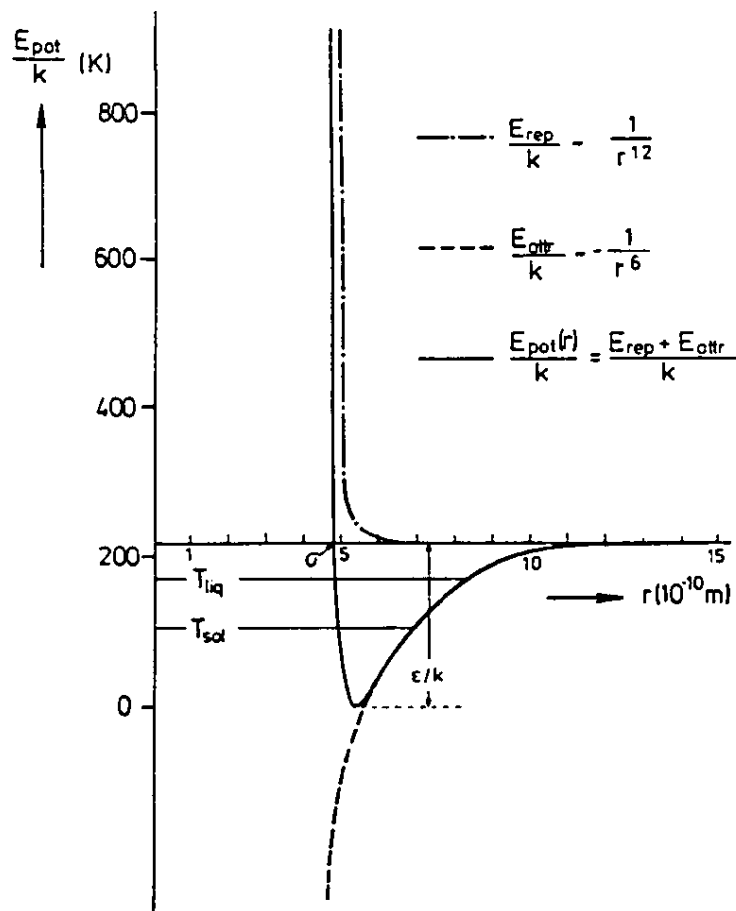
Nähert sich ein zweiatomiges Molekül  $X_2$  der Oberfläche, so kommt es in einem Abstand  $z_{\text{phys}}$  zu einem Energieminimum von Anziehung und Abstoßung. Diese Stelle nennt man Physisorptionsposition von  $X_2$ . Dies ist in der rechten Kurve dargestellt. Nach Aufwendung der Dissoziationsenergie  $E^{\text{diss}}$  kann man die beiden einzelnen Atome  $X$  der Oberfläche annähern. Dies ist in der linken Kurve zu sehen. Die beiden Atome werden dann in einem Abstand  $z^{\text{chem}}$  an die Oberfläche gebunden. Man erkennt nun aus der Abbildung, dass die beiden Kurven sich in einem Punkt schneiden, der um  $\Delta E$  höher liegt als die Energie eines ruhenden Teilchens, welches unendlich weit entfernt ist. Die Chemisorption kann also nur dann aus dem Physisorptionszustand heraus erfolgen, den man auch precursor state nennt, wenn eine Aktivierungsenergie aufgebracht wird. Diese kann z.B. durch thermische Aktivierung gewonnen werden. Deshalb findet bei tiefen Temperaturen fast keine Chemisorption, sondern nur Physisorption statt.

### 2.2.3a Physisorption

Die geometrische Struktur und die elektronischen Eigenschaften der freien Teilchen und der freien Oberfläche bleiben bei der Physisorption erhalten [Hen 94]. Die physikalische Ursache für die Wechselwirkung zwischen Adsorbat und Oberfläche liegt dabei in den elektrostatischen Kräften, Dipolkräften und van der Waals Kräften. Sie führen zu relativ geringen Bindungsenergien von ca. 25 kJ/mol. Charakteristisch für die Physisorption ist eine hohe Bedeckung der Oberfläche bei niedriger und eine geringe Bedeckung bei höherer Temperatur.

Die potentielle Energie der wechselwirkenden Teilchen bei der Physisorption enthält einen abstoßenden und einen anziehenden Teil. Die Abstoßung zwischen Adsorbat und Adsorbens kann mit Hilfe des Pauli Prinzips (Antisymmetrisierungsprinzip bei Mehrteilchensystemen) erklärt werden. Die anziehenden Kräfte auf der anderen Seite sind halbklassisch gesehen elektrostatische Wechselwirkungen zwischen sowohl stationären als auch zeitlich fluktuierenden Ladungsverteilungen. Neben den elektrostatischen Multipol- Multipolwechselwirkungen kommt es zu polarisationsinduzierten Multipolwechselwirkungen.

Als Folge resonant fluktuierender Ladungsverteilungen zwischen wechselwirkenden Teilchen kommt es zu einer Absenkung der Gesamtenergie, was auch unter dem Begriff Dispersionswechselwirkung oder van-der-Waals-Kraft bekannt ist. Das resultierende Zweiteilchenpotential kann mit Hilfe des Lennard-Jones-Potentials (Abb. 2.4) beschrieben werden.



**Abb. 2.4** Lennard-Jones-Potential. Gestrichelt eingezeichnet sind sowohl der repulsive als auch der attraktive Anteil des Lennard-Jones-Potentials [Hen 94].

Die potentielle Energie ist dabei gegeben durch

$$E_{pot} = 4\varepsilon\left(\left(\frac{\sigma}{r}\right)^{12} - \left(\frac{\sigma}{r}\right)^6\right) \quad (2.6)$$

wobei  $\sigma$  den Abstand der wechselwirkenden Teilchen und  $\varepsilon$  die Tiefe der Potentialmulde darstellt. Die Größe der Wechselwirkungsenergie kann von der Orientierung der Teilchen relativ zur Unterlage abhängen.

### 2.2.3b Chemisorption

Während der Chemisorption kommt es zu Änderungen in der elektronischen Struktur der freien Moleküle und der Oberfläche. Die Moleküle gehen eine chemische Bindung mit den Oberflächenatomen ein. **Kovalente Bindungen** bilden sich bevorzugt zwischen Metallen und dem Adsorbat aus, während sich **Ionenbindungen** oft zwischen dem Adsorbat und Isolatoren oder Halbleitern ausbilden. Dadurch kommt es auch zu einer Änderung der Bindungen der Oberflächenatome untereinander. Die Chemisorption führt mit typisch mehr als 60 kJ/mol zu wesentlich stärkeren Bindungen als die Physisorption und ist meist nicht reversibel.

### 2.2.3c Ionosorption

Einen speziellen Typ der Chemisorption stellt die Ionosorption dar. Von ihr wird im Zusammenhang mit der Adsorption von Molekülen auf ionischen Halbleitern wie z.B. Metalloxiden gesprochen. Bei der Ionosorption wird Ladung vom Leitungs- oder Valenzband des Festkörpers zum Adsorbat transferiert. Die Bindung erfolgt über elektrostatische Kräfte.

Chemische Reaktionen von Teilchen mit Festkörperoberflächen werden durch die Änderung der Gibbschen Energie (freien Enthalpie)  $\Delta G$  bestimmt. Dabei läuft eine Oberflächenreaktion ab, wenn die Differenz der Gibbschen Energie des Systems vor und nach der Oberflächenreaktion negativ ist, d.h. wenn gilt :

$$\Delta G = \Delta H - T \Delta S < 0 \quad (2.7)$$

wobei S für die Entropie des Systems, T für die Temperatur und H für die Enthalpie stehen. Die Gibbsche Energie und nicht die potentielle Energie bestimmt also den Verlauf der Oberflächenreaktion.

### 2.2.4 Desorptionsprozesse auf der Sensoroberfläche

Desorptionsprozesse sind die Umkehrung von Adsorptionsprozessen. Hier wird die chemische Bindung zwischen Adsorbat und Sensoroberfläche aufgebrochen und das Gasmolekül von der Oberfläche entfernt. Dies kann durch thermische Anregung (Aufheizen der Sensoroberfläche auf Desorptionstemperatur) oder durch gezielte Anregung bestimmter vibronischer oder elektronischer Zustände erfolgen.

Bei der isothermen Desorption lösen sich die Teilchen von der Oberfläche bei konstanter Temperatur, getrieben durch einen Gradienten im chemischen Potential zwischen Teilchen in

der Gasphase und den adsorbierten Teilchen. Solche Bedingungen erhält man durch Abpumpen des zuvor adsorbierten Gases oder nach Beschuss der Oberfläche mit einem Molekularstrahl durch plötzliche Unterbrechung von diesem. Ein weiteres Beispiel hierfür ist das schnelle Hochheizen der Probe auf eine bestimmte Desorptionstemperatur.

Zur Beschreibung des Zusammenhangs zwischen der Bedeckung der Sensoroberfläche  $\Theta$  mit einem adsorbierten Gas und dessen Partialdruck in der Gasphase werden Adsorptionsisotherme verwendet. Eine umfassendere theoretische Beschreibung von Adsorptionsisothermen findet sich in [Hen 94].

Die **Henry-Isotherme** geht von einem linearen Zusammenhang zwischen Bedeckungsgrad  $\Theta$  und dem Partialdruck des Gases aus. Sie stellt eine gute Näherung bei sehr niedrigen Bedeckungsgraden dar.

Die **Langmuir-Isotherme** geht von einer maximalen Zahl identischer Adsorptionsplätze aus, die nur einmal besetzt werden können. Die Adsorptionsenergie ist hier unabhängig vom Bedeckungsgrad. Die Wechselwirkung der Teilchen untereinander wird vernachlässigt.

Im Gleichgewichtsfall sind Adsorptions- und Desorptionsrate gleich groß. Diese hängen außer vom Bedeckungsgrad nur von den temperaturabhängigen Adsorptions- bzw. Desorptionskonstanten  $k_{ads}$  und  $k_{des}$  sowie im Fall der Adsorption vom Partialdruck  $p$  ab

$$k_{ads}(1-\Theta) \cdot p = k_{des} \cdot \Theta \quad (2.8)$$

Löst man (2.8) nach der Bedeckung auf, erhält man die Langmuir-Isotherme

$$\Theta = \frac{k_{ads} \cdot p}{k_{ads} \cdot p + k_{des}} = \frac{K \cdot p}{1 + K \cdot p} \quad (2.9)$$

mit  $K = k_{ads}/k_{des}$ .

Bei hohen Bedeckungsgraden wird ein von  $K$  abhängiger Sättigungswert erreicht. Die Langmuir-Isotherme führt somit zu einer Maximalbedeckung  $\Theta_{max}$ .

Die **Freundlich-Isotherme** wurde zunächst empirisch gefunden und kann als Überlagerung von Langmuir-Isothermen mit unterschiedlichen Adsorptionsenergien betrachtet werden. Sie beschreibt den Bedeckungsgrad in Abhängigkeit vom Partialdruck mit

$$\Theta = K \cdot p^n \quad (2.10)$$

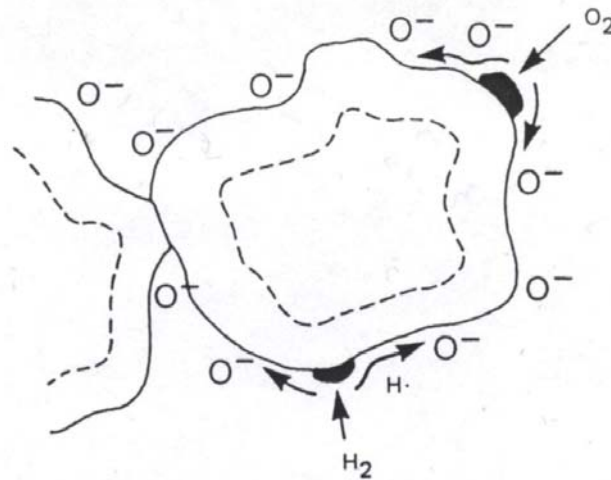
wobei  $K$  = Konstante und  $n$  = Konstante  $< 1$  vorausgesetzt wird.

Die Bedeckung wird hier nicht durch einen Maximalwert  $\Theta_{max}$  begrenzt. Sie eignet sich insbesondere zur Beschreibung von mittleren Bedeckungsgraden.

### 2.2.5 Katalysatoren

Katalysatoren werden eingesetzt, um gezielt Sensitivitäten und Selektivitäten der oxidischen Halbleitersensoren zu optimieren. Außerdem können durch deren Einsatz die Reaktionsgeschwindigkeit von Adsorbat-Adsorbent-Reaktionen erhöht oder die Reaktionstemperaturen für bestimmte Reaktionen herabgesetzt werden. Meist werden hierzu Edelmetalle (Pt, Au, Pd) und deren Salze verwendet.

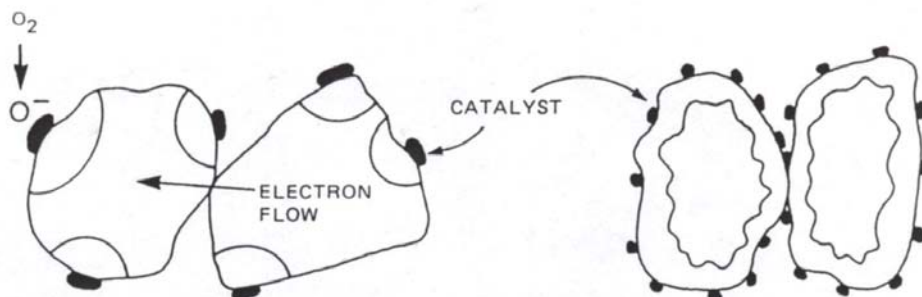
Die Wirkungsweise des Katalysators kann durch zwei Mechanismen beschrieben werden. Bei dem Spillover-Effekt adsorbieren Gasmoleküle zunächst an Katalysatorclustern auf der Sensoroberfläche. Dort dissoziieren sie und ihre Einzelatome gleiten an den Edelmetallclustern hinunter zur Sensoroberfläche, wo sie zur Leitwertänderung der sensitiven Schicht führen.



**Abb. 2.5** Spillover von Wasserstoff und Sauerstoff vom aufgebracht Katalysator auf die Halbleitersensoren-Oberfläche (aus [Mad 89]).

Durch die stark herabgesetzte Dissoziationsenergie der Gasmoleküle wird die Sensitivität des Sensors zu niedrigeren Energien hin verschoben.

Der zweite Mechanismus ist als Fermi-Level-pinning bekannt. Hierbei erzeugen die Katalysatoren Oberflächenzustände. Durch diese wird die Lage des Fermieniveaus festgelegt. Der Katalysator lässt sich dabei als Oberflächenzustand beschreiben, der die Raumladungsschicht bis in eine Tiefe von ca. 100 nm kontrolliert.



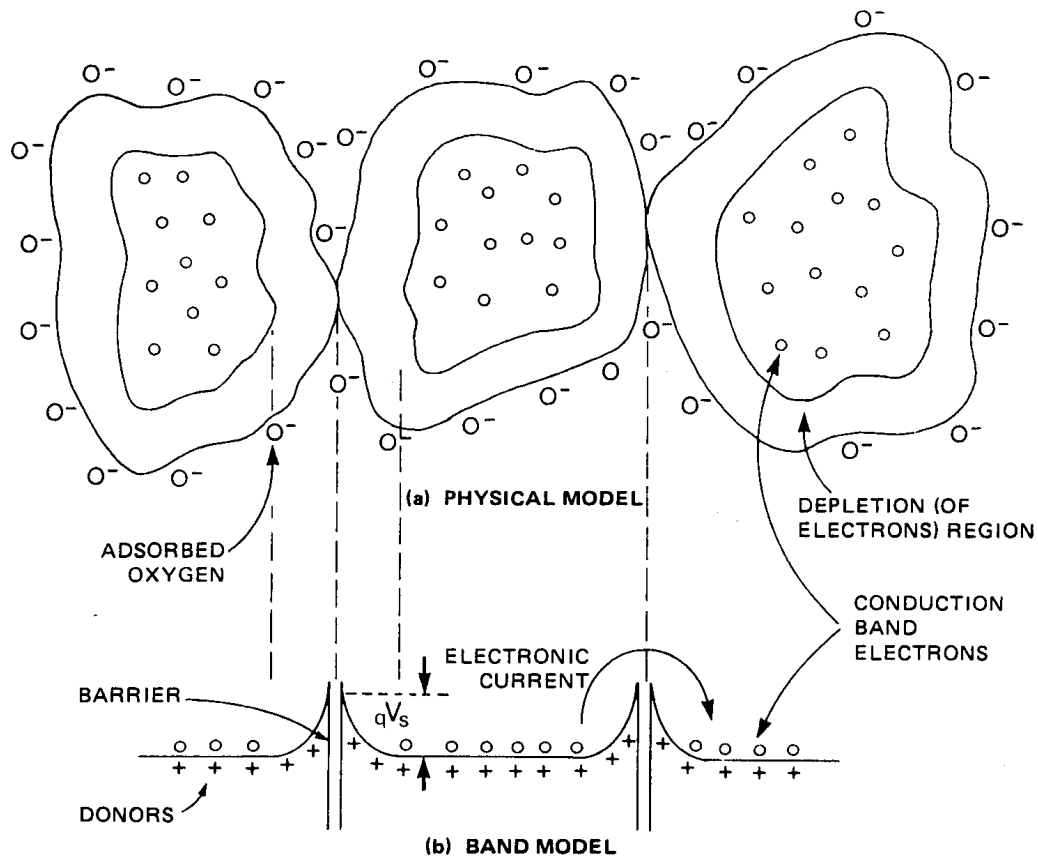
**Abb. 2.6** Fermi-Level-pinning: Durch Oberflächenkatalysatoren induzierte Ausbreitung der Verarmungsrandschichten. Links ohne, rechts mit Überlappung der Randschichten (aus [Mad 89]).

Ist der Katalysator fein verteilt (Abstände  $< 50$  nm), so überlappen die durch sie induzierten Verarmungsrandschichten auf den Körnern und bestimmen so die Leitfähigkeit des Sensors.

### 2.2.6 Polykristalline Schichten

Um ein möglichst günstiges Oberfläche zu Volumen-Verhältnis zu erzielen, werden Gassensoren meist aus polykristallinen Sinterstrukturen hergestellt.

Je nach Versinterungsgrad der Einzelkristallite wird die Leitfähigkeit des Gesamtsystems durch das Verhältnis zwischen Oberflächen- und Volumenleitfähigkeit (Randschichtmodell der Chemisorption) oder Korngrenzeneffekte bestimmt. Bei Dominanz von Korngrenzeneffekten lässt sich der Kontakt zwischen den Körnern entweder eher als ohmsch oder als Schottky-Diode betrachten.



**Abb. 2.7** Polykristallines  $SnO_2$  mit Verarmungsrandschichten an den Kornoberflächen durch  $O_2$ -Adsorption [Mad 89].

Bei stark versinterten Korn-Korn-Übergängen liegt ein sogenannter „Neck“ vor, durch den eine ohmsche Stromleitung mit konstanter Ladungsträgerdichte stattfinden kann. Eine umfassende Beschreibung der rechnerischen Behandlung von Korn-Korn-Übergängen und detaillierte Beschreibung der verschiedenen Grenzfälle finden sich in [Ulr 99].

Der Ladungstransport über Schottky-Barrieren findet hauptsächlich durch thermische Emission statt.

Eine weitere Art des Ladungstransports bei Doppel-Schottky-Barrieren wird durch den Tunneleffekt ermöglicht, der bei hoch dotierten Materialien eine wichtige Rolle spielt.

## 2.3 Grundlagen der Signalverarbeitung

Die spezielle Begabung des Gehirns, Muster zu erkennen beruht auf der Fähigkeit, Informationen und Informationseinheiten zueinander in Relation zu setzen. Dadurch entstehen Abbildungen, Zuordnungen und Funktionen.

Abbildungen lassen sich in drei Grundtypen einteilen: Zur ersten Gruppe gehören „berechenbare Abbildungen“. Für Zuordnungen dieser Art existiert ein abbrechender Algorithmus, der die Ermittlung der Funktionswerte erlaubt. Wegen ihrer Berechenbarkeit sind sie problemlos mit prozeduralen oder deklarativen Sprachen, also konventionell, programmierbar.

Intuitiv erfassbare, jedoch nicht im obigen Sinne berechenbare Zuordnungen gehören zu einer zweiten Gruppe. Als Beispiel für eine solche Zuordnung sei das Überprüfen von Schweißnähten genannt. Ein Fachmann kann aufgrund langjähriger Erfahrungen die binäre Aussage „fehlerfrei“ oder „fehlerhaft“ zuordnen. Weitere Beispiele sind das Erkennen von Gesichtern auf Fotografien oder das Lesen eines Textes in Handschrift.

Die dritte Gruppe bilden weder berechenbare noch intuitiv erfassbare Zuordnungen. Beispiele hierfür sind die Voraussage des Wetters in zwei Monaten oder die Ermittlung der Lottozahlen am nächsten Wochenende. Zuordnungen dieser Art sind Untersuchungsobjekte der Chaostheorie. Es können lediglich integrale Aussagen mit Hilfe statistischer Verfahren getroffen werden.

Die hier betrachtete Signalverarbeitung beschäftigt sich mit Zuordnungen der zweiten Gruppe. Sie sind weder rein chaotisch noch algorithmisch exakt berechenbar. Es handelt sich um hochdimensionale nichtlineare Zuordnungen, wobei selbst die Zuordnung unscharf sein kann. Probleme dieser Art kann das Gehirn besser lösen als ein Computer. Daher wurden im Laufe der Zeit Verfahren entwickelt, um die Fähigkeit, Zuordnungen erlernen zu können, nach Vorbild des Gehirns auf den Computer zu übertragen.

### 2.3.1 Mustererkennung

Die Mustererkennung ist ein Teilgebiet der künstlichen Intelligenz, dessen Zielsetzung in der Nachahmung der enormen Erkennungsfähigkeit biologischer Vorbilder durch technische Systeme besteht. Im Gegensatz zu rein neuronalen Ansätzen lässt sie beliebig formulierte Algorithmen zur Lösung von Erkennungsproblemen zu.

Das zu erkennende Muster wird zunächst in die Form eines Merkmalvektors  $\mathbf{v}$  gebracht, dessen Komponenten aus Attributen unterschiedlichen Abstraktionsgrades bestehen können, um dann mit Hilfe des Erkennungsprozesses mit einer zugehörigen Bedeutung  $\omega_i$  aus der Menge der  $L$  möglichen Bedeutungen  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_i, \dots, \omega_L\}$  verknüpft zu werden.

Die Art und Weise, in der die Bedeutungsmenge  $\Omega$  numerisch zu repräsentieren ist, hängt von der Wahl des eingesetzten Klassifikators ab. Die in der vorliegenden Arbeit eingesetzten neuronalen Klassifikatoren arbeiten nach dem WTA-Prinzip (winner takes all), so dass die Verwendung eines Klassenindex ausreichend ist. Dabei wird jede der  $L$  Kategorien  $\omega_i$  aus  $\Omega$  nur durch ihren Index  $i$  repräsentiert.

Bei der Verwendung von Funktionsapproximatoren mit nur einem Ausgang ( $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , z.B. Multilayer Perceptrons (MLP) mit nur einem Ausgangsneuron) als Klassifikatoren würde die Verwendung von Klassenindizes jedoch zu unerwünschten Nachbarschaftsbeziehungen führen. Diese lassen sich durch die Verwendung orthogonaler Zielvektoren vermeiden. In diesem Fall besteht  $\Omega$  aus einer  $L \times L$ -Einheitsmatrix, deren Spalten die Zielvektoren darstellen. Konkret bedeutet dies ein Ausweichen auf einen Funktionsapproximator mit  $L$  Ausgängen ( $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^L$ , d.h. z.B. MLP mit einem Ausgangsneuron pro Klasse).

Die Anzahl der für das Erlernen der gewünschten Abbildungsfunktion erforderlichen Beispiele hängt von der Qualität der Musterrepräsentation sowie der Komplexität der zu lösenden Aufgabe ab. Zur Überprüfung des Erkennungssystems verwendet man in der Regel sowohl die Lernstichprobe (Reklassifizierung oder Resubstitution) als auch eine unabhängig gebildete Teststichprobe (Generalisierung). Diese Vorgehensweise trägt der Tatsache Rechnung, dass ein zu stark an die Eigenheiten der Trainingsmenge angepasstes Erkennungssystem einen Teil seiner Vorhersagefähigkeit einbüßt.

In der Mustererkennung werden Begriffe verwendet, die ebenfalls eine allgemeinere, vorwissenschaftliche Bedeutung tragen und daher an dieser Stelle definiert werden sollen [Bot 95]:

**Objekt:** Ein *Objekt* ist ein abstraktes Modell eines realen Systems, das durch einen Satz messbarer Modellparameter festgelegt wird.

**Merkmal:** Die Modellparameter nach Def. 2.1 heißen auch *Merkmale*. Diese repräsentieren charakteristische Eigenschaften von Objekten und wirken insofern unterscheidend. Sie ordnen die Objekte durch Bereichsbildung in einem Merkmalsraum, der durch sie aufgespannt wird.

**Cluster (Klasse), Klassifizierung:**

Die Gruppierung von Objekten nach einem festgelegten Ähnlichkeitskriterium (Metrik) führt zu (Objekt-) *Clustern*. Der Vorgang der Eingruppierung heißt *Klassifizierung*. Cluster können in einem weiterführenden Prozess wiederum als Objekte angesehen werden.

**Klassifikator:** Ein *Klassifikator* ist ein Algorithmus, der ein unbekanntes Objekt  $x_i$ , charakterisiert durch einen Merkmalsvektor  $v_i$ , einem oder im Falle unscharfer Klassifikatoren mehreren Clustern  $\omega_k$  zuordnet. Er zerlegt damit die Grundmenge der Objekte  $x_i$  in  $L$  Teilmengen.

### 2.3.2 Merkmalgenerierung, Merkmalselektion und Merkmalsextraktion

Der Prozess der Überführung realer Objekte in eine zur Mustererkennung geeignete mathematische Repräsentation nennt sich Merkmalbildung und umfasst die Teilschritte Merkmalgenerierung und Merkmalselektion (bzw. Merkmalsextraktion). Unter Merkmalgenerierung soll im Rahmen der vorliegenden Arbeit die Erzeugung einer geeigneten Grundgesamtheit von Merkmalvektoren verstanden werden. Im Zusammenhang mit Multisensorsystemen ist damit insbesondere die geeignete Aufbereitung der aufgezeichneten Sensorsignale und deren Anordnung zu Merkmalvektoren innerhalb eines Datensatzes gemeint. Im Gegensatz zu den relativ leicht zu automatisierenden Prozessen der Merkmalselektion (bzw. Merkmalsextraktion) und Klassifikatorauswahl handelt es sich bei der

und Klassifikatorauswahl handelt es sich bei der Merkmalgenerierung um einen Vorgang, der stark von Intuition und Erfahrung bei der Wahl geeigneter Verfahren abhängt.

Zwischen Merkmalgenerierung und Klassifikation liegt eine systematische Dimensionsreduktion des Merkmalsraums. Diese dient neben einer Beschleunigung des Klassifikationsvorgangs in erster Linie der Beseitigung irrelevanter bzw. störender Information. Dabei ist zwischen zwei Gruppen von Verfahren zu unterscheiden:

Die erste Gruppe umfasst Methoden zur Selektion entscheidungsrelevanter Merkmale aus einer vorgegebenen Menge generierter Merkmale (Merkmalselektion im engeren Sinne). Die Merkmalselektion dient der systematischen Beschränkung auf problemrelevante Merkmale zur Erhöhung der Erkennungssicherheit und der Aufwandsreduktion bei Merkmalvektorbildung und Klassifikation. Die Güte der gefundenen Lösung hängt von der verwendeten Suchstrategie und dem Gütekriterium ab.

Bei der zweiten Gruppe von Verfahren (Merkmalsextraktion) findet die Dimensionsreduktion des Ausgangsraums durch eine mathematische Transformation in einen niederdimensionalen Merkmalsraum statt. Als Kriterien für eine solche Transformationsvorschrift dienen Signalrekonstruierbarkeit oder Strukturhaltung. Im Gegensatz zur Merkmalselektion gehen hier alle Komponenten der ursprünglichen Merkmalvektoren ein, so dass bei der Merkmalbildung eine Aufwandserhöhung stattfindet. Die Merkmalsextraktion dient also ausschließlich der Entlastung des Klassifikators.

Im Rahmen dieser Arbeit kommen zwei algorithmische Merkmalselektionsverfahren zum Einsatz, die sich bezüglich der Suchstrategie und der Art ihres Merkmalgütebewertungssystems unterscheiden. Eine vollständige Durchsuchung des Merkmalsraums mit dem Ziel, die beste Merkmalskombination aus  $M$  Merkmalen auszuwählen würde die Überprüfung von

$$\sum_{i=1}^M \binom{M}{i} = 2^M - 1 \quad (2.11)$$

Merkmalskombinationen erfordern. So käme man bei einer Ausgangsmenge von 180 Merkmalen bereits auf über  $1,5 \times 10^{54}$  Möglichkeiten. Eine solche Suche würde zwar alle Abhängigkeiten höherer Ordnung berücksichtigen, ist aber nicht mehr praktisch durchführbar.

Es lassen sich jedoch auch mit relativ einfachen Suchheuristiken gute Lösungen erzielen. Die im Rahmen dieser Arbeit eingesetzten hierarchischen Selektionsverfahren kommen bei der gleichen Merkmalsausgangsmenge im ungünstigsten Fall bereits mit  $1,6 \times 10^4$  Kombinationen aus. Lässt man einen vorzeitigen Abbruch der Suche beim Überschreiten einer vorgegebenen Merkmalsmindestgüte zu, so wird nochmals eine Aufwandsreduktion um bis zu vier Größenordnungen möglich.

Je nachdem, ob man die Suche mit dem vollständigen Merkmalssatz beginnt und diesen durch systematisches Weglassen der am wenigsten relevanten Merkmale verkleinert (top-down) oder den umgekehrten Weg beschreitet und das wichtigste Einzelmerkmal sukzessive durch weitere Merkmale ergänzt (bottom-up), spricht man von destruktiven (Sequential-Backward-Selection, SBS) bzw. konstruktiven (Sequential-Forward-Selektion, SFS) Verfahren.

Die Vorgehensweise sei exemplarisch anhand von SBS näher erläutert. Ausgehend von der kompletten Menge der Merkmale  $y^1$  wird durch probeweise Weglassen eines Merkmals  $v_j$  un-

tersucht, welcher Art sein Einfluss auf eine vorher festzulegende Gütefunktion  $G$  ist. Dies geschieht durch Auswerten der Gütefunktion für das Komplement jedes der  $M$  Einzelmerkmale  $v_l$ . Endgültig entfernt wird dasjenige Merkmal, für dessen Probeweise Entfernung die Gütefunktion  $G(y^{i+1} = y^i \setminus v_k)$  ein Maximum bezüglich einer Merkmalszahl von  $M-1$  annimmt:

$$G(y^{i+1}) = G(y^i \setminus v_k) = \max_{l=1}^M G(y^i \setminus v_l) \tag{2.12}$$

Die Untersuchung wird mit der besten gefundenen Untermenge  $y^{i+1}$  fortgesetzt, bis nach  $M-1$  Schritten nur noch eine einelementige Untermenge  $y^M$  verbleibt. Ausgewählt wird schließlich diejenige Menge  $y^*$ , für die die Gütefunktion ihr globales Maximum erreicht:

$$G(y^*) = \max_{i=1}^M G(y^i) \tag{2.13}$$

SBS nimmt eine Einschränkung des Suchraums dadurch vor, dass es einmal entfernte Elemente auf den tieferen Rekursionsstufen nicht mehr berücksichtigt. Die gefundenen Merkmale, sowie deren ebenfalls durch SBS bestimmte optimale Anzahl können demzufolge mehr oder weniger stark vom tatsächlichen Optimum abweichen. Angesichts einer Aufwandsreduzierung von nahezu  $2^{M+1}$  zu  $M(M+1)$  (für große  $M$ ) gegenüber der vollständigen Suche sind die daraus resultierenden Nachteile allerdings zu vernachlässigen.

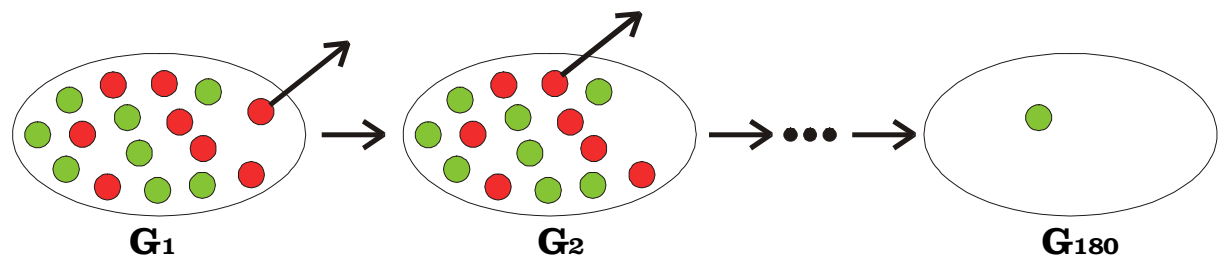


Abb. 2.8: Schema der SBS

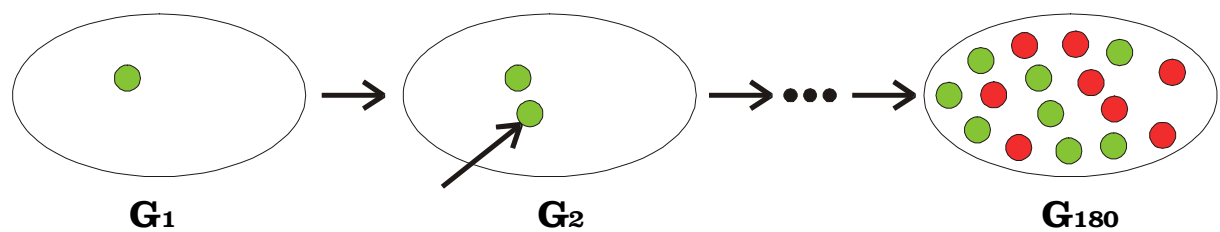


Abb. 2.9: Schema der SFS

Die beschriebenen Suchheuristiken eliminieren nicht nur diejenigen Merkmale, die nicht zu einer Verbesserung der Unterscheidbarkeit verschiedener Klassen beitragen (also stark miteinander korrelierte Merkmale), sondern auch solche, die eine Trennbarkeit verschlechtern. Letzteres ist bei Variablen der Fall, die keinerlei mit den interessierenden Klassen übereinstimmende Clusterung aufweisen, so dass ihr Vorhandensein zu einer Abschwächung der Wirkung der entscheidungsrelevanten Variablen führt. Das Resultat der Suche hängt nicht zuletzt von der verwendeten Merkmalsgütebewertungsfunktion ab. Beispiele für mögliche Gütefunktionen werden im folgenden Abschnitt beschrieben.

### 2.3.3 Beurteilung der Merkmalsgüte

Um dem Ziel einer fehlerfreien Klassifikation gerecht zu werden, müssen die von den Merkmalsvektoren gebildeten Klassengebiete leicht separierbar sein. Eine starke Überlappung der Cluster wirkt sich in jedem Fall störend aus. Daher stellt ein Gütemaß zur Bewertung des Überlappungsgrades ein wertvolles Hilfsmittel zur Beurteilung der Trennbarkeit verschiedener Klassen dar. Andererseits ist es denkbar, dass ein Klassengebiet sich zwar nicht mit anderen überlappt, dafür aber z.B. aus mehreren unzusammenhängenden Teilen besteht, die möglicherweise andere Klassengebiete umschließen oder allgemein eine Struktur aufweist, die die Fähigkeiten eines bestimmten Klassifikortyps überfordert (z.B. nichtlineare Klassentrennlinie bei linearem Klassifikator). Daher kann es zweckmäßig sein, den später einzusetzenden Klassifikator bei der Gütebewertung mit einzubeziehen.

#### 2.3.3.1 Überlappungsgrad

Die Bestimmung des Überlappungsgrades erfolgt durch Auszählung der  $k$  nächsten Nachbarn hinsichtlich eigener und fremder Klassenzugehörigkeit. Je nachdem, in welchem Maße weitere Informationen über Rangfolge und Distanzen in die Bewertungsgröße einfließen sollen, kann auf unterschiedlich rechenintensive Varianten zurückgegriffen werden [Kön 95]. Die Überprüfungs-kriterien werden dabei für jeden der  $N$  Merkmalsvektoren  $\mathbf{v}_j$  angewandt und das Ergebnis zu einem Gütemaß gemittelt:

$$q_0 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{\sum_{i=1}^k q_{NN_{ji}} + \sum_{i=1}^k n_i}{2 \sum_{i=1}^k n_i} \quad (2.14)$$

$$\text{mit } n_i = 1 - \frac{d_{NN_{ji}}}{d_{NN_{jk}}} \quad (2.15)$$

$$\text{und } q_{NN_{ji}} = \begin{cases} n_i & : \omega_j = \omega_i \\ -n_i & : \omega_j \neq \omega_i \end{cases} \quad (2.16)$$

Dabei bezeichnen  $NN_{ji}$  und  $NN_{jk}$  den nächsten bzw. am weitesten entfernten nächsten Nachbarn von  $\mathbf{v}_j$ ,  $d_{NN_{ji}}$  und  $d_{NN_{jk}}$  geben die entsprechenden Distanzen zu diesem an. Die Klassenzugehörigkeit von  $\mathbf{v}_j$  sei  $\omega_j$ , die des  $i$ -ten nächsten Nachbarn  $\omega_i$ . Der Gewichtungsfaktor  $n_i$  bewirkt einen mit dem Rang abfallenden Einfluss der nächsten Nachbarn bei der Berechnung des Überlappungsgrades  $q_{NN_{ji}}$  (Null für den entferntesten nächsten Nachbarn  $NN_{jk}$ ). Je nach Klassenzugehörigkeit von  $NN_{ji}$  wird das Überlappungsmaß  $q_{0j}$  für den Vektor  $\mathbf{v}_j$ , um  $n_i$  erhöht oder reduziert, so dass  $q_{0j}$  Werte zwischen  $-\sum_{i=1}^k n_i$  und  $\sum_{i=1}^k n_i$  annehmen kann. Die Addition des Terms  $\sum_{i=1}^k n_i$  zu  $\sum_{i=1}^k q_{NN_{ji}}$  mit anschließender Division durch  $2 \sum_{i=1}^k n_i$  dient einer Transformation des Wertebereichs auf das Intervall  $[0, 1]$ .

Eine Vereinfachung des Überlappungsmaßes entsteht durch den Verzicht auf die Gewichtungsfaktoren  $n_i$ . Sei  $\sum_{i=1}^k d_{NN_{ji}^{\omega_i}}$  die Summe aller Distanzen zu den nächsten Nachbarn von  $\mathbf{v}_j$ , für die  $\omega_j = \omega_i$  gilt, so erhält man ein Überlappungsmaß, bei dem immer noch die Rangfolge der  $k$  nächsten Nachbarn mit einfließt, allerdings nur noch derjenigen mit gleicher Klassenzugehörigkeit:

$$q_0' = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{\sum_{i=1}^k d_{NN_{ji}^{\omega_i}}}{\sum_{i=1}^k d_{NN_{ji}}} \quad (2.17)$$

Ein völliger Verzicht auf die Berücksichtigung der Distanzen der k nächsten Nachbarn zu  $v_j$  führt auf die einfachste Formulierung des Überlappungsgrades:

$$q_0'' = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{k^{\omega_j}}{k} \quad (2.18)$$

Dieses am wenigsten rechenzeitintensive Überlappungsmaß gibt also nur noch den prozentualen Anteil der Nachbarn gleicher Klassenzugehörigkeit  $k^{\omega_j}$  an der Menge der k nächsten Nachbarn an.

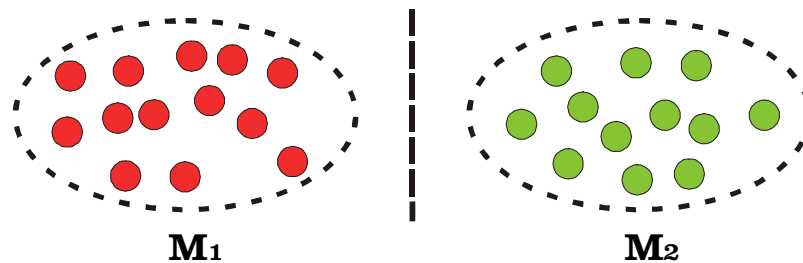


Abb. 2.10: Leichte Separierbarkeit bei Überlappungsfreiheit

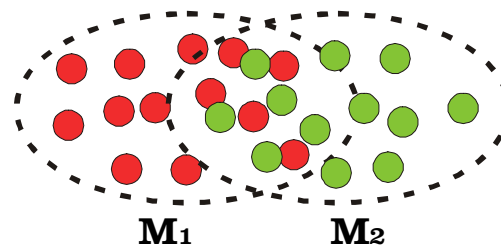


Abb. 2.11: Ungeeignet, weil zu Mengenüberlappung führende Merkmale

Bei multimodalen Verteilungen besteht die Gefahr, dass der Klassifikator überfordert wird, so dass es von Vorteil ist, diesen in die Merkmalsgütebeurteilung mit einzubeziehen.

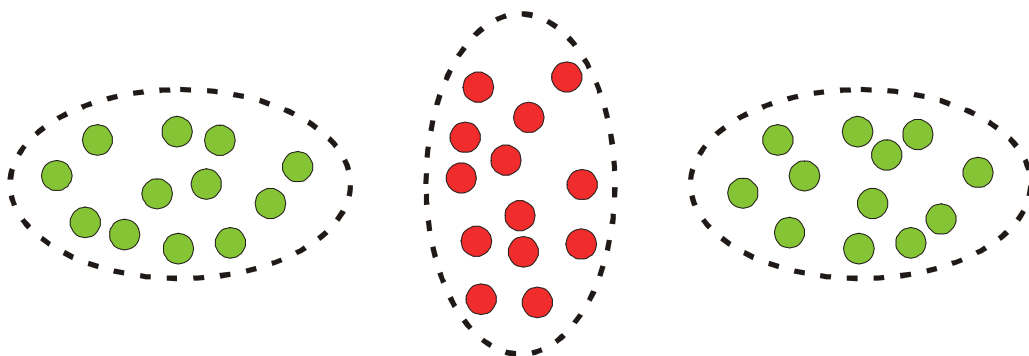


Abb. 2.12: Multimodale Verteilung

### 2.3.3.2 Klassifikationsrate bei vorgegebenem Klassifikator

Die Motivation für diese rechenintensivere Art der Merkmalsgütebewertung liegt in der Einbeziehung der Besonderheiten des Erkennungssystems. Für den Einsatz in einer SBS- bzw. SFS-Selektionsstrategie eignet sich die Klassifikationsrate eines vorher festgelegten Klassifikators für eine hinreichend große Anzahl verschiedener Trainings- und Testmengen, die aus einer vorliegenden Datenbasis gebildet werden. Um sowohl Aussagen über Recall als auch Prediktion machen zu können, werden zunächst die zur Bildung der Trainingsmenge verwendeten Vektoren mit einer Wahrscheinlichkeit  $p$  aus der Gesamtmenge der Merkmalsvektoren ausgewählt. Der mit dieser Teilmenge trainierte Klassifikator wird anschließend zur Klassifikation des gesamten Datensatzes verwendet. Diese Prozedur wird für jede Merkmalskombination  $m$  mal wiederholt. Zur Gütebestimmung kann entweder eine Mittelung der Klassifikationsraten über alle  $m$  Versuche durchgeführt oder das jeweils schlechteste Klassifikationsergebnis herangezogen werden (Worst-Case-Szenario). Die Klassifikationsrate wird dabei als das Verhältnis der korrekt klassifizierten Stichproben zur Gesamtstichprobenzahl definiert:

$$q_1 = \frac{\text{Korrekt klassifizierte Stichproben}}{\text{Gesamtstichprobenzahl}} \quad (2.19)$$

### 2.3.4 Klassifikations- und Projektionsalgorithmen

Transformationen in niederdimensionale Räume können zur visuellen Inspektion hochdimensionaler Datensätze eingesetzt werden. Zur Reduzierung des dabei auftretenden Informationsverlustes werden bestimmte Dateneigenschaften vorgegeben, die im Zielraum möglichst gut wiedergegeben werden sollen. Die „Erhaltungsgrößen“ der im folgenden beschriebenen Projektionsverfahren sind Varianz, Abstand und Topologie der Ausgangsdaten.

Projektionsalgorithmen dienen allgemein zur Merkmalsextraktion (s. 2.3.2). Bei ausreichend kleinen Zieldimensionen ( $\leq 3$ ) kann diese wiederum zur Visualisierung verwendet werden.

Bei den Klassifikationsalgorithmen unterscheidet man je nachdem, ob die Klassenzugehörigkeiten der Eingabevektoren beim Lernprozess berücksichtigt werden oder nicht, zwischen überwacht (LVQ) und unüberwacht (SOM) lernenden Verfahren

#### 2.3.4.1 Hauptachsentransformation

Bei der Hauptachsentransformation (auch Hauptkomponentenanalyse, Principal-Component-Analysis, PCA) handelt es sich um eine häufig genutzte Technik zur Reduktion einer Vielzahl von Variablen auf einige wenige Komponenten mit dem Ziel einer Merkmalsextraktion oder zur Projektion hochdimensionaler Daten in die Ebene. Dazu nutzt sie die Redundanz aus, die in einer Korrelations- oder Kovarianzmatrix mit nichtdiagonalen Elementen ungleich Null zum Ausdruck kommt. Mit Hilfe der Hauptkomponentenanalyse werden aus der gegebenen Korrelations- oder Kovarianzmatrix sogenannte Hauptkomponenten extrahiert, zwischen denen keine Zusammenhänge bestehen, die also orthogonal zueinander sind. Je stärker die Korrelation zwischen den ursprünglichen Variablen ist, desto weniger Komponenten sind zur Erhaltung ihres Informationsgehaltes notwendig.

Ein  $n$ -dimensionaler Merkmalvektor  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})$  diene zur Beschreibung einer Stichprobe (z.B. Leitwertänderungen von  $n$  Sensoren bei einem bestimmten Gasangebot). Nach der Durchführung von  $m$  Versuchen, lassen sich die  $m$  Merkmalsvektoren in einer sogenannten Beobachtungsmatrix zusammenfassen:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_m \end{pmatrix} \quad (2.20)$$

Daraus lässt sich die Abweichungsmatrix  $\mathbf{M}$  durch komponentenweise Subtraktion der Spaltenmittelwerte berechnen:

$$\mathbf{M} = \mathbf{X} - \frac{1}{m}(\mathbf{1} \cdot \mathbf{1}^T \cdot \mathbf{X}), \quad \text{mit } \mathbf{1}^T = (1, \dots, 1) \quad (2.21)$$

Die Abweichungsquadrat- und -produktmatrix  $\mathbf{T}$  erhält man wie folgt:

$$\mathbf{T} = \mathbf{M}^T \cdot \mathbf{M} \quad (2.22)$$

$\mathbf{T}$  ist eine symmetrische Matrix, in deren Hauptdiagonale die Summen der Abweichungsquadrate stehen und deren nichtdiagonale Elemente von den Summen der Abweichungsprodukte der Variablen gebildet werden:

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} t_{11} & \cdots & t_{1n} \\ \vdots & t_{jj} & \vdots \\ t_{n1} & \cdots & t_{nn} \end{pmatrix} \quad (2.23)$$

mit

$$t_{jj} = \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2, \quad j = 1, \dots, n, \quad \text{und} \quad t_{jk} = \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j) \cdot (x_{ik} - \bar{x}_k), \quad k = 1, \dots, n \quad (2.24)$$

Daraus ergibt sich die Kovarianzmatrix  $\mathbf{S}$  zu

$$\mathbf{S} = \frac{1}{m-1} \mathbf{T} \quad (2.25)$$

Deren Eigenvektoren bilden den Transformationskern für die lineare Transformation in einen Zielraum, in dem die Merkmale dekorreliert sind, d.h. in dem nur die Hauptdiagonale der Kovarianzmatrix besetzt ist. Anschaulich wird durch die Transformation eine Drehung des Koordinatensystems in die Hauptachsen der Verteilung der Merkmale vorgenommen. Die Eigenwerte  $\lambda_i$  der Kovarianzmatrix sind die Varianzen der entsprechenden Hauptkomponenten. Für die Gesamtvarianz gilt

$$Sp(\mathbf{S}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (2.26)$$

Der Anteil an der Gesamtvarianz, den eine Hauptkomponente  $y_i$  auf sich vereinigt, ergibt sich demnach zu

$$Var = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \quad (2.27)$$

Für eine Transformation der ursprünglichen Daten in die Ebene wählt man nun die beiden Hauptkomponenten aus, deren Anteil an der Gesamtvarianz am größten ist. Die Dimensionsreduktion erfolgt also einfach durch Weglassen der weniger relevanten Eigenvektoren aus der Transformationsmatrix  $\mathbf{R}$ . Diese wird lediglich von den beiden Eigenvektoren  $\psi_1$  und  $\psi_2$  der Kovarianzmatrix gebildet, die zu den beiden größten Eigenwerten gehören:

$$\mathbf{R} = (\psi_1, \psi_2) \quad (2.28)$$

Die transformierte Beobachtungsmatrix

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_m \end{pmatrix} \quad (2.29)$$

mit den entsprechend transformierten Vektoren  $\mathbf{y}_i = (y_{i1}, \dots, y_{in})$  erhält man dann durch Rechtsmultiplikation der ursprünglichen Beobachtungsmatrix mit  $\mathbf{R}$ :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \cdot \mathbf{R} \quad (2.30)$$

#### 2.3.4.2 Sammon Nonlinear Mapping (NLM)

Während die Hauptachsentransformation eine lineare Projektion unter dem Kriterium der Varianzerhaltung durchführt, handelt es sich bei NLM [Sam 69] um eine nichtlineare dimensionsreduzierende Abbildung unter der Vorgabe bestmöglicher Erhaltung der Vektorabstände im Ursprungsraum. Sie wird überwiegend zur Visualisierung hochdimensionaler Datensätze verwendet und eignet sich aufgrund ihrer distanzerhaltenden Eigenschaft hervorragend zur optischen Überprüfung von Merkmalvektoren im Zusammenhang mit Nächste-Nachbar-Klassifikatoren.

Der Grundgedanke zur Konstruktion der Abbildungsvorschrift ist außerordentlich simpel: Ausgehend von einer Zufallsinitialisierung der Zielvektoren in der Ebene wird eine Fehlerfunktion gebildet, die ein Maß für die Abweichung der Abstände jener von denen der Ausgangsvektoren darstellt.

Dieser Abbildungsfehler wird iterativ durch den Einsatz eines Gradientenabstiegsverfahrens minimiert. Dessen unerwünschte Eigenschaft, bereits in lokalen Minima der Fehlerfläche „stecken zu bleiben“ lässt allerdings ein Ausweichen auf modernere Verfahren wie zum Beispiel *Simulated Annealing* ratsam erscheinen.

Der Abbildungsfehler nach der  $m$ -ten Iteration beträgt für  $N$  Vektoren bei Verwendung der Euklidischen Norm:

$$E(m) = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^N \sum_{i=j+1}^N \frac{(d_{X_{ij}} - d_{Y_{ij}}(m))^2}{d_{X_{ij}}} \quad (2.31)$$

mit

$$c = \sum_{j=1}^N \sum_{i=j+1}^N d_{X_{ij}} \quad (2.32)$$

Dabei bezeichnet  $d_{X_{ij}}$  den Abstand der  $M$ -dimensionalen Vektoren im Ursprungsraum;  $d_{Y_{ij}}(m)$  den Abstand der  $d$ -dimensionalen Repräsentanten nach der  $m$ -ten Iteration im Zielraum:

$$d_{X_{ij}} = \sqrt{\sum_{q=1}^M (x_{iq} - x_{jq})^2} \quad \text{und} \quad d_{Y_{ij}}(m) = \sqrt{\sum_{q=1}^d (y_{iq}(m) - y_{jq}(m))^2} \quad (2.33)$$

Der Gradient der Fehlerfunktion wird zur Ermittlung der neuen Koordinaten der  $N$  Repräsentantenvektoren  $y_i$  herangezogen:

$$y_{iq}(m+1) = y_{iq}(m) - \text{MF} \cdot \Delta y_{iq}(m) \quad (2.34)$$

mit

$$\Delta y_{iq}(m) = \frac{\frac{\partial E(m)}{\partial y_{iq}(m)}}{\left| \frac{\partial^2 E(m)}{\partial y_{iq}^2(m)} \right|} \quad (2.35)$$

Der *Magic-Factor* MF wurde von Sammon empirisch zu  $\text{MF} \approx 0.3$  bis  $0.4$  bestimmt [Sam 69] und stellt ein Äquivalent zur Lernrate neuronaler Algorithmen dar. Durch Bilden der partiellen Ableitungen der Fehlerfunktion erhält man

$$\frac{\partial E}{\partial y_{iq}} = \frac{-2}{c} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \left( \frac{d_{X_{ij}} - d_{Y_{ij}}}{d_{X_{ij}} d_{Y_{ij}}} \right) (y_{iq} - y_{jq}) \quad (2.36)$$

$$\frac{\partial^2 E}{\partial y_{iq}^2} = \frac{-2}{c} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \frac{1}{d_{X_{ij}} d_{Y_{ij}}} \left[ d_{X_{ij}} - d_{Y_{ij}} - \frac{(y_{iq} - y_{jq})^2}{d_{Y_{ij}}} \left( 1 + \frac{d_{X_{ij}} - d_{Y_{ij}}}{d_{Y_{ij}}} \right) \right] \quad (2.37)$$

Wie bereits erwähnt, kann das Gradientenverfahren zu einem Nebenminimum hin konvergieren, was sich in einem hohen Endwert des Abbildungsfehlers widerspiegelt. Sammon bezeichnet Scatter-Plots mit einem Abbildungsfehler von deutlich mehr als 10% als ungeeignet, um noch etwas über die tatsächliche Struktur der Ursprungsdaten auszusagen [Sam 69]. Zur Erzielung eines möglichst geringen Abbildungsfehlers ist es hilfreich, mit verschiedenen Anfangsinitialisierungen zu experimentieren. Bleibt der Fehler dennoch außergewöhnlich hoch, so lässt dies auf eine hohe *intrinsische* Dimensionalität der Daten schließen.

### 2.3.4.3 Radiale-Basisfunktionen-Netze (RBF-Netze)

RBF-Netze besitzen nur eine Schicht verdeckter Neuronen mit radialsymmetrischen Aktivierungsfunktionen, die die Basisfunktionen eines Funktionensystems zur Approximation mehrdimensionaler Funktionen anhand vorgegebener Stützstellen, die im einfachsten Fall von den Trainingsmustern vorgegeben werden, darstellen. Gegenüber anderen Netzwerkmodellen besitzen RBF-Netze folgende Vorteile:

- Die Aktivierungsfunktionen nehmen nur in der Nähe der Referenzpunkte große Werte an. Für Testmuster außerhalb des von den Trainingsmustern abgedeckten Bereiches liefert das Netz nur geringe Aktivierungen, im Gegensatz zu Netztypen mit sigmoiden Aktivierungsfunktionen, bei denen sich außerhalb des trainierten Bereichs oftmals Fehlklassifikationen ergeben (lokale versus globale Approximation).
- Die einfache Struktur der RBF-Netze gestattet den Einsatz unkomplizierter Trainingsverfahren bis hin zur direkten (d.h. nichtiterativen) Berechnung der Gewichte. Dies führt gegenüber aufwendiger zu trainierenden Netzwerktypen (MLP mit Backpropagation) zu deutlich verkürzten Trainingszeiten sowie einer wirksamen Vermeidung von Nebenminima-Fallen.
- Der einschichtige Aufbau führt zu einer hohen Transparenz (Visualisierbarkeit!) des fertigen Netzes; die Wirkungsweise kann (gegebenenfalls nach Transformation aus einem höherdimensionalen Merkmalsraum) geometrisch dargestellt werden.

### 2.3.4.4 Learning Vector Quantization (LVQ1, OLVQ1, LVQ2.1, LVQ3)

Vektorquantisierung (VQ) ist ein klassisches Signal-Approximationsverfahren, das eine diskretisierte Näherung der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion  $p(\mathbf{x})$  einer stochastischen Größe  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  mit Hilfe einer endlichen Anzahl sogenannter Codebook-Vektoren  $\mathbf{w}_i$  vornimmt.

Bei der von Teuvo Kohonen entwickelten *lernenden Vektorquantisierung* wird die Platzierung dieser Codebook-Vektoren anhand eines überwachten Lernverfahrens vorgenommen, was den Namen dieses Konzeptes motiviert.

Im Gegensatz zur unüberwachten Clusterung durch VQ, bei der eine Minimierung des Quantisierungsfehlers angestrebt wird, handelt es sich bei Kohonens lernenden Vektorquantisierungsverfahren um Methoden zur Bestimmung optimaler Entscheidungsgrenzen für Klassifikationsaufgaben. Je nachdem, nach welchen Regeln die Codebook-Vektoren des Klassifikators unter Berücksichtigung der Klassenverteilung im Eingaberaum platziert werden, unterscheidet man zwischen drei Grundverfahren (LVQ1, LVQ2.1, LVQ3) und einer Modifikation (OLVQ1).

#### 2.3.4.4.1 LVQ1

In der Lernphase werden dem Klassifikator sämtliche Merkmalvektoren der Trainingsmenge in beliebiger Reihenfolge präsentiert. Jeder Eingabevektor  $\mathbf{x}$  wird dabei parallel mit allen Codebook-Vektoren  $\mathbf{w}_i$  (Neuronen) verglichen. Ein Gewinnerneuron (Index  $c$ ) wird anhand eines vorher festgelegten Ähnlichkeitsmaßes (meist Euklidische Norm der Vektordifferenz  $\mathbf{x} - \mathbf{w}_i$ , im Falle normierter Eingabeneuronen auch Skalarproduktnorm  $\langle \mathbf{x} | \mathbf{w}_i \rangle$ ) ermittelt:

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{w}_c\| = \min_i(\|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|), \text{ bzw. } c = \arg \min_i(\|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|) \quad (2.38)$$

Gleichung (2.37) wird auch bei der Klassifikation nach Abschluss des Trainings angewandt. Insofern handelt es sich bei LVQ um nächste-Nachbar-Klassifikatoren, allerdings mit dem Unterschied, dass nicht einfach alle Trainingsmuster abgespeichert werden, sondern eine zahlenmäßig begrenzte Stellvertretermenge anhand eines Lernverfahrens gebildet wird. Um dem Ziel eines minimalen Klassifikationsfehlers gerecht zu werden, wird von Kohonen folgende Vorgehensweise bei der Adaption der Codebook-Vektoren vorgeschlagen [Koh 95]:

Das Gewinnerneuron  $c$ , also das, dessen Gewichtsvektor  $\mathbf{w}_c$  dem Eingabevektor  $\mathbf{x}$  am ähnlichsten ist, wird je nach Klassenzugehörigkeit entweder durch Addition eines durch die Lernrate  $\alpha$  vorgegebenen Bruchteils des Differenzvektors  $\mathbf{x} - \mathbf{w}_c$  zu diesem hingezogen (gleiche Klasse) oder weiter abgestoßen (verschiedene Klassen):

$$\mathbf{w}_c(t+1) = \begin{cases} \mathbf{w}_c(t) + \alpha(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_c(t)] & \text{falls Klasse}(\mathbf{w}_c) = \text{Klasse}(\mathbf{x}) \\ \mathbf{w}_c(t) - \alpha(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_c(t)] & \text{falls Klasse}(\mathbf{w}_c) \neq \text{Klasse}(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (2.39)$$

$$\mathbf{w}_j(t+1) = \mathbf{w}_j(t) \quad \text{für alle } j \neq c \quad (2.40)$$

Die Lernrate  $\alpha(t) \in (0, 1)$  wird häufig so gewählt, dass sie ausgehend von einem nicht zu großen Startwert (kleiner als 0,1) im Laufe des Trainings linear auf Null abfällt.

#### 2.3.4.4.2 OLVQ1

Der ausgeschriebene Name dieses Verfahrens, Optimized-Learning-Rate LVQ1, weist bereits darauf hin, dass es sich um eine Weiterentwicklung von LVQ1 mit dem Ziel schnellstmöglicher Konvergenz handelt. Im Unterschied zu LVQ1 wird jedem Neuron eine eigene Lernrate zugewiesen, deren „optimaler“ Wert rekursiv aus den zeitlich vorangegangenen ermittelt wird:

$$\alpha_c(t) = \frac{\alpha_c(t-1)}{1 + s(t)\alpha_c(t-1)} \quad (2.41)$$

Dabei nimmt  $s(t)$  bei einer korrekten Klassifikation den Wert +1 an, im anderen Fall -1. Die Gewichtsadaptionen unterscheiden sich bis auf die individuellen Lernraten nicht von LVQ1:

$$\mathbf{w}_c(t+1) = \begin{cases} \mathbf{w}_c(t) + \alpha_c(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_c(t)] & \text{falls Klasse}(\mathbf{w}_c) = \text{Klasse}(\mathbf{x}) \\ \mathbf{w}_c(t) - \alpha_c(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_c(t)] & \text{falls Klasse}(\mathbf{w}_c) \neq \text{Klasse}(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (2.42)$$

$$\mathbf{w}_j(t+1) = \mathbf{w}_j(t) \quad \text{für alle } j \neq c \quad (2.43)$$

Da (2.43) auch ein Anwachsen der Lernrate gestattet, muss sichergestellt werden, dass dies nicht zu Werten größer als 1 führt. Diese Aufgabe muss vom einbettenden Algorithmus wahrgenommen werden, in der Implementierung von [Koh+95] wird er z.B. immer unterhalb des Ausgangswertes gehalten, so dass die Wahl relativ großer Startwerte (um 0,3) möglich ist.

## 2.3.4.4.3 LVQ2.1

Im Unterschied zu den OLVQ1-Verfahren werden bei LVQ2.1 die *zwei* nächsten Nachbarn  $\mathbf{w}_i$  und  $\mathbf{w}_j$  des Eingabevektors ermittelt und nur dann eine Gewichtsadaption vorgenommen, wenn die folgenden drei Bedingungen zutreffen:

- a)  $\mathbf{w}_i$  und  $\mathbf{w}_j$  gehören verschiedenen Klassen an ( $\omega_i \neq \omega_j$ )
- b)  $\mathbf{x}$  gehört einer der beiden Klassen  $\omega_i$  oder  $\omega_j$  an
- c)  $\mathbf{x}$  liegt in einem *Fenster* der relativen Breite  $b$  entlang der Mittelsenkrechten von  $\mathbf{w}_i$  und  $\mathbf{w}_j$

Seien  $d_i$  und  $d_j$  die euklidischen Abstände des Eingabevektors  $\mathbf{x}$  von den beiden nächsten Gewichtsvektoren  $\mathbf{w}_i$  und  $\mathbf{w}_j$ , dann ist Bedingung c) nach [Koh 95] genau dann erfüllt, wenn

$$\min\left(\frac{d_i}{d_j}, \frac{d_j}{d_i}\right) > s, \quad \text{mit} \quad s = \frac{1-b}{1+b} \quad (2.44)$$

gilt. Kohonen empfiehlt relative Fensterbreiten von  $b = 0,2$  bis  $b = 0,3$  [Koh 95]. Wenn die Bedingungen a) bis c) erfüllt sind, erfolgt eine Anpassung der Gewichtsvektoren der beiden nächsten Nachbarneuronen  $\mathbf{w}_i$  und  $\mathbf{w}_j$ , wobei in (2.45) eine Klassenzugehörigkeit von  $\mathbf{x}$  zu  $\omega_i$  angenommen wurde:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i(t+1) &= \mathbf{w}_i(t) + \alpha(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_i(t)] \\ \mathbf{w}_j(t+1) &= \mathbf{w}_j(t) - \alpha(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_j(t)] \end{aligned} \quad (2.45)$$

LVQ2.1 basiert auf der Idee einer Optimierung der Codebook-Vektor-Abstände von den Klassengrenzen, ohne die Verteilungsdichte der Eingabevektoren zu berücksichtigen. Es besteht keine Garantie bezüglich der Konvergenz des Verfahrens, weshalb es in erster Linie zum „Fine-Tuning“ (wenige Iterationen bei niedrig gewählter Lernrate) bereits vortrainierter Klassifikatoren eingesetzt wird.

## 2.3.4.4.4 LVQ3

LVQ3 stellt eine Erweiterung von LVQ2.1 dar, bei der zur Wahrung der Eingabevektorverteilungsdichte auch die Codebook-Vektoren im Innern eines Klassengebietes verschoben werden (wie bei LVQ1). Wie bei LVQ2.1 werden die Gewichte der beiden am nächsten zu  $\mathbf{x}$  gelegenen Neuronen angepasst, wenn die Bedingungen a) bis c) aus 2.3.4.3.3 erfüllt sind:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i(t+1) &= \mathbf{w}_i(t) + \alpha(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_i(t)] \\ \mathbf{w}_j(t+1) &= \mathbf{w}_j(t) - \alpha(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_j(t)] \end{aligned} \quad (2.46)$$

Gehören  $\mathbf{w}_i$  und  $\mathbf{w}_j$  beide derselben Klasse wie  $\mathbf{x}$  an, so werden beide im Unterschied zu LVQ2.1 ebenfalls angepasst:

$$\mathbf{w}_k(t+1) = \mathbf{w}_k(t) + \varepsilon\alpha(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_k(t)], \quad k \in \{i, j\} \quad (2.47)$$

Brauchbare Werte für  $\varepsilon$  wurden empirisch zu 0,1 bis 0,5 bestimmt [Koh+95]. Der optimale Wert hängt von der relativen Fensterbreite  $b$  ab und sollte für engere Fenster entsprechend kleiner gewählt werden. Die Modifikationen gegenüber LVQ2.1 bewirken, dass dieser Algorithmus selbststabilisierend ist, d.h. einmal optimal eingestellte Gewichtsvektoren werden bei fortgesetztem Lernen nicht mehr verändert.

#### 2.3.4.4.5 Allgemeine Hinweise zur Anwendung von LVQ

Die erzielbare Genauigkeit bei der Lösung einer Klassifikationsaufgabe mit LVQ hängt auf der Seite des Klassifikators von folgenden Faktoren ab:

- der Zahl der für jede Klasse eingesetzten Codebook-Vektoren, sowie deren Anfangsinitialisierung
- der Art des verwendeten Lernverfahrens, der richtigen Lernrate, sowie einem passenden Abbruchkriterium zur Beendigung des Lernvorgangs

Kohonen empfiehlt selbst im Falle ungleicher a priori Wahrscheinlichkeiten für jede Klasse mit der gleichen Anzahl von Codebook-Vektoren zu beginnen. Eine Obergrenze für deren Anzahl ist nach [Koh 95] nur durch die Begrenzungen der Computerhardware gegeben. Nach den Erfahrungen des Autors kann eine zu große Codebook-Vektoranzahl bei nichtidealen Trainingsdaten allerdings auch zum „Auswendiglernen“ von Artefakten führen. Um die Entstehung von sog. „toten“ Neuronen zu verhindern, also solchen, die aufgrund ihrer Lage von keinem der Eingabevektoren aktiviert werden, wählt man zweckmäßigerweise zur Anfangsinitialisierung Vektoren aus der Trainingsmenge aus.

Kohonen empfiehlt, das Klassifikatortraining immer mit OLVQ1 zu beginnen, das aufgrund der optimierten individuellen Lernraten im Schnitt nur 30 bis 50 Lernschritte pro Codebook-Vektor zum Erreichen seiner asymptotischen Erkennungsgenauigkeit benötigt. Häufig reicht dieses Training bereits aus, anderenfalls kann der Lernvorgang mit LVQ1, LVQ2.1 oder LVQ3 fortgesetzt werden.

Allerdings sollte das Training nicht über zu viele Iterationszyklen weitergeführt werden (Richtwert sind das 50- bis 200-fache der Anzahl der Codebook-Vektoren), da es sonst ähnlich wie im Falle einer zu großen Anzahl von Codebook-Vektoren dazu kommen kann, dass sich die Codebook-Vektoren zu sehr an die Trainingsmenge anpassen und die Erkennungsrate auf einer zu dieser disjunkten Testmenge wieder geringer wird (sog. „Übertrainieren“).

#### 2.3.4.5 Self-Organizing Maps

Die Self-Organising Maps (SOM, auch Self-Organizing Feature Maps, SOFM, Kohonen-Netze oder selbstorganisierende Karten) können als eine Erweiterung von LVQ unter Einbeziehung einer lokalen Nachbarschaftsbeziehung betrachtet werden, die dazu führt, dass benachbarte Neuronen auf ähnliche Reize reagieren. Das Konzept ist neurophysiologisch motiviert und orientiert sich an Beobachtungen der Organisation von Neuronenschichten im Cortex des Gehirns. Der Umstand, dass die Ausbildung dieses Ordnungszustandes nur auf der immanenten Struktur der eingehenden Signale basiert legitimiert den Terminus „selbstorganisierend“. Da eine Signalähnlichkeit der Eingangsmuster unter Berücksichtigung ihrer Verteilungsdichte in eine Lagenachbarschaft jeweils erregter Neuronen umgesetzt wird, kann die Karte zur topologieerhaltenden (nichtlinearen) Projektion hochdimensionaler Eingangsda-

ten in die Ebene eingesetzt werden. Eine solche Abbildung kann sehr gut zur Visualisierung und zum Auffinden von Ähnlichkeitsbeziehungen in einem hochdimensionalen Eingaberaum verwendet werden.

Die Neuronen der Kohonen-Netze sind meist in Form eines zweidimensionalen Gitters mit quadratischer oder hexagonaler Nachbarschaftsbeziehung angeordnet. Diese bewirkt, dass sich die Karte in der Trainingsphase wie ein elastisches Gitternetz verhält, bei dem Lageveränderungen eines Knotenpunktes auch die umliegenden Knoten beeinflussen.

Im Gegensatz zu den LVQ-Lernverfahren, bei denen die Klassenzugehörigkeiten der Trainingsvektoren im voraus bekannt sein müssen, vollzieht sich die Organisation der Kohonen-Karten unüberwacht. Auch hier werden beim Training die  $n$ -dimensionalen Eingabevektoren parallel mit allen Gewichtsvektoren des Netzes in einer vorher festgelegten Metrik verglichen und das Gewinnerneuron ermittelt:

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{w}_c\| = \min_i(\|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|), \text{ bzw. } c = \arg \min_i(\|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|) \quad (2.48)$$

Allerdings wird nicht nur der Gewichtsvektor des Gewinnerneurons verändert, sondern auch die Gewichtsvektoren der im Gitter benachbarten Neuronen. Die Definition der Nachbarschaft erfolgt anhand der Gittertopologie, d.h. die tatsächlichen Abstände der Gewichtsvektoren im Eingaberaum spielen hier keine Rolle. Die Adaption der Gewichtsvektoren erfolgt gemäß

$$\mathbf{w}_i(t+1) = \mathbf{w}_i(t) + \alpha(t)h_{ci}(t)[\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_i(t)] \quad (2.49)$$

Dabei bezeichnet  $\alpha(t)$  wieder die in der Regel kontinuierlich mit der Zeit abnehmende Lernrate und  $h_{ci}(t)$  die über dem Neuronengitter definierte Distanzfunktion (neighborhood kernel), die für Form und Größe der Nachbarschaft verantwortlich ist. Meist beginnt man mit einer sehr großen Umgebung, die z.B. alle Neuronen des Gitters umfasst, und reduziert diese mit fortschreitender Zeit. Ein Beispiel für häufig verwendete Distanzfunktionen ist die sogenannte Bubble-Funktion:

$$h_{cj,bubble}(t) = \begin{cases} 1 & \text{falls } j \in N_c(t) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (2.50)$$

Hier gibt  $N_c(t)$  die Größe der momentanen Nachbarschaft um das Gewinnerneuron  $c$  herum an. Die zweite im Rahmen dieser Arbeit verwendete Funktion ist die normalisierte Gaußfunktion, deren Varianz  $\sigma(t)$  die Breite des Nachbarschaftskerns definiert:

$$h_{cj,gauss}(t) = \frac{1}{\sigma(t)\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{\|r_c - r_j\|^2}{2\sigma^2(t)}} \quad (2.51)$$

Im Verlauf des Lernvorgangs (Größenordnung  $10^4$ - $10^6$  Iterationszyklen gemäß (2.47)) nimmt die Karte eine Approximation der Dichtefunktion der Eingangsvektoren durch die Gewichtsvektoren vor. Eine Aussage über die Qualität der Abbildung kann anhand des über alle  $N$  Eingabevektoren gemittelten Quantisierungsfehlers getroffen werden:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_c\| \quad (2.52)$$

Zur Illustration der Wirkungsweise von (2.49) ist in Abbildung 2.13 die Durchführung eines einzelnen Lernschrittes für ein 3×3 Neuronen großes Netz mit Rechtecktopologie dargestellt. Die zweidimensionalen Gewichtsvektoren des Netzes sind als Punkte im Ortsraum zu sehen. Die Lernrate für den dargestellten Adaptionsschritt beträgt  $\alpha = 0,5$ ; die Nachbarschaftsfunktion ist vom Typ „bubble“ (2.50) mit Nachbarschaftsradius 1 und erstreckt sich nur auf die vier unmittelbar verbundenen Nachbarn.

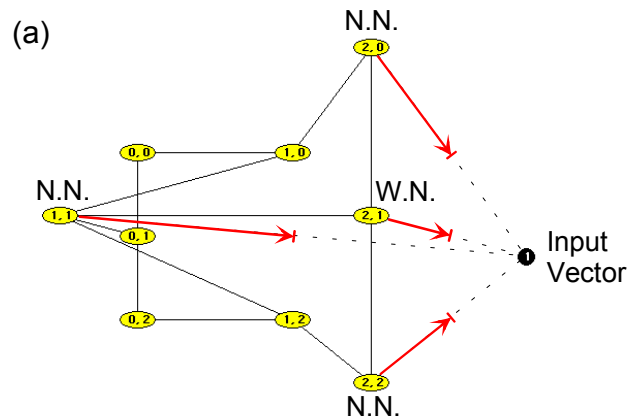


Abbildung 2.13a: Kohonen-Lernschritt, Teil 1

Während der Trainingsphase wird dem Netz ein Eingabevektor präsentiert (Abb. 2.13a). Das Neuron mit dem geringsten Abstand zum Eingabevektor ist das Gewinner-Neuron (W.N.) mit Indexpaar (2,1). Dessen Gewichtsvektor wird mit dem mit der Lernrate multiplizierten Differenzvektor (halber Abstand) zum Eingabevektor hingezogen. Die gewählte Nachbarschaftsfunktion vom Typ Bubble hat bis zum Rand den Wert 1, daher werden die zur unmittelbaren Nachbarschaft gehörenden Neuronen (N.N.) mit den Indexpaaren (2,0), (1,1) und (2,2) ebenfalls auf halbe Strecke zum Eingabevektor hingezogen.

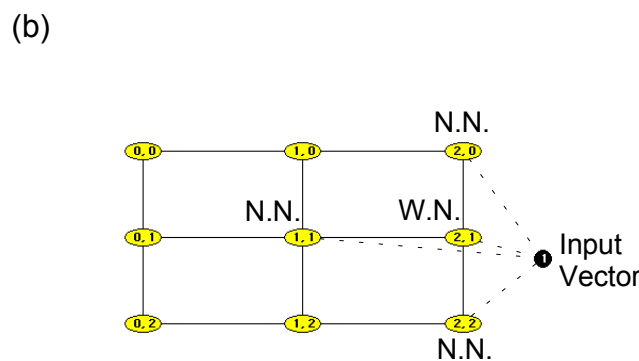


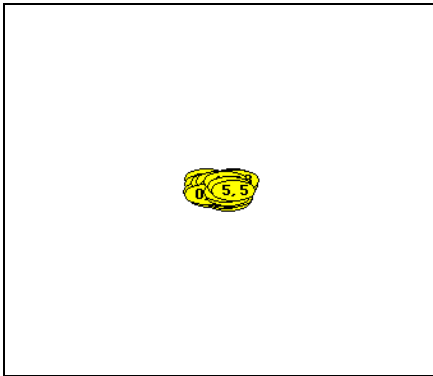
Abbildung 2.13b: Kohonen-Lernschritt, Teil 2

In Abbildung 2.13b ist zu erkennen, wie die Nachbarschaftsbeziehung zwischen den Neuronen (man beachte, dass  $h$  über dem Neuronengitter, d.h. über den Indexpaaren und nicht über dem Raum der Eingabevektoren aufgespannt ist) dafür sorgt, dass der in Abbildung 2.13a noch vorhandene topologische Defekt beseitigt wurde. Die Regel

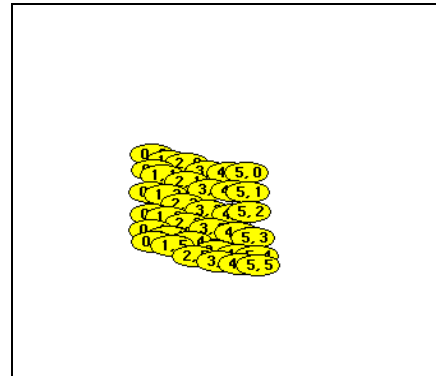
$$\text{Adaptionsvektor} = \text{Differenzvektor} \times \text{Lernrate} \times \text{Wert der Nachbarschaftsfunktion}$$

bewirkt, dass der Differenzvektor zu (1,1) durch den großen Wert der Nachbarschaftsfunktion maximal zur Korrektur beitragen kann (der reduzierende Faktor Lernrate betrifft alle Neuronen gleichermaßen).

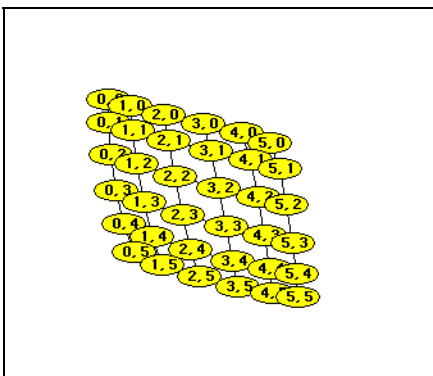
Die geordnete Entfaltung einer selbstorganisierenden Karte ist in Abb. 2.14 grafisch dargestellt. Der Nachbarschaftsradius spielt bei diesem Prozess eine kritische Rolle. Wird er am Anfang zu klein gewählt oder sinkt er zu schnell, so können sich zwar Teilbereiche des Netzes korrekt ordnen, die globale Ordnung des Netzes kann aber starke topologische Defekte aufweisen (Abb. 2.14f).



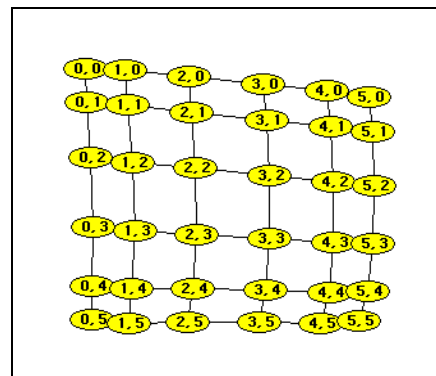
(a) 0 Iterationen



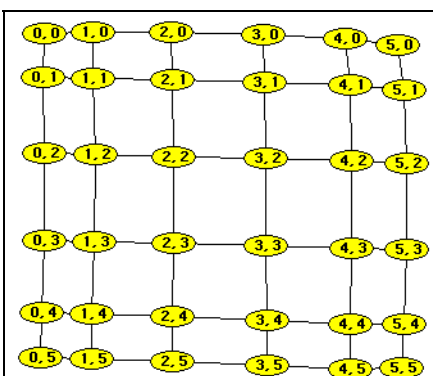
(b) 50 Iterationen



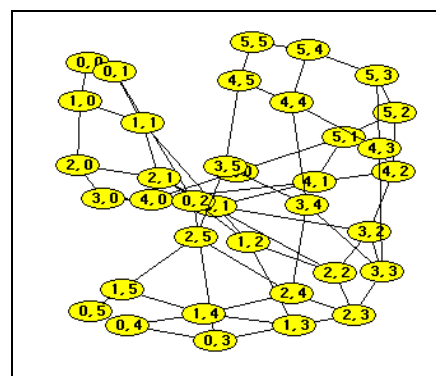
(c) 200 Iterationen



(d) 1000 Iterationen



(e) 10000 Iterationen



(f) SOM mit topologischem Defekt

**Abb. 2.14:** Zeitliche Entwicklung der Gewichtsvektoren der Neuronen einer quadratischen selbstorganisierenden Karte mit  $6 \times 6$  Neuronen

Zur Vermeidung solcher Defekte sowie zur Beschleunigung des Lernvorgangs teilt man diesen meist in zwei Phasen auf. In der ersten, der Ordnungsphase, sorgt eine relativ große Lernrate in Verbindung mit einem großen Nachbarschaftsradius für eine rasche, defektfreie Entfaltung der Karte. In der zweiten, der Konvergenzphase, erhält das Netz die Gelegenheit, sich an die Feinheiten der Eingabevektorverteilung anzupassen. Dies geschieht durch die Wahl kleiner Nachbarschaftsradien und kleiner Lernraten.

Bei praktischen Anwendungen schließt sich an das unüberwacht erfolgte Training noch das sogenannte „Labeln“ der selbstorganisierenden Karte an (auch Kalibrierung genannt), um die Abbildung unbekannter Eingabemuster auf das Netz interpretieren zu können (z.B. für Klassifikationsaufgaben). Dazu muss ermittelt werden, auf welche Gebiete der Karte eine Anzahl vorher manuell (z.B. bezüglich Klassenzugehörigkeit) analysierter Trainingsvektoren abgebildet wird. Auf diese Art werden auf dem Neuronengitter Referenzpunkte geschaffen, die zur Interpretation unbekannter Daten durch Interpolation oder Extrapolation herangezogen werden können.

#### 2.3.4.6 MLP zur Datenkompression/Dimensionsreduktion

Zur Durchführung einer Datenkompression unter der Vorgabe bestmöglicher Signalrekonstruierbarkeit können mit Erfolg Multilayer Perceptrons (MLP) eingesetzt werden. Durch die Präsentation identischer Eingangs- und Ausgangsvektoren in der Lernphase (z.B. mit Backpropagation) wird das Netz auf die Durchführung einer Identitätsabbildung trainiert. Eine im Sinne der Signalrekonstruierbarkeit verlustarme Dimensionsreduktion lässt sich nun dadurch erzielen, dass man in das Netz eine verdeckte Schicht einbringt, die genauso viele Neuronen aufweist, wie es der gewünschten Zieldimension entspricht. Durch diesen „Flaschenhals“ muss das Netz nun die Identitätsabbildung realisieren. Da der Lernprozess auf eine Fehlerminimierung am Ausgang abzielt, werden in der verengten Schicht (die nach vollendetem Training zur Ausgangsschicht wird) genau jene Signalanteile extrahiert, die am stärksten zur Signalrekonstruierbarkeit beitragen. Dieser Ansatz ist mit dem der Hauptkomponentenanalyse identisch, allerdings erlaubt die Verwendung eines MLP mit fünf (oder mehr) Schichten auch nichtlineare Transformationen.

### 2.3.5 Visualisierung hochdimensionaler Daten

Der visuelle Wahrnehmungsapparat des Menschen ist in der Lage, selbst komplexe, einander ähnelnde Muster wiederzuerkennen und voneinander zu unterscheiden (z.B. Gesichtserkennung). Diese Fähigkeit kann bei der Klassifikation hochdimensionaler Datensätze von Nutzen sein, wenn es gelingt, die in Frage kommenden Muster möglichst repräsentativ auf einen Unterraum zu projizieren, der einer visuellen Inspektion zugänglich ist. Dabei können neben Informationen über die Separierbarkeit von Klassen anhand des Verlaufs ihrer Trennlinien sowie ihres Überlappungsgrades auch erste Eindrücke über die Auswirkungen von Parameteränderungen bei der Merkmalgenerierung gewonnen, sowie Ausreißer entdeckt werden.

Schließlich dient eine Visualisierung des Klassifikators dazu, dessen Eignung zur Lösung einer Erkennungsaufgabe zu beurteilen. Insbesondere im Zusammenhang mit realen Messdaten, bei denen die Zeit der Aufnahme als Kriterium für die Bildung von Trainings- und Testmengen eine Rolle spielt (entspricht einer praxisnahen Vorgehensweise, da ein neuronaler Klas-

sifikator immer mit Beispielen aus der Vergangenheit zur Voraussage künftiger Entscheidungen trainiert wird), können die Auswirkungen einer möglichen Drift auf das Klassifikationsergebnis direkt beobachtet werden.

Eine einfache Technik zur Visualisierung eines  $n$ -dimensionalen Datensatzes stellt seine Projektion über jeweils zwei Komponenten in die Ebene dar. Da es jedoch insgesamt  $n(n-1)/2$  derartige Seitenansichten gibt, werden bei großen  $n$  schnell die Grenzen der Übersichtlichkeit erreicht.

Daher versucht man, den Einfluss möglichst aller Komponenten in einer einzigen Projektion sichtbar zu machen, wobei die Varianz-, Distanz- oder topologieerhaltenden Transformationen aus 2.3.4.1, 2.3.4.2, 2.3.4.4 und 2.3.4.5 eingesetzt werden können. Da im Zusammenhang mit nächste-Nachbar-Klassifikatoren die Distanzen der Datenpunkte zu den Referenzvektoren von ausschlaggebender Bedeutung sind, eignet sich hier der Einsatz von 2.3.4.2 (NLM) in besonderer Weise.

### 2.3.6 Bayes Strategie zur Mustererkennung

Das Grundproblem der Mustererkennung/Klassifikation besteht darin, einem Merkmalsvektor  $\vec{x}$  aus einem Merkmalsraum  $X$  einem Zustand  $\omega$  aus dem Zustandsraum, der  $q$  verschiedene Klassen umfasse, zuzuordnen, d.h. es soll eine Entscheidung  $e_i$  aus dem Raum aller möglichen Entscheidungen  $E$  getroffen werden, wobei  $e_i$  die Entscheidung für die Klasse  $\omega_i$  aufgrund des Merkmalsvektors  $\vec{x}$  repräsentiert. Die Schadensfunktion  $s$  gebe die Kosten einer falschen Entscheidung an. Bei richtiger Klassifizierung entstehe kein Schaden, sonst ein Schaden der Größe

$$s_j(e_i) = s_{\omega_j}(e_i) = s(e_i | \omega_j) > 0, \text{ falls } i \neq j \quad (2.53)$$

Die statistische Entscheidungsfunktion  $d$  ordne jedem Merkmalsvektor  $\vec{x}$  aus  $X$  eine der möglichen Entscheidungen  $e_i$  aus  $E$  zu, d.h.  $d(\vec{x}) = e_i$ .

Die Auftretswahrscheinlichkeit oder auch a priori Wahrscheinlichkeit

$$h_j = h_{\omega_j} = P(\omega_j) \quad (2.54)$$

gebe die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten der Klasse  $\omega_i$  an, d.h. die Wahrscheinlichkeit dafür, dass ein beliebig ausgewähltes Muster  $\vec{x}$  der Klasse  $\omega_i$  angehört. Die bedingte Wahrscheinlichkeit

$$f_i(\vec{x}) = f_{\omega_i}(\vec{x}) = P(\vec{x} | \omega_i) \quad (2.55)$$

wird klassenspezifische Verteilung genannt und beschreibt die Verteilung der Merkmalsvektoren innerhalb eines bestimmten Klassengebietes. Demgegenüber ist  $P(\omega_i | \vec{x})$  die a posteriori Wahrscheinlichkeit oder Rückschlusswahrscheinlichkeit, die nach Beobachtung von  $\vec{x}$  zum Rückschluss auf dessen Klassenzugehörigkeit  $\omega_i$  dient.

Die Auftrittswahrscheinlichkeit  $P(\vec{x})$  gibt die Verteilung der Merkmalsvektoren  $\vec{x}$  im Merkmalsraum wieder:

$$P(\vec{x}) = \sum_{i=1}^q p(\vec{x}|\omega_i)P(\omega_i) = \sum_{i=1}^q f_i(\vec{x})h_i \quad (2.56)$$

Sind die Dichten  $P(\omega_i)$  und  $P(\vec{x}|\omega_i)$  bekannt und liegt ein Merkmalsvektor  $\vec{x}$  vor, so erhält man nach dem Gesetz von Bayes die a posteriori Wahrscheinlichkeit von  $\omega_i$  aufgrund des Merkmalsvektors  $\vec{x}$  durch

$$P(\omega_i|\vec{x}) = \frac{P(\vec{x}|\omega_i)P(\omega_i)}{P(\vec{x})} = \frac{f_i(\vec{x})h_i}{\sum_i f_i(\vec{x})} \quad (2.57)$$

Um zu einer Entscheidungsregel zu gelangen, betrachte man das bedingte Risiko, d.h. den Erwartungswert für den Schaden einer Entscheidung:

$$S(e_i|\vec{x}) = \sum_{j=1}^q s(e_i|\omega_j)P(\omega_j|\vec{x}) \quad (2.58)$$

Für die insgesamt zu erwartenden Kosten, d.h. für das Gesamtrisiko gilt dann:

$$S = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} S(d(\vec{x})|\vec{x})P(\vec{x})d\vec{x} \quad (2.59)$$

S ist das sogenannte Bayes-Risiko. Die Bayes Strategie besteht darin, die Entscheidungsfunktion  $d$  so zu wählen, dass das Risiko  $S$  minimal wird. Da die Schadensfunktion  $s(e_i|\omega_j) \geq 0$  ist, ist nach (2.57) auch  $S(e_i|\vec{x}) \geq 0$ . Das Bayes Risiko ist daher genau dann minimal, wenn  $S(e_i|\vec{x}) \geq 0$  minimal ist.

Die Fehlklassifikationskosten seien gegeben durch

$$s_j(e_i) = s_{\omega_j}(e_i) = s(e_i|\omega_j) \begin{cases} 0 \dots \text{falls } i = j \\ s_j \dots \text{falls } i \neq j \end{cases} \quad (2.60)$$

Das bedingte Risiko ergibt sich somit zu

$$S(e_i|\vec{x}) = \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^q s_j P(\omega_j|\vec{x}) = s_j (1 - P(\omega_i|\vec{x})) \quad (2.61)$$

Dieser Ausdruck wird minimal, wenn die a posteriori Wahrscheinlichkeit  $P(\omega_i|\vec{x})$  maximal wird. Damit ergibt sich als Entscheidungsfunktion für den Bayes-Klassifikator:

$$d(\vec{x}) = \omega_i \Leftrightarrow s_i \cdot P(\omega_i|\vec{x}) \geq s_j \cdot P(\omega_{ji}|\vec{x}) \quad \text{für alle } j \text{ mit } j \neq i \quad (2.62)$$

Daraus ergibt sich mit (2.57):

$$d(\vec{x}) = \omega_i \Leftrightarrow s_i \cdot P(\vec{x}|\omega_i) \cdot P(\omega_i) \geq s_j \cdot P(\vec{x}|\omega_j) \cdot P(\omega_j) \quad \text{für alle } j \text{ mit } j \neq i \quad (2.63)$$

bzw.

$$d(\vec{x}) = \omega_i \Leftrightarrow s_i \cdot f_i(\vec{x}) \cdot h_i \geq s_j \cdot f_j(\vec{x}) \cdot h_j \quad \text{für alle } j \text{ mit } j \neq i \quad (2.64)$$

Diese Bayessche Entscheidungsregel stellt hinsichtlich des verbleibenden Klassifizierungsfehlers die im entscheidungstheoretischen Sinne optimale Lösung dar. Allerdings wird die Kenntnis der zugrundeliegenden Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen  $P(\vec{x}|\omega_i)$  vorausgesetzt. Da diese meist nicht explizit gegeben sind, müssen sie aus den verfügbaren Trainingsmustern geschätzt werden.

Hierfür gibt es zwei prinzipiell relevante Ansätze. Bei den parametrischen Ansätzen wird die tatsächliche klassenspezifische Verteilung unter Annahme einer Verteilungsfunktion, beispielsweise einer Gaußfunktion, modelliert. Die Information über die Stichprobe geht somit auf die Parameter der gewählten Schätzfunktion über.

Beispiel für derartige Klassifikatoren sind der Bayes-Normalverteilungs-Klassifikator, der Mahalanobis-Klassifikator und der Euklidische-Abstandsklassifikator.

Der parametrische Ansatz setzt bei der Verwendung von Gaußfunktionen für die Dichteschätzung eine unimodale, quasi Gaußverteilung innerhalb der Klassengebiete einer Stichprobe voraus. Wird diese parametrische Annahme verletzt, beispielsweise durch bimodale Verteilung einer oder mehrerer Klassen in der Stichprobe, so ist keine akkurate Schätzung der Dichtefunktion möglich, so dass man auf nichtparametrische Verfahren ausweichen muss. Diese nehmen die Dichteschätzung lokal vor, indem die Information jedes Stichprobenelementes herangezogen wird. Beispiele hierfür sind der Parzen-Fenster-Klassifikator und der nächste-Nachbar-Klassifikator.

Eine Variante des Bayes-Klassifikators stellt der Maximum-Likelihood-Klassifikator dar, bei der die  $P(\omega_i)$  aus der Entscheidungsregel durch Definition einer geeigneten Kostenfunktion  $s_i$  herausfallen. Hierdurch können seltener auftretende Klassen, die sonst bei der Optimierung des Erkennungssystems unberücksichtigt bleiben würden, stärker gewichtet werden.

### 2.3.7 Probabilistische Neuronale Netze (PNN) und General Regression Neural Network (GRNN)

Hierbei handelt es sich um außerordentlich leistungsfähige und zugleich leicht implementierbare statistische Algorithmen, die hier in einem nicht-neuronalen Rahmenwerk behandelt werden sollen. Die Formulierung als KNN findet sich ursprünglich bei [Spe 90], [Spe 91]. Eine kritische Würdigung im Vergleich mit anderen KNN-Architekturen findet sich in [Zel 94]. Beim GRNN handelt es sich um eine Erweiterung des PNN für nichtdiskrete Zuordnungen, d.h. GRNN können auch zur Funktionsapproximation benutzt werden.

### 2.3.7.1 Probabilistische Neuronale Netze (PNN)

PNN bauen unmittelbar auf der Bayes-Strategie auf und verwenden folgende allgemeine Schätzer  $g_i(\vec{x})$  für die Dichtefunktion  $f_i(\vec{x})$ :

$$g_i(\vec{x}) = \frac{1}{\sigma \cdot N_i} \cdot \sum_{j=1}^{N_i} W \left( \frac{d(\vec{x}, \vec{x}_{\omega_{i,j}})}{\sigma} \right) \quad (2.65)$$

mit

$g_i(\vec{x})$ : Geschätzte Dichte von  $\vec{x}$  für die Klasse  $i$  (interpretierbar als Maß der „Zugehörigkeit“ von  $\vec{x}$  zur Klasse  $i$ )

$\vec{x}$ : Zu klassifizierender Vektor  $\vec{x}$

$N_i$ : Anzahl der (bekannten) Beobachtungsvektoren  $\vec{x}_{\omega_{i,j}}$  mit Zugehörigkeit zur Klasse  $\omega_i$

$\sigma$ : Skalierungsparameter (keine Standardabweichung!)

$W(\cdot)$ : Gewichtungsfunktion

$d(\cdot)$ : Distanzfunktion für zwei Vektoren mit vorzuziehender Metrik (euklidisch, City-Block)

Um den Grad der Zugehörigkeit eines unbekanntem Vektors  $\vec{x}$  zu Klasse  $\omega_i$  zu ermitteln, wird er mit allen bekannten Referenzvektoren  $\vec{x}_{\omega_{i,j}}$  einer Klasse  $\omega_i$  verglichen. Dabei wird die Distanz zwischen  $\vec{x}$  und  $\vec{x}_{\omega_{i,j}}$  bestimmt, mit einem Parameter  $\sigma$  skaliert und anschließend mittels der Funktion  $W$  gewichtet. Die Gewichtungsfunktion  $W$  muss allgemein hohe Werte bei kleinen Abständen und niedrige Werte bei großen Abständen zwischen  $\vec{x}$  und  $\vec{x}_{\omega_{i,j}}$  annehmen.

Die geschätzte Dichte wird umso größer, je mehr bekannte Beobachtungsvektoren  $\vec{x}_{\omega_{i,j}}$  mit Klassenzugehörigkeit  $\omega_i$  sich in „geringem Abstand“ von  $\vec{x}$  befinden. Die Zuordnung selbst erfolgt nach der Bayesschen Entscheidungsregel. Bei gleichen a priori Wahrscheinlichkeiten und identischen Fehlklassifikationskosten findet die Zuordnung zu derjenigen Klasse  $\omega_i$  für die sich die größte geschätzte Dichte  $g_i(\vec{x})$  ergibt.

Häufig wird für  $W(\cdot)$  eine Gaußsche Funktion verwendet, womit sich folgende konkrete Form ergibt:

$$g_i(\vec{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \cdot \sigma^n} \cdot \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \exp \left( -\frac{d^2(\vec{x}, \vec{x}_{\omega_{i,j}})}{2\sigma^2} \right) \quad (2.66)$$

Hierbei ist  $n$  die Dimension des Merkmalsvektors,  $N_i$  die Anzahl der Trainingsmuster der Klasse  $\omega_i$ ,  $\vec{x}_{\omega_{i,j}}$  das  $j$ -te Trainingsmuster der Klasse  $\omega_i$  und  $\sigma$  ein Glättungsparameter. Diese Funktion stellt die Summe kleiner mehrdimensionaler Gaußverteilungen dar, die in jedem Trainingsmuster zentriert sind.

Aus Gründen der Vereinfachung wird oftmals auf die Normierung in (2.66) verzichtet und reduziert sich somit zu

$$g_i(\vec{x}) = \sum_{j=1}^{N_i} \exp\left(-\frac{d^2(\vec{x}, \vec{x}_{\omega_i, j})}{2\sigma^2}\right) \quad (2.67)$$

Die Verwendung einer Gaußschen Gewichtungsfunktion erfüllt die Anforderungen aus Parzen Methode und hat nichts mit einer Normalverteilungsannahme zu tun.

Neben der Auswahl der Gewichtungsfunktion  $W$  bestimmt bei diesem Verfahren der Skalierungsparameter  $\sigma$  entscheidend die geschätzten Dichten  $g_i(\vec{x})$ .

Der Glättungsparameter  $\sigma$  bestimmt die Gestalt der Diskriminanzgrenze und hängt von der Dimensionalität des Merkmalsraumes  $n$  und der Anzahl der Trainingsmuster  $N$  ab, d.h.  $\sigma = \sigma(n, N)$ . Nach [Spe 90] kann immer ein geeignetes  $\sigma$  gefunden werden, wobei nach den Bedingungen von Parzen [Par 62] gelten muss:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \sigma(n, N) = 0 \quad \text{und} \quad \lim_{N \rightarrow \infty} N \cdot \sigma(n, N) = \infty \quad (2.68)$$

Im Grenzfall  $\sigma \rightarrow 0$  erhält man eine hochgradig nichtlineare Grenze, die dem Nächst-Nachbar-Klassifikator entspricht. Im Grenzfall  $\sigma \rightarrow \infty$  erhält man eine Hyperebene.

Der konkrete Wert, den eine geschätzte Dichtefunktion  $g_i$  an der Stelle  $\vec{x}$  annimmt, stellt eine nicht normierte *Maßzahl* für die Zugehörigkeit von  $\vec{x}$  zur Klasse  $\omega_i$  dar. Für die reine Klassifikation ist dies ausreichend. Möchte man darüber hinaus konkrete Wahrscheinlichkeitsaussagen treffen, muss anschließend noch eine Normierung vorgenommen werden, indem durch die Summe der geschätzten Dichten aller Klassen dividiert wird:

$$P(\omega_i | \vec{x}) = \frac{g_i(\vec{x})}{\sum_{k=1}^K g_k(\vec{x})} \quad (2.69)$$

Zur Bestimmung des „optimalen“ Skalierungsparameters  $\sigma$  sollen hier zwei Verfahren kurz vorgestellt werden. Das erste Verfahren, welches in der Literatur quasi als Standardverfahren vorgeschlagen wird [Spe 91], beruht auf der *one-hold-out*-Methode und wird weiter unten behandelt. Das zweite, hier zunächst vorzustellende Verfahren ist eine Variante des ersten, jedoch einfacher darzustellen und leichter zu implementieren.

Zur Schätzung des „optimalen“ Skalierungsparameters  $\sigma$  ist, wie bei jeder Art der Parameterschätzung, eine Lernstichprobe oder Trainingsmenge notwendig. Die Trainingsmenge besteht dabei aus insgesamt  $T$  beobachteten Vektoren  $\vec{x}_l$ ,  $l = 1, \dots, T$ , deren jeweilige Klassenzugehörigkeit bekannt ist. Die gesamte Trainingsmenge wird nun in zwei Teilmengen  $U$  und  $V$  Vektoren zerlegt ( $U+V=T$ ), wobei die Anzahl der Vektoren  $U$  in der ersten Teilmenge deutlich größer als in der zweiten ist ( $U \gg V$ ). Dann werden die  $V$  Vektoren der zweiten Teilmenge auf Basis der  $U$  Vektoren der ersten Teilmenge klassifiziert. Der Skalierungsparameter  $\sigma$  ist nun so zu wählen, dass die Summe der Fehlklassifikationen auf den  $V$  Vektoren der zweiten Teilmenge minimal (bzw. die Summe der richtigen Klassifikationen maximal) wird. Die Fehler-

funktion ist also hier die Summe der Fehlklassifikationen (auf den  $V$  Vektoren der zweiten Teilmenge), die durch geeignete Wahl eines Skalierungsparameters  $\sigma$  zu minimieren ist. Dazu können Verfahren der nichtlinearen Optimierung eingesetzt werden.

Dieses Vorgehen besitzt allerdings den Nachteil, eine relativ große Trainingsmenge zu erfordern. Liegen z.B. 2000 beobachtete Vektoren mit zugehöriger Klassifikation vor, so ist eine Aufteilung mit  $U=1800$  und  $V=200$  unproblematisch. Sind allerdings z.B. nur 50 Beobachtungen verfügbar, wären mit einer Aufteilung von  $U=45$  und  $V=5$  schwerwiegende Probleme verbunden: Eine Anzahl von nur  $V=5$  ist zu klein, um eine zuverlässige Schätzung des „optimalen“ Skalierungsparameters zu gewährleisten. Die Anzahl  $V$  müsste deutlich erhöht werden, z.B. auf  $V=25$ . Damit beträgt jetzt aber  $U$  nur noch 25, d.h. die Anzahl der „Stützstellen“, auf deren Basis die Klassifikation der  $V$  Vektoren der zweiten Teilmenge erfolgt, wurde deutlich verringert.

Bei kleinen Datenmengen muss daher die *one-hold-out*-Methode angewendet werden. Dazu wird ein beobachteter Vektor aus der gesamten Trainingsmenge herausgenommen und in die zweite Teilmenge eingestellt, d.h.  $U=T-1$  und  $V=1$ . Dieser wird dann auf Basis der  $U$  Vektoren der ersten Teilmenge klassifiziert. Danach wird er gegen einen anderen Vektor der ersten Teilmenge ausgetauscht, d.h. nach dem Austausch gilt immer noch  $U=T-1$  und  $V=1$ , nur befindet sich jetzt ein anderer, bisher nicht benutzter Beobachtungsvektor in der zweiten Teilmenge.

Dann wird jener auf Basis der  $U$  Vektoren der ersten Teilmenge klassifiziert und der Austausch (gegen einen bisher „unbenutzten“ Beobachtungsvektor) wiederholt. Das Verfahren wird fortgesetzt und erst beendet, nachdem alle  $T$  Beobachtungsvektoren genau *einmal* auf Basis aller anderen Beobachtungsvektoren klassifiziert wurden. Während einer derartigen, kompletten Iteration wird die Anzahl der Fehlklassifikationen bestimmt. Das gesamte Verfahren wird nun unter Variation des Skalierungsparameters  $\sigma$  solange wiederholt, bis der Wert für  $\sigma$  gefunden wurde, für den sich eine minimale Summe an Fehlklassifikationen ergibt.

Ein letzter Aspekt verdient beim praktischen Einsatz eines PNN (oder des aus ihm abgeleiteten GRNN) besondere Aufmerksamkeit: Die beim PNN (oder GRNN) benutzten Distanzmaße wie die Euklidische Distanz oder die City-Block-Distanz sind *nicht skaleninvariant*. Ein Abstandsmaß ist dann skaleninvariant, wenn der gemessene Abstand zwischen zwei Vektoren nicht von den Maßeinheiten abhängt, in denen die einzelnen Komponenten des Vektors ausgedrückt sind. Dies ist bei diesen Abstandsmaßen jedoch nicht der Fall, so dass eine geeignete Skalierung der einzelnen Komponenten (Z-Transformation, zumindest gleiche Spannweiten) zwingend erforderlich ist.

### 2.3.7.2 General Regression Neural Network (GRNN)

Bei dem in [Spe91] präsentierten Ansatz mit der Bezeichnung *General Regression Neural Network* (GRNN) handelt es sich um eine Weiterentwicklung des oben dargestellten PNN. Während mit dem PNN lediglich Klassifikationen vorgenommen werden können, ermöglicht das GRNN eine Funktionsapproximation. Die Art des funktionalen Zusammenhangs ist dabei beliebig, d.h. es können prinzipiell auch hochgradig nichtlineare Funktionen approximiert werden.

Auch das GRNN beruht auf einem alten, aus der Statistik bekannten Verfahren und soll hier in einem *nicht-neuronalen* Rahmen dargestellt werden. Wie bei der klassischen Regressions-

analyse geht es auch bei diesem Verfahren darum, auf Grundlage einer Lernstichprobe (bisher auch Trainingsmenge genannt) von Tupeln  $(\vec{x}, y)$  zu einer Schätzfunktion  $\hat{y} = f(\vec{x}) := \hat{y}(\vec{x})$  zu gelangen, mit der dann bei Auftreten eines Vektors  $\vec{x}$  eine Schätzung für  $y$  abgegeben werden kann. Während beim PNN die Zuordnung zu einer diskreten Kategorie vorgenommen werden soll, erfolgt beim GRNN eine Zuordnung zu einem Wertekontinuum, so dass man es als eine Verallgemeinerung des PNN auf unendlich viele Klassen interpretieren kann.

Analog zum PNN sollen die bekannten, zugehörigen Funktionswerte  $y_l$  von Vektoren  $\vec{x}_l$  um so stärker in die Schätzung von  $y$  für  $\vec{x}$  eingehen, je geringer die Distanz zwischen  $\vec{x}_l$  und  $\vec{x}$  ist. Als Gewicht bietet sich hier wie beim PNN die Gewichtungsfunktion  $W$  an. Die Schätzung von  $\hat{y}(\vec{x})$  könnte also nach (2.70) vorgenommen werden:

$$\hat{y}(\vec{x}) = \sum_{l=1}^T y_l W\left(\frac{d(\vec{x}, \vec{x}_l)}{\sigma}\right) \quad (2.70)$$

mit

$\hat{y}(\vec{x})$ : Schätzwert von  $y$  in Abhängigkeit vom aktuellen Vektor  $\vec{x}$  der unabhängigen Variablen

$y_l$ : beobachteter Wert für  $y$  für das  $l$ -te Tupel der Trainingsmenge

$T$ : Anzahl der bekannten Tupeln  $(\vec{x}_l, y_l)$  (Trainingsmenge)

$\sigma$ : Skalierungsparameter

$W(\cdot)$ : Gewichtungsfunktion

$d(\cdot)$ : Distanzfunktion für zwei Vektoren mit vorzugebender Metrik (euklidisch, City-Block)

Gleichung (2.70) beschreibt den grundlegenden Ansatz beim GRNN, ist aber in dieser Form nicht sinnvoll anwendbar. Das Problem der Formulierung nach (2.70) liegt darin, dass die Gewichtungsfunktion  $W$  unnormierte Werte liefert. Die absolute Höhe der so resultierenden Gewichtungsfaktoren ist somit – alle übrigen Bedingungen konstant – u.a. abhängig vom Wert des Skalierungsparameters  $\sigma$  (oder anderen Faktoren, die bei der konkreten Definition von  $W$  verwendet werden), so dass noch eine geeignete Normierung vorgenommen werden muss:

$$\hat{y}(\vec{x}) = \frac{\sum_{l=1}^T y_l W\left(\frac{d(\vec{x}, \vec{x}_l)}{\sigma}\right)}{\sum_{j=1}^T y_j W\left(\frac{d(\vec{x}, \vec{x}_j)}{\sigma}\right)} \quad (2.71)$$

Als Gewichtungsfunktion kann die einfache Exponentialfunktion ( $\exp(-x) = e^{-x}$ ) verwendet werden, als Distanzfunktionen kommen wieder die Euklidische Distanz oder die City-Block-Distanz in Frage. Die konkrete Schätzung eines beliebigen  $\hat{y}(\vec{x})$  erfolgt unter Verwendung der Exponentialfunktion und der Euklidischen Distanz nach (2.31)

$$\hat{y}(\vec{x}) = \frac{\sum_{l=1}^T y_l \exp\left(-\frac{d^2(\vec{x}, \vec{x}_l)}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{j=1}^T y_j \exp\left(-\frac{d^2(\vec{x}, \vec{x}_j)}{2\sigma^2}\right)} \quad (2.72)$$

Das Zustandekommen der Schätzung von  $Y$  wird hier im (im Prinzip genauso wie beim PNN) nachhaltig vom Skalierungsparameter  $\sigma$  beeinflusst. Die Darstellungen zum PNN gelten hier sinngemäß, sollen aber nochmals im Kontext des GRNN wiederholt werden. Dazu sei beispielhaft auf die konkrete Formulierung nach (2.72) Bezug genommen und diese zur Veranschaulichung wie folgt formuliert:

$$\hat{y}(\vec{x}) = \sum_{l=1}^T y_l \frac{\exp\left(-\frac{d^2(\vec{x}, \vec{x}_l)}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{j=1}^T y_j \exp\left(-\frac{d^2(\vec{x}, \vec{x}_j)}{2\sigma^2}\right)} \quad (2.73)$$

Die Exponentialfunktion fällt mit zunehmender Entfernung von einem bekannten Beobachtungsvektor  $\vec{x}$  gegen Null ab. Wie schnell (in Abhängigkeit von der Distanz von  $\vec{x}$  zu  $\vec{x}_l$ ) sie gegen Null abfällt, wird vom Skalierungsparameter  $\sigma$  kontrolliert.

Es seien nun zwei extreme Fälle angenommen. Im ersten Grenzfall sei der Skalierungsparameter  $\sigma$  sehr groß ( $\sigma \rightarrow \infty$ ). Dann wird unabhängig von der Euklidischen Distanz von  $\vec{x}$  zu  $\vec{x}_l$  das Argument der Exponentialfunktion immer nahezu Null und die Argumente werden über alle  $T$  bekannten Beobachtungsvektoren  $\vec{x}_l$  in etwa gleich groß sein. Damit werden in der Folge aber auch alle *relativen* Gewichtungsfaktoren über alle  $T$  bekannten Beobachtungsvektoren  $\vec{x}_l$  weitgehend gleich sein (nämlich ungefähr  $1/T$ ). Die Schätzung von  $y$  ergibt sich in diesem Grenzfall einfach als arithmetisches Mittel über alle bereits bekannten Funktionswerte  $y_l$ . Die geschätzte Dichte verläuft für große  $\sigma$  „flach und breit“ und wird im betrachteten Grenzfall sogar zu einer Ebene „platt gedrückt“ (woraus die nahezu gleichen relativen Gewichtungsfaktoren resultieren).

Der zweite Grenzfall besteht in der Betrachtung eines sehr kleinen Skalierungsparameters  $\sigma$  ( $\sigma \rightarrow 0$ ). Ein sehr kleiner Skalierungsparameter bewirkt in (2.73) zunächst, dass die Argumente der Exponentialfunktion dem Absolutbetrag nach sehr groß und damit die Funktionswerte sehr klein werden. Je weiter nun der Abstand von  $\vec{x}$  zu  $\vec{x}_l$  ist, um so schneller nehmen die Werte der Exponentialfunktion gegen Null ab. Dieser Effekt besteht zwar allgemein, wird hier aber infolge des sehr kleinen Skalierungsparameters  $\sigma$  extrem verstärkt. In diesem Grenzfall wird nur der Gewichtungsfaktor der bekannten Beobachtung  $\vec{x}_i$ , die zu  $\vec{x}$  am nächsten liegt, *relativ* von Bedeutung sein (der absolute Gewichtungsfaktor ist zwar auch hier klein, relativ zu allen anderen aber sehr groß). Der *relative* Gewichtungsfaktor für  $\vec{x}_i$  wird damit nahezu Eins, während die relativen Gewichtungsfaktoren für alle anderen  $\vec{x}_l$  nahezu Null werden. In die Schätzung von  $y$  fließt also nur der Funktionswert  $y_i$  der  $\vec{x}$  am nächsten gelegenen Beobachtung  $\vec{x}_i$  ein. In diesem Grenzfall wird das GRNN zu einem *nearest neighbor estimator*. Die geschätzte Dichte verläuft hier „sprunghaft“ mit einzelnen „Peaks“ an den Stützstellen (d.h. bei den bekannten Beobachtungsvektoren  $\vec{x}_l$ ).

Die Art der Schätzung von  $y$  bewegt sich hier zwischen den beiden Grenzfällen einer arithmetischen Mittelwertbildung und einem *nearest neighbor estimator*, je nach Wert des Skalierungsparameters  $\sigma$ . Mit der Variation nur eines Parameters ermöglicht das GRNN also ein breites Spektrum bezüglich der Art der Schätzung von  $y$ , was es – zumindest theoretisch – als ein faszinierendes Instrument der Funktionsapproximation erscheinen lässt.

Mit der konkreten Umsetzung des Verfahrens verbinden sich vielfältige Detailprobleme, die im Zusammenhang mit dem PNN bereits diskutiert wurden. Zunächst ist auf die Distanzfunktion hinzuweisen, die auf verschiedene Weise formuliert werden kann. Üblicherweise wird hier das Euklidische Distanzmaß oder alternativ die City-Block-Distanz verwendet. Im Prinzip ist jedoch die Verwendung jeglicher Art von Abstandsmaßen denkbar, soweit diese in geeigneter Weise (für das betrachtete Problem) den Abstand von Vektoren im mehrdimensionalen Inputraum beschreiben. Sofern die verwendeten Distanzmaße nicht skaleninvariant sind, ist eine Normierung der Daten (z.B. Z-Transformation) notwendig.

Ein besonders Problem stellt hier wiederum (wie beim PNN) die geeignete Wahl des Skalierungsparameters  $\sigma$  dar, welcher allerdings der einzige Optimierungsbedürftige Parameter bei diesem Verfahren ist. Ein dazu mögliches Vorgehen wurde bereits beim PNN beschrieben: Die  $T$  bekannten Beobachtungsvektoren  $\vec{x}_i$  werden in zwei Teilmengen zu  $U$  und  $V$  Vektoren aufgeteilt. Dann werden die Funktionswerte der  $V$  Vektoren der zweiten Teilmenge auf Basis der  $U$  Vektoren der ersten Teilmenge geschätzt. Der Skalierungsparameter  $\sigma$  ist dabei so zu wählen, dass eine geeignet definierte Fehlerfunktion minimiert wird, z.B.:

$$E(\sigma) = \sum_{i=1}^V (\hat{y}(\vec{x}_i) - y(\vec{x}_i))^2 \rightarrow \min! \quad (2.74)$$

mit

$y(\vec{x}_i)$ : zugehöriger, bekannter Funktionswert  $y$  des  $i$ -ten Vektors  $\vec{x}_i$  der zweiten Teilmenge

$\hat{y}(\vec{x}_i)$ : geschätzter Funktionswert in Abhängigkeit vom Vektor  $\vec{x}_i$

Das Optimierungsproblem ist dabei „recht leicht“, da nur ein Parameter optimiert werden muss. Allerdings ist es hier im Regelfall nicht möglich, ein Verfahren zur Berechnung der ersten oder zweiten Ableitung der Fehlerfunktion nach dem Skalierungsparameter  $\sigma$  anzugeben. Deshalb wird man mit Suchverfahren oder Approximationen des Gradienten arbeiten müssen.

Bei geringen Datenmengen ist ebenfalls das weiter oben beschriebene *one-hold-out* Verfahren bei der Bestimmung des Optimums der Fehlerfunktion anzuwenden. Dies kann dann zwar ein relativ aufwendiges Unterfangen werden, allerdings reagiert das GRNN recht „gutmütig“ auf nicht ganz optimale Werte für den Skalierungsparameter  $\sigma$ .

Abgesehen von diesen nicht unbedeutenden Detailproblemen besticht das GRNN durch eine Reihe von Vorzügen gegenüber der klassischen Regressionsanalyse. Es eignet sich hervorragend für adaptive Schätzungen, da jeder neue auftretende Inputvektor  $\vec{x}$  mit seinem assoziierten Wert  $y$  (sobald dessen Realisierung bekannt ist) problemlos in die bestehende Datenbasis integriert werden und damit sofort in die Schätzung des nächsten Wertes für  $y$  einfließen kann. Bei der klassischen Regressionsanalyse wäre – wollte man ein derartiges adaptives Verfahren verwenden – eine ständige Neuschätzung der Regressionskoeffizienten oder – noch aufwendiger – eine komplette Neuentwicklung der Regressionsfunktion pro neu hinzukommendem Tupel  $(\vec{x}, y)$  erforderlich.

Noch wichtiger als der vorangegangene Aspekt ist die Fähigkeit zur nichtlinearen Datenanalyse zu nennen, die sich auch auf die Approximation von Schwellenwertfunktionen ausdehnt. Da der Wert des Glättungsparameters  $\sigma$  die Art der Dichteschätzung eines GRNN bestimmt, kann umgekehrt die Bestimmung dieses Wertes im Zuge einer Optimierung Aufschlüsse darüber liefern, in welchem Ausmaß vermutlich „Nichtlinearitäten“ in den Trainingsdaten vorhanden sind.

Nachteilig bei diesem Verfahren ist gerade bei umfangreichen Datenmengen der hohe Speicherplatzbedarf, da jedes beobachtete Tupel  $(\vec{x}, y)$  gespeichert werden muss. Da weiterhin jedes Tupel  $(\vec{x}, y)$  bei der Schätzung eines neuen  $y$  stets wieder herangezogen werden muss, entsteht ein proportional zur Größe der Datenbank anwachsender Rechenbedarf, so dass dieses Verfahren schnell unpraktisch werden kann. In derartigen Situationen bietet es sich an, Techniken der Gruppenbildung („Clustering“) einzusetzen, um nicht jedes einzelne Tupel  $(\vec{x}, y)$  in der Datenbasis zu halten, sondern sie durch Cluster zu repräsentieren.

Die Arbeitsweisen von PNN und GRNN beruhen, wie bereits erwähnt, auf einem alten, sehr leistungsfähigen statistischen Algorithmus. Die beiden vorgestellten Verfahren haben also nichts mit KNN zu tun und lassen sich auch völlig außerhalb dieser Klasse von Verfahren realisieren.

### 2.3.8 Merkmalsextrahierendes Mustererkennungsverfahren (MSMEV)

Hierbei handelt es sich um ein Verfahren, dessen Berechtigung zum Einsatz sich aus der erfolgreichen Anwendung ergibt.

In der ersten Stufe des MSMEV werden die sensorischen Daten unter Einbeziehung des vorhandenen Vorwissens zu einer Merkmalsdatenbank aufbereitet. Typischerweise handelt es sich hierbei um einen mehrdimensionalen Zeitreihenvektor, der durch einfach Transformationen aus den Messdaten generiert wird und möglichst viele Charakteristika derselben wieder spiegelt (z.B. charakteristische Punkte im Kurvenverlauf eines temperaturmoduliert betriebene Halbleitersensors).

Die unterstellte Tatsache, dass ähnliche physikalische Ursachen zu ähnlichen Reaktionen des Sensors führen wird anschließend dazu genutzt, die Umkehrabbildung Messvektor  $\rightarrow$  Ursache auf implizite Weise, durch einen Ähnlichkeitsgewichteten Mustervergleich zu konstruieren. Allerdings sind in der Regel alle im Rohvektor enthaltenen Informationen jedoch tatsächlich mit allen nachzuweisenden physikalischen Ursachen korreliert; einige nur mit Teilen davon, andere überhaupt nicht. Das Vorhandensein irrelevanter Information führt bei gleicher Gewichtung zu einer Verfälschung der Aussage, so dass aus der Gesamtheit der aus der Messung hervorgegangenen Informationen für die weitere Verarbeitung diejenigen herausgefiltert werden müssen, aus denen sich eine Aussage über das Vorhandensein eines Gases, eines Gemisches, einer funktionellen Gruppe usw. ableiten lässt.

Als Maß für die Relevanz der einzelnen Parameter kommen verschiedene Gütefunktionen in Betracht. Entscheidend hierbei ist, dass ein einzelner Parameter für sich alleine eine nur geringe, in Kombination mit einem weiteren jedoch eine sehr hohe Aussagekraft haben kann. Daher werden mehrere Parameter zu einem Merkmalsvektor zusammengefasst und dieser mit Hilfe einer Gütefunktion bewertet. Die Merkmalsgüte kann sodann auf verschiedene Arten ermittelt werden, die zweckmäßigste ist jedoch, gleich die Abbildungsgüte eines zuvor ge-

wählten Approximators als Bewertungsmaß heranzuziehen. Diese Gütefunktion dient als Maß bei der Auswahl der relevanten Merkmale aus dem Rohdatensatz. *Als universell geeignet hat sich dabei das weiter oben vorgestellte GRNN erwiesen.* Der Wert der Gütefunktion entspricht dann dem reziproken Approximations-/Klassifikationsfehler bei gegebener Merkmalsanzahl. Ein gewünschter Nebeneffekt des Verfahrens besteht darin, dass das Training des Approximators simultan zur Merkmalselektion erfolgt.

Die Matrix der Merkmalsvektoren wird dazu in zwei Teile zerlegt: die Referenz- bzw. Codebook-Vektoren und die Testvektoren. Bei kleineren Datensätzen empfiehlt sich ein Verfahren, bei dem man jeweils einen Vektor aus der Gesamtmenge entfernt und diesen mit Hilfe der restlichen probeweise klassifiziert (Jack-Knife bzw. Kreuzvalidierungsverfahren). Zusätzlich wird ein Teil der Daten für späteres Out-of-Sample-Testing reserviert, um die Generalisierungsfähigkeit des erzeugten Modells zu überprüfen (Vermeidung des „Auswendiglernens“ der Trainingsdaten).

Die Funktionsapproximation erfolgt durch eine gewichtete Superposition der Funktionswerte der nächsten Nachbarn in Abhängigkeit von deren Abstand zum aktuellen Merkmalsvektor.

$$f(\vec{x}) = \frac{\sum_{i=1}^N f(\vec{x}_i) \cdot w(\sigma, \|\vec{x} - \vec{x}_i\|)}{\sum_{i=1}^N w(\sigma, \|\vec{x} - \vec{x}_i\|)} \quad (2.75)$$

Hierbei ist  $\vec{x}$  der zu klassifizierende Merkmalsvektor und die  $\vec{x}_i$  die in der Referenzmusterbibliothek enthaltenen Codebook-Vektoren. Mit Hilfe des Skalierungsparameters  $\sigma$  lässt sich der Radius der für die Interpolation maßgeblichen Nachbarschaft einstellen.

Als Gewichtungsfunktion  $w$  kann zum Beispiel eine quadratisch abklingende Exponentialfunktion verwendet werden. Bei der Wahl der Metrik ist die City-Block Distanz aufgrund ihrer größeren Robustheit gegenüber Ausreißern der euklidischen vorzuziehen.

Die zur Ermittlung der Gütefunktion notwendige probeweise Klassifizierung erfolgt, indem man eine bestimmte Anzahl von Komponenten für die Zusammensetzung der Referenzvektoren auswählt und den Testvektor auf die beschriebene Weise klassifiziert. Die Differenz zwischen der erzielten Ausgabe und dem gewünschten Wert wird als Maß für die Güte des Klassifikators verwendet. Dieses kann symmetrisch (z.B. mittlere quadratische Abweichung zwischen Soll- und Ist-Werten) oder aber toleranter gegenüber der einen oder anderen Art von Fehlern sein (z.B. stärkere Bestrafung eines nicht erkannten Fehlers als eines fälschlicherweise als Fehler deklarierten Nichtfehlers).

Für das probeweise Zusammensetzen der Merkmalsvektoren aus einer Untermenge der Merkmalsgesamtheit ist meist eine Suchstrategie erforderlich, da die systematische Suche über alle Merkmalskombinationen exponentiell mit der Merkmalszahl anwächst. Im Rahmen der vorliegenden Untersuchungen wurde ein bottom-up Ansatz gewählt, bei dem probeweise zunächst alle Zweierkombinationen getestet werden. Die mit dem höchsten Wert der Fitnessfunktion wird beibehalten. In den darauffolgenden Schritten wird jeweils dasjenige Merkmal hinzugenommen, das bei der jeweiligen Merkmalsanzahl den höchsten Gütewert erbringt. Abschließend wird diejenige Merkmalskombination beibehalten (Anzahl und Art), bei der die Gütefunktion ihr globales Maximum erreicht. Die im Rahmen dieses Prozesses selektierten Komponenten werden anschließend zum Aufbau der Referenzvektorbibliothek verwendet.

Der MSMEV-Algorithmus protokolliert die Fehlerfunktion in Abhängigkeit von Merkmalsanzahl und Art der ausgewählten Merkmale auf jeder Stufe. Für die global beste Merkmalskombination wird automatisch die passende Referenzmusterbibliothek für den GRNN-Klassifikator generiert.

Der Charme des Verfahrens liegt in der geringen Anzahl der freien (also vom Anwender vorgegebenen) Parameter. Da das Verfahren eine Bottom-up-Suchstrategie verwendet, eignet es sich hervorragend zur Beschränkung der maximal erwünschten Merkmalsanzahl. Wird es z.B. zur Sensorauswahl eingesetzt, kann man den Suchvorgang auf die gewünschte maximale Sensoranzahl einstellen und alle anderen Lösungen bereits im Vorfeld verwerfen. Der Suchvorgang wird hierdurch bei hoher Dimensionalität des Rohdatenvektors erheblich beschleunigt.

### 2.3.9 Hierarchischer Klassifikator

Bei sehr komplexen Problemen, wie z.B. der Unterscheidung mehrerer Gase mit nur einem einzigen Sensor tritt häufig das Problem auf, dass anhand einer überschaubaren Menge von Parametern das Problem nicht direkt gelöst werden kann.

Zur Problemlösung gibt es dann zwei Möglichkeiten: Zum einen kann man einen Klassifikator mit einer großen Anzahl von Komponenten generieren. Dieser Klassifikator kann dann jedoch nicht mehr visuell dargestellt werden. Das bedingt den Nachteil, dass das Training auch nicht mehr visuell überwacht bzw. nachvollzogen werden kann. Außerdem kann der Entscheidungsprozeß nicht graphisch dargestellt werden, so dass der Klassifikator lediglich als Black Box auftritt und damit dem Anwender entfremdet wird.

Eine andere Möglichkeit, eine so komplexe Aufgabe zu bewältigen besteht darin, die Anzahl der Komponenten des Klassifikators von vorneherein auf ein Maß zu beschränken (maximal drei), so dass eine graphische Darstellung in jedem Fall möglich ist. Dieser Lösungsansatz hat den Vorteil, dass die Klassifikationsentscheidungen des Algorithmus jederzeit vom Anwender überprüft werden können. Damit können etwaige Schwierigkeiten (z.B. multimodale Verteilungen) schnell erkannt werden. Außerdem schafft die leichte Visualisierbarkeit Vertrauen bei der Darstellung des Algorithmus.

Der Preis der geforderten Einfachheit des Klassifikators ist der, dass komplexe Probleme oft nicht in einem Schritt vollständig gelöst werden können. Daher ist in diesen Fällen eine Zerlegung der Entscheidungsprozesse notwendig. Damit ist es möglich, in einer Entscheidungsebene zunächst ein Gas zu identifizieren und erst in einer zweiten Entscheidungsebene anhand eventuell anderer Merkmale eine Differenzierung in der Untergruppe durchzuführen, so dass im Endeffekt ein Entscheidungsbaum generiert wird.

Man erhält damit maximal  $n-1$  Entscheidungsebenen zur Unterscheidung von  $n$  Gasen. Wenn in jeder Entscheidungsebene 2 Merkmale zur Erkennung eines Gases eingesetzt werden, erhält man somit maximal  $2 \cdot (n-1)$  Merkmale, die zur Identifizierung aller Gase verwendet wurden.

Somit handelt es sich bei diesem hierarchischen Klassifikator im Prinzip um einen multidimensionalen Klassifikator, der jedoch durch die Beschränkung auf 2 Merkmale pro Entscheidungsebene den Vorteil hat, dass alle Teilentscheidungen visuell dargestellt werden können. Bei einer Fehlklassifikation lässt sich mit einem solchen Algorithmus sehr schnell die falsche Entscheidung lokalisieren und visualisieren.



### 3. Experimentelles

#### Übersicht

<b>3.1 Sensoren</b> .....	<b>50</b>
3.1.1 Sensoren zur Überwachung der Luftgüte bei Garprozessen .....	51
3.1.2 Kapazitiver Sensor zur Überwachung der Luftfeuchte .....	53
<b>3.2 PC-gesteuerte Gasmischanlage im Labor</b> .....	<b>54</b>
<b>3.3 Apparative Grundlagen für die Durchführung von Garprozessen</b> .....	<b>56</b>
3.3.1 Dunstabzugshaube .....	57
3.3.2 Heizungsregelungsschaltung für Halbleitersensoren .....	57
3.3.3 Auslesen der Sensorwiderstände .....	57
3.3.4 Gas-Sensor-Melde-Einheit .....	58
<b>3.4 Experimentelle Grundlagen für die Überwachung belasteter Raumluft</b> .....	<b>60</b>
3.4.1 Kalibriermessungen an der Gasmischanlage .....	60
3.4.2 Messreihen an der Dunstabzugshaube .....	60
3.4.2.1 Bestimmung der optimalen Betriebstemperatur .....	61
3.4.2.2 Untersuchungen zum Einfluss des Fettfilters auf das Sensorsignal .....	61
3.4.2.3 Untersuchungen zum Einfluss des Schaltens der Haube auf das Sensorverhalten .....	61
3.4.2.4 Garprozessstandarte zur Vorauswahl geeigneter Sensoren .....	62
3.4.2.5 Garprozesse .....	63
3.4.3 Messreihen zur Untersuchung der Alterung von Sensoren .....	64
<b>3.5 Experimentelle Grundlagen zur Unterscheidung organischer Verbindungen mit Halbleitersensoren</b> .....	<b>65</b>
3.5.1 Organische Verbindungen .....	65
3.5.2 Sensoren .....	66
3.5.3 Versuchreihen .....	66

### 3. Experimentelles

Für die Entwicklung einer automatischen Dunstabzugshaube wurden zunächst aus dem Angebot verschiedener Hersteller Halbleitergassensoren für die Untersuchungen ausgewählt. Im Hinblick auf die spätere Umsetzung der Erfindung in ein Produkt mussten bei der Sensorvorauswahl folgende Kriterien berücksichtigt werden:

- Verfügbarkeit
- Preis
- geringe Baugröße
- einfache Abfrage der sensitiven Schicht
- Langzeitstabilität (soweit vorher bekannt)

Es wurden insgesamt 13 Sensortypen ausgewählt (s. Kap. 3.1). Von jedem Sensortyp wurden jeweils vier Einzelexemplare eingesetzt, um von Beginn an Informationen über Exemplarstreuungen zu gewinnen. Dabei wurden die Messungen stets mit zwei Sensoren gleichen Typs durchgeführt, die anderen beiden Sensoren wurden als Backup in definierter Atmosphäre aufbewahrt. Alle Sensoren wurden zunächst an der in Kapitel 3.2 beschriebenen Gasmischanlage charakterisiert. Anschließend wurden mit jeweils zwei Sensoren gleichen Typs Standardmessungen (s. Kap. 3.4) am in Kapitel 3.3 beschriebenen Messplatz mit Dunstabzugshaube durchgeführt. Zusätzlich wurde bei jeder Messung die Entwicklung der Luftfeuchte mit einem kapazitiven Feuchtefühler protokolliert.

Nach einer ersten Evaluierungsphase wurde eine Vorauswahl geeigneter Sensoren getroffen, mit denen dann weitere Messungen durchgeführt wurden, anhand derer das Sensorverhalten bei realen Bedingungen in einer häuslichen Umgebung beurteilt werden sollte.

Die in Kapitel 3.5 vorgestellten Untersuchungen zur Unterscheidbarkeit von sechs organischen Verbindungen wurden ebenfalls an der in Kapitel 3.2 vorgestellten Gasmischanlage durchgeführt.

#### 3.1 Sensoren

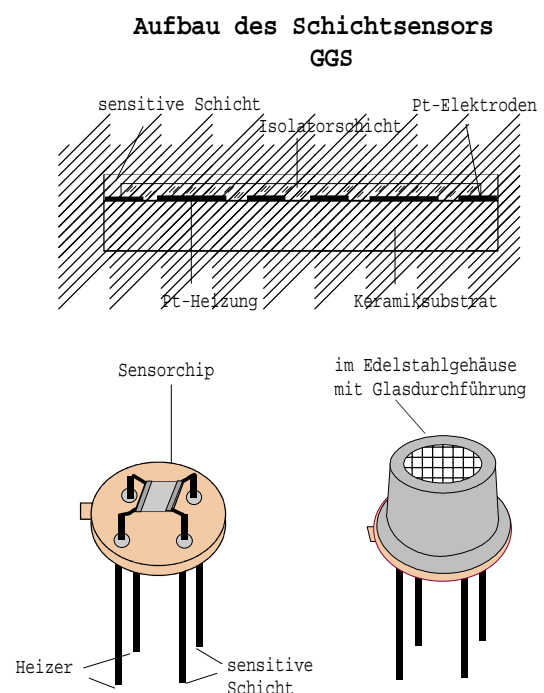
Für die Voruntersuchungen wurden insgesamt 53 Sensoren verwendet. Dies waren jeweils vier Einzelexemplare von 13 Halbleitergassensoren der Firmen UST, Figaro und FIS, sowie ein Feuchtefühler der Firma E&E. Die Sensoren von UST unterscheiden sich von denen der Firmen Figaro und FIS in ihrem Aufbau. Bei UST-Sensoren ist die Heizbahn sehr nah an der sensitiven Schicht. Dadurch ist es möglich, diese Sensoren mit einer Heizungsregelungsschaltung zu betreiben. Dadurch ist eine Betriebsweise der Sensoren in Temperaturzyklen möglich.

### 3.1.1 Sensoren zur Überwachung der Luftgüte bei Garprozessen

In Abbildung 3.1 wird das Foto eines UST-Sensors (Serie GGS 1000 - GGS 7000) mit und ohne Schutzkappe gezeigt. Abbildung 3.2 stellt den schematischen Aufbau des Sensors dar. Die Wirkschicht ist auf ein  $\text{Al}_2\text{O}_3$ -Trägerplättchen mit gesputterten Pt-Elektroden aufgebracht. Ein zweites  $\text{Al}_2\text{O}_3$ -Plättchen mit einer aufgesputterten Heizbahn (Pt10) wird von unten an das Plättchen mit der gassensitiven Schicht geklebt und mit einer Glasschicht elektrisch isoliert. So ergibt sich eine Sandwich-Struktur für die Heizbahn. Das Sensorsubstrat besitzt Oberflächenabmessungen von ca. 3x3mm. Es wird mit Hilfe von Platindrähten auf einem Standard TO-39-Sockel kontaktiert. UST bietet eine Vielzahl verschiedener sensitiver Schichten für verschiedene Gase an.



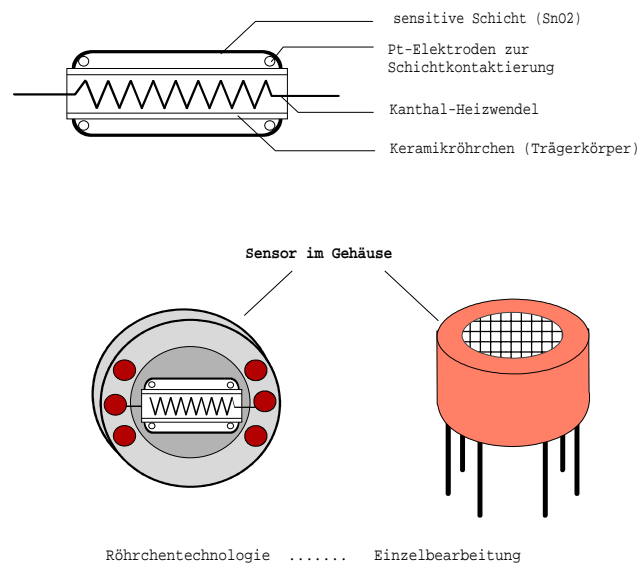
**Abb. 3.1:** Foto eines UST-Sensors



**Abb. 3.2:** Aufbau eines UST-Sensors

Die Sensoren der Firmen Figaro und FIS haben prinzipiell denselben Aufbau (s. Abb. 3.3). Dieser Aufbau wurde von der Firma Figaro aus Japan entwickelt und von FIS weitgehend übernommen. Innerhalb einer Trägerkeramik befindet sich eine Platin-Heizwendel, die den Sensor auf seine Arbeitstemperatur bringt. Auf der Trägerkeramik ist die sensitive Schicht aufgebracht, die wiederum an den Enden mit Elektrodenkontakten versehen ist. Sie dienen zur Bestimmung des Leitwertes der sensitiven Schicht.

### Aufbau eines Figaro - Sensors



**Abb. 3.3:** Aufbau eines Figaro-Sensors

Für die Voruntersuchungen wurden die in Tabelle 3.1 aufgelisteten Sensoren ausgewählt. Dort sind außerdem die Herstellerspezifikationen der einzelnen Sensortypen dargestellt.

Sensor	Hersteller	Spezifikationen nach Datenblatt
GG51000	UST	Breitbandsensor mit deutlicher CH <sub>4</sub> -Empfindlichkeit Querempfindlichkeit: CO
GG52000	UST	CO und H <sub>2</sub> -Detektion Querempfindlichkeiten: CH <sub>4</sub> und Alkohole
GG53000	UST	CH <sub>4</sub> -Detektion und höhere Kohlenwasserstoffe Geringe Querempfindlichkeit für CO und Ethanol
GG54000	UST	Ammoniak-Detektion Hohe Querempfindlichkeit: Alkohole Geringe Querempfindlichkeiten für Methan, CO und H <sub>2</sub>
GG55000	UST	Ozon-Detektion NO <sub>x</sub> -Detektion Querempfindlichkeiten: Lösungsmittel
GG56000	UST	H <sub>2</sub> -Detektion
GG57000	UST	NO <sub>x</sub> -Detektion
TGS 881	Figaro	Detektion flüchtiger Gase Detektion von Wasserdampf
TGS 882	Figaro	Detektion von Alkoholen
TGS 883	Figaro	Detektion von Wasserdampf bei Kochvorgängen
SP-MW0	FIS	Detektion von Wasserdampf bei Kochvorgängen
SP-MW1	FIS	Detektion von Wasserdampf bei Kochvorgängen

**Tabelle 3.1:** Spezifikationen der ausgewählten Sensoren

Die für die Voruntersuchungen ausgewählten Sensoren der Firma Figaro sind vom Hersteller speziell für die Detektion von Gasen, die beim Garen entstehen, spezifiziert.

Die beiden Sensoren der Firma FIS sind vom Hersteller ebenfalls für die Überwachung von Garprozessen konzipiert. Die SP-Serie unterscheidet sich von der ST-Serie des Herstellers durch höhere Stabilität bei großen Luftmengen und wurde deshalb bevorzugt.

### 3.1.2 Kapazitiver Sensor zur Überwachung der Luftfeuchte

Der Feuchtesensor ist ein kapazitiver Polymersensor, der mit Hilfe der abgebildeten Schaltung ausgelesen wird. Die Ausgabe der Schaltung ist eine Spannung, die proportional zur relativen Luftfeuchtigkeit ist.

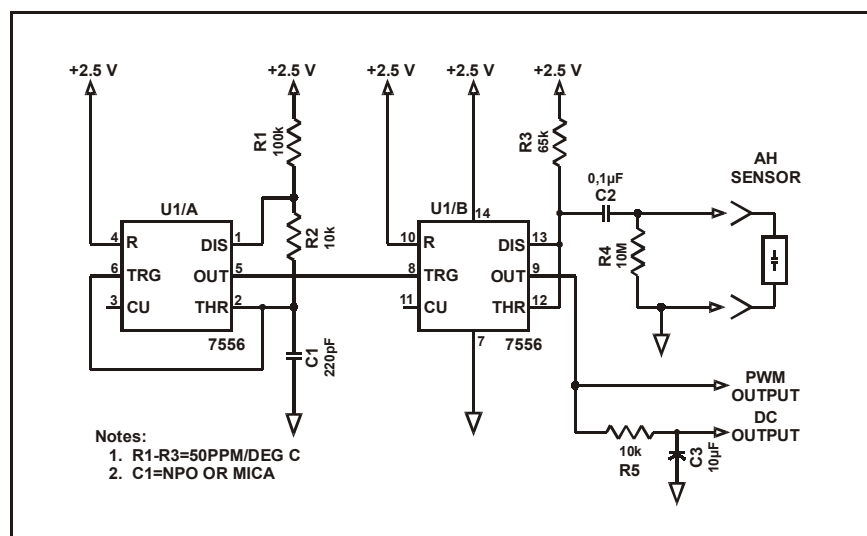


Abb. 3.4: Schaltplan zum Auslesen des kapazitiven Feuchtesensors

Technische Daten des Feuchtesensors HC 1000 nach Datenblatt der Firma E&E:

Feuchte	0...100 % r.F.
Einsatzbereich	-40...+115°C
Nennkapazität	500 ± 50 pF
Empfindlichkeit	1,45pF / % r.F.
Linearitätsfehler (0...98 % r.F.)	< ± 1.5 % r.F.
Hysterese	< 2 % r.F.
Ansprechzeit $t_{90}$	< 10 sec.
Temperaturempfindlichkeit	-0,05 % r.F. / °C
Verlustfaktor	< 0,05 typisch
zulässige Spannung (kein DC-Anteil)	5 V max ( $U_{SS}$ )
Messfrequenz	30 ... 300 kHz
empfohlen	100 kHz

### 3.2 PC-gesteuerte Gasmischanlage im Labor

Zur Bestimmung der Empfindlichkeiten und Querempfindlichkeiten der Sensorelemente dient eine PC-gesteuerte Anlage (s. Abb. 3.5), mit der eine Abfolge verschiedener Gaskonzentrationen in synthetischer Luft beliebig wählbarer relativer Luftfeuchtigkeit eingestellt werden kann. Die Sensorsignale werden in einstellbaren Zeitintervallen vom Messprogramm über ein mehrkanaliges Digitalmultimeter eingelesen.

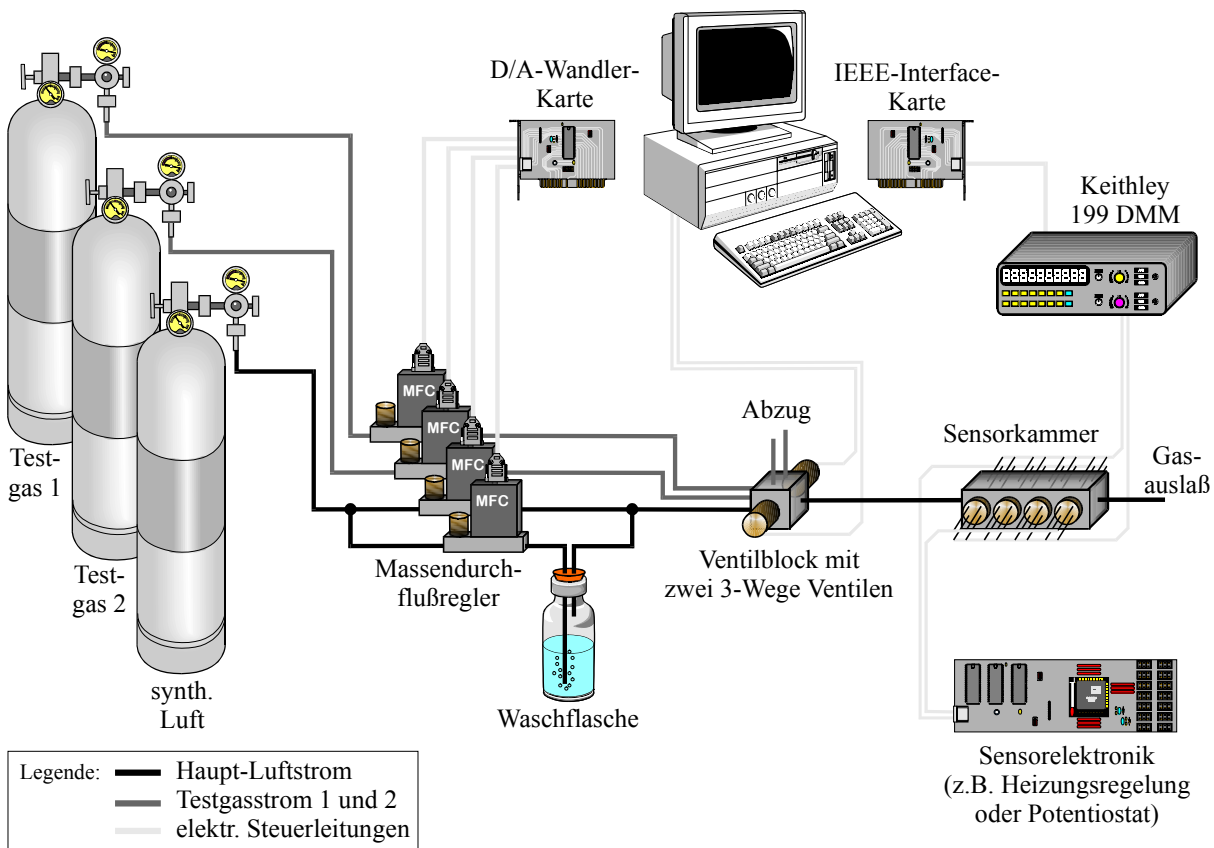


Abb. 3.5: PC-gesteuerte Gasmischanlage im Labor

Über die Sensoren wird ein konstanter Gasstrom geleitet, zusammengesetzt aus synthetischer Luft mit variablem Wasserdampfgehalt und ausgewählten zuschaltbaren Prüfgasen. Die jeweiligen Flüsse werden mit programmierbaren Massendurchflussreglern (MFC = mass flow controller) geregelt. Der Strom an synthetischer Luft wird von zwei MFCs auf einen Fluss von 0 bis 30 l/h geregelt, wobei der eine Teilstrom durch eine Flasche mit destilliertem Wasser geleitet wird und dadurch annähernd 100% relative Luftfeuchtigkeit enthält. Durch Variation des Verhältnisses der beiden Teilströme lässt sich der Wasserdampfgehalt stufenlos zwischen 0 % und annähernd 100 % variieren.

Mit zwei weiteren MFCs werden die Ströme von Testgasen auf Flüsse von 0 bis 1,2 l/h eingeregelt. Sie können im Ventilblock durch zwei Dreiwegeventile dem Strom aus synthetischer Luft beigemischt werden. Durch den speziell konstruierten Sensorblock aus Edelstahl mit sehr kurzen Gaswegen ergeben sich schnelle Gaswechselzeiten von unter einer Sekunde. Das Mischungsverhältnis von Testgas zu synthetischer Luft lässt sich zwischen 1:5 bis 1:200 mit

ausreichender Genauigkeit einstellen. So kann z. B. mit einer Prüfgasflasche, die 1.000 ppm Benzol enthält, ein Konzentrationsbereich von 5 bis 200 ppm Benzol am Sensor eingestellt werden.

Direkt hinter dem Ventilblock befindet sich die Sensorkammer mit den zu charakterisierenden Halbleitersensoren. Sie kann mehrere Sensoren aufnehmen. So können verschiedene Sensoren gleichzeitig in einen Gasstrom gebracht werden, was für Untersuchungen zu Exemplarstreuungen von großer Wichtigkeit ist. Die Sensorkammer ist für die jeweiligen Sensorgehäuse optimiert und hat passgenaue Öffnungen zur Minimierung des Gasvolumens.

Die Steuerung der MFCs erfolgt mit einer Gleichspannung, die von einem Personal Computer mit D/A-Wandlerkarte geliefert wird. Auch die Schaltung der Ventile wird vom PC übernommen. Dies geschieht mit Hilfe eines Programms, das in der Arbeitsgruppe entwickelt wurde.

### 3.3 Apparative Grundlagen für die Durchführung von Garprozessen

Nach der Charakterisierung der Sensoren am Gasmischer wurde am Institut ein kompletter Küchenmessplatz mit Dunstabzugshaube aufgebaut. Abbildung 3.6 zeigt ein Foto des Messplatzes. Zum Kochen wurden ein Gaskocher und ein Elektrokoher verwendet. Auf der Abbildung sind auf der Haube das Netzteil zur Stromversorgung der Sensoren sowie eine Elektronik für die Heizungsregelungen zu sehen. Die Sensoren wurden direkt im Absaugschacht der Haube eingebaut (s. Abb. 3.7).

Der Fettfilter ist in Abbildung 3.6 rechts unten zu sehen. Er wurde bei der Durchführung von Garversuchen an seinem vorgesehenen Platz an der Unterseite der Haube vor den Sensoren platziert.

Die Anforderungen an das Sensorgehäuse sind im Gegensatz zum Gasmischer gering. Hier ist es wichtig, dass ein schneller Austausch der Sensoren ermöglicht ist. Das Sensorgehäuse bietet Platz für 16 UST-Sensoren (kleine Bohrungen) und 5 FIS- bzw. Figaro- Sensoren (große Bohrungen).

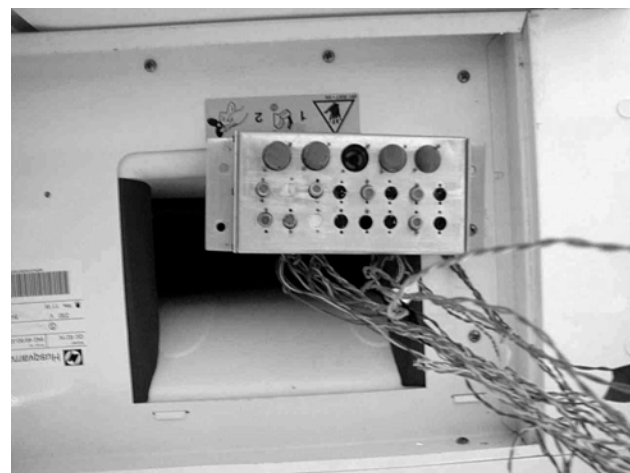
In Abbildung 3.6 nicht zu sehen ist der Mess-PC. Mit dessen Hilfe wurden die Sensoren angesteuert und über Spannungsteilerschaltungen ausgelesen. Diese Schaltungen kommen auch bei der späteren Umsetzung zum Prototypen zum Einsatz.

Der Prototyp besteht aus den drei ausgewählten Sensoren und der Mikrocontroller-gesteuerten Elektronikplattform "Gas-Sensor-Melde-Einheit", die für die Detektion von Schwelbränden in Braunkohlekraftwerken entwickelt wurde [Kel 96].

Gleichzeitig wurde ein kompletter Satz von Sensoren in der Großküche eines Restaurants installiert, um in der extremen Atmosphäre Erkenntnisse zur Langzeitstabilität der Sensoren zu gewinnen. Hier tritt in wenigen Wochen dieselbe Belastung auf wie in einer durchschnittlichen Küche in einigen Jahren.



**Abb. 3.6:** Labormessplatz mit Haube



**Abb. 3.7:** Sensorgehäuse mit 7 UST- und 4 FIS- bzw. Figarosensoren im Absaugschacht der Dunstabzugshaube

### 3.3.1 Dunstabzugshaube

Die Dunstabzugshaube wurde freundlicherweise von der Firma Electrolux zur Verfügung gestellt. Es handelt sich um eine kommerzielle Haube vom Typ "QC612K SILENCEtech" der Firma Husqvarna. Sie ist im normalen Betrieb in drei Stufen schaltbar und hat zusätzlich eine Power-Stufe, die sich nach 5 Minuten selbst ausschaltet. Ihr Zweck ist nach Informationen des Herstellers ein Nachlauf nach Beendigung des Kochvorgangs. Der Luftmengendurchfluss beträgt in den drei Stufen des Standardbetriebs 200-350 m<sup>3</sup>/h und 400 m<sup>3</sup>/h in der Power-Stufe. Der Drehstrommotor der Haube wird vom eingebauten Mikrocontroller durch Triacs angesteuert.

### 3.3.2 Heizungsregelungsschaltung für Halbleitersensoren

Die Heizungsregelungsschaltung nutzt aus, dass die Heizbahnen der Sensoren als Pt-10-Widerstandselemente ausgelegt sind, so dass über den Widerstand des Heizers die Temperaturerfassung erfolgen kann. Eine Regelung der Sensortemperatur ist durch die Schaltung in Abbildung 3.8 möglich (aus [Kel 96]).

Der Heizwiderstand befindet sich in einer Brückenschaltung, die dann abgeglichen ist, wenn der Heizer den Soll-Widerstand korrespondierend zur Soll-Temperatur erreicht hat. Ist die Temperatur zu niedrig, steuert die Spannungsdifferenz beider Brückenzweige über einen Operationsverstärker mit nachgeschalteten Treibertransistor die Heizleistung höher.

Die Heizungsregelungsschaltung ist identisch mit derjenigen der Gassensormeldeinheit, so dass die gewonnenen Erkenntnisse problemlos übernommen werden können.

### 3.3.3 Auslesen der Sensorwiderstände

Zum Auslesen der Sensorwiderstände wurde eine Spannungsteilerschaltung (Abb. 3.9) eingesetzt. Der Referenzwiderstand sollte hierbei in derselben Größenordnung wie der Widerstand der sensitiven Schicht gewählt werden, damit sich die Messspannung, die über dem Sensor abfällt während einer Messung nicht zu stark ändert. Der Widerstand des Sensors kann entsprechend Gleichung 3.1 berechnet werden:

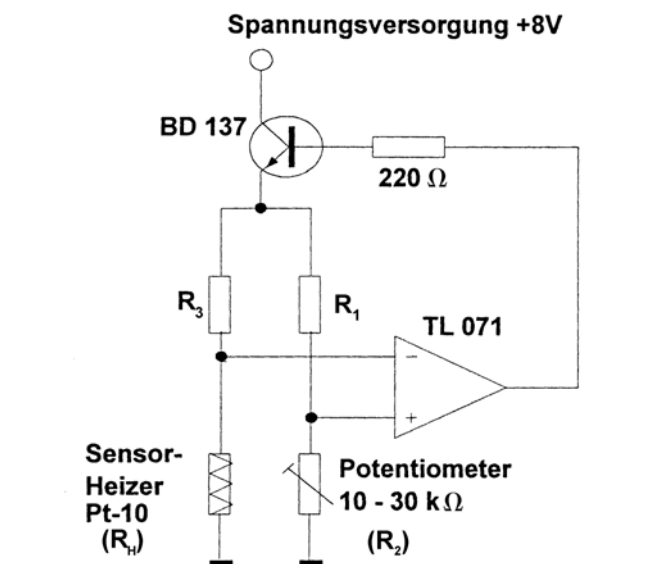


Abb. 3.8: Regelschaltung zur Einstellung der Temperatur der Heizbahn der UST-Sensoren

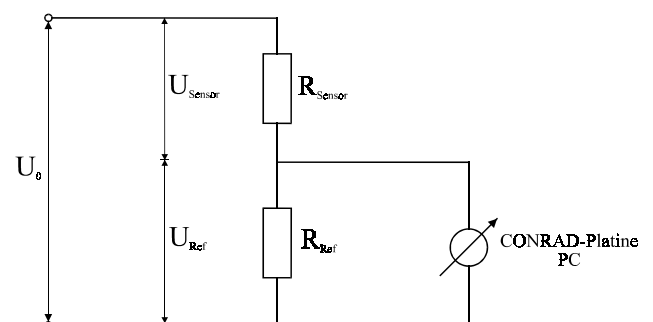
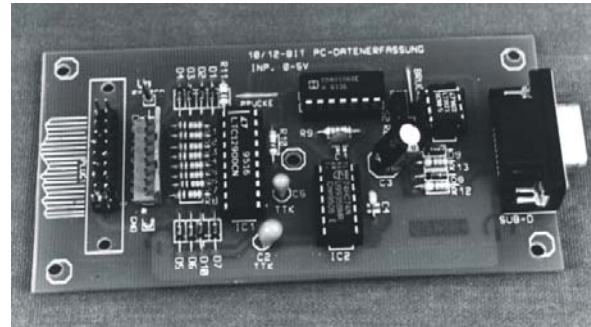


Abb. 3.9: Spannungsteilerschaltung

$$R_{\text{Sensor}} = R_{\text{Ref}} (U_0 / U_{\text{mess}} - 1) \quad (3.1)$$

Die angelegte Spannung  $U_0$  betrug bei allen Messungen 0,7 V.

Die Messspannung ( $U_{\text{mess}}$ ) wird mit einer A/D-Wandler-Karte digitalisiert und mit Hilfe eines Messprogramms über die RS232-Schnittstelle in den Mess-PC eingelesen. Die Auflösung des A/D-Wandlers beträgt 12 Bit, der Messbereich von 0...5V wird daher in  $2^{12} = 4096$  Einheiten aufgeteilt. Die umgewandelten Spannungswerte können in wählbaren Zeiteinheiten eingelesen werden. Eine Messfrequenz von 1 Hz hat sich in den Voruntersuchungen als ausreichend erwiesen. Höhere Abtastraten führen zu großen Messdateien und damit zu einem hohen Aufwand bei der Verarbeitung der Daten. Geringere Abtastraten reichen nicht aus, um hinreichend schnell Entscheidungen zum Schalten der Haube zu treffen.



**Abb. 3.10:** A/D-Wandler-Karte

### 3.3.4 Gas-Sensor-Melde-Einheit

Bei der Entwicklung des Prototyps wurde auf eine bestehende mikrokontrollergesteuerte Sensorplattform zurückgegriffen, die am Institut für Angewandte Physik zur Detektion von Schwelbränden entwickelt wurde ([Kel 96] & [Schw 99]).

Da die Gassensormeldeeinheit für den Einsatz in Braunkohlekraftwerken konzipiert wurde, sind alle elektrischen Komponenten in einem schlagfesten Aluminium-Druckguss-Gehäuse untergebracht. Sie wurde zum Betrieb von drei Halbleitersensorelementen konzipiert, die sich außerhalb des Gehäuses unter einer Sinterbronzekappe befinden.

Für den Prototyp einer automatischen Dunstabzugshaube wurden die drei für Schwelbranddetektion eingesetzten Sensorelemente durch die zum Betrieb der Dunstabzugshaube ausgewählten Sensorelemente ersetzt. Dafür wurden die elektrischen Leitungen aus dem Gehäuse geführt und mit den Sensoren im Absaugschacht der Dunstabzugshaube kontaktiert.

Die Steuerung sämtlicher Funktionen der Gassensormeldeeinheit wird von einem Mikrokontroller (80C537) übernommen:

- Einstellung der optimalen Sensorbetriebstemperaturen über programmierbare Heizungsregelschaltungen
- Erfassung der Sensorwiderstandswerte (Analog-Digital-Wandlung, 10 bit Auflösung)

- Berechnung und Weiterverarbeitung der Sensorsignale
- Ausgabe einer Alarm- oder Störungsmeldung
- Steuerung des zeitlichen Ablaufs: Messen - Berechnen - Überwachen - Ausgeben

Die Funktionen der Gassensormeldeeinheit sind variabel ausgelegt. So kann leicht die Adaption auf andere Sensoren durch die Eingabe eines neuen Steuerprogramms (erstellt in der Programmiersprache C51) in den 32 kByte-EPROM durchgeführt werden. Dabei können die Komponenten der Gassensormeldeeinheit voll genutzt werden.

Ein stabiles Netzteil (230 V, 10 VA) stellt die zum Betrieb aller Komponenten erforderlichen Spannungen zur Verfügung.

Die drei Sensorelemente sind auf einer leicht austauschbaren Sensorträgerplatte zusammen mit einem EEPROM (256 Byte) montiert. Diese enthält sensor-spezifische Daten, z.B. die Soll-Heizwiderstände der Elemente.

Bei Austausch der drei Sensoren müssen auch hier die entsprechenden Änderungen vorgenommen werden.

Die Umrechnung der Sensorwiderstände in Analogwerte kann voll übernommen werden. Mit den hier mit S1, S2 und S3 bezeichneten Messdaten kann der Zustand der Sensoren in der Haube ermittelt werden.

Außerdem wurde die Ausgabe verschiedener Parameter auf einen PC-Bildschirm programmiert. Damit können während einer Testmessung das Sensorverhalten und die berechneten Sensorentscheidungen kontrolliert und angepasst werden.

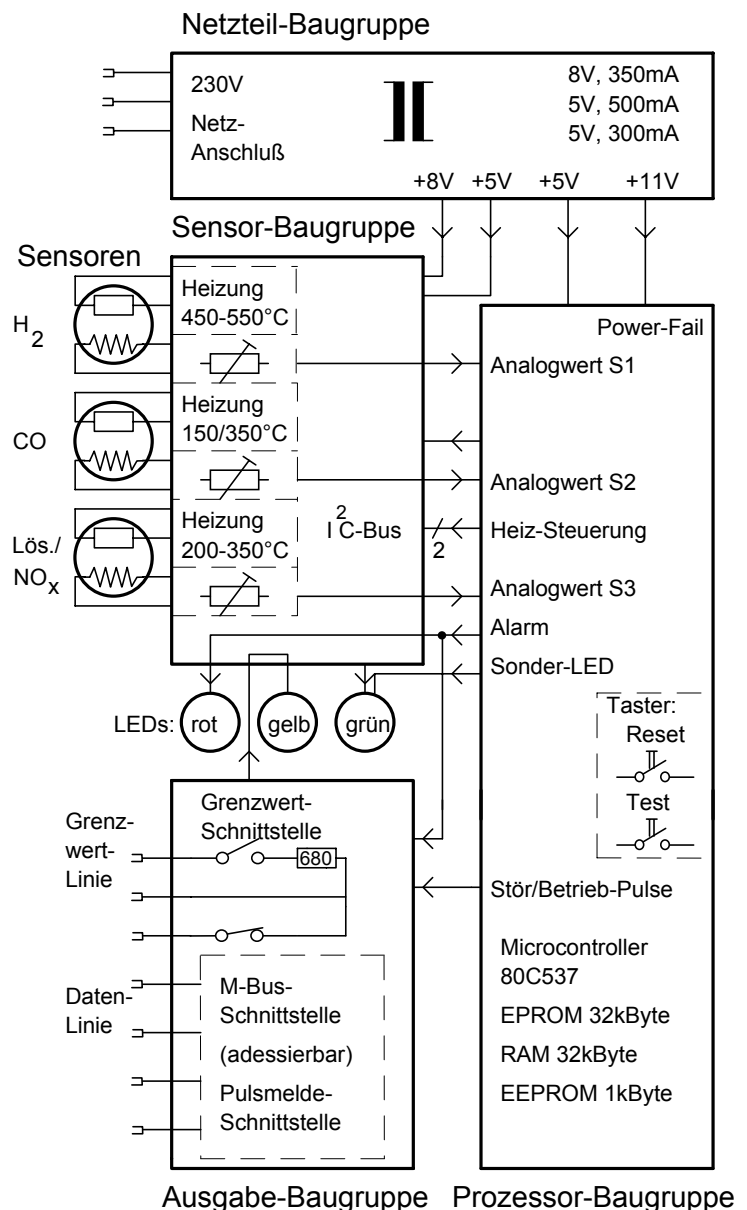


Abb. 3.11: Blockschaltbild mit allen Komponenten

### 3.4 Experimentelle Grundlagen für die Überwachung belasteter Raumluft

Vor dem Einsatz bei Garprozessen wurden alle Sensoren an der computergesteuerten Gas- mischanlage charakterisiert (Kap. 3.4.1). Als Kalibrationsgase wurden CO und NO ausge- wählt, da alle untersuchten Sensoren sensitiv auf diese Gase reagieren. Entsprechend den Antwortfunktionen wurden die Konzentrationen optimal eingestellt. Mit den so charakterisier- ten Sensoren wurden anschließend die in Kapitel 3.4.2 beschriebenen Messreihen am Koch- platz mit Dunstabzugshaube durchgeführt. Ein Teil der Sensoren wurde für Untersuchungen zur Schnellalterung genutzt. Diese Untersuchungen werden in Kapitel 3.4.3 dargestellt.

#### 3.4.1 Kalibriermessungen an der Gasmischanlage

Die Sensoren wurden heizungsgeregelt bei einer Heizspannung von 5 V betrieben. Nacheinander wurden CO und NO in jeweils 5 Gaspulsen von 12 ppm bis 60 ppm angeboten. Die Gasangebote waren jeweils von 5 Minuten Dauer im Abstand von 10 Minuten. Die Luftfeuchte wurde konstant auf 50 % eingestellt.

Bei einer Messung wurden während der Kalibrierung jeweils alle vier Sensoren gleichen Typs einbezogen, um Aussagen über Exemplarstreu- ungen zu erhalten.

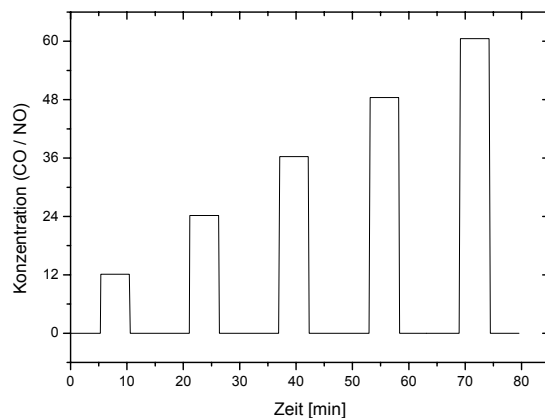


Abb. 3.12: Konzentrationsverlauf CO und NO

Die Messungen wurden nach Aufenthalt eines Sensorsatzes in einer Großküche wiederholt und mit Sensoren verglichen, die nicht dort eingesetzt wurden (s. Kap. 3.4.3).

#### 3.4.2 Messreihen an der Dunstabzugshaube

Die Praxistauglichkeit der Halbleitersensoren lässt sich nicht an der Gasmischanlage ermitteln. Deshalb wurde ein Garmessplatz aufgebaut. Hier werden die Sensoren den gleichen Bedingungen ausgesetzt, wie an ihren späteren Einsatzorten. Da eine exakte Beschreibung der Gaszusammensetzung und der Fluktuationen in der Atmosphäre über dem Gargut aufgrund von Temperatur und zusätzlichen Effekten wie Konvektion nicht möglich ist, wurden zunächst einige „Garprozessstandarte“ entwickelt, um eine Vergleichbarkeit von verschiedenen Messungen auch über lange Zeiträume sicher zu stellen.

Die ersten Versuche wurden mit dem kompletten Satz von 13 Halbleitersensoren durchge- führt (s. Kap. 3.1.1):

- GGS 1000
- GGS 2000
- GGS 3000
- GGS 4000
- GGS 5000
- GGS 6000
- GGS 7000
- TGS 881
- TGS 882
- TGS 883
- SP-MW0
- SP-MW1

### 3.4.2.1 Bestimmung der optimalen Betriebstemperatur

Die Messreihen zur Bestimmung der optimalen Betriebstemperatur wurden in die in Kapitel 3.4.2.4 beschriebenen Messreihen zur Auswahl geeigneter Sensoren integriert. Hier wurden folgende Heizspannungen und damit Temperaturen eingestellt:

- 5 V  $\cong$  ca. 420°C
- 5,5 V  $\cong$  ca. 460°C
- 6 V  $\cong$  ca. 500°C

### 3.4.2.2 Untersuchungen zum Einfluss des Fettfilters auf das Sensorsignal

Es soll untersucht werden, ob durch die Anwesenheit eines Fettfilters die Sensorsignale beeinflusst werden. Falls eine Verzögerung der Sensorantwort bei einem Garprozess oder eine Verringerung des Ansprechverhaltens aufgrund von Adsorption von Gasen oder Partikeln im Fettfilter zu erwarten ist, hat dies einen Einfluss auf die Wahl des optimalen Einbauortes der Sensoren an der Dunstabzugshaube. Aus diesem Grund wurden Messungen mit Garprozessen durchgeführt, bei denen je ein Sensorelement von Sensoren gleichen Typs vor und hinter dem Fettfilter platziert wurden.

Die Messreihen zur Ermittlung des Einflusses des Fettfilters auf das Sensorsignal wurden in die in Kapitel 3.4.2.4 beschriebenen Messreihen integriert.

### 3.4.2.3 Untersuchungen zum Einfluss des Schaltens der Haube auf das Sensorverhalten

Auch der Einfluss der Dunstabzugshaube selbst auf die Sensoren ist untersucht worden. Da die Sensoren im Ansaugbereich der Haube installiert sind, kann der durch das Einschalten erzeugte starke Luftstrom zu Änderungen des Widerstandes der Sensoren führen. Dies wird untersucht durch Messungen, bei denen bei normalen Umgebungsbedingungen (unbelastete Raumluft) die Haube geschaltet wird. Außerdem wird bei Messungen mit den in Kapitel 3.4.2.4 beschriebenen Garprozessstandarten die Haube zugeschaltet, um den Einfluss des Schaltens der Haube bei belasteter Raumluft untersuchen zu können.

Garversuche mit den vorausgewählten Sensoren wurden stets mit Zuschalten der Haube nach Ermessen des Durchführenden realisiert. Dabei wurden die Schaltzeitpunkte protokolliert, um Änderungen der Sensorsignale eindeutig zuordnen zu können. Außerdem dienen diese subjektiv als richtig empfundenen Schaltzeitpunkte als Ansatz, um algorithmische Entscheidungskriterien für den optimalen Betrieb der automatischen Dunstabzugshaube zu finden.

Abbildung 3.13 zeigt das Verlaufsprotokoll einer Langzeitmessung mit mehreren Garprozessen. Außerdem ist dort das Signal eines Sensors dargestellt. Anhand der protokollierten Aktivitäten lässt sich bei der Auswertung der Messung das Sensorsignal sehr gut interpretieren. So lässt sich zum Beispiel die Reaktion der Sensoren auf das Zu- bzw. Abschalten der Dunstabzugshaube direkt ablesen.

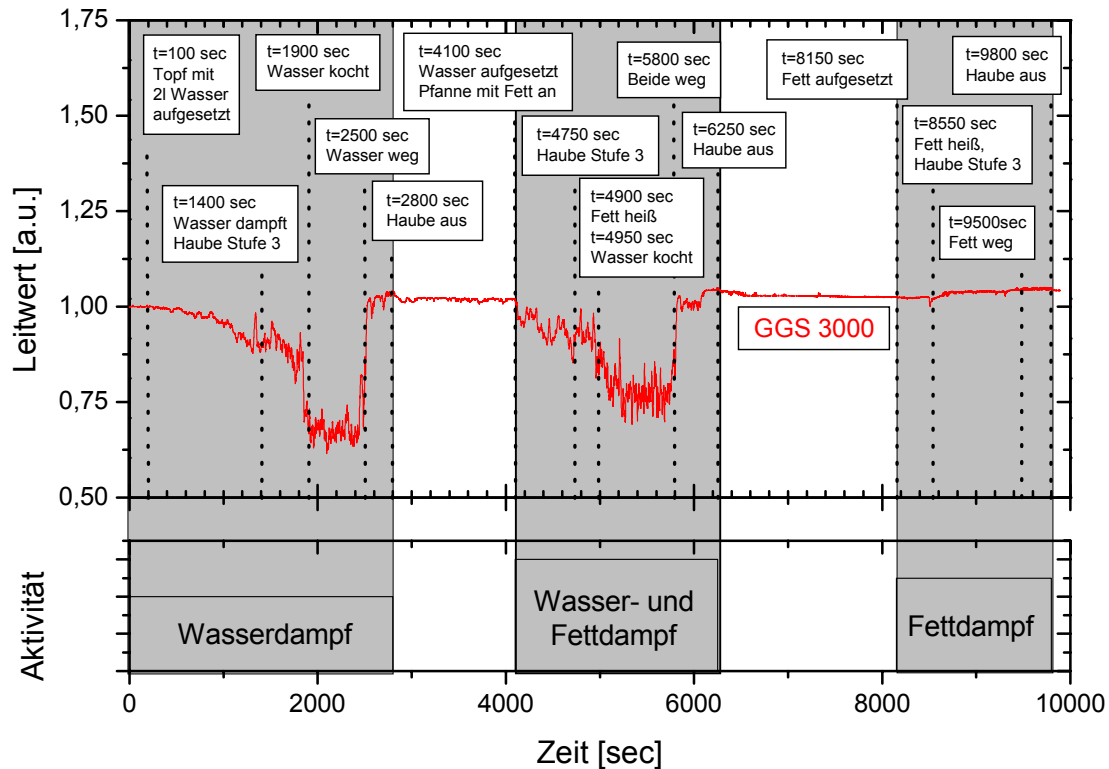


Abb. 3.13: Verlaufsprotokoll einer Langzeitmessung und Signal des Sensors GGS3000

#### 3.4.2.4 Garprozessstandarte zur Vorauswahl geeigneter Sensoren

Einer der häufigsten auftretenden Garprozesse in häuslichen Küchen ist die Zubereitung von Gargut (z.B. Nudeln, Reis) in kochendem Wasser. Da hierbei nahezu keine wahrnehmbaren Gerüche auftreten, ist die Simulation solcher Vorgänge durch einen Topf kochendes Wasser ausreichend (s. Garprozessstandard 2). Der häufigste auftretende Garprozess, der mit Geruchsbelästigung verbunden ist, ist das Erhitzen von Gargut (Fleisch, Gemüse, ...) in heißem Fett, Öl oder Butter. Die Simulation dieses Garprozesses zur Vorauswahl der Sensoren ist in Garprozessstandard 3 beschrieben, eine Erweiterung mit anderen Gargütern wurde nach der ersten Auswahlphase durchgeführt.

Untersuchungen zur Sensorreaktion auf die Zubereitung von Lebensmitteln wurden erst in der zweiten Auswahlphase durchgeführt und werden in Kapitel 3.4.2.5 beschrieben.

Folgende Standarte wurden definiert:

1. Schalten der Haube ohne Garprozess
2. Erhitzen eines Wassertopfes ohne Schalten der Haube (Dauer: 15 min)

<b>Zeit</b>	<b>Aktionen</b>
<b>t = 0 min</b>	Start der Messung 1 l Wasser aufsetzen Kochplatte auf Stufe 3
<b>ca. t = 12 min</b>	keine Aktion Wasser kocht Kochplatte weiter auf 3
<b>t = 13 min</b>	Wasser bleibt stehen Kochplatte auf Stufe 0
<b>t = 15 min</b>	Messung beendet

3. Erhitzen von Fett in einer Pfanne ohne Schalten der Haube (Dauer: 15 min)

<b>Zeit</b>	<b>Aktionen</b>
<b>t = 0 min</b>	Start der Messung Pfanne mit ½ Würfel Palmin Bratfett aufsetzen Kochplatte auf Stufe 3
<b>t = 7 min</b>	Kochplatte auf Stufe 2 zurück drehen
<b>ca. t = 10 min</b>	Fett siedet Kochplatte wird ausgeschaltet (Stufe 0)
<b>t = 12,5 min</b>	Pfanne mit Fett wird von der Kochplatte genommen
<b>t = 15 min</b>	Messung beendet

4. Erhitzen eines Wassertopfes mit Schalten der Haube  
Analog Garprozessstandart 2, jedoch mit Schalten der Haube
5. Erhitzen von Fett in einer Pfanne mit Schalten der Haube  
Analog Garprozessstandart 3, jedoch mit Schalten der Haube

### 3.4.2.5 Garprozesse

Anhand der in Kapitel 3.4.2.4 beschriebenen Messungen wurde eine Vorauswahl von fünf Sensoren getroffen, mit denen anschließend weitere Versuche durchgeführt wurden. Dabei wurden zum einen die Standard-Messungen aus der Auswahlphase wiederholt, zum anderen reale Garprozesse durchgeführt, um anhand der Ergebnisse dieser Versuche Kriterien zu erarbeiten, wann die Dunstabzugshaube anlaufen, in welcher Ventilatorstufe sie laufen und wann nach Beendigung des Garprozesses sie abschalten soll.

Folgende Lebensmittel wurden unter anderen zusätzlich zu den Standardversuchen zubereitet:

- Bratwurst und Fleisch braten (in offener oder abgedeckter Pfanne)
- Kochen von Sauerkraut, Chinakohl, ...
- Fertiggerichte oder Dosen (z.B. Eintopf) zum Kochen
- Dünsten von Kohl, Zwiebeln, ...
- Braten von Fisch
- Fertigsuppen

Außerdem wurden Versuche durchgeführt, bei denen mehrere Vorgänge gleichzeitig oder kurz hintereinander abliefen, so wie es im Haushalt bei der Zubereitung von Mahlzeiten üblich ist (z.B. Kartoffeln kochen, Fleisch braten und Gemüse kochen).

Weiterhin wurden Langzeitversuche durchgeführt, bei denen über mehrere Stunden mit verschieden langen Pausen Essen zubereitet wurden, wie dies in Großküchen oder Imbissen zu erwarten ist.

### 3.4.3 Messreihen zur Untersuchung der Alterung von Sensoren

Ein kompletter Satz von Sensoren wurde in der Großküche eines Restaurants installiert, um in der extremen Atmosphäre Erkenntnisse zur Langzeitstabilität der Sensoren zu gewinnen. Hier tritt in wenigen Wochen dieselbe Belastung auf wie in einer Küche in einigen Jahren.

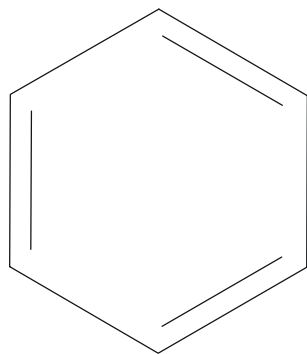
Nach der Kalibrierung der Sensoren an der Gasmischanlage wurden die Sensoren 4 Wochen lang im Abzugsbereich der Großküche vor dem Fettfilter angebracht. Dort wurden sie auf ihre Betriebstemperatur von ca. 420°C bis 430°C geheizt. Anschließend wurden die Messungen an der Gasmischanlage wiederholt und mit den Kalibriermessungen verglichen.

### 3.5 Experimentelle Grundlagen zur Unterscheidung organischer Verbindungen mit Halbleitersensoren

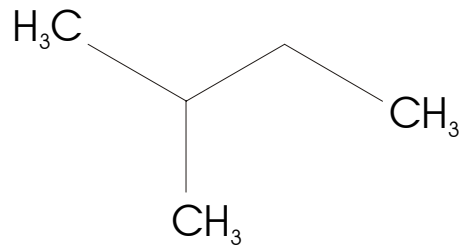
Für die Untersuchung der prinzipiellen Eignung von Halbleitersensoren zur Unterscheidung ausgewählter organischer Substanzen bei definierten Bedingungen im Labor wurden Messungen an der Gasmischanlage durchgeführt. Dabei wurde auch die Luftfeuchte variiert.

#### 3.5.1 Organische Verbindungen

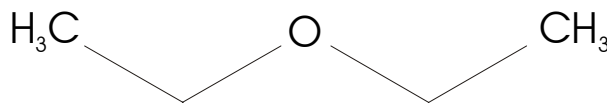
Die Gassensoren sollten auf ihre Eignung zur Unterscheidung organischer Verbindungen hin untersucht werden. Folgende organische Verbindungen wurden untersucht: Benzol, Isopentan, Methanol, Diethylether, Propylenether und tert-Butylmethylether. Ihre Strukturformeln sind in Abbildung 3.14 dargestellt, ihre Eigenschaften in Tabelle 3.4 zusammengefasst.



*Benzol (C<sub>6</sub>H<sub>6</sub>)*



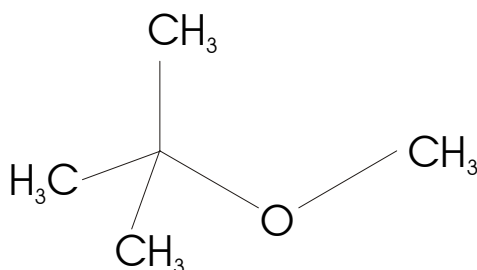
*Isopentan (C<sub>5</sub>H<sub>12</sub>)*



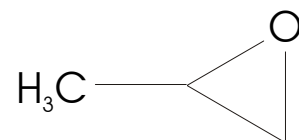
*Diethylether (C<sub>2</sub>H<sub>5</sub>-O-C<sub>2</sub>H<sub>5</sub>)*



*Methanol (CH<sub>3</sub>-OH)*



*tert-Butylmethylether (C<sub>4</sub>H<sub>9</sub>-O-CH<sub>3</sub>)*



*Propylenether (C<sub>3</sub>H<sub>6</sub>O)*

**Abb. 3.14** Strukturformeln der untersuchten organischen Verbindungen

Substanz	Kategorie	Vorkommen
Benzol	Aromatisches Hydrokarbonat	Die am häufigsten vorkommende aromatische Verbindung beim Braten von Fleisch
Isopentan (2-Methylbutan)	Alkan	Neben Methan und Ethan einer der Hauptbestandteile beim Braten von Fleisch und beim Kochen mit Samenölen
Methanol	Alkohol	Z.B. in Haushaltsreinigern
Diethylether	Aliphatischer Ether	Dienen zur Untersuchung der Trennbarkeit von Substanzen mit gleichen funktionellen Gruppen
Propylenether (Propylenoxid)	Aliphatischer Ether	
tert-Butylmethylether (Methyl-tert-Butylether)	Aliphatischer Ether	

**Tabelle 3.4:** *Eigenschaften der untersuchten organischen Verbindungen*

### 3.5.2 Sensoren

Die Untersuchungen wurden nur mit einem Teil der vorne beschriebenen Sensoren durchgeführt. Vom Hersteller UST wurden die Modelle GGS1000, GGS3000 und GGS7000 ausgewählt. Von Figaro wurden die Modelle TGS 822 und TGS 2620 verwendet, die beide spezifiziert sind für die Lösungsmitteldetektion.

### 3.5.3 Versuchreihen

Um das Nachweisverhalten der Sensoren im unteren ppm-Bereich zu untersuchen, wurden Konzentrationen zwischen 2 und 20 ppm an der Gasmischanlage angeboten. Neben der Gaskonzentration wurden zwei weitere Parameter variiert:

- a) die relative Feuchte  
(Wertebereich 30 und 70 %)
- b) die Heizspannung der Sensoren (Wertebereich 3,0 V bis 5,0 V in Schritten von 0,5V)

Um alle Parameter in einer Messung erfassen zu können wurde für jede Heizspannung folgendes Konzentrationsprofil durchgeführt:

Innerhalb einer Messung wurde die Konzentration der organischen Verbindungen von 2 ppm bis 20 ppm in Schritten von jeweils 1ppm erhöht. Bei jeder Konzentration wurden die Widerstände der in den entsprechenden Temperaturzyklen betriebenen Sensoren protokolliert. Die Messungen wurden nacheinander mit 30 % und 70 % relativer Luftfeuchte durchgeführt.

Die vorgegebenen Sollwerte der Temperaturzyklen betragen dabei (Abb. 3.15):

Temperaturzyklus 1 (30 Sekunden):

- 270°C für die Dauer von 10 Sekunden
- 190°C für die Dauer von 20 Sekunden

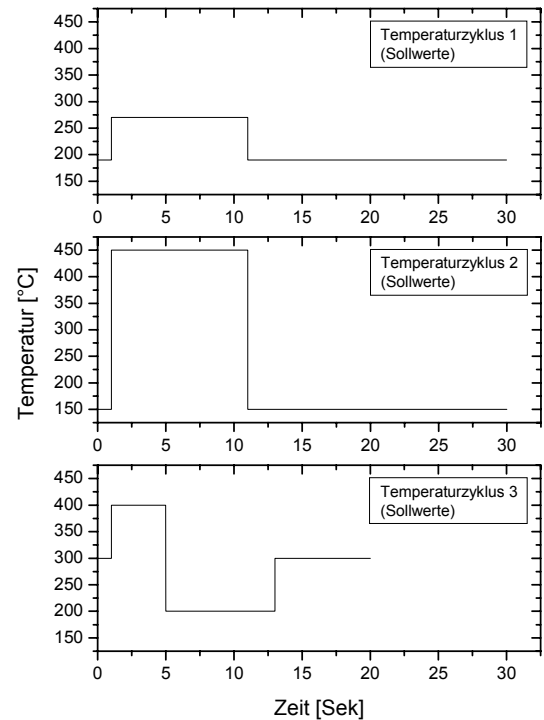
Temperaturzyklus 2 (30 Sekunden):

- 450°C für die Dauer von 10 Sekunden
- 150°C für die Dauer von 20 Sekunden

Temperaturzyklus 3 (20 Sekunden):

- 400°C für die Dauer von 4 Sekunden
- 200°C für die Dauer von 8 Sekunden
- 300°C für die Dauer von 8 Sekunden

Temperaturzyklus 3 wurde nur bei Messungen mit Sensor GGS 1000 angewandt.



**Abb. 3.15:** Temperaturzyklen

Zur Einstellung der Temperatur wurde ein Mikrokontroller eingesetzt, der mit Hilfe von Digitalpotentiometern die Temperaturvorgaben einstellt. Zur Ermittlung der realen Sensortemperatur wurde der Widerstand der Heizschicht eingelesen.

Die Messfrequenz betrug bei allen Messreihen 1 Hz, so dass bei den beiden längeren Temperaturzyklen 30 Messwerte, bei dem kürzeren Temperaturzyklus 20 Messwerte der Auswertung zur Verfügung standen.

Die Messungen wurden nach ein, zwei und sechs Wochen wiederholt, um Aussagen über das Verhalten der Sensoren nach längeren Ruhezeiten zu erhalten und um zu überprüfen, ob der entwickelte Algorithmus zur Trennung der Substanzen auch nach dieser Zeit noch funktionierte. In der Zeit zwischen den Messreihen wurden die Sensoren in den entsprechenden Temperaturzyklen weiter betrieben.



## 4. Ergebnisse

### Übersicht

<b>4.1 Unterscheidung organischer Verbindungen mit Halbleitersensoren .....</b>	<b>70</b>
4.1.1 Bestimmung der optimalen Betriebsweise .....	70
4.1.2 Ermittlung der Feuchtequersensitivität .....	71
4.1.3 Sensorverhalten bei verschiedenen Gasangeboten .....	71
4.1.4 Temperaturmodulierte Sensorbetriebsweise .....	72
<b>4.2 Überwachung belasteter Raumluft .....</b>	<b>74</b>
4.2.1 Kalibriermessungen an der Gasmischanlage .....	74
4.2.2 Ergebnisse zur Alterung der Sensoren .....	74
4.2.3 Ergebnisse zu Garprozessen an der Dunstabzugshaube .....	75
4.2.3.1 Bestimmung der optimalen Betriebstemperatur .....	75
4.2.3.2 Einfluss des Fettfilters auf das Sensorverhalten .....	76
4.2.3.3 Einfluss des Schaltens der Haube auf das Sensorverhalten .....	76
4.2.3.4 Feuchteverlauf bei Garprozessen .....	77
4.2.4 Vorauswahl von Sensoren zur Überwachung der Luftgüte .....	78
4.2.5 Ergebnisse der Messungen an realen Garprozessen .....	86
4.2.6 Prototyp zum automatischen Betrieb einer Dunstabzugshaube .....	87

## 4 Ergebnisse

### 4.1 Unterscheidung organischer Verbindungen mit Halbleitersensoren

#### 4.1.1 Bestimmung der optimalen Betriebsweise

Sensitivitäten und Selektivitäten von Halbleitersensoren sind abhängig von der Betriebstemperatur. Da hier die Unterscheidung von organischen Verbindungen im unteren ppm-Bereich erreicht werden soll, muss zunächst die optimale Betriebstemperatur ermittelt werden.

Daher wurde zunächst für alle Sensoren ermittelt, bei welchen Heizspannungen die Empfindlichkeiten auf die jeweiligen Zielgase am größten sind.

Sensor	Benzol	Isopentan	Diethylether	Propylenoxid	tert-Butylmethylether
GGs 1000	3,5V	3,0V	3,5V	3,5V	3,0-3,5V
GGs 3000	3,0V	3,0V	3,5-4,0V	3,0-4,0V	4,5V
GGs 7000	3,5V	4,0V	4,5-5,0V	4,5V	5,0V
TGS 2620	4,5V	4,0V	4,0V	4,0V	3,5V
TGS 822	4,0-4,5V	4,0V	4,0-4,5V	3,5-4,0V	3,5V

**Tabelle 4.1:** Heizspannungen, bei denen die Sensitivitäten der Sensoren am größten sind

Für die gleichzeitige Detektion der verschiedenen Gase mit demselben Sensor ist die Einstellung der Heizspannung mit der größten Empfindlichkeit zu allen Gasen erforderlich. Daher wurden unter Berücksichtigung der Querempfindlichkeiten folgende Betriebsspannungen festgelegt:

Sensor	Heizspannung
GGs 1000	3,5V
GGs 3000	3,5V
GGs 7000	4,5V
TGS 2620	4,0V
TGS 822	4,0V

**Tabelle 4.2:** Optimale Heizspannungen

#### 4.1.2 Ermittlung der Feuchtequerempfindlichkeit

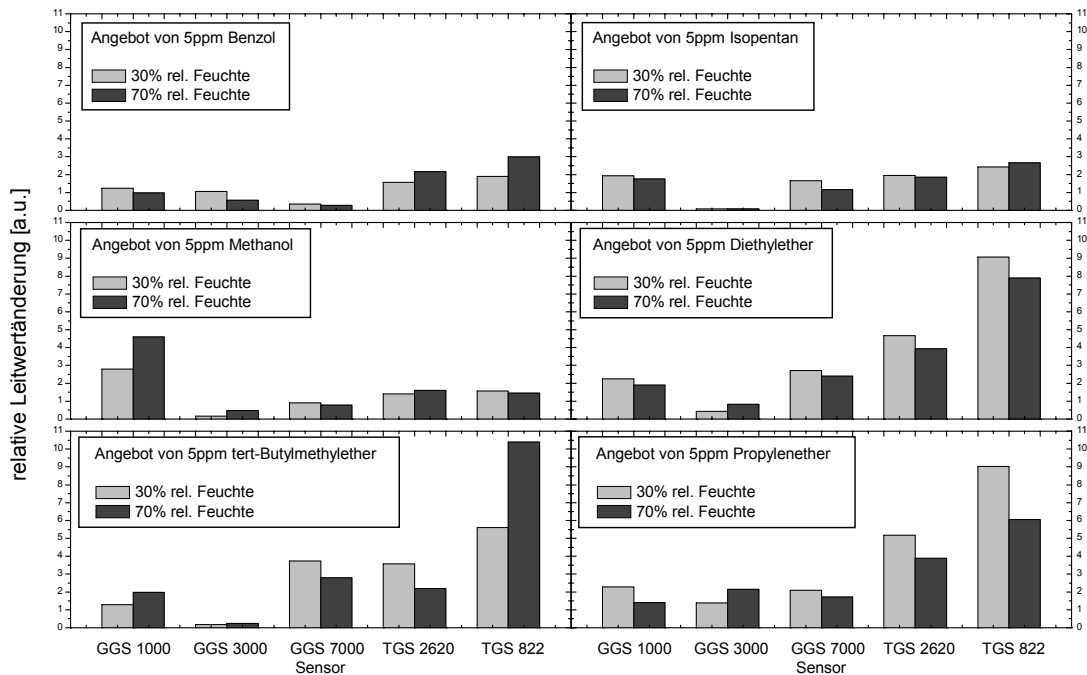
Die relativen Leitwertänderungen der Sensoren bei einem Gasangebot von 5 ppm gegenüber Umgebungsluft sind in Tabelle 4.3 dargestellt.

Sensor	Benzol		Isopentan		Diethylether		Propylenether		tert-Butylmethylether	
	30% r.h.	70% r.h.	30% r.h.	70% r.h.	30% r.h.	70% r.h.	30% r.h.	70% r.h.	30% r.h.	70% r.h.
GGs1000	1,23	0,98	1,93	1,75	2,25	1,90	2,28	1,41	1,29	1,97
GGs3000	1,06	0,56	0,08	0,07	0,43	0,83	1,38	2,15	0,17	0,23
GGs7000	0,36	0,28	1,66	1,19	2,71	2,41	2,10	1,71	3,74	2,79
TGS2620	1,57	2,16	1,95	1,85	4,67	3,92	5,17	3,89	3,58	2,19
TGS	1,90	2,98	2,43	2,65	9,06	7,90	9,05	6,06	5,61	10,39

**Tabelle 4.3:** Feuchtequerempfindlichkeiten der Sensoren

#### 4.1.3 Sensorverhalten bei verschiedenen Gasangeboten

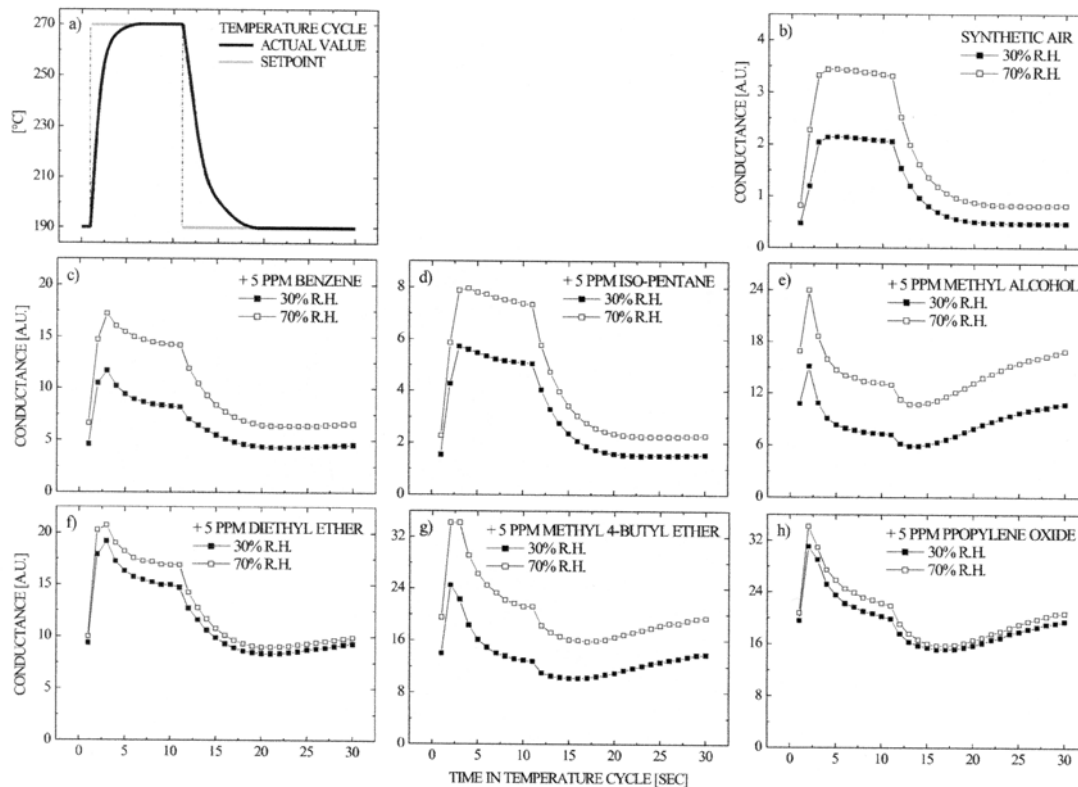
Das Sensorverhalten bei Angebot von jeweils 5 ppm einer organischen Verbindung ist in Abbildung 4.1 dargestellt. Die Messungen wurden bei den in Tabelle 4.2 aufgelisteten optimalen Heizspannungen durchgeführt. Anhand des Signalmusters des Sensor-Arrays können die organischen Substanzen identifiziert werden.



**Abb. 4.1:** Response der Sensoren bei Angebot von jeweils 5 ppm der organischen Verbindungen

#### 4.1.4 Temperaturmodulierte Sensorbetriebsweise

Abbildung 4.2 zeigt in (a) den verwendeten Temperaturzyklus 1 (190°C - 270°C - 190°C) mit vorgegebener und gemessener Temperatur der Sensoroberfläche. Der Sensor benötigt ausgehend von 190°C ca. 5 Sekunden um die vorgegebene Temperatur von 270°C zu erreichen. Der schnelle Anstieg wird erreicht durch eine hohe Heizleistung mit bis zu 6,6 V Heizspannung, die mit steigender Temperatur der Sensoroberfläche auf den Sollwert von 270°C langsam durch den Mikrokontroller auf den Gleichgewichtswert gedrosselt wird. Die Abkühlung dauert mit ca. 8 Sekunden länger, da keine aktive Kühlung möglich ist. Nach Wegnahme der Heizspannung kann die Wärme nicht so schnell abtransportiert werden.

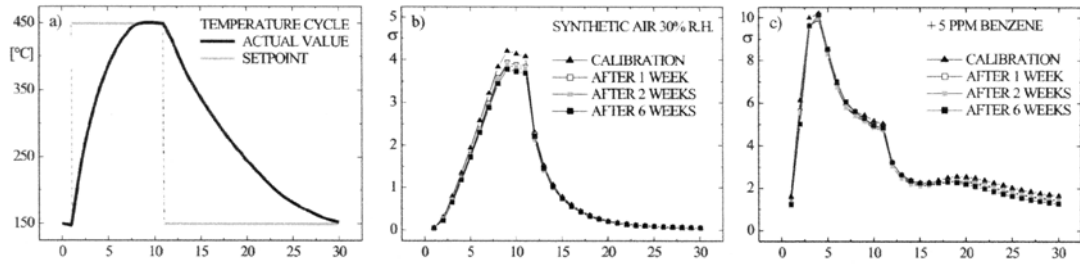


**Abb. 4.2:** Widerstände des Sensors GGS 1000 im Temperaturzyklusbetrieb (a) bei synthetischer Luft (b) und bei Angebot der sechs organischen Verbindungen (c-h)

Abbildung 4.2 (b) zeigt das Signal des Sensors GGS 1000 bei synthetischer Luft bei 30 und 70 % relativer Luftfeuchte. In den Abbildungen 4.2 (c) bis (h) sind die Signale des Sensors bei Anwesenheit von jeweils 5 ppm einer organischen Verbindung gezeigt. Schon mit bloßem Auge sind gut die verschiedenen Signalverläufe zu erkennen.

In Abbildung 4.3 sind Messungen mit Temperaturzyklus 2 (150°C - 450°C - 150°C) dargestellt. Durch die größere Temperaturdifferenz benötigt die Sensoroberfläche entsprechend länger (ca. 7-8 Sekunden), um 450°C zu erreichen. Die anschließende Abkühlung auf 150°C nimmt sogar die gesamten 20 Sekunden des niedrigeren Temperaturniveaus in Anspruch (a).

Abbildung 4.3 (b) zeigt das Sensorverhalten bei synthetischer Luft, (c) bei Anwesenheit von 5 ppm Benzol. Hier sind die Sensorcurven der Kalibrationsmessung und der Messungen nach ein, zwei und sechs Wochen dargestellt.



**Abb. 4.3:** Widerstände des Sensors GGS 1000 im Temperaturzyklusbetrieb (a) bei synthetischer Luft (b) und bei Angebot von 5 ppm Benzol (c)

Abbildung 4.4 zeigt Messungen mit Temperaturzyklus 3 (300°C - 400°C - 200°C - 300°C).

Der Zyklus hat im Gegensatz zu den beiden vorherigen nur eine Länge von 20 Sekunden, dafür aber drei verschiedene Temperaturen (obere Abbildung).

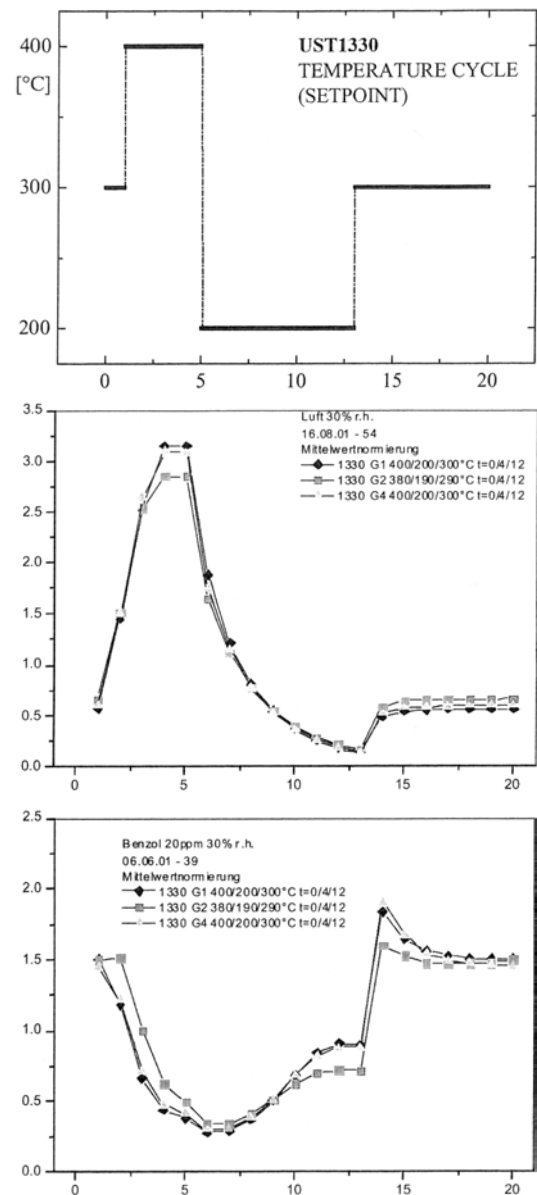
Im mittleren Teil ist das Signal des Sensors GGS 1000 nach ein, zwei und vier Wochen bei synthetischer Luft mit 30 % relativer Luftfeuchte dargestellt.

Die Signale zeigen schon bei Betrachtung mit bloßem Auge eine gute Übereinstimmung.

Entscheidend für die algorithmische Beurteilung ist die Übereinstimmung in den zur Klassifikation ausgewählten Merkmalen. Das Verhalten dieser Merkmale wird in der Diskussion behandelt.

Im unteren Teil der Abbildung ist das Sensor-signal bei Anwesenheit von 20 ppm Benzol ebenfalls für die Zeiträume nach ein, zwei und vier Wochen dargestellt. Es zeigt sich ein signifikant anderes Verhalten als bei synthetischer Luft und ebenfalls eine große Ähnlichkeit der drei Graphen untereinander.

Zwischen den Messungen wurden die Sensoren im selben Heizzyklus betrieben.



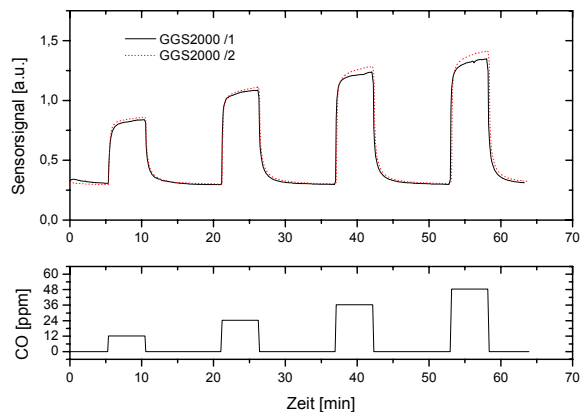
**Abb. 4.4:** Messungen mit Sensor GGS1000 bei Temperaturzyklus 3

## 4.2 Überwachung belasteter Raumluft

Die in Kapitel 4.2.1 bis 4.2.3 beschriebenen Ergebnisse sind Grundlage für die in Kapitel 4.2.4 beschriebene Vorauswahl von Sensoren, die prinzipiell für die Überwachung belasteter Raumluft geeignet sind. Mit diesen Sensoren wurde eine erweiterte Messreihe durchgeführt (Kap. 4.2.5), um ein Array von drei Sensoren zusammenzustellen, das in der Lage ist, die Anforderungen zur Überwachung belasteter Raumluft und zur Steuerung einer Dunstabzugshaube zu erfüllen.

### 4.2.1 Kalibriermessungen an der Gasmischanlage

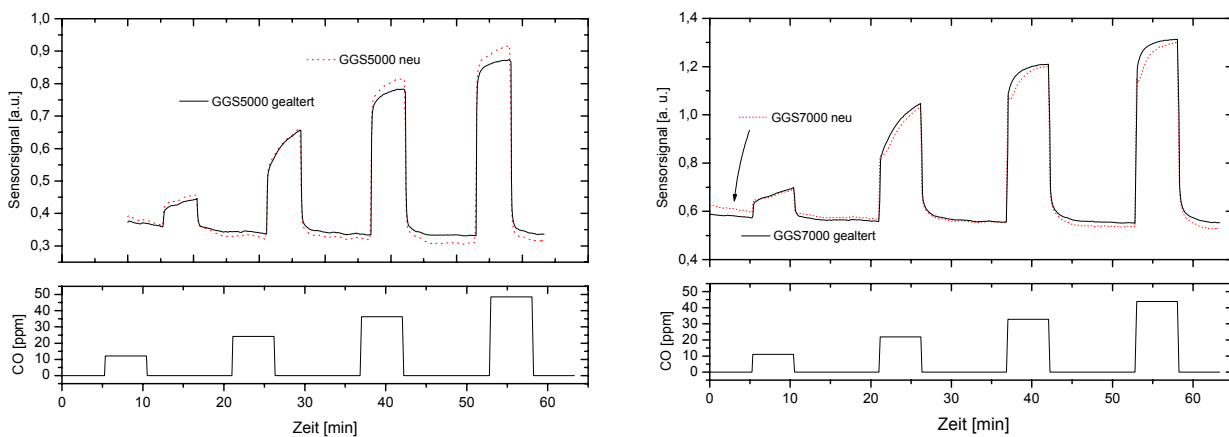
Die Exemplarstreuungen sind bei allen Sensoren sehr gering. Dies wird am Beispiel einer Messung von zwei Exemplaren des Sensors GGS 2000 in Abbildung 4.5 deutlich. Ein Vergleich mit Messungen am Messplatz mit Dunstabzugshaube zeigt, dass die hier festgestellten Exemplarstreuungen insbesondere gegenüber den starken Signaländerungen bei Garprozessen vernachlässigt werden können (s. Kap. 4.2.3). Von größerer Bedeutung sind die Kalibriermessungen für den Vergleich von neuen Sensoren mit in extrem fetthaltiger Atmosphäre gealterten Sensoren (s. Kap. 4.2.2).



**Abb. 4.5:** Exemplarstreuung bei zwei Exemplaren des Sensors GGS2000 bei Angebot von CO

### 4.2.2 Ergebnisse zur Alterung der Sensoren

Der Vergleich der NO- und CO-Sensitivitäten der untersuchten Sensoren vor und nach dem Aufenthalt in der extrem fetthaltiger Atmosphäre einer Großküche für die Zeit von vier Wochen zeigt keine signifikanten Unterschiede (s. Abb. 4.6).



**Abb. 4.6:** Sensorsignale der Sensoren GGS 5000 (links) und GGS 7000 (rechts) vor und nach Alterung in extrem fetthaltiger Umgebung

Offenbar konnte eine Anlagerung von Fett an der Sensoroberfläche durch die eingestellte Temperatur von ca. 420°C bis 430°C verhindert werden. Aufgrund dieses Ergebnisses kann erwartet werden, dass die Sensoren in der sehr viel unproblematischeren Umgebung einer häuslichen Küche viele Jahre arbeiten können, ohne dass mit einer Beeinträchtigung der Sensoreigenschaften aufgrund der Umgebungsbedingungen gerechnet werden muss.

Auch bei den am Messplatz mit Dunstabzugshaube eingesetzten Sensoren konnte über den Zeitraum ca. einen Jahres kein signifikanter Verlust der Sensitivität festgestellt werden.

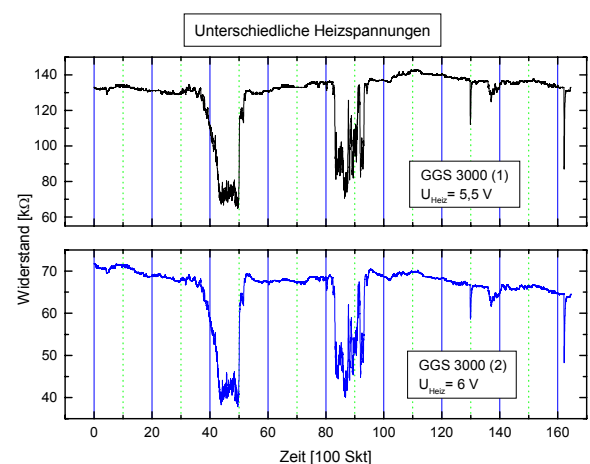
### 4.2.3 Ergebnisse zu Garprozessen an der Dunstabzugshaube

#### 4.2.3.1 Bestimmung der optimalen Betriebstemperatur

Zur Bestimmung der optimalen Betriebstemperatur wurden die Sensoren bei unterschiedlichen Heizspannungen betrieben. Es wurden Versuche bei Heizspannungen von 5V (entspricht einer Sensortemperatur von 420°C), 5,5V (460°C) und 6V (500°C) durchgeführt.

In Abbildung 4.7 sind die Signale von zwei Exemplaren des Sensors GGS 3000 bei einer Langzeitmessung dargestellt. In dieser Langzeitmessung wurden zwei Garprozesse, der erste gemäß Garprozessesstandart 2 ohne Schalten der Haube, der zweite mit Schalten der Haube durchgeführt. Der obere Teil der Abbildung zeigt ein Exemplar des Sensors GGS 3000 bei einer Heizspannung von 5,5V, der untere einen Sensor gleichen Typs bei 6V.

Die Sensorsignale stimmen gut überein (geringe Exemplarstreuung (s. Kap. 4.2.1)). Die Temperatur des Sensors hat keinen signifikanten Einfluss auf das Sensorsignal. Die relativen Leitwertänderungen stimmen überein.



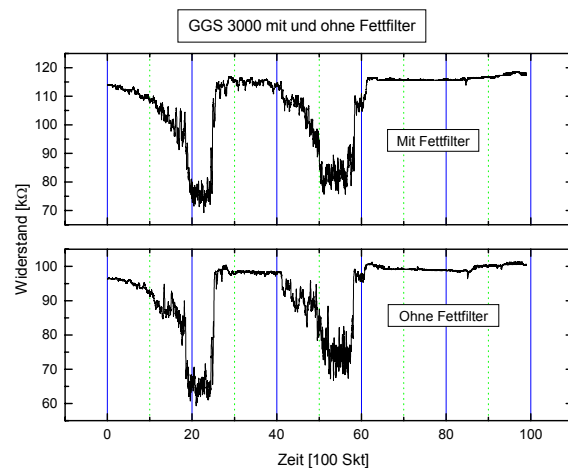
**Abb. 4.7:** *Verschiedene Heizspannungen*

Aufgrund des geringen Einflusses der Heizspannung im getesteten Bereich wurde bei allen folgenden Messreihen eine Heizspannung von 5V gewählt. Diese führt zu einer Sensortemperatur von etwa 420°C und ist somit ausreichend für die Verhinderung der Anlagerung von Fetten an der Sensoroberfläche und in jedem Fall ausreichend für eine genügend hohe Selektivität für die Erkennung belasteter Raumluft.

#### 4.2.3.2 Einfluss des Fettfilters auf das Sensorverhalten

Abbildung 4.8 zeigt die Signale von zwei Sensoren vom Typ GGS 3000 bei einer Langzeitmessung. Dabei wurde einer der Sensoren hinter dem Fettfilter der Dunstabzugshaube platziert, der andere direkt vor dem Filter ebenfalls im Ansaugbereich der Haube. Die Messung zeigt, dass sowohl die relativen Widerstandsänderungen der beiden Sensoren als auch die Reaktionszeiten sehr gut übereinstimmen.

Eine Verzögerung der Sensorantwort durch den Fettfilter oder eine Beeinträchtigung des Sensorsignals konnten nicht festgestellt werden. Auch die anderen Sensoren zeigen keine Beeinträchtigung durch den Fettfilter.



**Abb. 4.8:** Einfluss des Fettfilters

Die Wahl des optimalen Einsatzortes der Sensoren ist somit nicht vom Vorhandensein des Fettfilters abhängig. Somit muss dieser Gesichtspunkt bei der Auswahl des Ortes, an dem die Sensoren platziert werden nicht berücksichtigt werden.

#### 4.2.3.3 Einfluss des Schaltens der Haube auf das Sensorverhalten

Da die Sensoren im Ansaugbereich der Dunstabzugshaube montiert sind, wird durch das Einschalten der Haube ein starker Luftstrom zu den Sensoren und an ihnen vorbei geführt. Hierdurch wird zum einen eine Kühlung der Sensoren hervorgerufen, die bei den Halbleitern direkt zu einer Änderung des Widerstands führen kann.

Bei unbelasteter Raumluft reagieren die Sensoren der Firma UST im allgemeinen nahezu nicht auf ein Schalten der Haube (s. dazu die Beschreibung des Verhaltens der einzelnen Sensoren in Kap. 4.2.4). Die Ursache dafür ist der Betrieb der mit einer Pt10-Heizbahn ausgestatteten Sensoren mit einer Heizungsregelung (s. Kap. 3.3.2). Die schnelle Kompensation von Temperaturänderungen der Sensoren ist möglich aufgrund des optimierten Aufbaus der UST-Sensoren. Sensitive und Heizschicht liegen hier sehr nah beieinander und sind thermisch stark gekoppelt. Dadurch ist der Temperaturgradient im Sensor klein und eine Änderung der Temperatur der sensitiven Schicht führt zu einer schnellen Reaktion der Heizschicht. Die Temperaturverringerung der Heizschicht wird von der Heizungsregelung schnell kompensiert, wodurch die Temperatur letztlich der sensitiven Schicht gut konstant gehalten werden kann.

Die Sensoren der Firmen Figaro und FIS verfügen nicht über eine Pt10-Heizbahn. Aufgrund der schlechteren thermischen Kopplung zwischen sensitiver und Heizschicht wäre aber auch mit einer solchen Heizschicht und Heizungsregelungsschaltung eine Temperaturkompensation weniger effektiv, da bedingt durch den Aufbau die Trägheit dieser Sensoren wesentlich größer ist als die der UST-Sensoren. Aufgrund des größeren Sensorvolumens hat ein möglicher Kühleffekt jedoch bei diesen Sensoren eine geringere Auswirkung als bei den UST-Sensoren. Eine bei den verschiedenen Sensortypen unterschiedlich starke Reaktion auf das Schalten bei unbelasteter Raumluft der Haube kann beobachtet werden (s. Kap. 4.2.4).

Bei belasteter Raumluft müssen noch weitere Einflüsse auf das Sensorsignal berücksichtigt werden. Durch das Zuschalten der Haube wird auch der Stofftransport der zu detektierenden Gase zum Sensor bzw. vom Sensor weg beeinflusst. Dieser Einfluss der Veränderung des Stofftransportes kann nur während der Durchführung eines Garprozesses, auf den der Sensor mit deutlicher Signaländerung reagiert, untersucht werden.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Sensoren in Abhängigkeit ihrer Sensitivität unterschiedlich auf das Zuschalten der Haube reagieren. Sensor GGS 5000 z.B. reagiert auf Fettdampf mit einer starken Abnahme des Widerstandes. Das Schalten der Haube führt hier nur zu einer geringen Signaländerung. Im Gegensatz dazu reagiert der Sensor bei Wasserdampf, auf den er nur mit geringer Signaländerung reagiert merklich auf das Zuschalten der Haube.

Ein ähnliches Verhalten zeigt Sensor GGS 3000. Dieser Sensor reagiert sehr stark auf Wasserdampf, nahezu gar nicht auf Fettdampf. Auf das Zuschalten der Haube reagiert dieser Sensor bei Wasserdampf gar nicht, bei Fettdampf jedoch leicht.

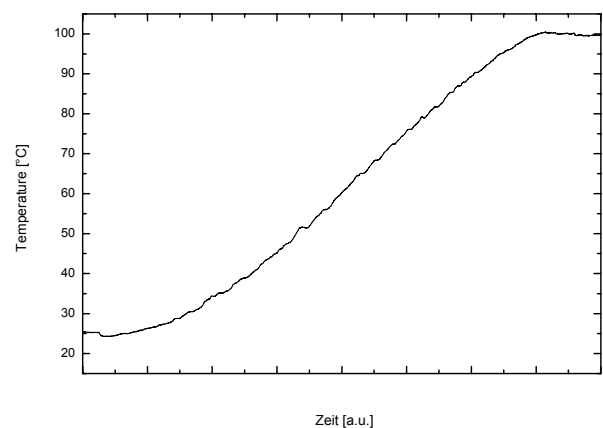
Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass alle Sensoren auf das Zuschalten der Haube bei belasteter Raumluft weniger stark reagieren, wenn der Sensorwiderstand in Abhängigkeit einer Gaskomponente, auf die der Sensor stark reagiert, beeinflusst wird.

Die Sensoren der Firmen Figaro und FIS reagieren im allgemeinen stärker auf das Zuschalten der Haube, doch auch bei ihnen wird das Sensorverhalten bei Anwesenheit einer Gaskomponente, auf die sie sensitiv reagieren, gegenüber der dadurch hervorgerufenen Signaländerung vernachlässigbar klein.

Somit kann festgestellt werden, dass das Schalten der Haube für die Entwicklung einer Auswertestrategie der Sensorsignale zur Überwachung belasteter Raumluft vernachlässigt werden kann, bei der Interpretation der Signalverläufe jedoch berücksichtigt werden muss.

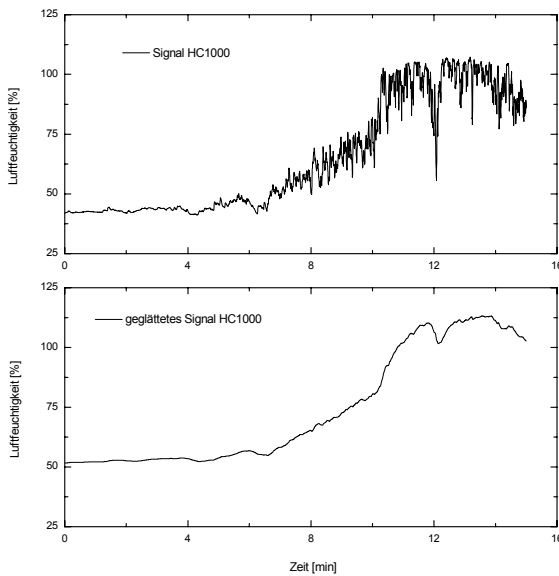
#### 4.2.3.4 Feuchteverlauf bei Garprozessen

Entsprechend den in Kapitel 3.4.2.1 beschriebenen Garprozessstandarten wurden Messungen mit dem kompletten Satz der Sensoren durchgeführt. Abbildung 4.9 zeigt den Temperaturverlauf im Kochtopf während einer Messung mit Garprozessstandart 2. Die Messung wurde mit einem Pt-100 Heizwiderstand durchgeführt. Im Topf steigt die Temperatur kontinuierlich an bis das Wasser nach ca. 11 Minuten zu kochen beginnt.



**Abb. 4.9:** Temperaturverlauf bei Garprozessstandart 2

Die Temperatur im Kochtopf steigt stetig an, was ebenfalls zu einer kontinuierlichen Erhöhung der Luftfeuchte über dem Kochplatz führen sollte. Der Stofftransport zur Dunstabzugshaube erfolgt jedoch über Strömungsfahnen und wird außerdem durch Konvektion im Raum beeinflusst.



**Abb. 4.10:** Direktes und geglättetes Signal des Feuchtesensors bei Standart 2

Das führt dazu, dass sich die Luftfeuchte an der Dunstabzugshaube eher sprunghaft ändert (s. Abb. 4.10). Bei höheren Temperaturen des Wasserdampfes werden die Fluktuationen stärker. Dies wird deutlich bei Betrachtung des Signals des Feuchtesensors. Da der kapazitive Feuchtesensor sehr schnell auf Luftfeuchteänderungen reagiert, werden die Fluktuationen sehr genau abgebildet. In Abbildung 4.10 sind das unbearbeitete Signal und ein geglättetes Signal des Feuchtesensors dargestellt.

Da die Halbleitersensoren ihren Widerstand aufgrund chemischer Reaktionen auf der Sensoroberfläche ändern, hängt die Reaktionsgeschwindigkeit stark von der chemischen Zusammensetzung der Oberfläche und z.B. von Dotierungen ab. Die Fluktuationen werden daher ebenfalls mehr oder weniger stark geglättet.

Dies wird bei Betrachtung der Sensorsignale deutlich. Die Signale der Sensoren bei den verschiedenen Garprozessstandarten sind in den Anhängen 2 und 3 zusammengestellt. Hier wird eine Übersicht über die daraus ermittelten Sensoreigenschaften gegeben, die zur Vorauswahl von fünf Sensoren geführt haben.

#### 4.2.4 Vorauswahl von Sensoren zur Überwachung der Luftgüte

In den Abbildungen 4.11 bis 4.18 (Anhang 2) sind die Sensorsignale von jeweils drei Messungen dargestellt. Dabei sind jeweils in der ersten Teilabbildung **(a)** Garprozessstandart 2 und in der zweiten Teilabbildung **(b)** Garprozessstandart 3 dargestellt. Die dritte Teilabbildung **(c)** zeigt eine Langzeitmessung, die drei Wochen nach den ersten beiden Messungen durchgeführt wurde. Durch die lange Dauer der Messung kann hier auch die Erholungsphase der Sensoren nach Beendigung eines Garprozesses beobachtet werden.

Abbildung 4.11 (a) zeigt den Verlauf der Luftfeuchte während einer Messung mit Garprozessstandart 2 (Kochen von Wasser ohne Schalten der Haube). Während der Messung steigt die Temperatur im Kochtopf kontinuierlich an. Nach ca. 11 Minuten beginnt das Wasser zu kochen, nach 13 Minuten wird der Topf von der Kochplatte entfernt.

Abbildung 4.11 (b) zeigt den Verlauf der Luftfeuchte während einer Messung mit Garprozessstandart 3 (Erhitzen von Fett). Die Pfanne mit dem heißen Fett wurde nach 12 Minuten von der Kochplatte weggenommen. Die relative Luftfeuchtigkeit ändert sich bei diesem Standart kaum.

Abbildung 4.11 (c) zeigt den Verlauf der Luftfeuchte während einer Langzeitmessung mit beiden Garprozessstandarten hintereinander. Hier wurde zunächst Wasser kocht, dann Fett erhitzt. Bei dieser Messung wurden nacheinander beide Garprozessstandarten durchgeführt.

Der Beginn des Kochens von Wasser lag bei  $t = 23$  Minuten, das Erhitzen von Fett wurde zum Zeitpunkt  $t = 61$  Minuten gestartet.

Entsprechend sind in den Abbildungen 4.12 bis 4.18 die Signale der Sensoren GGS 1000 bis GGS 7000 dargestellt.

Um die Messungen schon bei direkter Betrachtung schnell interpretieren zu können, wurden jeweils in den Teilabbildungen (a) und (b) die Zeitachsen (x-Achse) stets gleich und die y-Achsen mit den Widerständen als Sensorsignale bei gleichen Sensoren gleich gewählt. Damit wird die Unterscheidung der Sensorsignale bei Garprozessen leichter, bei denen hauptsächlich Wasserdampf bzw. Fettdampf entsteht.

Abbildung 4.19 in Anhang 2 zeigt den Verlauf der Luftfeuchtigkeit am Ort der Sensoren bei einer weiteren Langzeitmessung mit den übrigen Sensoren, die wenig später aufgenommen wurde. In den Abbildungen 4.20 bis 4.24 sind die Signale der Sensoren TGS 881, TGS 882, TGS 883 sowie SP-MW0 und SP-MW1 dargestellt.

Durch Wiederholungen dieser Messungen und weitere Messungen entsprechend den in Kapitel 3.4.2.4 beschriebenen Garprozessesstandarten konnte eine Vorauswahl potentiell zur Überwachung belasteter Raumluft einsetzbarer Sensoren durchgeführt werden.

Für die Beurteilung der Sensoren wurden folgende Eigenschaften ermittelt:

- Sensorreaktion bei Messungen mit starker Feuchteentwicklung
- Sensorreaktion bei Messungen mit hohem Fettgehalt
- Verhalten des Grundwiderstands (Widerstand bei unbelasteter Raumluft):
  - Kehrt der Widerstand des Sensors nach einer Reaktion auf belastete Raumluft wieder zu seinem Ausgangswert zurück?
  - Wie lange dauert der Signlrückgang?
  - Wie verhält sich der Grundwiderstand über längere Zeit (Wochen)?
- Anstiegs- und Relaxationszeiten:
  - Wie schnell reagiert der Sensor bei Zu- und Abnahme der Raumluftbelastung?
- Reaktion auf das Zuschalten der Dunstabzugshaube
- Reproduzierbarkeit der Sensorsignale bei Wiederholungen der Standard-Messungen
- Unterscheidbarkeit von Koch- und Bratvorgängen

- GGs1000**
- Standard 2: Widerstand verringert sich um 40% bis 50%, schneller Signalrückgang bei Entfernung des Wassertropfes (entsprechend dem Rückgang der Luftfeuchte), Reproduzierbarkeit ist gut.
  - Standard 3: Widerstand verringert sich um 40% bis 80%, langsamerer Signalrückgang (ca. 20 min), Reproduzierbarkeit ist weniger gut.
  - Grundwiderstand: Während einer Messung stabil, wird auch nach Beaufschlagung mit Wasser- oder Fettdampf wieder erreicht, jedoch ist die Relaxationszeit bei Fettangebot sehr unterschiedlich, im Bereich von Wochen Drift um ca. 30%.
  - Haube schalten: Keine signifikante Reaktion.
  - Unterscheidbarkeit: Bei beiden Standarts reagiert der Sensor mit Widerstandsverringering in derselben Größenordnung (abhängig von Wasser- oder Fettmenge). Die Anstiegszeiten sind für beide Prozesse ähnlich.
- GGs2000**
- Standard 2: Widerstand verringert sich um ca. 40%, schneller Signalrückgang bei Entfernung des Wassertropfes (entsprechend dem Rückgang der Luftfeuchte), Reproduzierbarkeit ist gut.
  - Standard 3: Widerstand verringert sich um 30% bis 75%, Signalrückgang bei einigen Minuten, Reproduzierbarkeit ist gut.
  - Grundwiderstand: Während einer Messung sehr stabil, wird auch nach Beaufschlagung mit Wasser- oder Fettdampf wieder erreicht, Sehr geringe Drift auch über längere Beobachtungszeiträume.
  - Haube schalten: Keine signifikante Reaktion.
  - Unterscheidbarkeit: Beide Standarts führen zur Widerstandsverringering in derselben Größenordnung (abhängig von Wasser- oder Fettmenge) bei ähnlichen Anstiegszeiten.

- GG3000**
- Standard 2: Widerstand verringert sich um ca. 35-40%, sehr schneller Signalanstieg und -Rückgang, Signal stimmt sehr gut mit dem Feuchtefühler überein, Reproduzierbarkeit ist sehr gut.
  - Standard 3: Widerstand erhöht sich um 0% - 3%, bleibt also auch bei hohen Fettkonzentrationen nahezu unbeeinflusst, Reproduzierbarkeit ist sehr gut.
  - Grundwiderstand: Während einer Messung sehr stabil, Geringe Drift über längere Beobachtungszeiträume.
  - Haube schalten: Keine signifikante Reaktion bei unbelasteter Raumluft, Widerstandserhöhung bei Fettangebot ist stärker, als ohne Zuschalten der Haube (bis ca. 5%).
  - Unterscheidbarkeit: Sehr gut, Fettangebot führt nur zu geringen Signalanstieg, Wassergehalt wird reproduzierbar abgebildet.
- GG4000**
- Standard 2: Widerstand erhöht sich leicht (ca. 5% - 15%), sehr schneller Signalanstieg und -Rückgang, Reproduzierbarkeit ist weniger gut.
  - Standard 3: Widerstand verringert sich um ca. 40% - 50%, Anstiegszeit ist schnell, Relaxationszeit ist sehr groß (bis zu einer Stunde je nach Fettmenge), Reproduzierbarkeit ist gut.
  - Grundwiderstand: Während einer Messung nach Relaxation stabil, Starke Drift über längere Beobachtungszeiträume.
  - Haube schalten: Beim Einschalten der Haube kann bei unbelasteter Raumluft eine Widerstandserhöhung um ca. 20 % auftreten. Während eines Kochvorgangs ist der Einfluss des Zuschaltens gering.
  - Unterscheidbarkeit: Sehr gut, Wasserdampf führt zu geringen Signalanstieg, Fettdampf führt zu starker Signalverringernung.

- GG5000**
- Standard 2: Widerstand erhöht sich um bis zu 20%, sehr schneller Signalanstieg und -Rückgang, Reproduzierbarkeit ist gering, da je nach Vorgeschehen die Reaktion auf Wasserdampf auch fast komplett unterdrückt sein kann.
  - Standard 3: Widerstand verringert um mehrere Größenordnungen, Wegen des wenig stabilen Grundleitwerts ist es bei diesem Sensor sinnvoll, das Endsignal zu betrachten, nicht die Signaländerung, wie sonst üblich. Das Endsignal ist stets kleiner als 100 k $\Omega$  und abhängig vom Fettdampfgehalt der Raumluft kleiner als 10 k $\Omega$ . Anstiegszeit ist sehr schnell, Relaxationszeit ist sehr groß (bis zu einer Stunde je nach Fettmenge), Reproduzierbarkeit ist sehr gut.
  - Grundwiderstand: Auch während einer Messung in hochohmigen Bereich (ca. 500 k $\Omega$  bis einige M $\Omega$ ) instabil, Starke Drift über längere Beobachtungszeiträume.
  - Haube schalten: Während eines Kochvorgangs ist der Einfluss des Zuschaltens gering.
  - Unterscheidbarkeit: Sehr gut, Wasserdampf führt zu geringen Signalanstieg, Fettdampf führt zu starker Signalverringerng mit reproduzierbaren Endwert.
- GG6000**
- Standard 2: Widerstand verringert sich um ca. 20% - 30%, sehr langsamer Signalanstieg und -Rückgang, wirkt wie ein Tiefpass  
Reproduzierbarkeit ist gut.
  - Standard 3: Widerstand verringert sich um ca. 25% - 30%, sehr langsamer Signalanstieg und -Rückgang, wirkt wie ein Tiefpass  
Reproduzierbarkeit ist gut.
  - Grundwiderstand: Stabil, auch über längere Beobachtungszeiträume
  - Haube schalten: Keine Reaktion.
  - Unterscheidbarkeit: Wegen Tiefpass-Wirkung bei allen Gasen keine Unterscheidbarkeit möglich.

- GGGS7000**
- Standard 2: Widerstandserhöhung um 0% - 30%, Reproduzierbarkeit ist schlecht.
  - Standard 3: Widerstand verringert sich um ca. 70% - 85%, abhängig von der Länge der Anwesenheit des Fettdampfs (bedingt durch lange Anstiegszeit im Bereich von mehreren Minuten), Widerstand sinkt bis auf wenige k $\Omega$ , Sehr lange Relaxationszeit (bis zu einer Stunde), Reproduzierbarkeit ist gut.
  - Grundwiderstand: Während einer Messung stabil  
Stärkere Drift über längere Beobachtungszeiträume.
  - Haube schalten: Keine signifikante Reaktion.
  - Unterscheidbarkeit: Sehr gut,  
Wasserdampf führt zu geringen Signalanstieg, Fettdampf führt zu starker reproduzierbarer Signalverringerng.
- TGS881**
- Standard 2: Widerstand verringert sich um ca. 40%, sehr schneller Signalanstieg und -Rückgang, Reproduzierbarkeit ist gut.
  - Standard 3: Widerstand verringert sich um ca. 50%, sehr schneller Signalanstieg und -Rückgang, Reproduzierbarkeit ist gut.
  - Grundwiderstand: ca. 70 k $\Omega$ . Sehr stabiler Grundwiderstand, Nahezu keine Drift über längere Zeiträume.
  - Haube schalten: Deutliche Reaktion auf Schalten der Haube mit Verringerung des Widerstands.
  - Unterscheidbarkeit: Sehr gering,  
Kochen und Braten führen zu Sensorreaktionen gleicher Größenordnung mit identischen Anstiegs- und Relaxationszeiten.
- TGS882**
- Standard 2: Widerstand verringert sich um ca. 20% - 40%, relativ langsamer Signalarückgang, Reproduzierbarkeit ist schlecht.
  - Standard 3: Widerstand verringert sich um ca. 20% - 50%, langsamer Signalarückgang, Reproduzierbarkeit ist schlecht.
  - Grundwiderstand: Schon in kurzen Zeiträumen instabil.
  - Haube schalten: Deutliche Reaktion auf Schalten der Haube mit Verringerung des Widerstands.
  - Unterscheidbarkeit: keine Unterscheidung verschiedener Zustände möglich.

- TGS883**
- Standard 2: Widerstand verringert sich um ca. 30% - 40%, schneller Signalanstieg und -Rückgang, Reproduzierbarkeit ist weniger gut.
  - Standard 3: Widerstandserhöhung um ca. 10% - 20%, langsamer Signalarückgang, Reproduzierbarkeit ist weniger gut.
  - Grundwiderstand: Sehr stabil bei 26 k $\Omega$ .
  - Haube schalten: Deutliche Reaktion auf Schalten der Haube mit Verringerung des Widerstands.
  - Unterscheidbarkeit: Unterscheidung verschiedener Situationen möglich. Jedoch wegen der schlechten Reproduzierbarkeit weniger geeignet.
- SP-MW0**
- Standard 2: Widerstand verringert sich um ca. 50%, schneller Signalanstieg und -Rückgang, Reproduzierbarkeit ist sehr gut.
  - Standard 3: Widerstand verringert sich um ca. 75%, sehr schneller Signalanstieg und -Rückgang, Reproduzierbarkeit ist sehr gut.
  - Grundwiderstand: Sehr stabil bei ca. 20 k $\Omega$ .
  - Haube schalten: Leichte Reaktion auf Schalten der Haube mit Verringerung des Widerstands.
  - Unterscheidbarkeit: Unterscheidung verschiedener Situationen möglich, da bei Anwesenheit von Fettdampf in der Luft stets niedrige Widerstandswerte um 5 k $\Omega$  erreicht werden. Auch wegen der hervorragenden Reproduzierbarkeit.
- SP-MW1**
- Standard 2: Leichte Verminderung des Widerstands (15% - 25%), schneller Signalanstieg und -Rückgang, Reproduzierbarkeit ist weniger gut.
  - Standard 3: Widerstandserhöhung um ca. 30%, sehr schneller Signalanstieg und -Rückgang, Reproduzierbarkeit ist gut.
  - Grundwiderstand: Sehr stabil bei ca. 100 k $\Omega$ .
  - Haube schalten: Starke Reaktion auf Schalten der Haube mit Erhöhung des Widerstands.
  - Unterscheidbarkeit: Unterscheidung verschiedener Situationen möglich, da sich bei Anwesenheit von Fettdampf der Widerstand erhöht, bei Wasserdampf der Widerstand verringert.

Aus den 13 untersuchten Sensoren wurden zunächst 5 aufgrund der festgestellten Eigenschaften für weitere Untersuchungen ausgewählt. Diese sind die Sensoren GGS 3000, GGS 4000, GGS 5000, GGS 7000 und SP-MW0.

Sensor **GGG 3000** zeichnet sich dadurch aus, dass sein Verhalten von reinem Fettdampf nicht beeinflusst wird, außer durch die Tatsache, dass es bei ihm wie bei allen anderen Sensoren während eines Garprozesses stets zu Fluktuation um den aktuellen Widerstandswert kommt. Bei Anwesenheit von Wasserdampf folgt sein Signal sehr schnell und reproduzierbar dem des Feuchtefühlers. Er ist damit gut für die Detektion von Garprozessen mit Wasserdampfentwicklung geeignet. Nach Beendigung des Garprozesses kehrt sein Widerstand schnell zum Grundwiderstand bei unbelasteter Raumluft zurück. Der Grundwiderstand ist extrem stabil. Die relativen Änderungen bei unbelasteter Raumluft liegen unter 1%.

Sensor **GGG 5000** verhält sich bei Messungen ohne Geruchsstoffe entwickelndes Gargut mit ausschließlicher Wasser- bzw. Fettdampfentwicklung nahezu komplementär zu Sensor GGS 3000. Jedoch hat er keinen stabilen Grundleitwert, zu dem er nach einem Garprozess zurückkehrt. Auf Wasserdampf reagiert er mit starken Fluktuationen. Bei Fettdampf sinkt sein Widerstand um mehrere Größenordnungen und wird stärker von der Dauer des Prozesses als von der Intensität des Fettdampfes beeinflusst. Seine Relaxationszeit nach einem Garprozess mit Entwicklung von fetthaltigen Dämpfen ist sehr groß. Versuche mit höheren Sensortemperaturen haben gezeigt, dass die Relaxationszeit nach Fettangebot nicht signifikant verkürzt werden kann.

Sensor **GGG 4000** verhält sich ähnlich wie GGS 5000, jedoch ist sein Grundwiderstand stabiler. Bei hohem Wassergehalt in der Raumluft reagiert er mit leichter Widerstandserhöhung, bei Fettdampf mit starkem Signalarückgang bei sehr langer Relaxationszeit. Da die Detektion von Fettdampf sehr wichtig für die Funktion des Sensor-Arrays ist, wird auch dieser Sensor in die weiteren Untersuchungen einbezogen.

Sensor **GGG 7000** verhält sich ähnlich wie Sensor GGS 5000. Auf Fettdampf reagiert er mit deutlichem Signalarückgang. Wasserdampf führt jedoch zu einem leichten Signalanstieg. Sein Grundwiderstand ist stabiler als der des Sensors GGS 5000, allerdings nicht so stabil wie insbesondere der der Sensoren SP-MW0 und SP-MW1. Da der Signalarückgang nach Fettangebot zunächst schneller als bei den Sensoren GGS 4000 und GGS 5000 ist, wird dieser Sensor ebenfalls für weitere Untersuchungen genutzt, da auch die Entwicklung von Kriterien zum Abschalten der Dunstabzugshaube nach Beendigung des Kochvorgangs berücksichtigt werden muss.

Sensor **SP-MW0** zeichnet sich wie SP-MW1 durch einen sehr stabilen Grundwiderstand auch über längere Zeiträume aus. Bei einem Sensorarray für die Überwachung belasteter Raumluft, also in einem System, in dem der Normalzustand über 90% der Zeit vorliegt, Belastungen jedoch in deutlicher Regelmäßigkeit vorkommen, ist die Anwesenheit von Sensoren mit stabilem Grundwiderstand unverzichtbar. Der Sensor reagiert auf Wasser- und Fettdampf in der Raumluft mit Widerstandsverringerung, jedoch ist anhand der Signalhöhe eine Differenzierung möglich. Im Gegensatz zu allen anderen erprobten Sensoren außer Sensor SP-MW1, die auf Fettdampf deutlich reagieren, ist die Relaxationszeit hier sehr klein. Dadurch ist dieser Sensor geeignet, sehr schnell die Beendigung eines Kochvorgangs mit Produktion von fetthaltigen Dämpfen zu erkennen.

Die anderen Sensoren wurden für die Überwachung belasteter Raumluft als nicht geeignet angesehen. Die Gründe können aus den obigen Beschreibungen entnommen werden.

#### 4.2.5 Ergebnisse der Messungen an realen Garprozessen

Für die Auswahl eines Sensor-Arrays zur Überwachung belasteter Raumluft müssen zum ersten die Aufgabenstellung (automatischer Betrieb einer Dunstabzugshaube in einer häuslichen Umgebung), zum zweiten die Randbedingungen (Preis, Energieverbrauch, ...) und zum dritten denkbare Erweiterungen der Funktionen (Überwachung von CH<sub>4</sub>-Lecks, Überwachung der CO-Konzentration in der Küche, Branddetektion, ...) berücksichtigt werden.

Daher wurde mit dem vorausgewählten Sensor-Array von fünf kommerziellen Halbleitersensoren eine Vielzahl von Messungen durchgeführt, deren Ergebnisse in diesem Kapitel dargestellt werden. Auf die Interpretation dieser Ergebnisse wird unter Berücksichtigung der oben beschriebenen Randbedingungen in Kapitel 5.2 eingegangen.

Hier soll der Fokus auf Garprozesse gelegt werden, die realen Verhältnissen in der häuslichen Umgebung sehr nahe kommen. Es wurde eine Vielzahl von Speisen zubereitet. In Anhang 3 ist ein Teil der umfangreichen Messungen dargestellt, die zur Auswahl eines Sensor-Arrays zum automatischen Betrieb einer Dunstabzugshaube durchgeführt wurden.

Als Darstellungsart wurde diesmal der Leitwert gewählt. In den Abbildungen 4.25 bis 4.29 sind die Leitwerte der Sensoren GGS 3000, GGS 4000, GGS 5000, GGS 7000 und SP-MW0 bei der Zubereitung von insgesamt fünf verschiedenen Speisen dargestellt. Bei diesen Garprozessen wurde die Haube nach Ermessen des Durchführenden entsprechend der Dampf- bzw. Geruchsbelastung der Raumluft geschaltet. Die Verlaufsprotokolle der einzelnen Garprozesse finden sich in Tabelle 4.5 in Anhang 3.

Die Zeitachse wurde dabei in den Darstellungen der verschiedenen Sensoren stets gleich gewählt. Sie umfasst die Zeit vor dem jeweiligen Garprozess, den eigentlichen Garprozess und einige Minuten nach Beendigung des Garprozesses, so dass auch die Relaxation der Sensoren betrachtet werden kann. Die y-Skalierung wurde für einen Sensor stets gleich gewählt, um die Interpretation der Sensorsignale zu erleichtern.

In Abbildung 4.30 sind die Sensorsignale bei einer Langzeitmessung direkt gegenübergestellt. Das Verlaufsprotokoll dieser Messung ist in Tabelle 4.6 dargestellt. Die Abbildungen 4.31 bis 4.33 zeigen detailliert die Signale aller Sensoren bei den während der Langzeitmessung durchgeführten Garprozessen.

Bei der Entwicklung eines Algorithmus zur Steuerung einer Dunstabzugshaube muss auch der Zeitraum betrachtet werden, in dem keine Garprozesse stattfinden, um den Algorithmus auf Fehlalarmsicherheit zu testen. Daher wurden Langzeitmessungen durchgeführt, in denen die Sensorsignale in Zeiträumen der Inaktivität protokolliert wurden.

In Abbildung 4.34 ist als Beispiel eine 24-stündige Messung abgebildet. Innerhalb der Messzeit wurden drei Garprozesse durchgeführt (Bratwurst braten (0,75-1h), Garprozessesstandart 2 (2,3h), Fertigsuppe (19,8h-20,1h)), so dass das Sensorverhalten während eines Garprozesses direkt mit dem Sensorverhalten bei unbelasteter Raumluft verglichen werden kann. Die Widerstandsauftragung wurde in diesen Darstellungen gewählt, weil hier langsame zeitliche Veränderungen besser beobachtet werden können.

Aus der Auftragung der Widerstände wird deutlich, dass GGS 3000 und SP-MW0 eine geringe Drift bei vergleichsweise niedrigen Widerstandswerten zeigen. Sensor GGS 7000 hat ebenfalls einen niedrigen Widerstand, jedoch zeigt er nach Garprozessen lange Relaxationszeiten

und schon im Bereich von einigen Stunden eine deutliche Drift in derselben Größenordnung wie das Signal während eines Garprozesses. Sensor GGS 4000 driftet bei höherem Widerstand deutlich weniger. Sensor GGS 5000 zeigt einen sehr hohen Widerstand im Megaohm-Bereich und innerhalb von Stunden eine starke Drift. Auch in dieser Abbildung wie bei den vorherigen wird deutlich, dass er auf Fettdampf in der Umgebungsluft mit einem außerordentlich starken Signlrückgang um drei bis vier Größenordnungen reagiert.

Die Bewertung der in diesem Kapitel dargestellten Messungen wird in der Diskussion erörtert.

#### 4.2.6 Prototyp zum automatischen Betrieb einer Dunstabzugshaube

Der Prototyp ist modular aufgebaut. Die Kontrolle aller Funktionen wird von der in Kapitel 3.3.4 ausführlich beschriebenen Gassensormeldeeinheit ausgeübt. Sie versorgt und steuert die drei Halbleitersensoren und liest ihre Signale ein. Der im Mikrokontroller abgelegte Algorithmus errechnet aus den Sensorsignalen eine Beurteilung der Raumluft. Die Schaltung der Dunstabzugshaube in drei Stufen wird mittels einer Elektronikbox durchgeführt.

Ursprünglich wurde der Drehstrommotor der Dunstabzugshaube von deren Mikrokontroller durch manuelle Anwahl der jeweiligen Stufe durch Triacs geschaltet. Diese Schaltung wurde beim Prototyp durch eine Relaischaltung ersetzt, so dass die Windungen des Drehstrommotors direkt durch die Relais geschaltet werden. Die Elektronikbox wird ebenfalls von der Gassensormeldeeinheit versorgt und durch den Connector mit dem Motor der Haube verbunden.

Eine schematische Darstellung der Funktionen des Prototyps ist in Abbildung 4.35 dargestellt. Über eine RS232-Schnittstelle können verschiedene Parameter, z.B. eingelesene Sensorsignale, verarbeitete Sensorsignale, algorithmische Entscheidungen, usw. ausgegeben werden, um im Teststadium die Funktion der Komponenten und des Algorithmus zu überwachen.

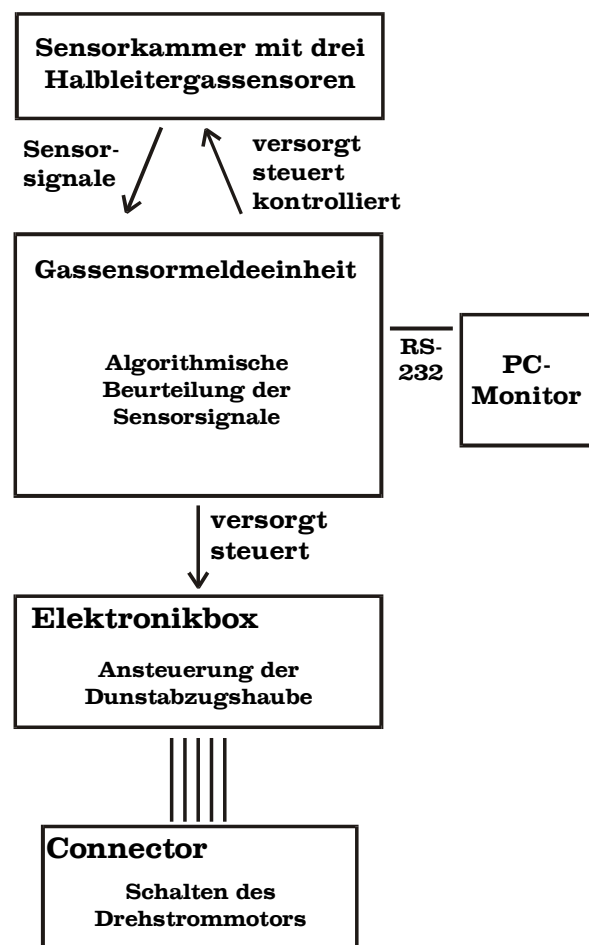


Abb. 4.35: Schematische Darstellung der Funktionen des Prototyps zur Ansteuerung einer Dunstabzugshaube



## 5. Diskussion

### Übersicht

<b>5.1 Hierarchische Klassifikation organischer Verbindungen mit Halbleitersensoren</b> .....	<b>90</b>
5.1.1 Temperaturmodulation zur Erhöhung des Informationsgehalts .....	90
5.1.2 Verfahren zur Unterscheidung organischer Verbindungen .....	92
5.1.3 Wechselwirkungen von dotierten Zinndioxydsensoren mit organischen Verbindungen .....	97
5.1.4 Separierung organischer Substanzen anhand ihrer funktionellen Gruppen und verschiedener Anzahl der C-Atome .....	98
<b>5.2 Entwurf und Verifizierung eines Sensorsystems für belastete Raumluft</b> .....	<b>100</b>
5.2.1 Überwachung belasteter Raumluft: Konzepte und technische Lösungen ..	101
5.2.1.1 Physikalische Methoden .....	101
5.2.1.1.1 Ultraschallsensoren .....	102
5.2.1.1.2 Temperatursensoren .....	103
5.2.1.1.3 Feuchtesensoren .....	103
5.2.1.1.4 Partikelsensoren .....	104
5.2.1.2 Chemische Methoden .....	104
5.2.1.2.1 Elektrochemische Zellen .....	105
5.2.1.2.2 Halbleitersensoren .....	106
5.2.2 Messtechnische Bewertung von Garprozessen, Zuordnung von Sensorsignalen und Entwicklung von Schaltkriterien für die Dunstabzugshaube .....	106
5.2.3 Charakterisierung von Halbleitersensoren .....	109
5.2.4 Algorithmus zur Erkennung von Garprozessen .....	111
5.2.4.1 Schwellwerte der Sensoren .....	113
5.2.4.2 Zeitintervalle zur Mittelwertbildung .....	114
5.2.4.3 Totzeit zwischen Schaltentscheidungen .....	114
5.2.4.4 Einfrieren des Nullpunktes .....	115
5.2.4.5 Sensor GGS 5000 .....	115
5.2.5 Funktionsbeschreibung und Aufbau eines Prototypen zur automatischen Steuerung einer Dunstabzugshaube .....	115
5.2.6 Erste Erfahrungen im Praxiseinsatz des Prototyps .....	117

## 5. Diskussion

### 5.1 Hierarchische Klassifikation organischer Verbindungen mit Halbleitergassensoren

Ziel der Untersuchungen war die Unterscheidung der Substanzen Benzol, Isopentan, Methanol, Diethylether, Propylenether und tert-Butylmethylether in einem Konzentrationsbereich von 2 bis 20 ppm unabhängig von der Luftfeuchtigkeit mit nur einem Sensorelement. Die sechs organischen Verbindungen sind chemisch ähnlich, unterscheiden sich jedoch durch ihre funktionellen Gruppen bzw. Kettenlängen.

Benzol und Isopentan sind reine Kohlenwasserstoffe und enthalten nach der Definition aus der organischen Chemie keine funktionelle Gruppe (Kap. 2.1.2). Trotzdem unterscheiden sie sich stark in ihrer chemischen Reaktivität. Dies liegt an der Ringstruktur des Benzols, des einfachsten Vertreters der aromatischen Verbindungen, die wegen ihrer sich daraus ergebenden Eigenschaften eine Sonderrolle einnehmen. Die durch die Struktur bedingten Eigenschaften sollten daher zu einer guten Unterscheidbarkeit von den beiden Kohlenwasserstoffen Isopentan und Benzol führen, was sich auch bei der Analyse der Sensordaten (Kap. 5.2) bestätigt.

Die anderen Substanzen enthalten außer Kohlenstoff- und Wasserstoff- auch Sauerstoffatome. Methanol ist ein Alkohol (funktionelle Gruppe: C-OH). Diese Substanz sollte sich deshalb ebenfalls algorithmisch gut von den anderen trennen lassen. Die drei Ether-Verbindungen sind charakterisiert durch die typische C-OC-Verbindung. Untereinander unterscheiden sie sich im Wesentlichen durch die Kettenlänge der Kohlenwasserstoffe. Propylenether enthält drei, Diethylether vier und tert-Butylmethylether fünf zusätzliche Kohlenstoffatome.

#### 5.1.1 Temperaturmodulation zur Erhöhung des Informationsgehalts

Wie in den Grundlagen Kapitel 2.2 beschrieben reagieren Halbleitergassensoren auf nahezu alle oxidierenden und reduzierenden Bestandteile der Umgebungsluft mit einer Änderung des Leitwerts. Durch Dotierung mit Katalysatoren und die Wahl der Betriebstemperatur lassen sich Sensitivitäten und Selektivitäten beeinflussen und Querempfindlichkeiten unterdrücken. Es ist jedoch nur bedingt möglich, einen Sensor für ein bestimmtes Zielgas einzustellen.

Durch die Verwendung von Temperaturzyklen lässt sich der Informationsgehalt einer Messung deutlich erhöhen. Die Leitfähigkeit des Sensors wird durch Adsorption und Desorption von Gasen auf der Sensoroberfläche beeinflusst. Diese Vorgänge hängen von den oxidierenden und reduzierenden Eigenschaften der Gase ab. Weiterhin sind sie temperaturabhängig. Bei zyklischer Veränderung der Temperatur erhält man auf der Sensoroberfläche eine Folge von Adsorptions- und Desorptionsprozessen. Diese Prozesse sollten bei unveränderten Umgebungsbedingungen in jedem Zyklus stets gleich ablaufen.

Die Wahl der geeigneten Temperaturen im Zyklus hängt von den nachzuweisenden Gasen ab und muss für jede Anwendung ermittelt werden. Bei niedrigen Temperaturen adsorbieren Gase auf der Sensoroberfläche, die bei höheren Temperaturen wieder desorbieren und damit den Sensorleitwert beeinflussen. Somit entsteht eine Kennlinie, die abhängig ist von der Anwe-

senheit eines bestimmten Zielgases. Solche Kennlinien sind in Kapitel. 4.1 (Abb. 4.2 bis 4.4) für verschiedene Temperaturzyklen gezeigt.

Zur Identifizierung einzelner Gase werden aus den Temperaturzyklen einzelne Merkmale bestimmt. Anschließend wird mit dem in Kapitel 2.3.8 beschriebenen „Merkmalsextrahierenden Mustererkennungsverfahren“ (MSMEV) die beste Merkmalskombination zur Unterscheidung der organischen Verbindungen unabhängig von Gaskonzentration und Luftfeuchte ermittelt.

Am besten geeignet für die Unterscheidung zwischen den sechs untersuchten organischen Verbindungen ist Sensor GGS 1000. Schon die Betrachtung der Sensorkennlinien mit bloßem Auge zeigt signifikante Unterschiede bei Anwesenheit der verschiedenen Gase. Für die algorithmische Untersuchung der Signale hat sich ein Heizzyklus mit drei verschiedenen Sensortemperaturen als am besten geeignet erwiesen. Der Sensor wird für vier Sekunden bei 400°C, dann für acht Sekunden bei 200°C und anschließend für acht Sekunden bei 300°C betrieben (s. Abb. 4.4).

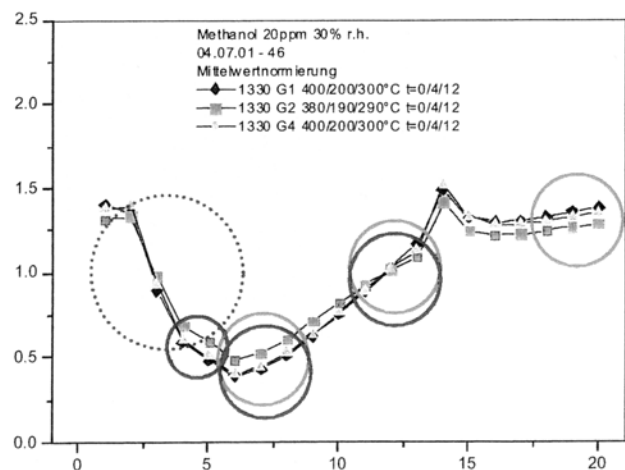
Aus den 20 Messwerten des Zyklus gingen 24 Merkmale in den Selektionsprozess ein:

[1].....	Mittelwert 6..8	[13].....	[2] - [4]
[2].....	Mittelwert 11..13	[14].....	[2] / [4]
[3].....	Mittelwert 14..16	[15].....	[3] - [4]
[4].....	Mittelwert 18..20	[16].....	[3] / [4]
[5].....	Steigung 2..4	[17].....	[6] - [7]
[6].....	Steigung 4..5	[18].....	[6] / [7]
[7].....	Steigung 6..8	[19].....	[7] - [8]
[8].....	Steigung 11..13	[20].....	[7] / [8]
[9].....	Steigung 14..16	[21].....	[8] - [9]
[10].....	Steigung 18..20	[22].....	[8] / [9]
[11].....	[1] - [2]	[23].....	[9] - [10]
[12].....	[1] / [2]	[24].....	[9] / [18]

In Abbildung 5.1 sind drei Messungen mit Sensor GGS 1000 bei Angebot von 20 ppm Methanol dargestellt. Der Sensor wurde dabei im 20 Sekunden-Zyklus mit den Temperaturen 400°C, 200°C und 300°C betrieben (s. Abb. 4.4).

Abgebildet sind die zwanzig Messpunkte und durch Kreise markiert sechs Merkmale, die zur Identifizierung der organischen Verbindungen verwendet wurden:

- Mittelwert 6..8
- Mittelwert 11..13
- Mittelwert 11..13 - Mittelwert 18..20
- Steigung 4..5
- Steigung 11..13
- Steigung 6..8 - Steigung 11..13



**Abb. 5.1:** Sensor GGS 1000 im Temperaturzyklus 400°C/200°C/300°C und sechs Merkmale zur Separierung

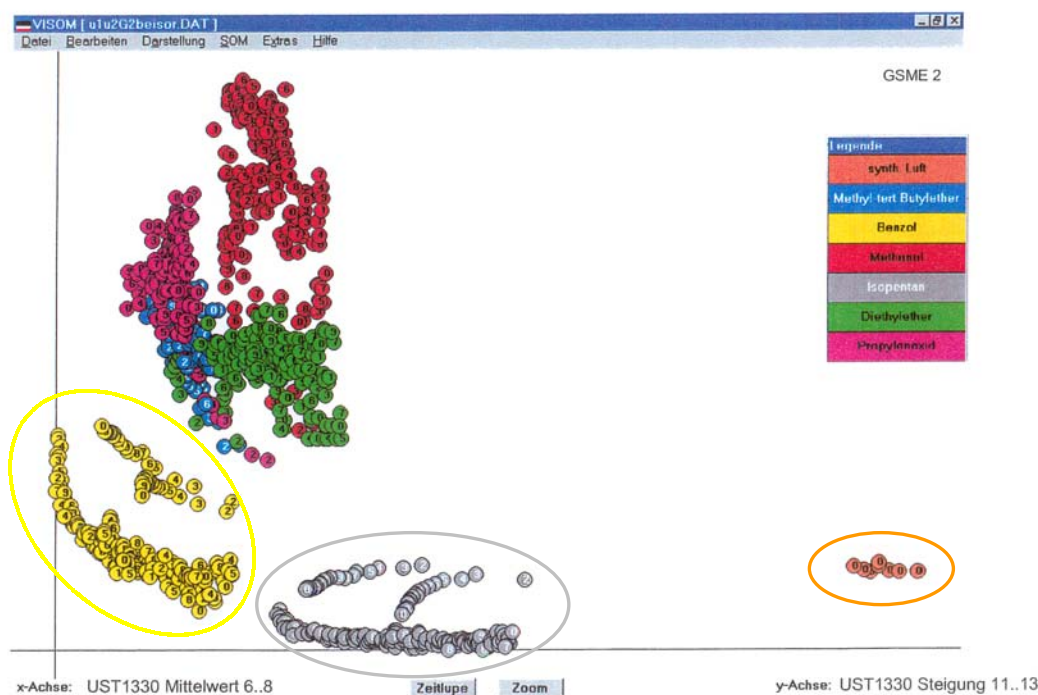
### 5.1.2 Verfahren zur Unterscheidung organischer Verbindungen

Die Analyse der Datenreihen wurde mit dem in Kapitel 2.3.8 der Grundlagen beschriebenen Methode des MSMEV (Merkmalsextrahierendes Mustererkennungsverfahren) durchgeführt. Als Gütemaß wurde der Überlappungsgrad verwendet. Als am besten geeignet hat sich die Verwendung von 4 bis 6 Merkmalen gezeigt. Bei niedrigerer oder höherer Anzahl der verwendeten Merkmale fällt das Gütemaß ab.

Eine eindeutige Identifizierung der Gase mit nur einem Sensorelement konnte jedoch auch bei optimaler Merkmalauswahl nicht erreicht werden. Einzelne Merkmale sind zwar im Signalverlauf sehr gut zur Unterscheidung verschiedener Einzelsubstanzen bzw. von Stoffgruppen geeignet, die Identifizierung aller organischer Substanzen in einem einzigen Schritt ist jedoch nicht gelungen. Daher wurde der Klassifikationsprozess in Teilschritte zerlegt. Von den fünf Sensoren ist auch mit Zerlegung des Klassifikationsprozesses nur Sensor GGS 1000 in der Lage, alle organischen Verbindungen zu identifizieren.

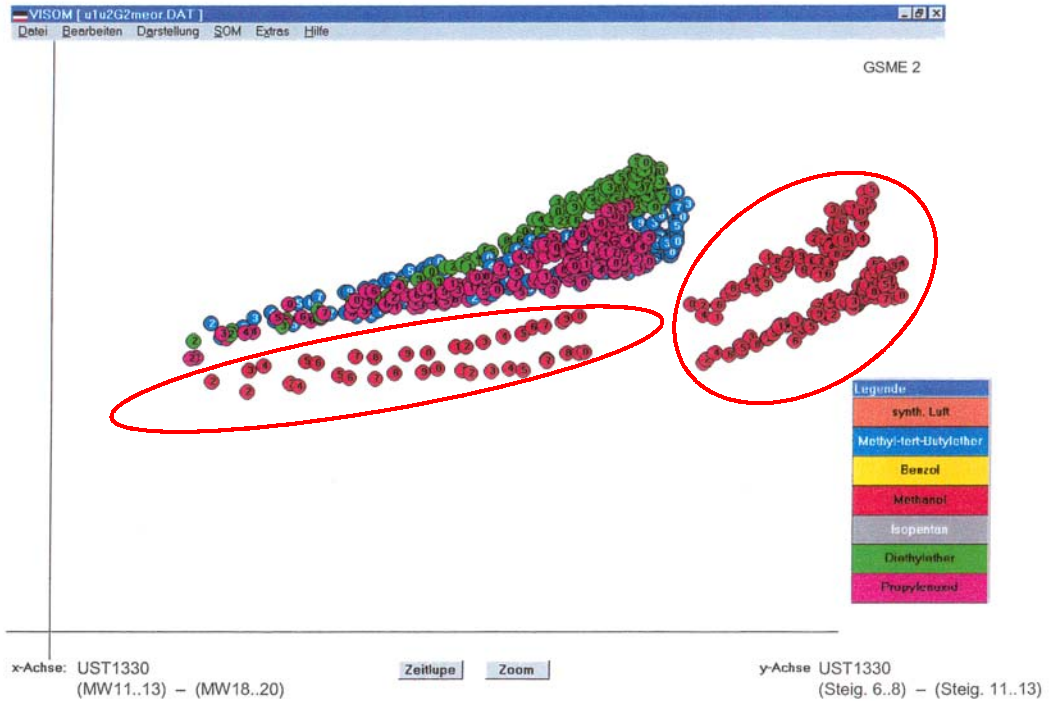
Für die Visualisierung der Merkmalsvektoren und Klassifikatoren wurde das Softwarepaket VISOM [Rüh 96] eingesetzt.

Im ersten Schritt können im Temperaturzyklus 400°C/200°C/300°C (Abb. 4.4) anhand der Merkmale [1] (Mittelwert 6..8) und [8] (Steigung 11..13) die Stoffklassen Luft, Isopentan, Benzol und Untergruppe 1 (Methanol, tert-Butylmethylether, Propylenether, Diethylether) eindeutig voneinander getrennt werden. Dabei sind in der Merkmalsebene die Cluster der Gruppen eindeutig voneinander separiert. Bei Auftragung der beiden ausgewählten Sensor-signale in einer Ebene besteht Überlappungsfreiheit (Abb. 5.2: Abszisse: Mittelwert 6..8, Ordinate: Steigung 11..13).

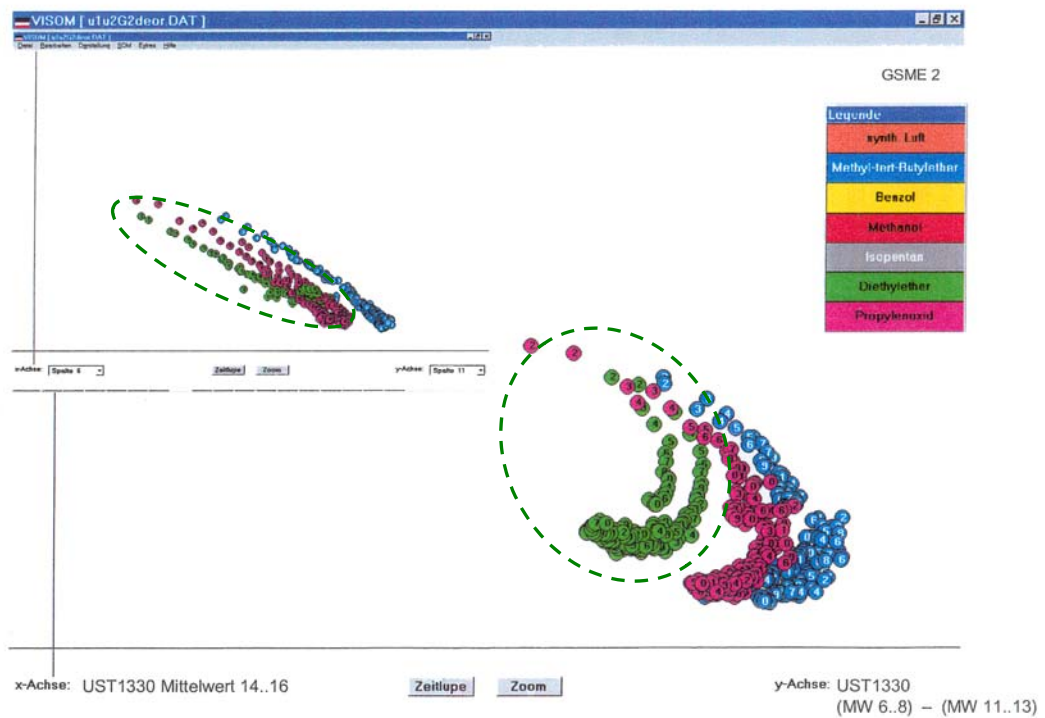


**Abbildung 5.2:** Entscheidung zur Erkennung von synthetischer Luft (orange), Benzol (gelb), Isopentan (grau) und Untergruppe 1 (Methanol, Diethylether, Propylenether, tert-Butylmethylether)

Im zweiten Schritt wird aus der verbliebenen Untergruppe Methanol von den drei Etherverbindungen separiert. Dazu wurden die Merkmale [13] und [19] verwendet (Abb. 5.3: Abszisse: Mittelwert 11..13 - Mittelwert 18..20 ([13]), Ordinate: Steigung 6..8 - Steigung 11..13 ([19])). Auch hier sind die Cluster überlappungsfrei. Die Verteilung ist multimodal.



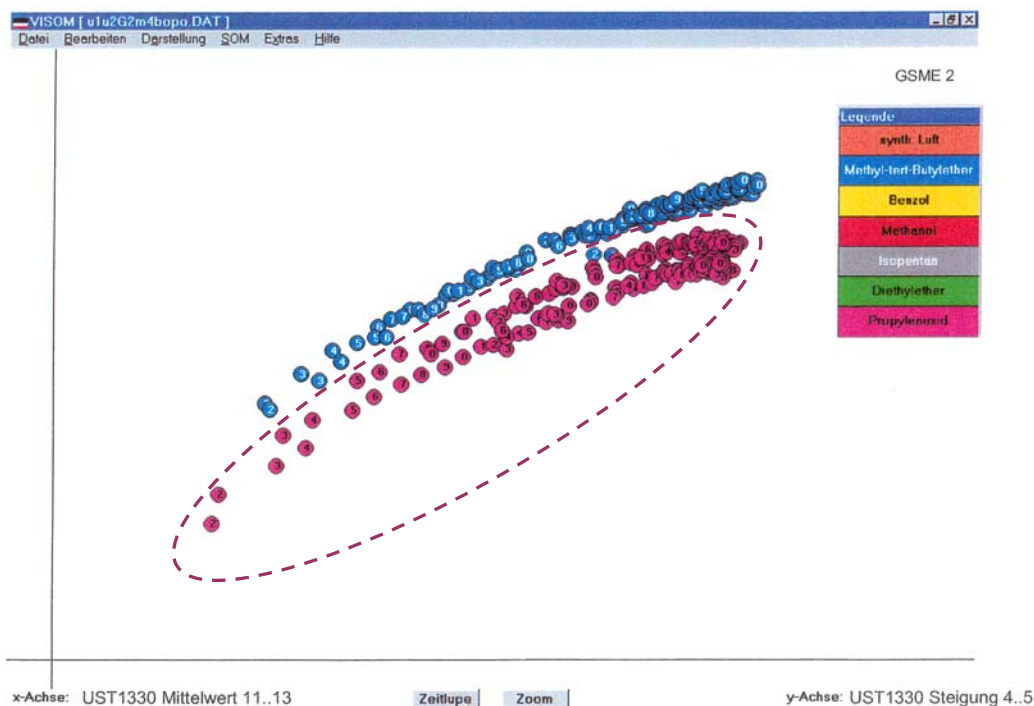
**Abbildung 5.3:** Entscheidung innerhalb Untergruppe 1: Methanol (rot) und Untergruppe 2 (Diethylether, Propylenether, tert-Butylmethylether)



**Abbildung 5.4:** Entscheidung innerhalb Untergruppe 2: Diethylether (grün) und Untergruppe 3 (Propylenether und tert-Butylmethylether)

Die Separierung der drei Etherverbindungen erweist sich als schwierig. In Abbildung 5.4 wird anhand der Merkmale [9] (Steigung 14..16) und [11] (Mittelwert 6..8 - Mittelwert 11..13) die Entscheidung zur Trennung von Diethylether und der restlichen Untergruppe Propylenether und tert-Butylmethylether dargestellt. Jedoch ist diese Entscheidung mit einer höheren Unsicherheit behaftet, da die Merkmale überlappen. In der Abbildung werden die Signale zweier Sensorsysteme gezeigt. Eine eindeutige Identifikation ist nicht möglich.

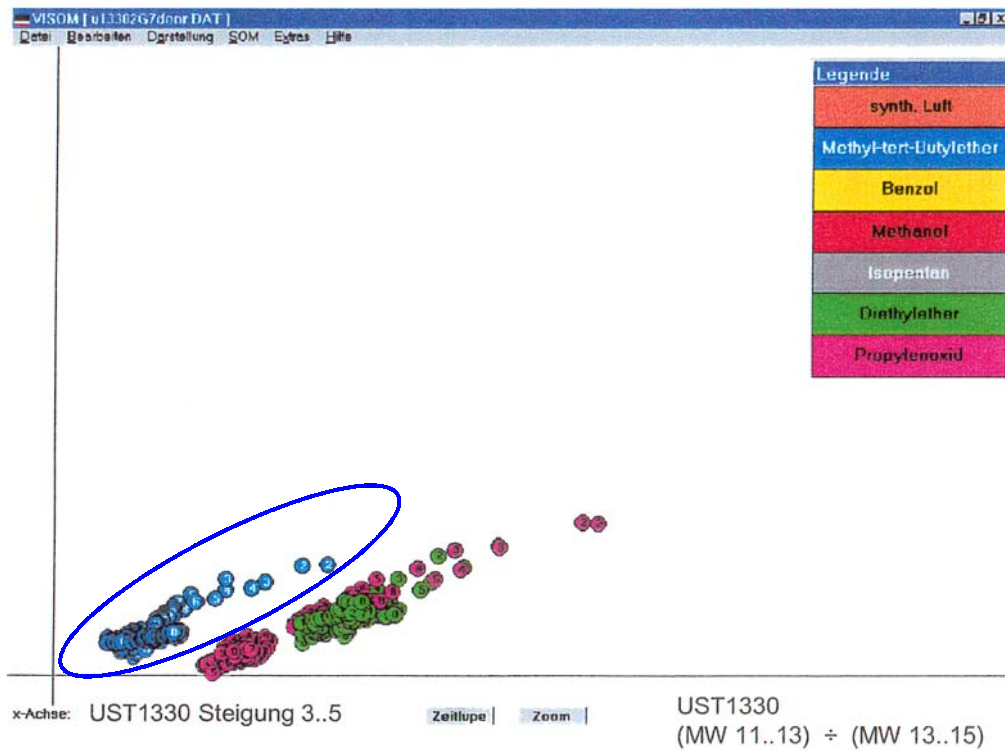
Abbildung 5.5 zeigt die zur Unterscheidung der verbliebenen Substanzen Propylenether und tert-Butylmethylether eingesetzte Entscheidung. Dazu wurden die Merkmale [2] (Mittelwert 11..13) und [6] (Steigung 4..5) herangezogen. Auch hier gibt es eine leichte Überlappung in der Merkmalsebene, so dass die fehlerfreie Identifizierung nicht möglich ist.



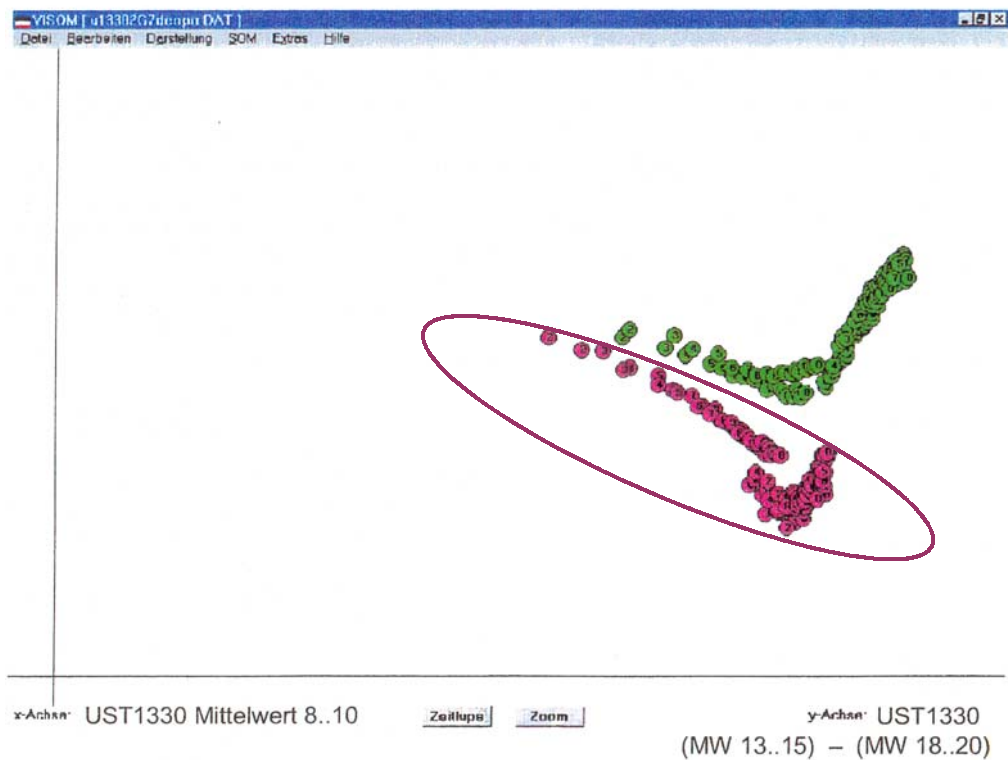
**Abbildung 5.5:** Entscheidung innerhalb Untergruppe 3: Propylenether und tert-Butylmethylether

Wie Abbildung 5.6 zeigt, kann die Separierung der drei Etherverbindungen verbessert werden, wenn nach der erfolgreichen Erkennung von Luft, Benzol und Isopentan in Schritt 1 und Methanol in Schritt 2 der Betriebsmodus der Sensoren verändert wird. Im Zyklus mit den beiden Temperaturen 450°C und 130°C kann durch Verwendung der Merkmale Steigung 3..5 und Mittelwert 11..13 / Mittelwert 13..15 tert-Butylmethylether von der Untergruppe Propylenether und Diethylether separiert werden. Die Cluster der beiden Gruppen sind dabei überlappungsfrei.

Die Trennung der übrigen Verbindungen Propylenether und Diethylether gelingt ebenfalls überlappungsfrei. Hierzu werden die Merkmale [Mittelwert 8..10] und [Mittelwert 13..15 - Mittelwert 18..20] eingesetzt (Abb. 5.7).



**Abbildung 5.6:** Entscheidung innerhalb Untergruppe 2 mit Temperaturzyklus 450°C/130°C: tert-Butylmethylether (blau) und Untergruppe 3 (Diethylether und Propylenether)



**Abbildung 5.7:** Entscheidung innerhalb Untergruppe 3 mit Temperaturzyklus 450°C/130°C: Diethylether und Propylenether

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass durch den hier vorgestellten hierarchisch aufgebauten Klassifikator eine Identifizierung der organischen Verbindungen möglich ist. Der Klassifikator ist als Entscheidungsbaum in Abbildung 5.8 dargestellt.

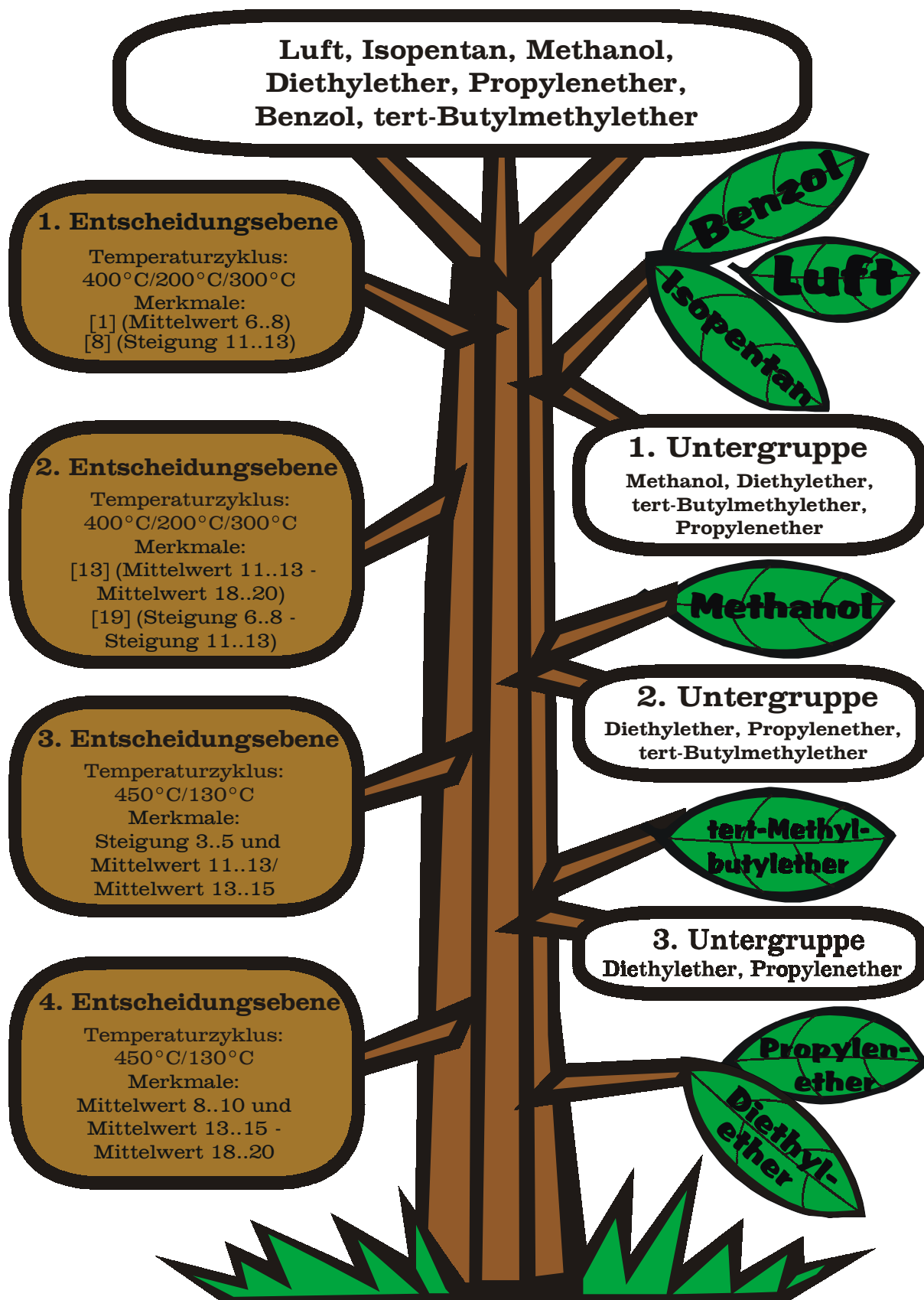


Abbildung 5.8: Entscheidungsbaum zur Separierung organischer Verbindungen

### 5.1.3 Wechselwirkungen von dotierten Zinndioxydsensoren mit organischen Verbindungen

In [Bul 00] wurden n-Butane, 1-butene, iso-butylen, cis- und trans-2-butene über einem Palladium dotierten Zinndioxydsensor untersucht. Diese organischen Verbindungen enthalten je vier Kohlenstoffatome, unterscheiden sich jedoch durch Anwesenheit und Lage ihrer Doppelbindung.

Bei Temperaturen über 400°C zeigen die Sensoren keine Selektivität zu den verschiedenen organischen Verbindungen. Bei Temperaturen unter 300°C wurde beobachtet, dass die Sensitivitäten von n-Butane und trans-2-butene übereinstimmen, während die Sensitivitäten von 1-butene, iso-butylen, cis-2-butene um Faktoren 20 bis 30 größer waren. Diese Unterschiede in den Sensitivitäten beruhen nach Meinung der Autoren auf der chemischen Reaktivität der Moleküle. Die katalytische Verbrennung der Kohlenwasserstoffe auf der Sensoroberfläche wird demnach von Anwesenheit und Lage der Doppelbindung im Molekül bestimmt.

In [Dak 00] wurden Enthalpie- und Entropieänderungen im Adsorptionsprozess von acht verschiedenen n-Alkanen und vier aromatischen Kohlenwasserstoffen auf einer Zinndioxydoberfläche durch gaschromatographische Analyse untersucht. Dabei wurden die Retentionszeiten der Adsorbate in einem Temperaturbereich von 503-543K ausgewertet.

Die Ergebnisse zeigen, dass die chemische Adsorptionsfähigkeit von Zinndioxyd linear mit steigender Prozess Temperatur zurückgeht. Bei gleicher Temperatur steigt die chemische Adsorptionsfähigkeit linear mit steigender Anzahl der C-Atome der Adsorbate.

In [Hei 00] wurde die Reaktion dotierter und undotierter Zinndioxydsensoren auf eine große Zahl verschiedener Kohlenwasserstoffe bei verschiedenen Temperaturen untersucht. In dieser Arbeit wurde keine Temperaturmodulation eingesetzt, um eine Trennung verschiedener Gase zu erreichen, sondern es wurden grundlegende Untersuchungen zur Abhängigkeit der Sensorsignale von unterschiedlichen funktionellen Gruppen und der CH-Kettenlänge bei gleichen funktionellen Gruppen durchgeführt.

Untersucht wurden in der Arbeit Alkane, Alkohole, Aldehyde, Ester und Ketone. Es wurde festgestellt, dass sich die Signale unterschiedlicher organischer Verbindungen bei gleichen Kettenlängen für gleiche Sensortemperaturen deutlich unterscheiden. Bei einem Vergleich von Gasen mit gleichen funktionellen Gruppen und verschiedenen Kettenlängen (C<sub>8</sub> bis C<sub>14</sub>) wurde ermittelt, dass die relativen Leitwertänderungen mit steigender Anzahl der C-Atome zunehmen. Bei niedrigeren Temperaturen wurde beobachtet, dass die relativen Leitwertänderungen bei Molekülen mit verschiedenen funktionellen Gruppen größer waren als bei Molekülen mit gleichen funktionellen Gruppen und unterschiedlich langen Kohlenwasserstoffresten. Außerdem konnte beobachtet werden, dass die Selektivität der dotierten Sensoren mit sinkender Temperatur steigt.

#### 5.1.4 Separierung organischer Substanzen anhand ihrer funktionellen Gruppen und verschiedener Anzahl der C-Atome

In der vorliegenden Arbeit wurde zum ersten mal ein hierarchischer Klassifikator zur Identifizierung der sechs organischen Verbindungen Benzol, Isopentan, Methanol, Diethylether, Propylenether und tert-Butylmethylether in einem Konzentrationsbereich von 2 bis 20 ppm unabhängig von der Luftfeuchtigkeit mit nur einem Sensorelement eingesetzt. Zur Unterscheidung der organischen Verbindungen anhand ihrer funktionellen Gruppen und anhand von verschiedenen langen Kohlenwasserstoffketten bei organischen Verbindungen mit gleichen funktionellen Gruppen wurde der Sensor temperaturmoduliert betrieben.

Wie in den Grundlagen (Kap. 2.1.2) dargelegt, unterscheiden sich organische Verbindungen primär durch ihre funktionellen Gruppen. Diese Einteilung der Moleküle der organischen Chemie wurde festgelegt, weil die funktionellen Gruppen weitgehend unabhängig von der Konstitution des gesamten Moleküls die charakteristischen physikalischen und chemischen Eigenschaften des letzteren determinieren. Die Reaktivität organischer Verbindungen ist eine Folge der Eigenschaften ihrer funktionellen Gruppen.

Die funktionellen Gruppen der in dieser Arbeit verwendeten organischen Substanzen sind: **C-OH** (Methanol) und **C-OC-** (Propylenether, Diethylether und tert-Butylmethylether). Pentan und Benzol enthalten lediglich **C-C** und **C-H**-Bindungen. Benzol nimmt aufgrund seiner Ringstruktur mit Doppelbindungen eine Sonderstellung ein, da seine Reaktivität stark durch die Ringstruktur beeinflusst wird.

Wie der Entscheidungsbaum in Kapitel 5.1.2 zeigt, lassen sich die organischen Verbindungen zunächst anhand ihrer funktionellen Gruppen separieren, wobei der Klassifikator für diese Entscheidungen Überlappungsfreiheit zeigt. Die Datencluster in der zweidimensionalen Entscheidungsebene, die durch verschiedene Merkmale im Temperaturzyklus aufgespannt wird, sind räumlich deutlich voneinander getrennt. Dies gilt bei jeder der sechs Verbindungen für den gesamten Konzentrationsbereich zwischen 2 und 20 ppm und bei verschiedenen Luftfeuchten.

In der ersten Entscheidungsebene werden die Klassen „unbelastete Raumluft“, „Isopentan“, „Benzol“ und „Untergruppe 1“ mit den übrigen Substanzen (Diethylether, Propylenether und tert-Butylmethylether) erkannt. Diese Klassifikation kann durch zwei Merkmale in einem 20-sekündigen Temperaturzyklus mit den Temperaturen 400°C/200°C/300°C sicher erreicht werden. In der zweiten Entscheidungsebene werden die Klassen „Methanol“ und „Untergruppe 2“ mit den drei verschiedenen Ether-Verbindungen voneinander getrennt. Auch hier ist die Klassenzuordnung eindeutig ohne eine Überlappung der Datencluster in der Entscheidungsebene möglich.

Es wird vermutet, dass die relativ einfachere Separierbarkeit in den ersten beiden Entscheidungsebenen des Klassifikators durch die chemische Verschiedenheit aufgrund unterschiedlicher funktioneller Gruppen erreicht wird. Dies steht in guter Übereinstimmung zu den in Kapitel 5.1.3 angeführten Literaturquellen.

Die Trennung der Ether-Verbindungen erweist sich als schwieriger. Es kann keine Merkmalskombination gefunden werden, die eine sichere Unterscheidung ermöglicht, da die Merkmale überlappen. Durch Umschalten in einen zweiten Temperaturzyklus mit 130°C/450°C kann jedoch zunächst die Identifizierung von tert-Butylmethylether und anschließend in einer vierten Entscheidungsebene Diethylether und Propylenether überlappungsfrei erreicht werden.

Die Unterscheidung der Ether-Verbindungen ist sehr viel schwieriger, da die Merkmale in den Kennlinien des Sensors bei Anwesenheit dieser Gase dicht beieinander liegen. Sie gelingt erst in einem Temperaturzyklus mit einer sehr viel niedrigeren unteren Temperatur von 130°C. Es liegt nahe und ist mit guter Übereinstimmung mit der Literatur, anzunehmen, dass dies erst beim Übergang zur niedrigeren Temperatur von 130°C gelingt, da in diesem sehr niedrigen Temperaturbereich die Selektivität der Sensoren am größten ist. In diesem Temperaturbereich ermöglichen die nur sekundär zur Reaktivität beitragenden Längen der Kohlenwasserstoffketten [Hei 00] einen ausreichend großen Effekt zur Unterscheidung der Sensorkennlinien.

Bei Temperaturen über 400°C geht die Selektivität der Sensoren verloren, da alle Kohlenwasserstoffe auf der Sensoroberfläche vollkommen oxidiert werden. Diese Tatsache wird auch bei selbstreinigenden Backöfen ausgenutzt [Blo 00]. Die Reaktionen auf der Sensoroberfläche hängen von der chemischen Reaktivität der Gasmoleküle ab (z.B. von funktionellen Gruppen, Anwesenheit und Lage von Doppelbindungen, Geometrie, ...), wobei die tatsächlichen Vorgänge für verschiedene Gase kaum bekannt sind.

Unterhalb von 400°C nimmt die Selektivität mit sinkender Temperatur zu [Bul 00]. Das liegt daran, dass bei niedrigerer Temperatur die Aktivierungsenergie zu einer Reaktion mit der Sensoroberfläche nicht ausreicht, so dass es zu keiner oder nur zu einer unvollständigen Oxidation kommt und damit zu einem geringeren Sensorsignal. Dies wird auch durch die in der Literatur beschriebene sinkende Sensitivität bei niedrigeren Temperaturen bestätigt. Der Punkt, ab welchem die Oxidation nicht mehr vollständig abläuft, hängt von der chemischen Reaktivität der organischen Verbindungen ab und somit in erster Linie von den funktionellen Gruppen, jedoch auch von der Anzahl der C-Atome in den Kohlenwasserstoffketten.

Beim Durchfahren der Temperatur in einem Zyklus reagieren die bei niedrigeren Temperaturen physisorbierten Gasmoleküle mit der Sensoroberfläche, so dass eine für verschiedene Gase individuelle Kennlinie entsteht. Die Verwertung dieser Kennlinie durch Betrachtung signifikanter Punkte im Temperaturzyklus ermöglicht, wie in Kapitel 5.1.2 gezeigt, die Trennung verschiedener Substanzen, ohne dass die ablaufenden chemischen Prozesse auf der Sensoroberfläche exakt bekannt sein müssen.

Mit dieser Arbeit wurde die prinzipielle Eignung der Anwendung eines hierarchischen Klassifikators in Kombination mit Temperaturmodulationsverfahren zur Trennung chemisch eng verwandter Substanzen im Labor gezeigt.

Im Hinblick auf eine technische Umsetzung weist der oben beschriebene hierarchische Klassifikator noch nicht die nötige Robustheit auf. Hier sind zunächst noch weitere intensive Untersuchungen z.B. zum Alterungsverhalten durchzuführen. Außerdem haben die eingesetzten kommerziellen Halbleitersensoren relativ große Volumina, was eine merkliche Trägheit bei Änderungen der Heizleistungen (vor allem bei Temperaturverringerung durch zeitweise Abschalten der Heizspannung) bedingt.

Durch die Fortschritte, die in den letzten Jahren bei der Entwicklung von Membransubstraten in Siliziumtechnologie gemacht wurden, sind in Zukunft Sensorsubstrate zu erwarten, die aufgrund ihrer geringen Baugröße und damit verbundenen niedrigeren Trägheit bei Temperaturwechsel deutlich schnellere Temperaturzyklen erlauben [Hei 97]. Damit lassen sich die Vorteile von schnellen Temperaturänderungen von Membransubstraten mit der hohen Sensitivität von Dickschicht-Metalloxidsensoren kombinieren. Die bisherigen Erfahrungen lassen erwarten, dass mit dieser Technologie der beschriebene Ansatz Erfolg versprechend in Anwendungen umgesetzt werden kann.

## 5.2 Entwurf und Verifizierung eines Sensorsystems für belastete Raumluft

Die Überwachung belasteter Raumluft hat in den letzten Jahren immer größere Bedeutung erlangt. Dies steht im engen Zusammenhang mit den Fortschritten, die bei der Verwendung von Halbleitersensoren gemacht wurden. Dabei wird häufig versucht, durch die Sensorbetriebsweise den Informationsgehalt zu erhöhen, z.B. durch die Abfrage der sensitiven Schicht mit einer Wechselspannung (Impedanzspektroskopie) oder durch das Betreiben des Sensors in einem Temperaturzyklus. Letztere Methode wurde in dieser Arbeit verwendet, um die Trennung verschiedener organischer Verbindungen unter definierten Bedingungen durchzuführen.

Sollen chemisch stark unterschiedliche Gase gleichzeitig detektiert werden, so ist dies mit einem Sensorelement oft nicht möglich. Hier kommen häufig Multisensorsysteme zum Einsatz, die aus unterschiedlichen Halbleitersensoren mit verschiedenen Selektivitäten zusammengesetzt sind.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde in Kooperation mit der Firma Electrolux ein Sensorsystem zur Steuerung einer kommerziellen Dunstabzugshaube entwickelt.

Da im Hinblick auf eine technische Umsetzung der oben beschriebene hierarchische Klassifikator noch nicht die nötige Robustheit aufweist, wurde zur Realisierung des Ziels eine Lösung mit mehreren kommerziellen Halbleitersensoren ohne Temperaturzyklus durch Schwellwertentscheidungen realisiert.

Der Erfolg dieses Ansatzes zeigt sich daran, dass diese technische Lösung von der Firma Electrolux als Europapatent angemeldet wurde (Anhang 5, [ELE 99]). Die Arbeiten wurden von Dr. Elmar Junker und Herrn Neil A. Ovenden von der Firma Electrolux unterstützt.

Bei der Wahl der optimalen Betriebsweise der Sensoren müssen die Randbedingungen der Messaufgabe berücksichtigt werden. Die oben beschriebene Methode eignet sich zur Unterscheidung einzelner Substanzen anhand eines hierarchischen Klassifikators, unter den Bedingungen, dass die Sensoren einen stabilen Zustand sowohl bei unbelasteter Raumluft (Nullpunkt) als auch durch das Gasangebot (Signal) erreichen. Schnelle transiente Signaländerungen können von den oben beschriebenen Algorithmen nicht erfasst werden. Für solche Anwendungen muss eine andere Strategie entwickelt werden. Außerdem ist zu berücksichtigen, dass im Produkt ein preiswerter  $\mu$ -Controller mit geringer Rechenleistung und Speicherkapazität eingesetzt werden soll, so dass die Signalverarbeitung sehr viel einfacher gestaltet werden muss.

Wie oben schon angesprochen ist die Wahl der Sensortemperatur von entscheidender Bedeutung für Selektivität und Sensitivität. Bei niedrigen Sensortemperaturen nimmt meist die Selektivität der Sensoren für einzelne Gase zu. Bei höheren Sensortemperaturen nimmt die Selektivität kontinuierlich ab, die Sensitivität jedoch zu. Gleiche Gasangebote führen somit zu höheren relativen Leitwertänderungen. Für die optimale Betriebstemperatur der Sensoren in der Dunstabzugshaube ist nicht die maximale Diskriminierung einzelner Substanzen, sondern die Unterscheidung von Stoffgruppen (z. B. anhand von funktionellen Gruppen) entscheidend.

Beim Braten von Fleisch z.B. entstehen allein über 120 organische Verbindungen. Diese können und sollen von den Sensoren nicht unterschieden oder detektiert werden. Vielmehr müssen grundsätzlich verschiedene Garprozesse (Braten von Fleisch, Dünsten von Gemüse, Kochen von Nudeln), die zu unterschiedlichen Zusammensetzungen der Atmosphäre in der Kü-

che führen, voneinander getrennt werden. Daher gilt es, die Sensortemperatur so zu wählen, dass die Selektivität für Einzelgase nicht zu groß ist (d. h. sie darf nicht zu niedrig sein), andererseits aber eine Unterscheidung verschiedener Stoffgruppen noch möglich ist (d. h. sie darf nicht zu hoch sein). Bei der Wahl der Sensortemperatur ist außerdem zu berücksichtigen, dass die Sensoren in einer extrem fetthaltigen Atmosphäre arbeiten müssen. Damit sich die Sensoroberfläche nicht mit Adsorbaten zusetzt, muss der Sensor über einer Temperatur von ca. 420°C betrieben werden, da bei diesen Temperaturen die vollständige Pyrolyse von Fetten abläuft [Blo 00]. Dies kann auch dadurch geschehen, dass ein Sensor in einem Temperaturzyklus betrieben oder in regelmäßigen Abständen (z.B. ein mal am Tag) auf die notwendige Temperatur geheizt wird.

### 5.2.1 Überwachung belasteter Raumlufte: Konzepte und technische Lösungen

Der Einsatz von Gasetektoren in häuslichen Umgebungen wurde zuerst in Japan gesetzlich vorgeschrieben, da wegen der unvollständigen Verbrennung von Erdgas in Küchen in den 70er Jahren mehrere Todesfälle durch CO-Vergiftung zu beklagen waren.

Die CO-Überwachung von Haushalten ist ein Beispiel für die Anwendungen der Gassensorik in sicherheitsrelevanten Bereichen. Weitere Beispiele dafür sind die Überwachung von Erdgaslecks (CH<sub>4</sub>) in Haushalten mit Gasversorgung und die Branddetektion in Braunkohlekraftwerken ([Kel 96]) oder in Flugzeugen.

Andere Anwendungen der Überwachung belasteter Raumlufte mit Gassensoren sind: Systeme zur automatischen Lüftungsclappensteuerung im Kfz-Bereich [Die 97]. Hier detektieren die Sensoren eine erhöhte Konzentration von Schadgasen in der Außenluft und schalten die Kabinenlüftung von Außenluftzufuhr auf Umluftbetrieb. Des Weiteren die Überwachung von Filtern von Atemschutzmasken und die Überwachung des CO<sub>2</sub>-Gehalts in Seminarräumen. Hier wird die automatische Belüftung nach Feststellung des Zustands „Raumlufte verbraucht“ aktiviert. Außerdem finden Halbleitersensoren ihren Einsatz bei der Überwachung der Luftfeuchte in der Gebäudeklimatisierung.

#### 5.2.1.1 Physikalische Methoden

Physikalische Methoden zur Überwachung belasteter Raumlufte zeichnen sich im allgemeinen durch aufgrund der erforderlichen Geräte hohe Kosten und oft komplexe und damit umfangreiche Datenverarbeitung aus. Solche Systeme werden eingesetzt für Aufgabenstellungen mit hohen Anforderungen an Selektivität und Sensitivität, z.B. in der Umweltanalytik.

Die Quantifizierung von Einzelstoffen und Stoffgemischen ist nur mit großem Messaufwand zu erreichen. Ein sehr leistungsfähiges Gerät für die Gasanalyse ist der *Gaschromatograph mit Massenspektrometer (GC-MS)*. Chromatographische Trennverfahren beruhen auf einer wiederholten Verteilung der zu trennenden Substanzen in einer Mischung zwischen einer mobilen und einer stationären Phase in kontinuierlicher Arbeitsweise [Scho 87]. Bei der GC-MS-Analyse werden Gasgemische in der stationären Phase der gaschromatographischen Trennsäule aufgrund ihrer physikalischen Eigenschaften (Flüchtigkeit bzw. Polarität) getrennt und anschließend an das Massenspektrometer übergeben. Dort werden die Moleküle im Vakuum ionisiert und ihr Masse zu Ladung Verhältnis bestimmt. Mit dessen Hilfe können unter Verwendung einer Datenbank die Moleküle identifiziert werden. Man erhält eine Kombination aus Chromatogramm und Massenspektrum, aufgrund derer eine Stoffidentifizierung in

aus Chromatogramm und Massenspektrum, aufgrund derer eine Stoffidentifizierung in komplexen Gemischen ebenso möglich ist wie die Ermittlung quantitativer Aussagen bis in den Bereich von Nanogramm.

Weitere physikalische Methoden zur Überwachung belasteter Raumluft sind folgende:

- Gaschromatographie mit ... Flammenionisationsdetektor (FID), Photoionisationsdetektor (PID) oder Wärmeleitfähigkeitsdetektor (WLD)
- Massenspektrometer (MS)
- Infrarot- und Fourier-Transform-Infrarot-Spektrometer (IR, FTIR)
- Ionenmobilitätsspektrometer (IMS)

Allen diesen physikalischen Methoden ist gemeinsam, dass mit hohem gerätetechnischen Aufwand die Analyse von Gaszusammensetzungen mit hoher Trennbarkeit und quantitative Bestimmung von einzelnen Komponenten erreicht werden können. Für den breiten Einsatz zur Raumluftüberwachung in Haushalten sind sie jedoch aufgrund der hohen Kosten nicht geeignet.

Verschiedene Herstellern haben in der Vergangenheit preiswerte physikalische Methoden zur Automatisierung von Dunstabzugshauben untersucht und patentiert. Diese Methoden können den hohen Ansprüchen der oben beschriebenen nicht gerecht werden. Weder die Ermittlung der Stoffzusammensetzung noch die quantitative Erfassung des Gasraums sind möglich. Die Detektion von Garprozessen über den Kochfeldern wird hier durch Temperatursensoren, Feuchtesensoren, Ultraschallsensoren und Partikelsensoren realisiert.

Außer den hier näher vorgestellten Lösungen gibt es weitere Patente zu automatischen Dunstabzugshauben, die aber nicht auf der Analyse der vom Gargut produzierten Dämpfe basieren, wie z.B. eine Temperatursensoreinheit, die die Temperatur der Kochplatten misst oder eine Messanordnung, die auf Stromzufuhr zu den Kochplatten reagiert. Der Nachteil solcher Lösungen ist, dass die Sensoranordnung zur Steuerung der Dunstabzugshaube nicht in die Haube integriert ist, so dass eine Installation der Sensoreinheit vorgenommen, oder ein Komplettsystem – Haube mit Ofen – eingesetzt werden muss.

#### 5.2.1.1.1 Ultraschallsensoren

Piezoschwinger dienen in einer Anhaltphase als Ultraschallsender und in einer zweiten Phase als Ultraschallempfänger. Auf der gegenüber liegenden Seite der Messstrecke wird das Signal zum Sender zurück reflektiert. Durch Vergleich von Ausgangs- und Eingangssignal wird festgestellt, ob sich die physikalischen Bedingungen auf der Messstrecke durch einen Garvorgang verändern.

Diese Methode misst vor allem Partikel und Dichteschwankungen, die durch Temperaturveränderungen und Konvektion in den Strömungsfahnen von Garprozessen hervorgerufen werden. Je nach Stärke der Signaländerungen wird die Ventilationsgeschwindigkeit geregelt. Eine Differenzierung zwischen Prozessen mit Entwicklung unterschiedlicher Gase, z.B. Wasser-

oder Fettdämpfe, ist ebenso wenig möglich wie die Detektion von Prozessen mit starker Geruchsentwicklung.

Patente: EP0727620, EP0603558

#### 5.2.1.1.2 Temperatursensoren

Temperatursensoren können ausgelegt als Pt10-Heizwiderstand zu Pfennigpreisen eingekauft werden. Durch das Auslesen des Widerstands z.B. in einer Brückenschaltung kann die Temperatur sehr schnell und genau und wegen der geringen Baugröße lokal gemessen werden.

Die Ventilatorgeschwindigkeit der Dunstabzugshaube wird nach *GB2002106* durch Messung der Temperatur eines Sensorelements über den Kochfeldern geregelt. Bei Überschreiten eines Schwellwertes wird die Haube automatisch gestartet. Diese Methode hat den Nachteil, dass in Küchen allein schon durch tageszeitliche und jahreszeitliche Schwankungen große Temperaturunterschiede auftreten können, wodurch die Regelung der Haube kaum möglich erscheint.

Eine Verbesserung zu dieser Methode wird in *DE2518750* beschrieben. Hier sind mindestens zwei Temperatursensoren vorgesehen, einer über den Kochfeldern zur Bestimmung der Temperatur der aufströmenden Luft, ein zweiter zur Messung der Umgebungstemperatur. Durch die Ermittlung der Temperaturdifferenz kann unabhängig von sich ändernden Umgebungstemperaturen auf einen ablaufenden Garprozess geschlossen werden.

Patente: GB2002106, 2518750 (deutsche Auslegeschrift)

#### 5.2.1.1.3 Feuchtesensoren

Feuchtesensoren sind häufig Polymerblättchen, deren Kapazität sich aufgrund der relativen Luftfeuchte ändert. Ein solcher Feuchtesensor wurde auch im Rahmen in dieser Arbeit zur Überwachung der Garprozesse eingesetzt (vgl. Kap. 3.1.2). Dieser Sensor kostet in kleinen Stückzahlen ca. 50 €, was für die Anwendung zur Überwachung belasteter Raumluft bei weitem zu viel ist. Es gibt auch preiswertere Varianten mit geringerer Genauigkeit.

Prinzipiell kann auch ein Halbleiter zur Ermittlung der Luftfeuchte eingesetzt werden. Dies zeigen die Messungen in Kapitel 4.2.4. Das Signal des Sensors GGS 3000 stimmt qualitativ sehr gut mit dem Signal des Feuchtesensors überein. Hierbei müssen jedoch die „Querempfindlichkeiten“ berücksichtigt werden, nämlich die reduzierenden und oxidierenden Gase, die der Sensor eigentlich detektieren soll.

Messungen der Luftfeuchte über dem Gargut (Abb. 4.11) haben gezeigt, dass die Luftfeuchte sich beim Braten von Fett in Abhängigkeit vom Gargut nur leicht ändert, so dass allein durch den Einsatz von Feuchtesensoren in einem solchen Fall die Detektion des Garprozesses nicht erreicht werden kann.

Patente: GB2209070, 7633882 (deutsches Gebrauchsmuster)

#### 5.2.1.1.4 Partikelsensoren:

Wie in Kapitel 2.1 dargestellt, entstehen bei Garprozessen auch große Mengen von schweren hochmolekularen organischen Partikeln. Die Detektion dieser Aerosole wird in *US3625135* zur Steuerung einer automatischen Dunstabzugshaube ausgenutzt. Hier wird die Ventilationsgeschwindigkeit in Abhängigkeit der Konzentration der Aerosole geregelt.

Der Sensor ist ein Halbleiter Aerosol Partikel Sensor. Er ist aufgebaut aus einer isolierenden Glasschicht, auf der eine Metalloxidschicht, z.B. Zinndioxid, aufgebracht wird. Diese Metalloxidschicht steht in Kontakt zur Umgebungsluft. In der Metalloxidschicht ist ein Heizelement eingelassen, das den Sensor auf seine Betriebstemperatur heizt. Das Messsignal ist der variierende Heizwiderstand der Heizstruktur als Funktion der Anzahl verbrannter Aerosolpartikel auf der Sensoroberfläche.

Mit Partikelsensoren können lediglich Aerosole, also z.B. Rauch und unverbrannte Hydrokarbonate nachgewiesen werden. Diese entstehen vor allem beim Braten (vgl. Kap. 2.1). Garprozesse bei denen ausschließlich Wasserdampf entsteht (z.B. beim Kochen von Suppen oder Nudeln) können nicht detektiert werden, da hier nahezu keine Aerosole entstehen.

Patent: US3625135

Alle hier vorgestellten physikalischen Methoden sind preiswert und kommen von daher für die Überwachung belasteter Raumluft in Frage. Jedoch haben alle diese Methoden gegenüber den Halbleitergassensoren den Nachteil, dass keine oder nur eine unzureichende Trennung verschiedener Garprozesse erreicht werden kann.

Wie in Kapitel 5.2.4 dargestellt ist mit den hier eingesetzten Halbleitergassensoren nicht nur die Unterscheidung von Wasser- und Fettdämpfen sondern eine wesentlich genauere Bestimmung des Garprozesses möglich, was eine deutliche Verbesserung gegenüber rein physikalischen Sensorsystemen bedeutet.

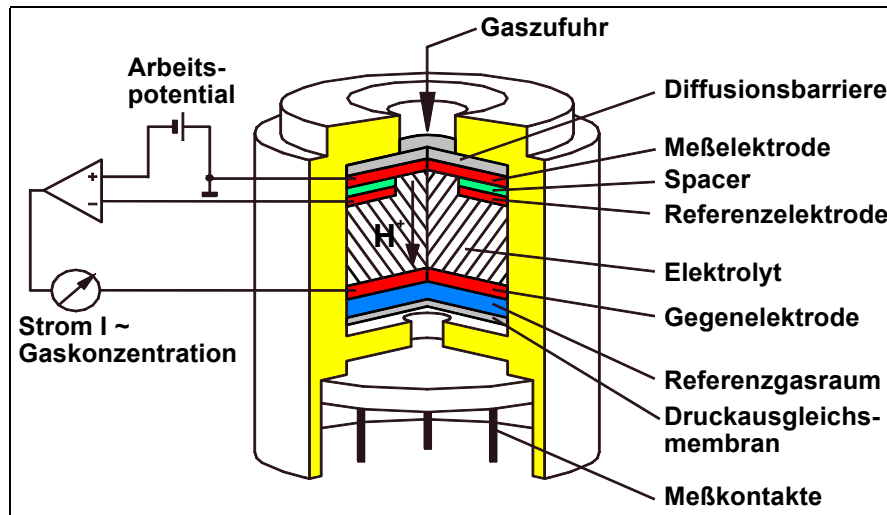
#### 5.2.1.2 Chemische Methoden

Unter dem Begriff „chemische Methoden“ sind diejenigen Methoden zur Gasanalyse zusammengefasst, die eine Detektion aufgrund chemischer Reaktionen der Sensoren mit Komponenten des zu analysierenden Gasraums ermöglichen. Zu diesen Sensoren können außer den in dieser Arbeit verwendeten Halbleitergassensoren folgende gezählt werden: Elektrochemische Zellen, massensensitive Sensoren wie Surface Acoustic Wave (SAW) und Quarz Mikro Balance (QMB) Sensoren und Sensoren mit Farbreaktion, wie z.B. optochemische Sensoren.

Bis zu dieser Arbeit gab es keine Anwendung, in der chemische Sensoren zur Steuerung einer Dunstabzugshaube eingesetzt wurden.

### 5.2.1.2.1 Elektrochemische Zellen

Elektrochemische Sensoren (s. Abb. 5.9) werden wie Prüfröhrchen mit Farbreaktion unter anderem im Arbeitsschutz eingesetzt. Die Zellen eignen sich aufgrund ihrer Handlichkeit und ihres niedrigen Stromverbrauchs ganz besonders für den Einsatz in tragbaren Gasmess- bzw. Gaswarngeräten.



**Abbildung 5.9:** Dielektrodenanordnung einer elektrochemischen Zelle mit Flüssigkeitselektrolyten

Das Messsignal dieser Sensoren ist ein Ionenstrom (amperometrisches Prinzip). Die nachzuweisenden Gasmoleküle reagieren an einer porösen Elektrode, die gleichzeitig im Kontakt mit dem Elektrolyten steht. Dort entstehen Ionen, die unter dem Einfluss des äußeren Feldes zur Gegenelektrode wandern. Der Zustrom des Gases ist durch eine Diffusionsmembran begrenzt. Deshalb ist der Ionenstrom proportional der Gaskonzentration, solange der Katalysator eine genügend hohe Umsatzrate aufweist. Das angelegte Arbeitspotential der Zelle bestimmt, welche der anwesenden Gase an der Messelektrode Ionen bilden können. Die Reaktionsrate und damit der Ionenstrom zwischen Reaktions- und Gegenelektrode ist linear abhängig vom Partialdruck des Gases.

Aufgrund der gut verstandenen meist einfachen chemischen Reaktionen des nachzuweisenden Gases an der Reaktionselektrode eignen sich elektrochemische Zellen für den selektiven Nachweis einzelner Gaskomponenten bei geringen und meist sehr genau spezifizierten Querempfindlichkeiten.

Der Einsatz von elektrochemischen Zellen für die Überwachung belasteter Raumluft in dieser Anwendung ist aus mehreren Gründen nicht sinnvoll. Elektrochemische Zellen sind deutlich teurer als Halbleitersensoren. Der Einsatz in einer kommerziellen Dunstabzugshaube für Haushalte würde deren Preis mehr als verdoppeln. Zudem müssen sie gewartet werden. Durch Austrocknen oder durch Verbrauch des Elektrolyten werden die Zellen bei normalen Bedingungen nach einem Zeitraum von etwa einem Jahr unbrauchbar. Unter extremen Bedingungen (geringe Luftfeuchte, hohe Temperaturen, hohe Gaskonzentrationen, usw.) sind nur wesentlich geringere Betriebszeiten erreichbar. Außerdem ist wie oben schon erwähnt der selektive Nachweis einzelner Gase für die Anwendung der Automatisierung einer Dunstabzugshaube nicht der richtige Ansatzpunkt.

#### 5.2.1.2.2 Halbleitergassensoren

Die Funktionsweise von Halbleitergassensoren wird ausführlich in Kapitel 2.2 beschrieben. Sie sind aufgrund ihrer Eigenschaften ideal zur Überwachung belasteter Raumluft geeignet. Sie können preiswert in großen Stückzahlen hergestellt werden, sind nahezu unbegrenzt haltbar und müssen nicht gewartet werden. Das Messsignal ist der Widerstandes der sensitiven Schicht, der durch eine einfache Schaltung ermittelt und leicht digitalisiert werden kann, so dass er direkt der Auswertung in einem Mikrocontroller zur Verfügung steht.

### 5.2.2 Messtechnische Bewertung von Garprozessen, Zuordnung von Sensorsignalen und Entwicklung von Schaltkriterien für die Dunstabzugshaube

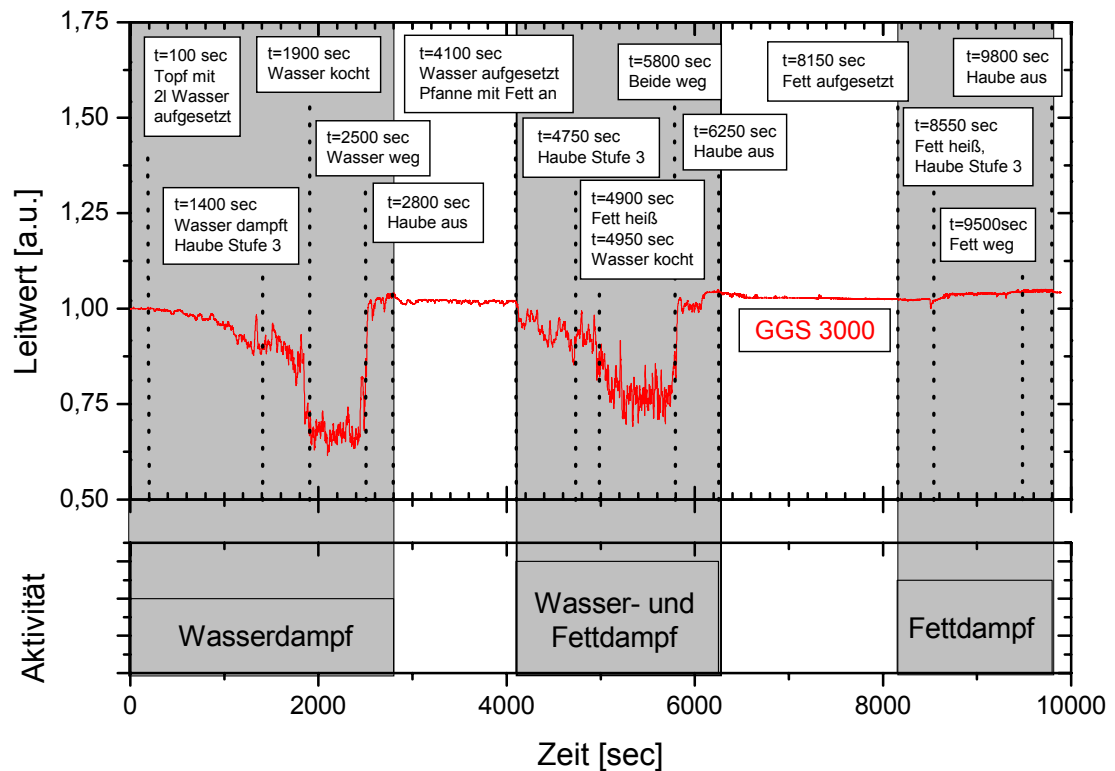
Die Entwicklung von Kriterien für das Ein- und Ausschalten sowie die Wahl der richtigen Ventilatorgeschwindigkeit der Dunstabzugshaube kann nicht a priori ohne die Betrachtung der Sensorsignale erfolgen. Ihr zugrunde liegt zunächst die subjektive Beurteilung der Raumluft während Garprozessen. Diese wird von verschiedenen Personen durchaus unterschiedlich bewertet, weshalb ein Austausch der Beurteilungen der Raumluftbelastung von verschiedenen Personen von Beginn an Grundlage der Studien war.

Die Dunstabzugshaube kann in vier verschiedenen Stufen betrieben werden, Stufe 0 (aus) und Stufen 1, 2, 3 mit verschiedenen Ventilatorgeschwindigkeiten und somit verschiedenen Luftmengen durchflüssen. Die Quantitäten und Quantitäten der Raumluftbelastung hingegen nehmen kontinuierlich zu, so dass die Grenzen zwischen den festen Arbeitspunkten fließend sind. Überschneidungen gibt es insbesondere aufgrund der langsam ansteigenden Belastungen während eines Garprozesses.

Nach Festlegung der Zuordnung von Ventilatorstufen zu Garprozessen müssen die Sensorsignale daraufhin überprüft werden, dass diese Zuordnungen voneinander unterschieden werden können. Da die Übergänge zwischen verschiedenen Belastungsgraden fließend sind, muss eine gewisse Überschneidung der einzelnen Stufen hingenommen werden, sie ist sogar beabsichtigt.

Bei Garprozessen steigt die Geruchsbelastung der Raumluft mit zunehmender Erwärmung der Speisen stetig jedoch nicht kontinuierlich an. Entsprechend muss die Dunstabzugshaube auf diese unterschiedlichen Belastungen mit verschiedenen Ventilatorgeschwindigkeiten reagieren. So wird z.B. beim Braten von Fleisch in einer offenen Pfanne zunächst das Fett erhitzt, so dass der Fettgehalt in der Luft langsam ansteigt. In dieser Phase reicht eine niedrige Ventilatorstufe aus. Mit der Zugabe von Gargut in die Pfanne wird ein sehr schneller Anstieg des Fettgehalts und entsprechende Geruchsbelastung entstehen. Entsprechend muss die Haube diese Belastung schnell erkennen und in eine höhere Stufe schalten.

Für die Beurteilung der Sensorsignale wurden die bei jeder Messung aufgenommenen Verlaufsprotokolle (s. Abb. 3.13) verwendet. In diesen Protokollen wurde jeweils vermerkt, zu welchen Zeitpunkten die Haube nach Ermessen des Durchführenden schalten sollte.



*Wiederholung von Abb. 3.13: Verlaufsprotokoll einer Langzeitmessung*

Im folgenden werden die Zuordnungen der Ventilatorstufen zu den in den Kapiteln 4.2.4 und 4.2.5 dargestellten Messungen beschrieben. Sie sind in der Aufstellung als Beispiele aufgelistet. Anhand der Sensorsignale kann anschließend für diesen Datensatz ein Algorithmus entwickelt werden.

**Stufe 0** (aus): Keine Belastung der Raumluft durch Ausgasungen von Garprozessen

**Stufe 1:** Wasserdampf (Kochen von Kartoffeln, Nudeln, Reis, ...)

- Wasserdampf, der beim Erhitzen eines Topfes mit einem Liter Wasser entsteht

Beispiele: Kochstandard 2 (Kochen von 1l Wasser) (Abb. 4.12 - 4.24)

Zubereitung von Spaghetti bis zum Kochen des Wassers (Abb. 4.25 - 4.29 sowie Abb. 4.30 - 4.33)

**Stufe 2:**

Starker Wasserdampf  
 Leichter Fettdampf (Erhitzen von Fett)  
 Spürbare Geruchsentwicklung

- Wasserdampf, der beim Erhitzen von mehreren Töpfen entsteht
- Frittieren in geschlossener Friteuse
- Anbraten von Gemüse in einer sich erwärmenden Pfanne
- Erhitzen von Suppen oder Saucen mit Geruchsentwicklung

Beispiele: Kochstandard 3 (Erhitzen von Fett) (Abb. 4.12 - 4.24)  
 Zubereitung von Spaghetti ab dem Zeitpunkt des Kochens des Wassers (Abb. 4.25 - 4.29 sowie Abb. 4.30 - 4.33)  
 Jägerschnitzel bis zur Zugabe des Schnitzels in die Pfanne mit heißem Fett (Abb. 4.25 - 4.29)  
 Bratwurst bis zur Zugabe der Bratwurst in die Pfanne mit heißem Fett (Abb. 4.25 - 4.29)  
 Rührei in der Pfanne mit Butter (Abb. 4.25 - 4.29)  
 Braten von Fisch in der Pfanne mit Butter bis zur Zugabe des Fisches in die Pfanne (Abb. 4.30 - 4.33)  
 Fleisch braten bis zur Zugabe des Fleisches in die Pfanne mit heißem Fett (Abb. 4.30 - 4.33)

**Stufe 3:**

Starker Fettdampf  
 Starke Geruchsentwicklung  
 Gleichzeitiges Kochen und Braten

- Braten von Fleisch oder Fisch in einer offenen Pfanne
- Dünsten von Fisch oder Gemüse, Zwiebeln, Kohl, Lauch, ...
- Zubereitung eines Essens mit mehreren Töpfen und Pfannen auf den Kochfeldern

Beispiele: Jägerschnitzel ab der Zugabe des Schnitzels in Pfanne mit heißem Fett (Abb. 4.25 - 4.29)  
 Dünsten von Zwiebeln (Abb. 4.25 - 4.29)  
 Bratwurst ab der Zugabe der Bratwurst in Pfanne mit heißem Fett (Abb. 4.25 - 4.29)  
 Braten von Fisch in Pfanne mit Butter ab der Zugabe des Fisches in die Pfanne (Abb. 4.30 - 4.33)  
 Fleisch braten ab der Zugabe des Fleisches in Pfanne mit heißem Fett (Abb. 4.30 - 4.33)

### 5.2.3 Charakterisierung von Halbleitergassensoren

Bei der Beschreibung von Halbleitergassensoren müssen folgende Charakteristika der Sensoren ermittelt werden:

- Verhalten bei verschiedenen Betriebstemperaturen
- Langzeitstabilität der Sensoren in Bezug auf Funktionsfähigkeit (Haltbarkeit)
- Langzeitstabilität der Sensorsignale
- Exemplarspezifische Streuung

Diese Eigenschaften können für unterschiedliche Sensorelemente trotz identischen Aufbau variieren. Unterschiede können durch die verschiedenen sensitiven Oberflächenbeschichtungen, durch die Sensorbetriebsweise und den Einsatzort entstehen.

Zusätzlich zu diesen allgemeinen müssen weitere Eigenschaften untersucht werden, die von der jeweiligen Anwendung abhängen. Für die Entwicklung der Steuerung einer Dunstabzugshaube sind dies folgende:

- Reaktion auf das Schalten der Haube
- Einfluss des Fettfilters
- Anstiegs- und Abklingzeiten der Sensorsignale bei schnellen Änderungen der Raumluftzusammensetzung

Alle diese Eigenschaften wurden untersucht und haben schließlich zur Sensorauswahl geführt, die in Kapitel 4.2.4 beschrieben wird.

Die Untersuchungen zur exemplarspezifischen Streuung und zur Langzeitstabilität innerhalb des Beobachtungszeitraumes von einem Jahr und zusätzlich die Untersuchungen zur Schnellalterung in extrem fetthaltiger Atmosphäre haben die grundsätzliche Eignung der Halbleitergassensoren für die Überwachung belasteter Raumluft zufriedenstellend belegt.

Bei der Bestimmung der optimalen Betriebstemperatur der Sensoren muss die Bedingung berücksichtigt werden, dass die Sensoren in einer stark fetthaltigen Atmosphäre viele Jahre funktionieren sollen. In [Blo 00] werden Herde beschrieben, die zur Reinigung auf über 450°C aufgeheizt werden. Dadurch werden alle Verkrustungen und Fettreste vollständig zu Asche verbrannt. Solche Pyrolyseherde werden mittlerweile von allen bedeutenden Herstellern angeboten.

Da Fett bei einer Temperatur oberhalb ca. 400°C vollständig verbrennt, wurde zunächst untersucht, ob die Sensitivität der Sensoren bei Temperaturen von 420°C und höher ausreichend für die Überwachung belasteter Raumluft ist. Entsprechend wurden Versuche bei Sensortemperaturen von ca. 420°C (entspricht einer Heizspannung von 5V), ca. 460°C (5,5V) und ca. 500°C (6V) durchgeführt. Bei höheren Temperaturen muss mit einer Begrenzung der Lebensdauer der Sensoren aufgrund thermischer Effekte gerechnet werden, weshalb höhere Temperaturen nicht mehr untersucht wurden.

Ein Vergleich von Sensorsignalen vor und nach dem Aufenthalt in einer Großküche mit ganztägiger Zubereitung von Speisen hat gezeigt, dass sich die Sensitivitäten der Sensoren nicht

verändert haben (Kap. 4.2.3.1). Dies gilt sowohl für deren Anstiegszeiten als auch für die Endwerte der Sensoren. Auch die in der Haube eingesetzten Sensoren zeigten im Beobachtungszeitraum von einem Jahr keine signifikanten Unterschiede der Selektivitäten. Damit konnte die in [Blo 00] dokumentierte Beobachtung, dass Fettanlagerungen bei Temperaturen über 400°C nicht auftreten auch für die eingesetzten Halbleitersensoren verifiziert werden.

Weiterhin hat die Analyse der Ergebnisse bei Messungen mit verschiedenen Sensortemperaturen gezeigt, dass der Einfluss der Temperatur auf das Sensorsignal gering ist. Der Grund für dieses Verhalten ist die sehr hohe Konzentration von Gasen, auf die die Sensoren selektiv reagieren. Bei diesen hohen Gaskonzentrationen, die bei Garprozessen entstehen, reagieren die Sensoren in jedem Fall so stark, dass die Sensitivität weitgehend unabhängig von der Sensortemperatur ist.

Eine konstante Betriebstemperatur von ca. 420°C erfüllt somit alle Anforderungen an Selektivität, Sensitivität und Langzeitstabilität durch Freibrennen der Oberfläche.

Zur Ermittlung des optimalen Standorts der Sensoren wurde zunächst der Einfluss eines vor den Sensoren angebrachten Fettfilters auf deren Signale untersucht. Dabei wurde festgestellt, dass der Einfluss des Fettfilters auf das Sensorsignal sehr gering ist. Bei dem Filter handelt es sich um ein grobmaschiges Edelmetallgitternetz mit makroskopischen Poren. Offenbar passieren die Gase den groben Filter ohne Zeitverzögerung. Die Halbleitersensoren reagieren offensichtlich auf die bei den Garprozessen entstehenden Gase. Die vor allem beim Braten mit Fett entstehenden Partikel tragen nicht merklich zum Sensorverhalten bei, so dass die Entfernung der Partikel aus dem Gasraum durch den Filter keinen merklichen Einfluss hat.

Es ist somit für die Wahl des optimalen Standortes der Sensoren nicht von Bedeutung, ob sie sich vor oder hinter dem Fettfilter befinden. Wegen der nötigen Verkabelung der Sensoren und dem Anschluss an den Mikrocontroller, der auch die Haube steuert, wurden die Sensoren im Ansaugschacht der Haube hinter dem Fettfilter angebracht.

Im Ansaugbereich der Haube wird in eingeschalteten Zustand ein starker Luftstrom zu den Sensoren und an ihnen vorbei geführt. Hierdurch wird eine Kühlung der Sensoren hervorgerufen, die bei den Halbleitern direkt zu einer Änderung des Widerstands führen kann. Auch dieser Einfluss wurde untersucht. Es hat sich gezeigt, dass verschiedene Modelle durchaus unterschiedlich auf das Zuschalten der Haube reagieren. Bei unbelasteter Raumluft sind die Signaländerungen in vielen Fällen durchaus beachtlich. Sie sind jedoch im Vergleich zu den Signalanstiegen, die durch belastete Raumluft hervorgerufen werden, klein. Bei der Entwicklung von Algorithmen wurden diese Sensorreaktionen hinreichend berücksichtigt (s. Kap. 4.2.3.3).

Das Sensorverhalten auf das Zuschalten der Haube bei belasteter Raumluft wurde zusätzlich untersucht. Dies ist wichtig, da durch das Zuschalten der Haube sowohl der Stofftransport der zu detektierenden Gase zum Sensor hin als auch vom Sensor weg beschleunigt wird.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Sensoren in Abhängigkeit ihrer Sensitivität unterschiedlich auf das Zuschalten der Haube reagieren. Sensor GGS 5000 z.B. reagiert auf Fettdampf mit einer starken Abnahme des Widerstandes. Diese Abnahme ist stärker von der Länge des Gasangebotes abhängig als von dessen Konzentration an Fettdampf. Das liegt daran, dass der Anstieg des Signals einer Sättigung mit Fettdampf entspringt. Eine weitere Erhöhung der Fettkonzentration kann bei entsprechend langem Angebot nur zu einer Änderung des Endwertes führen, nicht jedoch zu einem schnelleren Signalanstieg. Das Schalten der Haube, das zu einer Verdünnung des Gases führt, hat somit keinen Einfluss auf das Sensorsignal. Im Gegensatz dazu

reagiert der Sensor bei Wasserdampf, auf den er nur mit geringer Signaländerung reagiert merklich auf das Zuschalten der Haube.

Dies wird durch die Beobachtung gestützt, dass bei allen Sensoren die Reaktion auf das Zuschalten der Haube nur dann einen starken Effekt hat, wenn nicht gleichzeitig ein Gas anwesend ist, für das der Sensor eine hohe Sensitivität zeigt. Bei Anwesenheit eines solchen Gases in hohen Konzentrationen, wie sie bei Garprozessen entstehen, führt eine Verdünnung nicht zu einer merklichen Veränderung der Reaktion der Sensoren.

#### 5.2.4 Algorithmus zur Erkennung von Garprozessen

Das Ziel bei der Entwicklung eines Moduls zur Steuerung einer Dunstabzugshaube mit Halbleitersensoren ist die schnelle und richtige Erkennung des aktuellen Zustandes der Raumluft. Gerade bei plötzlich auftretenden starken Belastungen der Raumluft muss die Erkennung des Zustandes und die Reaktion der Steuerung schnell, d.h. in wenigen Sekunden erfolgen. Ansonsten verliert der Verbraucher das Vertrauen in das System. Eine hohe Falschalarmsicherheit, d.h. das Anlaufen der Haube ohne Aktivitäten in der Küche ist von untergeordneter Priorität, sollte jedoch selbstverständlich wenn möglich erreicht werden.

Regelmäßige Rekalibrierung des Sensorsystems ist aufgrund des zu hohen Aufwands in dieser Anwendung nicht möglich, d.h. der Algorithmus muss flexibel genug sein, Garprozesse trotz Veränderungen der Sensorsignale aufgrund von Alterungseffekten, Drift, Querempfindlichkeiten usw. ohne regelmäßige Rekalibrierung zu erkennen.

Der Algorithmus muss einen geringen Rechenaufwand erfordern, da er auf einem preiswerten  $\mu$ -Controller installiert werden soll. Der Einsatz von neuronalen Netzen, Klassifikatoren oder Polynomnetzen würde lange Rechenzeiten oder teure Prozessoren erfordern. Daher ist der Einsatz von Schwellwerten die sinnvollste Variante. Dabei muss jedoch die Tatsache berücksichtigt werden, dass Halbleitersensoren im allgemeinen keinen festen Nullpunkt haben. Die Sensordrift innerhalb von Tagen oder Wochen bei unbelasteter Raumluft kann in der selben Größenordnung liegen, wie der Anstieg des Signals aufgrund einer Veränderung der Zusammensetzung der Raumluft durch einen Garprozess.

Die Veränderungen der Luftgüte durch einen Garprozess erfolgen stets in kurzen Zeiträumen (einigen Sekunden bis wenigen Minuten). Daher muss der Algorithmus keine sehr langsamen Zunahmen von Verunreinigungen, wie z.B. bei der Überwachung der Raumluft in Seminarräumen, detektieren können. Außerdem ist es nicht nötig, die genaue Konzentration der Gase zu detektieren. Aufgrund dessen ist die Kenntnis des Nullpunktes für die sichere Erkennung von Garprozessen nicht erforderlich.

Im einfachsten Fall erfolgt die Detektion des Zustands „Garprozess läuft ab“ durch die Überprüfung des Signals auf Überschreitung eines Mindestwertes (Schwellwertes). Ein Schwellwert bezieht sich im allgemeinen auf einen definierten Nullpunkt, der nur durch regelmäßige Kalibrierung ermittelt werden kann. Aufgrund der oben diskutierten Eigenschaften der Halbleitersensoren müsste eine solche Kalibrierung häufig durchgeführt werden, was für diese Anwendung einen nicht zu rechtfertigenden Aufwand darstellen würde. Daher wird für die Auswertung von Sensorsignalen häufig ein gleitender Nullpunkt eingesetzt.

Als ein eleganter Ansatz zur Interpretation der Sensorsignale hat sich die Einführung zweier Zeitintervalle zur Mittelung der Sensorsignale bewährt. Die Mittelung der Sensorsignale über einen längeren Zeitraum im Bereich von einigen Minuten repräsentiert hierbei den Nullpunkt oder Grundleitwert des Sensors. Der Mittelwert in einem deutlich kürzeren Zeitfenster von einigen Sekunden gibt ein Maß für schnelle Änderungen der Luftgüte. Er wird stets mit dem „Nullpunkt“ verglichen. Im folgenden sollen diese beiden Werte als Nullpunkt oder Grundleitwert (bzw. Grundwiderstand) und aktueller Messwert bezeichnet werden. Die Ermittlung der Größe der beiden Zeitfenster wird unten diskutiert.

$$S = \frac{\frac{1}{m} \cdot \sum_{k=1}^m s(k)}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{l=1}^n s(l)} = \frac{\text{"Nullpunkt"}}{\text{"aktueller Messwert"}} \quad (5.1)$$

Das Sensorsignal  $S$  ist der Quotient aus dem Mittelwert der Sensorleitwerte des kürzeren Zeitfensters mit  $m$  Messwerten und dem längeren Zeitfenster mit  $n$  Messwerten. Die beiden Zeitfenster können sich dabei überschneiden. Da in jeder Sekunde genau ein Messwert von allen Sensoren aufgenommen wird, entspricht die Anzahl der Messpunkte der Größe des Zeitfensters in Sekunden.

Die Wahl der richtigen Größe der beiden Zeitfenster ist von entscheidender Bedeutung für die Erkennung von Garprozessen. Für die Ermittlung der Größe der beiden Zeitfenster wurden die Sensorsignale während Garprozessen, aber auch innerhalb der langen Pausen zwischen Garprozessen, in denen unbelastete Raumluft vorliegt, betrachtet und statistisch ausgewertet.

Die Wahl der Größe des kleineren Zeitfensters hängt zum einen von der Forderung einer schnellen Erkennung des Zustands „Garprozess läuft ab“, zum anderen von den Eigenschaften der Halbleitersensoren ab. Der Leitwert der Sensoren zeigt im Bereich von Sekunden in unbelasteter Raumluft keine starken Schwankungen. Während Garprozessen sind die Schwankungen jedoch sehr stark, so dass die Entscheidungen zum Schalten nach Erkennung des Garprozesses nur anhand einer ausreichend großen Menge von Messpunkten getroffen werden können. Zur Ermittlung der idealen Größe des Zeitfensters wurden folgende Zeiträume getestet:

1 Sekunde, 5 Sekunden, 10 Sekunden, 20 Sekunden, 30 Sekunden, 60 Sekunden

Die Wahl der richtigen Größe des Zeitfensters mit dem größeren Zeitintervall hängt zum einen von der Beurteilung der Drift der Sensoren ab. Wird das Zeitfenster zu groß, so könnte ein Vergleich der beiden Mittelwerte aufgrund der Sensordrift den Zustand „Garprozess läuft ab“ anzeigen, wenn sich der zweite Mittelwert zu sehr vom ersten unterscheidet. Zum anderen muss das Zeitfenster jedoch ausreichend groß sein, um eine genügend große Anzahl von Messpunkten zu enthalten. Außerdem sollte es bedeutend größer sein als das Zeitfenster mit dem kleineren Zeitintervall. Aus diesen Gründen wurden folgende Zeitfenster getestet:

30 Sekunden, 60 Sekunden, 2 Minuten, 5 Minuten, 10 Minuten, 30 Minuten, 60 Minuten

Grundlage der Untersuchungen waren die in den Kapiteln 4.2.4 und 4.2.5 vorgestellten Garprozessmessungen. Zur Auswahl der idealen Kombination von Zeitintervallen wurden zunächst Schwellwerte für den Quotienten der beiden Mittelwerte festgelegt. Anschließend wurde anhand der Datenbank mit allen durchgeführten Messungen überprüft, in wie vielen

Fällen eine richtige Zuordnung der Sensorsignale zu den Ventilatorgeschwindigkeiten erreicht wurde. Danach wurde weiterhin überprüft, ob mit diesen Schwellwerten und ausgewählten Zeitfenstern Falschalarme bei unbelasteter Raumluft auftraten.

Aufgrund ihrer im Ergebnisteil ausführlich beschriebenen Eigenschaften wurden für jeden der fünf vorausgewählten Sensoren mit dem oben beschriebenen Algorithmus folgende Schwellwerte als ideal für den Betrieb der Dunstabzugshaube ermittelt. Dabei wurde berücksichtigt, dass prinzipiell nicht jeder Sensor jede Entscheidung treffen kann. So reagiert z.B. Sensor GGS 3000 nicht auf Fettdampf, so dass dieser Sensor entsprechend den in Kapitel 5.2.2 beschriebenen Schaltkriterien nicht die Entscheidung zum Schalten in Stufe drei treffen kann. Entsprechend können die Sensoren GGS 4000 und GGS 5000 nicht die Entscheidung zum Schalten in Stufe eins treffen, da sie nicht reproduzierbar auf das Vorhandensein von reinem Wasserdampf reagieren und bei Detektion von fetthaltigen Dämpfen und/oder Gerüchen zumindest Stufe zwei der Haube geschaltet werden soll.

#### 5.2.4.1 Schwellwerte der Sensoren

<b>GGG 3000:</b>	Eignung:	Detektion von Wasserdampf
	Schwellwerte:	Stufe 1: $R/R_0 \leq 0,9$
		Stufe 2: $R/R_0 \leq 0,75$
		Stufe 3: ---
		Stufe 0: $R/R_0 \geq 0,9$
<b>GGG 4000:</b>	Eignung:	Detektion von Fettdampf und Gerüchen
	Schwellwerte:	Stufe 1: ---
		Stufe 2: $R/R_0 \leq 0,75$
		Stufe 3: $R/R_0 \leq 0,6$
		Stufe 0: $R/R_0 \geq 0,85$
<b>GGG 5000:</b>	Eignung:	Detektion von Fettdampf und Gerüchen
	Schwellwerte:	Stufe 1: ---
		Stufe 2: $R/R_0 \leq 0,1$
		Stufe 3: $R/R_0 \leq 0,05$
		Stufe 0: $R/R_0 \geq 0,5$
<b>GGG 7000:</b>	Eignung:	Detektion aller Garprozesse
	Schwellwerte:	Stufe 1: ---
		Stufe 2: $R/R_0 \leq 0,6$
		Stufe 3: $R/R_0 \leq 0,3$
		Stufe 0: $R/R_0 \geq 0,9$
<b>SP-MW0:</b>	Eignung:	Detektion aller Garprozesse
	Schwellwerte:	Stufe 1: $R/R_0 \leq 0,85$
		Stufe 2: $R/R_0 \leq 0,5$
		Stufe 3: $R/R_0 \leq 0,3$
		Stufe 0: $R/R_0 \geq 0,85$

#### 5.2.4.2 Zeitintervalle zur Mittelwertbildung

Die ideale Kombination der beiden Zeitintervalle zur Ermittlung von Nullpunkt und aktuellem Messwert ist folgende:

Nullpunkt:	$t = 300$ Sekunden
Aktueller Messwert:	$t = 30$ Sekunden

Wäre das Zeitintervall zur Ermittlung des aktuellen Messwertes größer, so würden die Entscheidungen zum Anlaufen der Haube nach dem Beginn eines Garprozesses zu lange dauern, so dass der Verbraucher das Vertrauen in die automatische Steuerung verlieren würde. Bei einem kleineren Zeitintervall erfolgt die Detektion des Beginns eines Garvorgangs nicht mit ausreichender Sicherheit. Außerdem hat sich heraus gestellt, dass die Datenbasis in diesem Fall zu klein wird, so dass es während eines Garprozesses durch die starken von Strömungsfahnen hervorgerufenen Fluktuationen zu starken Schwankungen des aktuellen Messwertes kommt. Dieses Problem ließe sich durch eine Erhöhung der Einlesefrequenz reduzieren, was jedoch die Anforderungen an den Mikronkontroller erhöhen würde. Außerdem ist eine Verbesserung in dieser Richtung nicht notwendig, da der Algorithmus mit der Wahl von 30 Sekunden sehr sicher funktioniert.

Das größere Zeitintervall zur Ermittlung des Nullpunktes hängt über die Bedingung, dass es deutlich größer sein soll mit dem kleineren zusammen. Es darf jedoch nicht zu groß werden, sonst würden die Schwankungen der Sensorsignale durch Drift nicht ausreichend widergespiegelt werden. In der Praxis hat sich die Länge von 5 Minuten als idealer Kompromiss erwiesen.

#### 5.2.4.3 Totzeit zwischen Schaltentscheidungen

Die Notwendigkeit zur Einführung einer Totzeit zwischen den Schaltentscheidungen hat sich erst in ersten Tests ergeben. Ständiges hin- und herschalten zwischen verschiedenen Ventilatorgeschwindigkeiten führt zu einem Vertrauensverlust des Verbrauchers in die Steuerung.

Daher wurde festgelegt, dass beide Charakteristika zur Ermittlung des Sensorsignals, also Nullpunkt und aktueller Messwert jeweils alle 30 Sekunden neu berechnet werden, so dass der aktuelle Messwert stets komplett neu gebildet wird, während der Nullpunkt zu 90% aus alten Sensorwiderständen und nur zu 10% aus neuen besteht. Nach Berechnung der Mittelwerte wird das Sensorsignal gemäß Gleichung 5.1 gebildet und mit den Schwellwerten verglichen. Bei Überschreiten eines Schwellwertes wird die Haube entsprechend geschaltet. Damit werden Sprungentscheidungen nur alle 30 Sekunden getroffen, so dass die Steuerung in der Nähe eines Schwellwertes nicht ständig hin- und herspringt.

Ein beginnender Garprozess wird somit spätestens nach 30 Sekunden erkannt. Er kann jedoch schon früher erkannt werden, wenn die Belastung der Raumluft schnell zunimmt und somit die letzten der 30 Widerstandswerte zu einer Überschreitung von Schwellwerten führen. Diese maximale Verzögerung ist für den praktischen Einsatz ausreichend, vor allem auch deshalb, da die Belastung der Raumluft bei einem beginnenden Garprozess zunächst langsam ansteigt.

#### 5.2.4.4 Einfrieren des Nullpunktes

Die Anforderungen an den Algorithmus werden dadurch erweitert, dass auch während eines Garprozesses ständig die Raumluft überwacht werden muss, um bei Zunahme der Belastung in eine höhere Stufe, bei Verringerung in eine niedrigere Stufe und bei Beendigung des Garprozesses die Dunstabzugshaube auszuschalten. Dieser Anspruch kann nur dann erfüllt werden, wenn der letzte Nullpunkt vor der Detektion eines Garprozesses festgehalten, der aktuelle Messwert jedoch stets neu ermittelt wird. Somit wird der aktuelle Messwert immer mit dem Nullpunkt bei unbelasteter Raumluft verglichen. Sprungentscheidungen werden weiterhin alle 30 Sekunden getroffen. Nach Feststellung der Beendigung eines Garprozesses durch den Algorithmus wird der Nullpunkt wieder neu gebildet.

#### 5.2.4.5 Sensor GGS 5000

Sensor GGS 5000 nimmt eine Sonderrolle ein. Er zeichnet sich durch sehr hohe Sensitivität und gute Selektivität zu Fettdämpfen aus. Bei Anwesenheit von Fettdämpfen ändert sich sein Widerstand um bis zu vier Größenordnungen, auf Wasserdampf und Gerüche in Abwesenheit von Fetten in der Raumluft reagiert er hingegen nur wenig. Allerdings ist der Sensor bei unbelasteter Raumluft extrem hochohmig und hat keinen stabilen Grundwiderstand. Die Auswertung seiner Signale mit den oben beschriebenen Schwellwertentscheidungen durch Vergleich von Nullpunkt und aktuellem Messwert führt nicht zu sinnvollen Ergebnissen. Es zeigt sich jedoch, dass die Betrachtung des reinen Sensorwiderstands zu reproduzierbar guten Ergebnissen führt. Deshalb wurde für diesen Sensor als Schaltkriterium der Widerstand betrachtet. Die Schwellwerte wurden folgendermaßen festgelegt:

<b>GGG 5000:</b>	Eignung:	Detektion von Fettdampf und Gerüchen
	Schwellwerte:	Stufe 1: ---
		Stufe 2: $R \leq 120 \text{ k}\Omega$
		Stufe 3: $R \leq 72 \text{ k}\Omega$
		Stufe 0: $R \geq 120 \text{ k}\Omega$

Die Sprungentscheidungen werden nach Bildung des Mittelwertes der letzten 30 Sekunden getroffen. Obwohl es nach Angebot von Fettdampf mehrere Stunden dauert, bis der Widerstand des Sensors wieder annähernd den Wert von vor dem Gasangebot erreicht, ist auch hier eine schnelle Feststellung der Beendigung von Garprozessen möglich, da der Widerstand innerhalb von weniger als einer Minute nach Beendigung von Garprozessen wieder über den ersten Schwellwert ansteigt.

### 5.2.5 Funktionsbeschreibung und Aufbau eines Prototypen zur automatischen Steuerung einer Dunstabzugshaube

Es wurde ein Array aus den drei Sensoren GGS 3000, GGS 5000 und SP-MW0 zur automatischen Steuerung einer Dunstabzugshaube zusammengestellt. Durch gekoppelte Entscheidungen konnten nicht nur die Messreihen der Trainingsdatenmenge sondern auch weiterführende Versuche im Betrieb richtig klassifiziert werden. Je nach Selektivität der Einzelsensoren wird die Art des Garprozesses erkannt und die Ventilatorgeschwindigkeit entsprechend geregelt. Der aus den Untersuchungen des vorigen Abschnitts abgeleitete Algorithmus wurde im Betrieb ständig optimiert und soll nun beschrieben werden. Ein Auszug der Betriebssoftware mit

dem Algorithmus befindet sich in Anhang 4. Entsprechend der Nummerierung im Programmcode werden die Sensoren im folgenden bezeichnet als **Sensor 1:** GGS 3000, **Sensor 2:** GGS 5000 und **Sensor 3:** SP-MW0.

Die drei Sensoren wurden in die in Kapitel 3.3.4 beschriebene Gassensormeldeinheit eingebaut. Diese versorgt die Sensorelemente mit der erforderlichen Heizspannung, liest die Widerstände der sensitiven Schichten ein, führt die algorithmische Beurteilung der Sensorsignale durch und spricht mit Hilfe einer Elektronikbox das Schalten des Drehstrommotors der Dunstabzugshaube aus. Eine Beschreibung der Hardware befindet sich in den Kapiteln 3.3.4 und 4.2.6 (s. auch Abb. 4.35).

Die Signale der heizungsgeregelten betriebenen Sensoren werden über eine Spannungsteilerschaltung durch AD-Wandlerbausteine digitalisiert und eingelesen. Diese Messspannungen werden mit  $si[x]$  bezeichnet und entsprechend Gleichung 3.1 in Widerstände  $sl[x]$  umgerechnet. Diese Widerstände werden in einem Speicher abgelegt. Die algorithmische Beurteilung erfolgt im *Zustandserkennungsprogramm*. Im Unterprogramm `get_chl` werden für die Sensoren 1 und 3 die Sensorsignale als Verhältnisse der aktuellen Messwerte zu den Sensornullpunkten ermittelt. Diese heißen `par1` und `par3`. `par2` ist proportional zum Widerstand des Sensors 2. Der Wert 1000 entspricht 120 k $\Omega$ .

Die Sprungentscheidungen werden wie folgt getroffen:

CHL 0:

```
if((par1<0.9)||(par3<0.85))           → chl = 1;
if((par1<0.75)||(par2<1000)||(par3<0.5)) → chl = 2;
if((par2<600)||(par3<0.3))||((par1<0.75)&& (par2<1000)) → chl = 3;
```

CHL 1:

```
if((par1>0.9)&&(par2>1000)&&(par3>0.85)) → chl = 0;
if((par1<0.75)||(par2<1000)||(par3<0.5)) → chl = 2;
if((par2<600)||(par3<0.3))||((par1<0.75)&& (par2<1000)) → chl = 3;
```

CHL 2:

```
if((par1>0.75)&&(par2>1000)&&(par3>0.5)) → chl = 1;
if((par1>0.9)&&(par2>1000)&&(par3>0.85)) → chl = 0;
if((par2<600)||(par3<0.3))||((par1<0.75)&& (par2<1000)) → chl = 3;
```

CHL 3:

```
if((par2>600)&&(par3>0.3))           → chl = 2;
if((par1>0.75)&&(par2>1000)&&(par3>0.5)) → chl = 1;
if((par1>0.9)&&(par2>1000)&&(par3>0.85)) → chl = 0;
```

Das Anlaufen der Dunstabzugshaube in Stufe 1 kann durch die Sensoren GGS 3000 und SP-MW0 ausgelöst werden, da beide Sensoren auf Wasserdampf reagieren, Sensor SP-MW0 außerdem auch auf Gerüche.

Auf Stufe 2 wird geschaltet, wenn die Sensoren GGS 3000 oder SP-MW0 starken Wasserdampf registrieren, Sensor GGS 5000 leichten Fettdampf oder Sensor SP-MW0 eine ansteigende Geruchsbelästigung. Die Entscheidung zum Schalten in Stufe 3 wird durch die Senso-

ren SP-MW0 oder GGS 5000 alleine bei starker Geruchsbelästigung oder hohem Fettgehalt oder durch das Zusammenwirken von GGS 3000 und GGS 5000 bei gleichzeitiger Anwesenheit von starkem Wasserdampf und leichtem Fettdampf (mehrere Garprozesse laufen gleichzeitig ab) getroffen. Das Zurückspringen von einer höheren in eine niedrigere Ventilatorstufe ist bei gleichen Schwellwerten möglich.

Während eines detektierten Garprozesses werden die Widerstandswerte der Sensoren weiterhin eingelesen. Dabei wird jedoch nur der 30-Sekunden-Mittelwert für den aktuellen Messwert ständig neu berechnet. Der 5-Minuten-Mittelwert (Nullpunkt) wird nicht aktualisiert, so dass bei der Quotientenbildung der aktuelle Messwert stets mit dem Grundwiderstand des Sensors bei unbelasteter Raumluft verglichen wird. Das Ausschalten erfolgt, nachdem alle Sensorsignale unterhalb ihrer unteren Schwellen liegen. Anschließend werden neue Nullpunkte für die Sensoren GGS 3000 und SP-MW0 gebildet, so dass aktuelle Messwerte wieder mit diesen verglichen werden können.

### 5.2.6 Erste Erfahrungen im Praxiseinsatz des Prototyps

Der Erfolg des entwickelten Algorithmus zeigt sich zunächst bei der Trainingsdatenmenge. Hier wurden alle Entscheidungen zum Schalten der Haube in Übereinstimmung mit dem subjektiven Eindruck der Durchführenden richtig getroffen. Dies gilt insbesondere für die Detektion von Garprozessen mit gleichzeitiger Entstehung von Wasser- und Fettdampfgehalt in der Raumluft, welche durch die Betrachtung nur eines einzigen Sensors nicht befriedigend erreicht werden kann. Die Einstellung des Schwellwertes von Sensor SP-MW0, so dass hier der Algorithmus in Stufe 3 schaltet, ohne dass er bereits bei Anwesenheit von geringem Fettdampf oder geringer Geruchsentwicklung ebenfalls in Stufe 3 schaltet war nicht möglich. Die beiden anderen Sensoren alleine sind aufgrund ihrer Sensitivitäten sowieso nicht in der Lage zur alleinigen Unterscheidung dieser Situationen. Nur die Kombination der Sensorsignale der Sensoren GGS 3000 und GGS 5000 lässt die sichere Detektion von gleichzeitigen Vorhandensein von Wasser- und Fettdampfgehalt zu.

Das Anlaufen der Dunstabzugshaube in der Zeit zwischen den Garprozessen wurde bei der Trainingsdatenmenge nicht beobachtet. Dies liegt an der Auswahl der Größe der beiden Zeitfenster und daran, dass für Sensor GGS 5000 nicht die relative Widerstandsänderung sondern der absolute Widerstand als Messsignal verwendet wurden.

Der vollautomatische Betrieb der Dunstabzugshaube mit dem oben beschriebenen Algorithmus ist erfolgreich. Als Beispiel sind in Abbildung 5.10 die Sensorsignale der drei Halbleitersensoren bei einer Messung mit zwei Garprozessen abgebildet. Zum Zeitpunkt  $t = 25$  min wurde Wasser gemäß Garprozessesstandart 2 erhitzt, nach 65 min wurde ein Schnitzel in einer Pfanne mit Fett zubereitet. Weiterhin sind in den Graphen der Sensoren SP-MW0 und GGS 3000 die Schwellwerte eingezeichnet, die sich aus den jeweils letzten gespeicherten Nullpunkten ergeben. Die Schwellwerte von Sensor GGS 5000 sind fest bei 120 k $\Omega$  und 72 k $\Omega$ .

Die Sensoren GGS 3000 und SP-MW0 reagieren deutlich auf das Kochen von Wasser. Anhand der eingezeichneten Schwellwerte ist zu erkennen, dass die Ventilatorgeschwindigkeit bei diesem Garprozess zunächst auf Stufe 1 eingeschaltet wird. Zu diesem Zeitpunkt war das Wasser noch nicht am kochen. Aufgrund des Signals von Sensor GGS 3000 wird die Haube für eine Minute in Stufe 2 betrieben. Hierbei muss bedacht werden, dass durch die Mittelung über 30 Sekunden nicht direkt beim Überschreiten des Schwellwertes die Aktivierung erfolgt.

Die Abschaltung des Ventilators erfolgt sehr schnell nachdem der Topf vom Herd entfernt wurde.

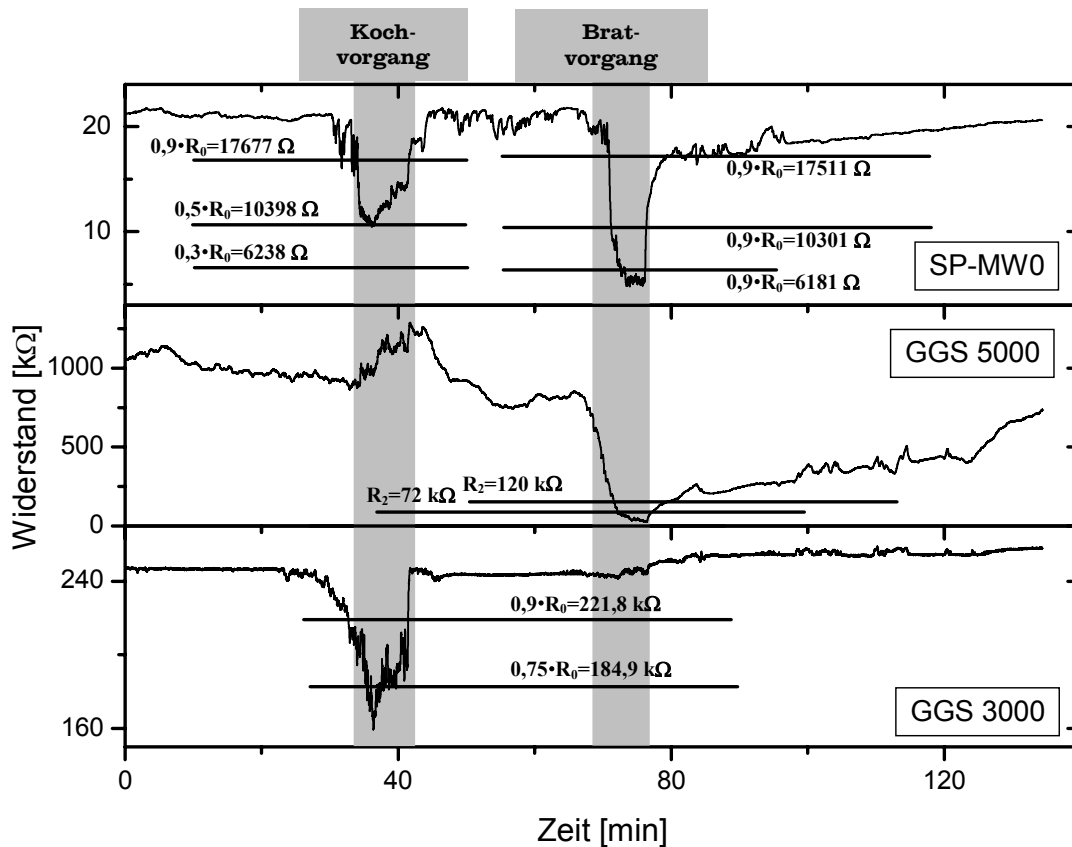


Abbildung 5.10: Signale und Schwellwerte der Sensoren bei zwei Garprozessen

Der zweite Garprozess wird von den Sensoren SP-MW0 und GGS 5000 erkannt. Die starke Geruchsentwicklung in Verbindung mit dem entstehenden Fettdampf wird von beiden Sensoren schnell erkannt und führt zur Entscheidung, die Haube in Stufe 3 zu schalten. Nach dem Entfernen der Pfanne wird auch der Fettdampf schnell weggesaugt, so dass das Signal von Sensor GGS 5000 wieder oberhalb der Schwellwerte ansteigt, während der Sensor SP-MW0, der auch auf Gerüche reagiert länger unter dem Schwellwert für Stufe 1 bleibt. Dies entspricht dem subjektiven Eindruck, dass nach dem Zubereiten eines Schnitzels die Geruchsbelastung der Raumluft nicht direkt verschwindet. Die Dunstabzugshaube läuft dementsprechend noch für zwei Minuten in Stufe 1 nach, bis auch die menschliche Nase in Übereinstimmung mit dem Sensorsystem keine Belastung der Raumluft mehr feststellen kann.



## 6. Literatur

- [Blo 00] Blomberg, *Pyrolyse, Heißluft PLUS und Induktion als beste Zutaten zum guten Kochen und Backen*, Presse-Information, 21.09.2000, [www.brandtgroup.de/bgw/pr\\_bg/blomb\\_3.pdf](http://www.brandtgroup.de/bgw/pr_bg/blomb_3.pdf)
- [Bot 95] H.-H. Bothe: *Fuzzy-Logic*, Springer Verlag, 2. Auflage, Berlin 1995
- [Bul 00] Colin Bulpitt, Shik Chi Tsang, *Detection and differentiation of C<sub>4</sub> hydrocarbon isomers over the Pd-SnO<sub>2</sub> compressed power sensor*, *Sensors & Actuators B* 69 (2000) 100-107
- [Dak 00] Dakai Wang, Lingzhi Ma, Guoliang Zhao, Zhenan Tang, Philip C. H. Chan, Johnny K. O. Sin, Lie-yi Sheng, *Gas chromatographic study on adsorption selectivity of tin dioxide gas sensor to organic vapors*, *Sensors & Actuators B* 66 (2000) 156-158
- [Die 97] C. Diehl, H. Rump, *Verbesserung der Luftgüte für Fahrzeuginnenräume. Sensorik für geruchsaktive Stoffe, VDI-Seminar Mikrosystemtechnik im Automobilbau*, München, 9. bis 10. April 1997
- [ELE 99] Patent: *A Cooker Hood*, Erfinder: Eskildsen, Christian; Ovenden, Neil, A.; Häusler, Jens; Kohl, Dieter; Anwender: Electrolux (SE);, Patent-Nummer: EP1159566, Veröffentlichungsdatum: 29.04.1999
- [Fle 92] M. Fleischer, *Präparation und Charakterisierung von Ga<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-Dünnschichten, Untersuchungen der gassensitiven elektrischen Eigenschaften*, Dissertation, Physik-Departement E-23 der TU München, 1992
- [Fre 97] A. Freiling, *Nachweis geruchsaktiver Gase mit Mehrsensorsystemen*, Inauguraldissertation Institut für Angewandte Physik Uni Gießen, 1997
- [Hei 88] G. Heiland und D. Kohl, *Physical and Chemical Aspects of Oxidic Semiconductor Gas Sensors*, in T. Seiyama (ed.), *Chemical Sensor Technology Vol. I*, Kodansha Ltd., Tokyo, Japan in cooperation with Elsevier Science Publishers, Amsterdam, Netherlands, 1988, 15-38
- [Hei 97] A. Heilig, N. Barsan, U. Weimar, M. Schweizer-Berberich, J.W. Gardner, W. Göpel, *Gas Identification by modulating temperatures of SnO<sub>2</sub>-based thick film sensors*, *Sensors & Actuators*, B43, (1997), 45-51
- [Hei 00] L. Heinert, *Systematische Struktur-Wirkungs-Untersuchungen zwischen halbleitenden Metalloxidsensoren und Kohlenwasserstoffen*, Inauguraldissertation Institut für Angewandte Physik Uni Gießen, 2000
- [Hen 94] M. Henzler, W. Göpel, *Oberflächenphysik des Festkörpers*, Teubner Verlag, Stuttgart, 1994
- [Jen 95] Titus Jenny, *Grundlagen der organischen Chemie*, Vorlesung Institut für organische Chemie, Universität Fribourg, 1995

- [Kel 96] J. Kelleter, *Künstliche Nase für gasförmige Emissionen aus unvollständiger Verbrennung*, Inauguraldissertation Institut für Angewandte Physik Uni Gießen, 1996
- [Koh 95] T. Kohonen, *Self-Organizing Maps*, Springer Series in Information Science, Springer-Verlag, 1995
- [Koh+95] T. Kohonen, J. Hynninen, J. Kangas, J. Laaksonen, K. Torkkola, *LVQ-PAK, The Learning Vector Quantization Program Package*, Version 3.0, LVQ Programming Team of the Helsinki University of Technology, Lab. of Comp. and Inform. Science, Rakentajanaukio 2 C, SF-02150 Espoo, Finland
- [Kohl 89] D. Kohl, *Surface Processes in the detection of Reducing Gases with SnO<sub>2</sub>-based Devices*, *Sensors & Actuators*, 18 (1989), 71-113
- [Kön 95] A. König, *Neuronale Strukturen zur sichtgestützten Oberflächeninspektion von Objekten in industrieller Umgebung*, Darmstadt, Diss., 1995
- [Kru 98] C. Krummel, *Charakterisierung der Oberflächenreaktionen von CH<sub>4</sub> und H<sub>2</sub> auf Ga<sub>2</sub>O<sub>3</sub>*, Dissertation, Angewandte Physik Uni Gießen, 1998
- [Mad 89] M. J. Madou and S. R. Morrison, *Chemical Sensing with Solid State Devices*, Academic Press London, 1989
- [Par 62] E. Parzen, *On estimation of a probability density function and mode*, *Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 33, S. 1065-1076
- [Rüh 96] Thorsten Rühl, *Visualisierung von Multisensorsystemen mit neuronalen Netzen*, Diplomarbeit, Angewandte Physik Uni Gießen, 1996
- [Sam 69] J.W. Sammon, *A Nonlinear Mapping for Data Structure Analysis*, *IEEE Transactions on Computers*, Vol. C-18, No. 5, May 1969
- [Scho 87] G. Schomburg, *Gaschromatographie*, VCH Verlagsgesellschaft Weinheim, 1987
- [Schw 99] Axel Schwarz, *Präparation und Einsatz in Sensorsystemen von Gassensoren mit erhöhter Selektivität*, Inauguraldissertation Institut für Angewandte Physik Uni Gießen, 1999
- [Sim 99a] James J. Schauer, Michael J. Kleeman, Glen R. Cass, Bernd R. T. Simoneit, *Measurement of Emissions from Air Pollution Sources. I. C1 through C29 Organic Compounds from Meat Charbroiling*, *Environ. Sci. Technol.* 1999, 33, 1566-1577
- [Sim 99b] Christopher G. Nolte, James J. Schauer, Glen R. Cass, Bernd R. T. Simoneit, *Highly Polar Organic Compounds Present in Meat Smoke*, *Environ. Sci. Technol.* 1999, 33, 1566-1577

- [Sim 02] James J. Schauer, Michael J. Kleeman, Glen R. Cass, Bernd R. T. Simoneit, *Measurement of Emissions from Air Pollution Sources. 4. C1 - C27 Organic Compounds from Cooking with Seed Oils*, Environ. Sci. Technol. 1999, 33, 1566-1577
- [Spe 90] D.F. Specht, *Probabilistic Neural Networks*, Neural Networks, Vol. 3, 109-118, 1990
- [Spe 91] D.F. Specht, *A General Regression Neural Network*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 2, No. 6, S. 568 - 576, 1991
- [Ulr 99] Markus Ulrich, *Leitfähigkeitsmodell gassensitiver polykristalliner Schichten unter Berücksichtigung von Perkolationsseffekten*, Diplomarbeit, Institut für Angewandte Physik Uni Gießen, 1999
- [Wei 80] C. Weißmantel und C. Haman, *Grundlagen der Festkörperphysik*, Springer-Verlag Berlin, 1980
- [Wei 92] U. Weimar, *Oxidgassensoren und Multikomponentenanalyse*, Tübingen, Dissertation (1992)
- [Zel 94] A. Zell, *Simulation Neuronaler Netze*, Addison-Wesley GmbH, 1994
- [Zem 88] J. Zemel, *Theoretical Description of Gas-Film Interaction on SnOx, Thin Solid Films*, 163 (1988), 189-202
- 2518750 deutsche Auslegeschrift
- 7633882 deutsches Gebrauchsmuster
- DE2518750 Erfindung zu automatischen Dunstabzugshauben, *Erfinder: Niehaus, Wolfgang; Anwender: EGO Regeltech (DE)*, Patent-Nummer: DE2518750, Veröffentlichungsdatum: 04.11.1976
- EP0603558 Smoke extracting hood, Patent, *Erfinder: Keller, Hans, Gerd; Rückert, Wilfried; Schmid, Dieter; Rohrbach, Peter; Anwender: Bosch Siemens Hausgeräte (DE)*, Patent-Nummer: EP0603538 (DE4243938), Veröffentlichungsdatum: 29.6.1994
- EP0727620 Smoke extracting hood, Patent, *Erfinder: Rückert, Wilfried; Rohrbach, Peter; Anwender: Bosch Siemens Hausgeräte (DE)*, Patent-Nummer: EP0727620, Veröffentlichungsdatum: 21.08.1996
- GB2002106 Cooker Hoods, Patent, *Erfinder: ---, Anwender: PRL SOC*, Patent-Nummer: GB2002106, Veröffentlichungsdatum: 14.02.1979
- GB2209070 Humidity and ventilation control, Patent, *Erfinder: Hudson, Alan, Charles, Taylor, Richard; Anmelder: System Control (GB)*, Patent-Nummer: GB2209070, Veröffentlichungsdatum: 26.04.1989
- US3625135 Automatically controlled cooking area ventilation system, Patent, *Erfinder: Carlson, Elmer, A.; Anwender: Honeywell Inc.*, Patent-Nummer: US3625135, Veröffentlichungsdatum: 07.12.1971

## 7. Anhang

### Übersicht

Anhang 1: Organische Verbindungen bei Garprozessen .....	124
Anhang 2: Abbildungen zur Vorauswahl von Halbleitersensoren .....	128
Anhang 3: Abbildungen zu Sensorsignalen bei Garprozessen .....	139
Anhang 4: Auszug aus dem Algorithmus des 80C537 $\mu$ -Controllers von Siemens in C51 .....	151
Anhang 5: A Cooker Hood, Patent .....	158

## Anhang 1: Organische Verbindungen bei Garprozessen

TABLE 3. Organic Compound Emission Rates from Hamburger Meat Charbroiling over a Natural Gas Fired Grill

compound	gas phase ( $\mu\text{g kg}^{-1}$ of meat cooked)			fine particle ( $\mu\text{g kg}^{-1}$ of meat cooked)			total	notes <sup>a-c</sup>
	VOC canister	DNPH cartridge	XAD denuder	filter	PUF1	PUF2		
<b><i>n</i>-Alkanes</b>								
methane	18 000 000						18 000 000	a
ethane	663 000						663 000	a
propane	190 000						190 000	a
<i>n</i> -butane	107 000						107 000	a
<i>n</i> -pentane	87 000						87 000	a
<i>n</i> -hexane	44 000						44 000	a
<i>n</i> -heptane	46 000						46 000	a
<i>n</i> -octane	38 000						38 000	a
<i>n</i> -nonane	13 000						13 000	a
<i>n</i> -decane							<5 000	a
<i>n</i> -tridecane			3 100	330			3 430	b
<i>n</i> -tetradecane			3 110	580	1 320		5 000	a
<i>n</i> -pentadecane			4 490	520	1 240		6 240	b
<i>n</i> -hexadecane			3 110	135			3 240	a
<i>n</i> -heptadecane							<400	b
<i>n</i> -octadecane			1 290	160			1 450	a
<i>n</i> -nonadecane			400		320		720	b
<i>n</i> -eicosane			1 020		170		1 190	a
<i>n</i> -heneicosane			390	130	360		880	b
<i>n</i> -docosane			450	160			610	a
<i>n</i> -tricosane			500	60			560	b
<i>n</i> -tetracosane			430	260			690	a
<i>n</i> -pentacosane			110	380	290		780	b
<i>n</i> -hexacosane				260			260	a
<i>n</i> -heptacosane				650			650	b
<i>n</i> -octacosane				1 140			1 140	a
<i>n</i> -nonacosane				770			770	b
<b>Branched Alkanes</b>								
isobutane	54 000						54 000	a
isopentane	74 000						74 000	a
2,3-dimethylbutane	5 000						5 000	a
2-methylpentane	22 000						22 000	a
2,4-dimethylpentane	5 000						5 000	a
2-methylheptane	5 000						5 000	a
2,2,4-trimethylpentane	11 300						11 300	a
<b>Alkenes</b>								
ethene	1 485 000						1 485 000	a
propene	289 000						289 000	a
1-butene	73 000						73 000	a
<b>Branched Alkenes</b>								
isobutene	159 000						159 000	a
<b>Diolefins</b>								
1,3-butadiene	105 000						105 000	a
<b>Alkynes</b>								
ethyne (acetylene)	336 000						336 000	a
<b>Saturated Cyclic Hydrocarbons</b>								
cyclopentane	5 000						5 000	a
methylcyclopentane	9 000						9 000	a
cyclohexane							<5 000	a
methylcyclohexane	13 000						13 000	a
<b>Biogenic Hydrocarbons</b>								
isoprene	3 000						300	a
squalene				342			342	a
<b>Aromatic Hydrocarbons</b>								
benzene	83 000						83 000	a
toluene	40 000						40 000	a
ethylbenzene	11 000						11 000	a
<i>m</i> -xylene + <i>p</i> -xylene	12 000						12 000	a
styrene							<5 000	a
<i>o</i> -xylene	11 000						11 000	a
1,3,5-trimethylbenzene							<5 000	a
1,2,4-trimethylbenzene	24 000						24 000	a
naphthalene <sup>f</sup>			5 860		1 690	1 440	8 990	a
phenanthrene			1 120	34	90		1 220	a
anthracene			110	51			160	a
fluoranthene			400	120			520	a
pyrene			570	100			670	a
chrysene/triphenylene			330	270			600	a

Tabelle 2.1a Organische Verbindungen, die durch Erhitzen von Fleisch entstehen

TABLE 3 (Continued)

compound	gas phase ( $\mu\text{g kg}^{-1}$ of meat cooked)			fine particle ( $\mu\text{g kg}^{-1}$ of meat cooked)			total	notes <sup>a-e</sup>
	VOC canister	DNPH cartridge	XAD denuder	filter	PUF1	PUF2		
<b>Aliphatic Aldehydes</b>								
formaldehyde		1 382 000					1 382 000	a
acetaldehyde		1 092 000					1 092 000	a
propanal		504 000					504 000	a
butanal/isobutanal		373 000					373 000	a
hexanal		203 000					203 000	a
heptanal		125 000					125 000	a
octanal		146 000					146 000	a
nonanal <sup>g</sup>		141 000	115 000	32 700			148 000	a
decanal <sup>g</sup>		70 000	29 500	4 060			33 600	a
undecanal			13 600	3 550			17 200	a
dodecanal <sup>g</sup>		35 000	26 200	3 830			30 000	a
tridecanal <sup>g</sup>		38 000	15 300	2 680			18 000	a
tetradecanal			14 400	3 580			18 000	a
pentadecanal			12 850	1 570			14 400	b
hexadecanal			3 490				3 490	b
heptadecanal			2 510				2 510	b
<b>Dicarbonyls</b>								
glyoxal		550 000					550 000	a
methylglyoxal		334 000					334 000	a
biacetyl		28 000					28 000	a
<b>Ketones</b>								
nonan-2-one <sup>f</sup>			55 700		15 400	6 200	77 300	c
decan-2-one			65 500	10 000			75 500	c
undecan-2-one			107 000	3 430			107 000	c
tridecan-2-one			39 000	3 250			42 300	c
tetradecan-2-one			61 900	3 400			65 300	c
pentadecan-2-one			64 500	5 200			69 700	c
heptadecan-2-one			21 300	1 680			23 000	c
<b>Unsaturated Carbonyls</b>								
crotonaldehyde		495 000					495 000	a
methacrolein		52 000					52 000	a
furaldehyde		81 500					81 500	a
2-decenal			98 200	5 950			104 000	a
2-undecenal			80 600	5 530			86 100	a
<b>n-Alkanoic Acids</b>								
heptanoic acid			26 000	6 190			32 200	a, e
octanoic acid			29 400	9 290			38 700	a, e
nonanoic acid			42 400	6 030			48 400	a, e
decanoic acid			8 890	2 220			11 100	a, e
dodecanoic acid			4 610	1 850			6 460	a, e
tetradecanoic acid			4 040	17 700			21 700	a, e
pentadecanoic acid			220	5 750			5 970	a, e
hexadecanoic acid			11 400	163 000			174 000	a, e
heptadecanoic acid				10 300			10 300	a, e
octadecanoic acid			2 150	96 900			96 100	a, e
nonadecanoic acid				600			600	a, e
eicosanoic acid				860			860	a, e
docosanoic acid				350			350	a, e
<b>n-Alkenoic Acids</b>								
9-hexadecenoic acid				18 400			18 400	b, e
9-octadecenoic acid				214 000			214 000	a, e
9,12-octadecadienoic acid				32 000			32 000	a, e
<b>Alkanedioic Acids</b>								
hexanedioic acid				1 990			1 990	a, e
octanedioic acid				3 900			3 900	a, e
<b>Furanones (<math>\gamma</math>-Lactones)</b>								
5-ethylidihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone			6 490	2 850			9 370	a
5-propylidihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone			7 020	1 800			8 820	b
5-butylidihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone			9 540	1 420			11 000	a
5-pentylidihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone			4 770	1 290			6 060	b
5-hexylidihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone			3 120	920			4 040	a
5-heptyldihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone				390			390	b
5-octylidihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone				480			480	b
5-nonyldihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone				800			800	b
5-decylidihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone				1 750			1 750	b
5-undecylidihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone				780			780	b
5-dodecylidihydro-2(3 <i>H</i> )-furanone				670			670	b
<b>Other Compounds</b>								
cholesterol				3 970			3 970	a
hexadecanamide				<i>h</i>				<i>d</i>
octadecanamide				<i>h</i>				<i>d</i>
9-octadecenamide				<i>h</i>				<i>d</i>
<b>Unresolved Complex Mixture</b>								
				1 300 000			1 300 000	

<sup>a-e</sup> Identification notes: (a) authentic quantitative standard; (b) authentic quantitative standard for similar compound in series; (c) secondary standard; (d) probable identification; and (e) analyzed as a methyl ester. <sup>f</sup> Naphthalene and nonan-2-one are too volatile for complete collection by denuder. Mass of these compounds collected on PUF is from the gas phase. <sup>g</sup> Emissions shown are for two parallel sampling techniques, total is taken from denuder/filter/PUF. <sup>h</sup> Detected but not quantified.

TABLE 3. Organic Compound Emission Rates from Frying Vegetables in Seed Oils

compound	stir-frying of vegetables in				deep frying of potatoes in hydrogenated oil		notes
	soybean oil ( $\mu\text{g kg}^{-1}$ of vegetables cooked)		canola oil ( $\mu\text{g kg}^{-1}$ of vegetables cooked)		in hydrogenated oil ( $\mu\text{g kg}^{-1}$ of potatoes cooked)		
	gas phase	particle phase	gas phase	particle phase	gas phase	particle phase	
<b><i>n</i>-Alkanes</b>							
methane	168000 <sup>f</sup>		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
ethane	8690 <sup>f</sup>		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
propane	550		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<i>n</i> -butane	750		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<i>n</i> -pentane	800		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<i>n</i> -hexane	100		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<i>n</i> -heptane	110		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<i>n</i> -octane	110		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<i>n</i> -nonane	490		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<i>n</i> -decane	650		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<i>n</i> -tridecane	830		380		230		<i>b, f</i>
<i>n</i> -tetradecane	930		530	25	340	5	<i>a, f</i>
<i>n</i> -pentadecane	690		660	35	430	37	<i>b, f</i>
<i>n</i> -hexadecane	720	150	450	33	230	18	<i>a, f</i>
<i>n</i> -heptadecane	170	34	650	95	310	33	<i>b, f</i>
<i>n</i> -octadecane	77	28	180	16	96	11	<i>a, f</i>
<i>n</i> -nonadecane	82	14	97	22	49	9	<i>b, f</i>
<i>n</i> -eicosane	38	26	100	14	37	6	<i>a, f</i>
<i>n</i> -heneicosane	26	38	46	15	26	3	<i>b, f</i>
<i>n</i> -docosane	19	10	36	10	20	1	<i>b, f</i>
<i>n</i> -tricosane	25	18	36	5	19	1	<i>b, f</i>
<i>n</i> -tetracosane	18	18	15	18	12		<i>a, f</i>
<i>n</i> -pentacosane			7	13	9		<i>b, f</i>
<i>n</i> -hexacosane		18		17			<i>b, f</i>
<i>n</i> -heptacosane		340		470			<i>a, f</i>
<b>Branched Alkanes</b>							
<i>i</i> -butane	420		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<i>i</i> -pentane	280		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<b><i>n</i>-Alkenes</b>							
ethene	760		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<b>Branched Alkenes</b>							
<i>i</i> -butene	750		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<b>Alkynes</b>							
ethyne (acetylene)	550		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<b>Aromatic Hydrocarbons</b>							
<i>m</i> -xylene + <i>p</i> -xylene	190		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
<i>p</i> -ethyltoluene	150		<i>h</i>		<i>h</i>		<i>a, e</i>
naphthalene <sup>f</sup>	645		588		338		<i>a, f</i>
acenaphthylene	38		37		19		<i>a, f</i>
phenanthrene	138	7	120	8	83	2	<i>a, f</i>
anthracene	11	1	8	2	6	2	<i>a, f</i>
fluoranthene	40	7	24	5	19	1	<i>a, f</i>
pyrene	28	4	15	5	19	1	<i>a, f</i>
chrysene/triphenylene	5	9		13	5	9	<i>a, f</i>
<b>Aliphatic Aldehydes</b>							
formaldehyde	20100		18600		12400		<i>a, g</i>
acetaldehyde	50100		42200		20900		<i>a, g</i>
propanal	12200		17000		7000		<i>a, g</i>
butanal/isobutanal	19700		17400		4500		<i>a, g</i>
hexanal	4100		6400		6700		<i>a, g</i>
heptanal	4300		8000		5200		<i>a, g</i>
octanal	7900		9700		5700		<i>a, g</i>
nonanal	12400		14800		13500		<i>a, g</i>
decanal	5200		1090		2900		<i>a, g</i>
undecanal	3000		200		1200		<i>a, g</i>
dodecanal	1260		920				<i>a, f</i>
tridecanal	550		180				<i>a, f</i>
tetradecanal	410						<i>a, f</i>
pentadecanal	440		411				<i>a, f</i>
<b>Dicarbonyls</b>							
glyoxal	9400		9600		6400		<i>a, g</i>
methylglyoxal	7400		10000		5500		<i>a, g</i>
biacetyl	4200		2800		1400		<i>a, g</i>
<b>Ketones</b>							
2-nonanone	3300				78		<i>c, f</i>
2-decanone	2670		3130		590		<i>c, f</i>
2-undecanone	2310				145		<i>c, f</i>

Tabelle 2.2a Organische Verbindungen, die beim Braten mit Samenölen entstehen

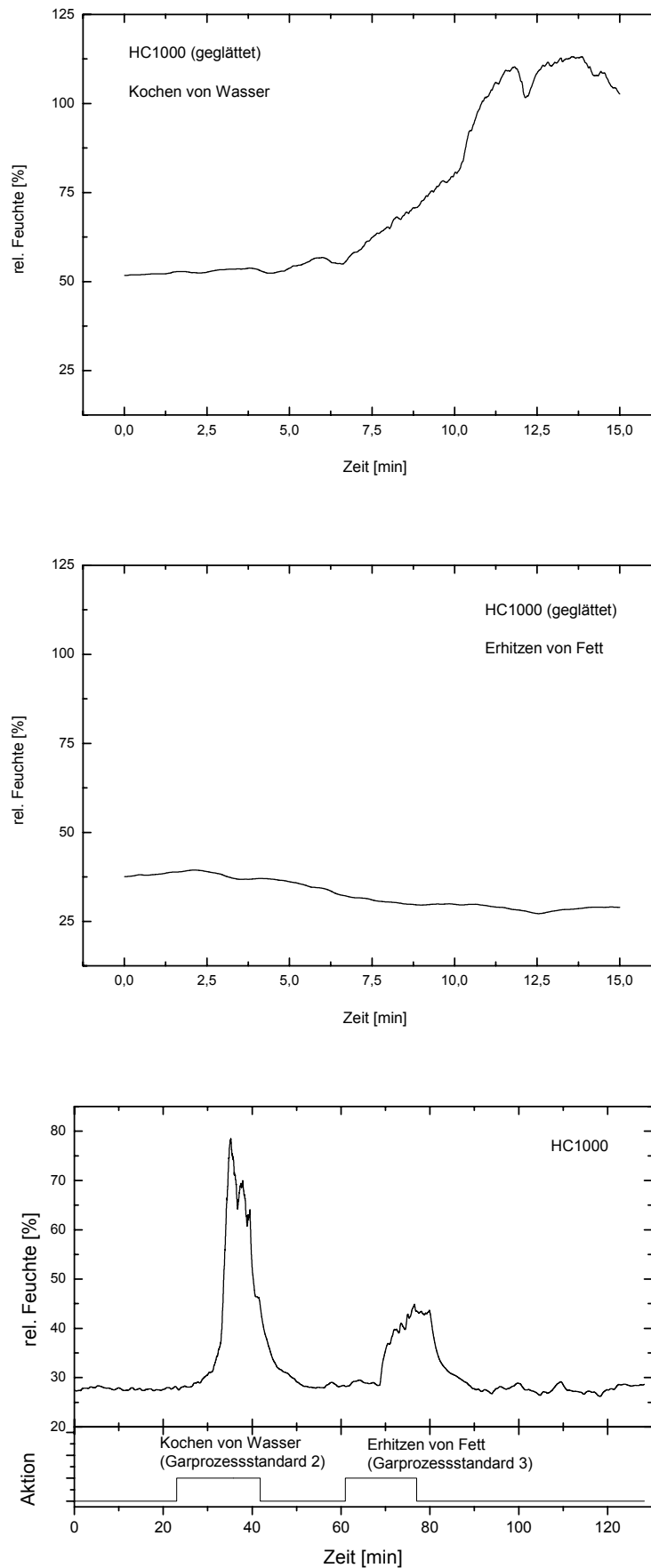
TABLE 3 (Continued)

compound	stir-frying of vegetables in				deep frying of potatoes in hydrogenated oil ( $\mu\text{g kg}^{-1}$ of potatoes cooked)		notes
	soybean oil ( $\mu\text{g kg}^{-1}$ of vegetables cooked)		canola oil ( $\mu\text{g kg}^{-1}$ of vegetables cooked)		gas phase	particle phase	
	gas phase	particle phase	gas phase	particle phase	gas phase	particle phase	
<b>Ketones</b>							
2-tridecanone					84		<i>c, f</i>
2-tetradecanone					180		<i>c, f</i>
2-pentadecanone	3900	170	8050	120	1100	30	<i>c, f</i>
2-heptadecanone	720	60	860	75	300		<i>c, f</i>
<b>Unsaturated Carbonyls</b>							
crotonaldehyde	29100		24100		5200		<i>a, g</i>
methacrolein	5500		1100		800		<i>a, g</i>
2-decenal	16100	400	26400	650	2630		<i>a, f</i>
2-undecenal	18400	420	29400	550	2880		<i>a, f</i>
<b>n-Alkanoic Acids</b>							
heptanoic acid	5940		530	162	370	2	<i>a, d, f</i>
octanoic acid	5930	160	4330	170	640	27	<i>a, d, f</i>
nonanoic acid	11890	180	12200	180	3270	51	<i>a, d, f</i>
decanoic acid	780	28	700		190	9	<i>a, d, f</i>
dodecanoic acid	320	59	210	20	100	4	<i>a, d, f</i>
tetradecanoic acid (myristic)	130	93	87	42	60	52	<i>a, d, f</i>
pentadecanoic acid		58		59		12	<i>a, d, f</i>
hexadecanoic acid (palmitic)	238	2980	690	2280	800	1760	<i>a, d, f</i>
heptadecanoic acid				50		23	<i>a, d, f</i>
octadecanoic acid (stearic)	15	1250	65	1040	37	848	<i>a, d, f</i>
nonadecanoic acid				7			<i>a, d, f</i>
eicosanoic acid		38		65		48	<i>a, d, f</i>
docosanoic acid		29		35		7	<i>a, d, f</i>
<b>n-Alkenoic Acids</b>							
9-hexadecenoic acid		174		36		18	<i>b, d, f</i>
9-octadecenoic acid (oleic)		3250		6310		1940	<i>a, d, f</i>
9,12-octadecadienoic acid (linoleic)		4190		3030		1750	<i>a, d, f</i>
9,12,15-octadecatrienoic acid (linolenic)		310		270		77	<i>a, d, f</i>
<b>Alkanedioic Acids</b>							
hexanedioic acid				33			<i>a, d, f</i>
octanedioic acid		58		165		3	<i>a, d, f</i>
<b>Furanones (<math>\gamma</math>-Lactones)</b>							
5-ethylidihydro-2(3H)-furanone <sup>f</sup>	470		370		41		<i>a, f</i>
5-propylidihydro-2(3H)-furanone <sup>f</sup>	170		170		11		<i>b, f</i>
5-butylidihydro-2(3H)-furanone	430	17	670	30	240	10	<i>a, f</i>
5-pentylidihydro-2(3H)-furanone	280	30	470	38	75	7	<i>b, f</i>
5-hexylidihydro-2(3H)-furanone	74	45	130	40	49	9	<i>a, f</i>
5-heptyldihydro-2(3H)-furanone	33	5		5		3	<i>b, f</i>
5-octylidihydro-2(3H)-furanone		43		53		1	<i>b, f</i>
5-nonyldihydro-2(3H)-furanone		29		33		2	<i>b, f</i>
5-decyldihydro-2(3H)-furanone		3		4		1	<i>b, f</i>
5-undecylidihydro-2(3H)-furanone		41		30		2	<i>b, f</i>
5-dodecylidihydro-2(3H)-furanone		12		10		1	<i>b, f</i>
<b>Other Compounds</b>							
chlorpyrifos		54		76	23	33	<i>a, f</i>

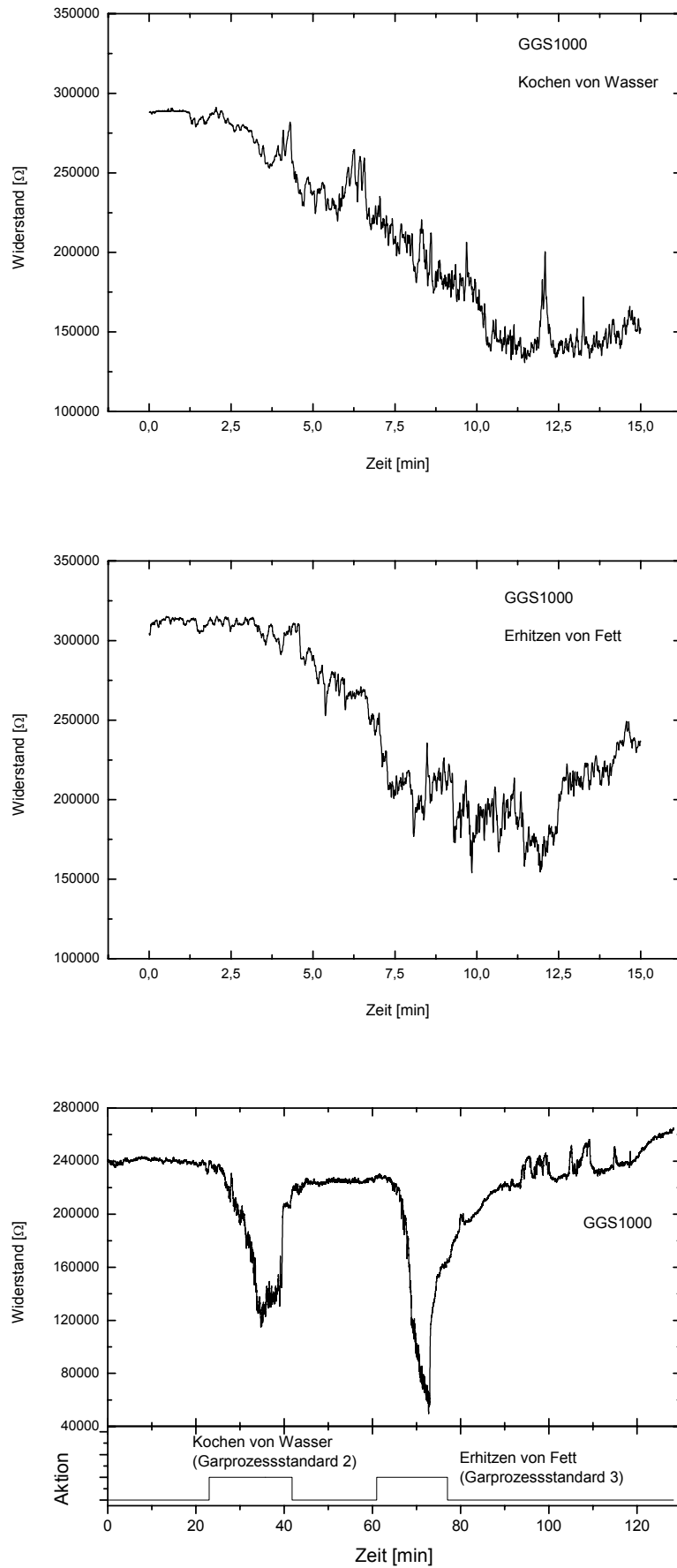
<sup>a</sup> Identification note: authentic quantitative standard. <sup>b</sup> Identification note: authentic quantitative standard for similar compound in series. <sup>c</sup> Identification note: secondary standard. <sup>d</sup> Identification note: detected as a methyl ester. <sup>e</sup> Sample collection note: collected in SUMA canister. <sup>f</sup> Sample collection note: collected on denuder/filter/PUF sampling train. <sup>g</sup> Sample collection note: collected on DNPH impregnated C<sub>18</sub> cartridges. <sup>h</sup> Not measured. See text for details. <sup>i</sup> Compound is too volatile for complete collection by denuder at sampling conditions; mass of this compound reported in the gas-phase includes mass collected on PUF cartridge. <sup>j</sup> Believed to be from natural gas and not from stir-fry materials.

**Table 2.2b** Fortsetzung: Organische Verbindungen, die beim Braten mit Samenölen entstehen

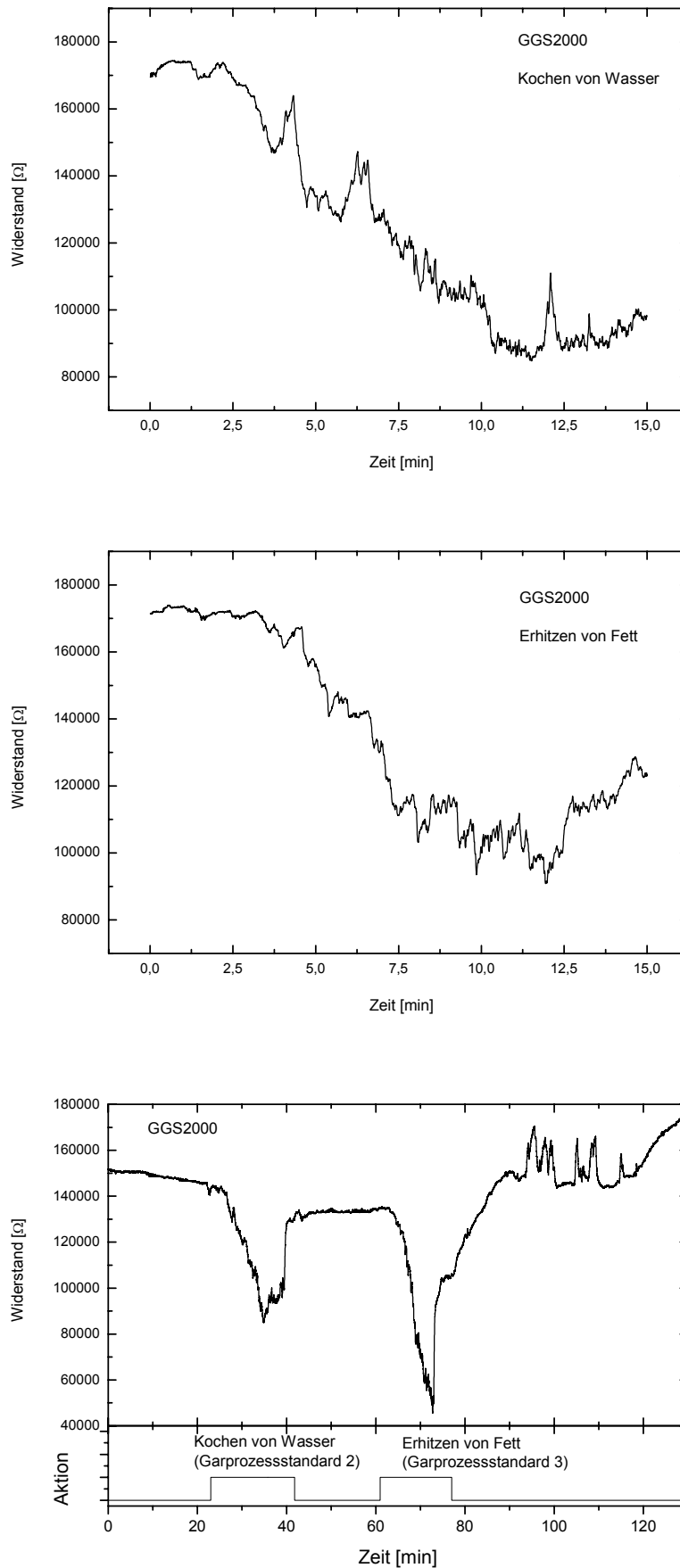
## Anhang 2: Abbildungen zur Vorauswahl von Halbleitergassensoren



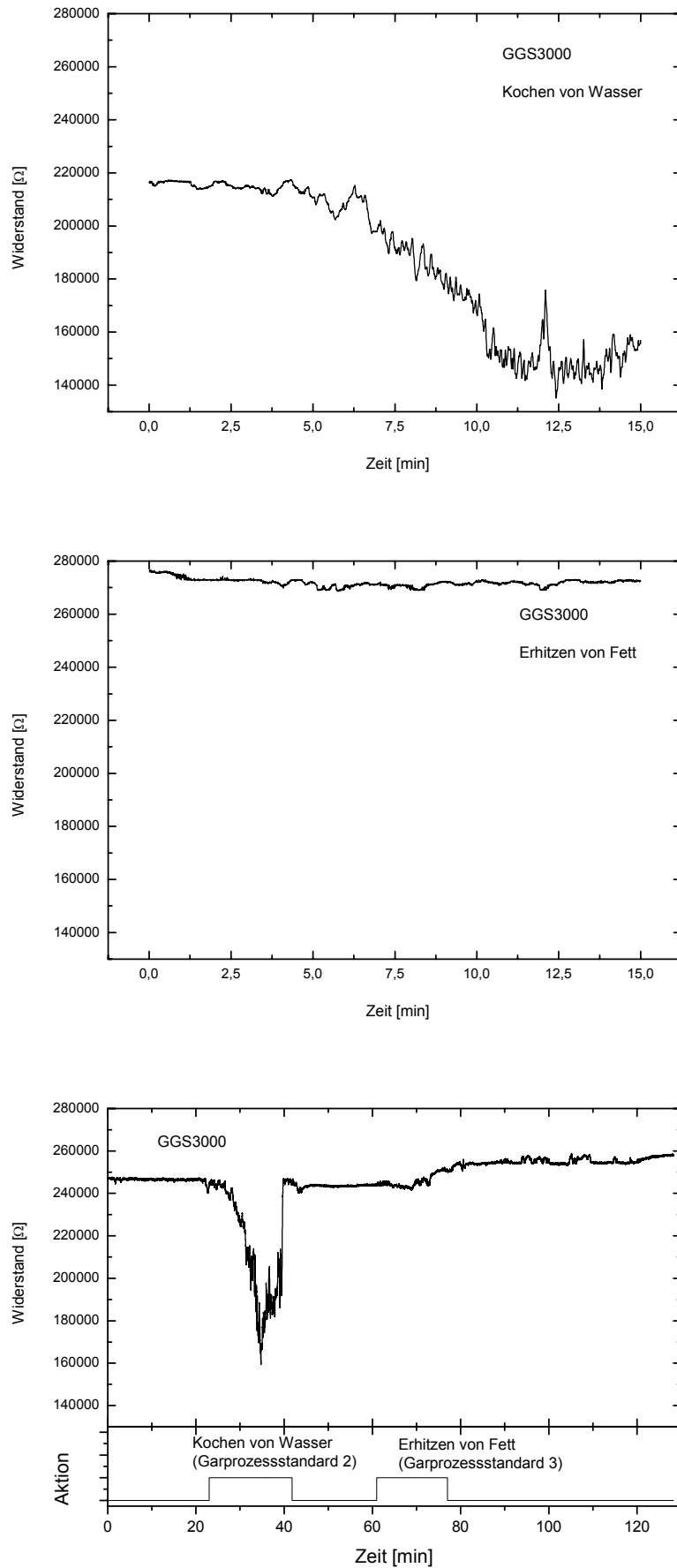
**Abb. 4.11:** Verlauf der Luftfeuchte am Ort der Sensoren bei Messungen mit  
 (a) Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser)  
 (b) Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)  
 (c) Langzeitmessungen mit 2 Garprozessen



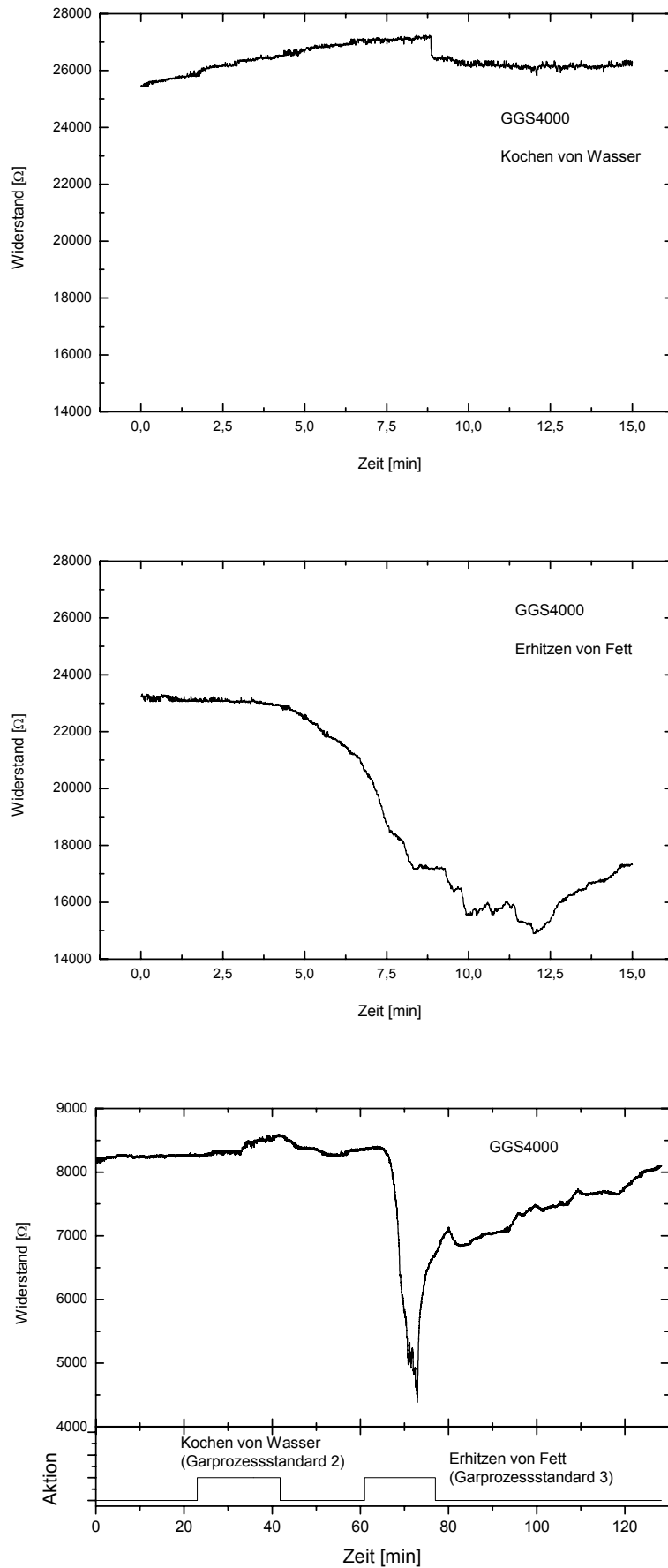
**Abb. 4.12:** Widerstand des Sensors GGS 1000 bei Messungen mit  
(a) Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser)  
(b) Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)  
(c) Langzeitmessungen mit 2 Garprozessen



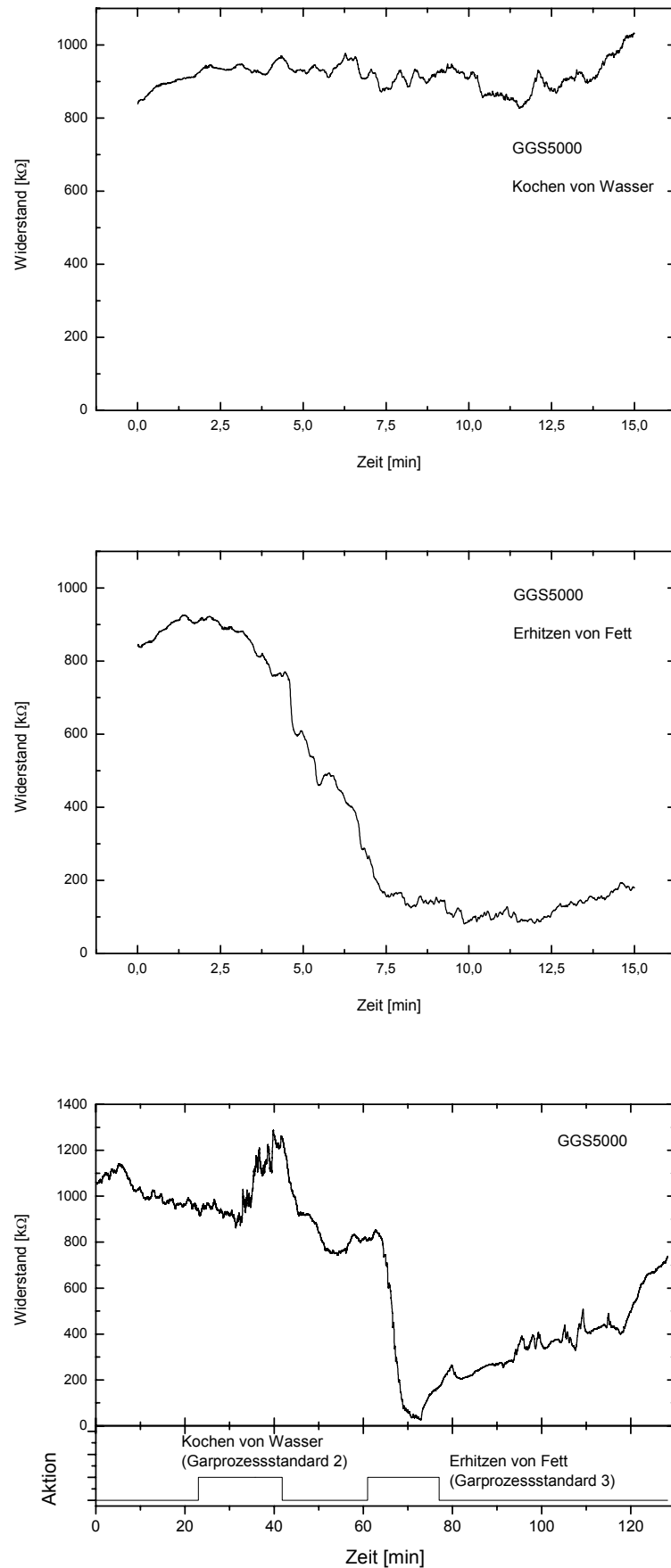
**Abb. 4.13:** Widerstand des Sensors GGS 2000 bei Messungen mit  
 (a) Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser)  
 (b) Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)  
 (c) Langzeitmessungen mit 2 Garprozessen



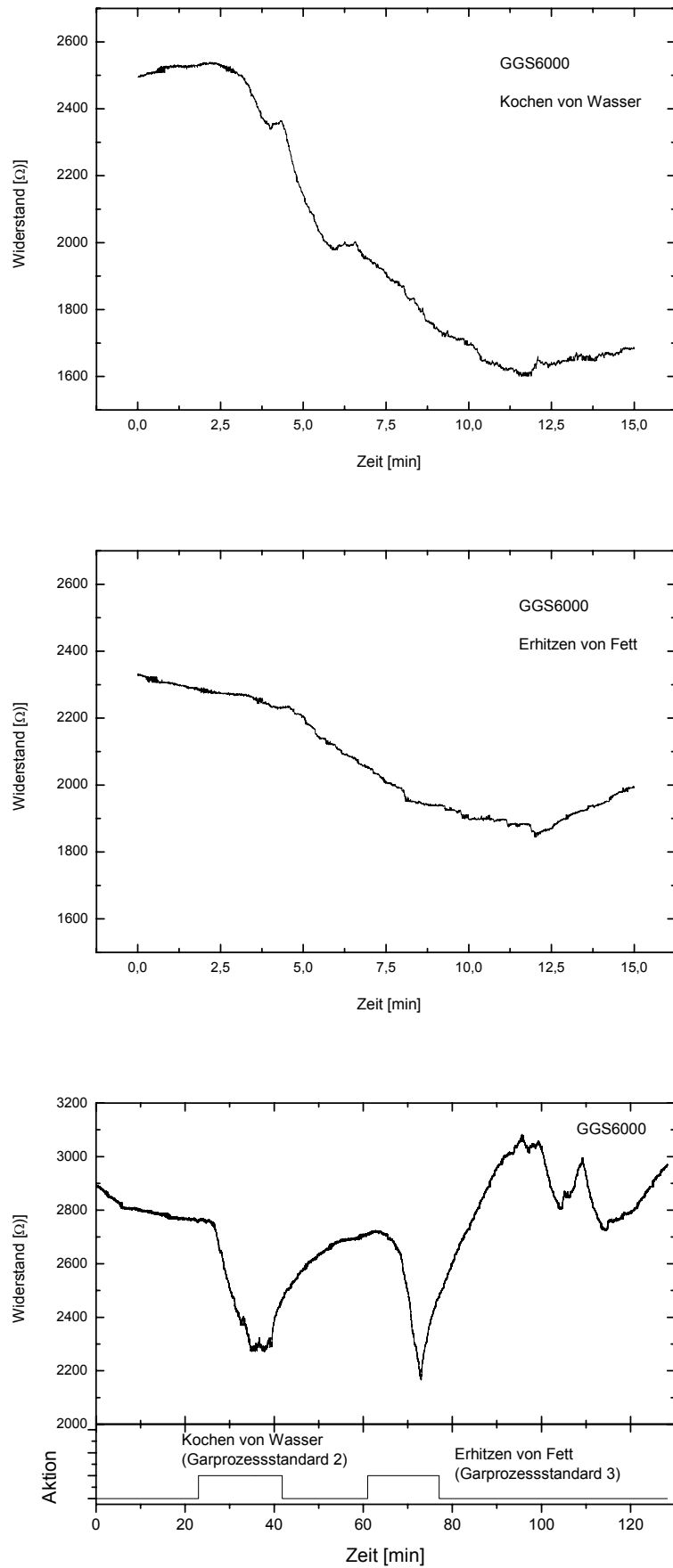
**Abb. 4.14:** Widerstand des Sensors GGS 3000 bei Messungen mit  
(a) Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser)  
(b) Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)  
(c) Langzeitmessungen mit 2 Garprozessen



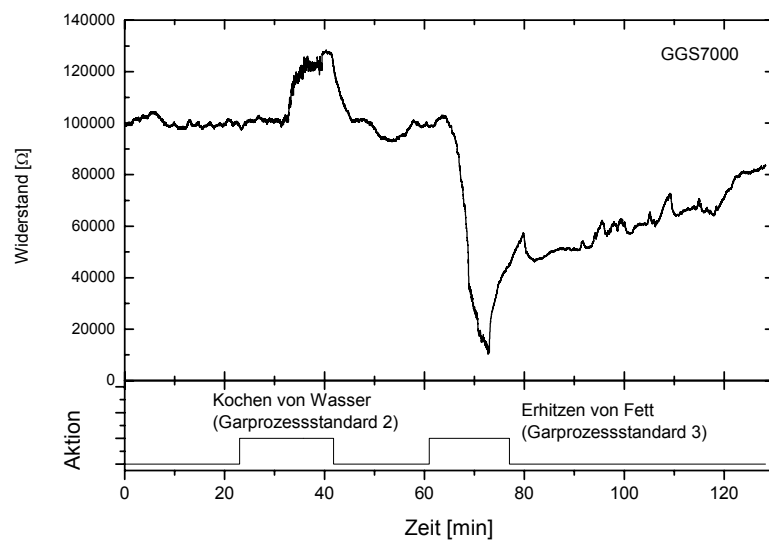
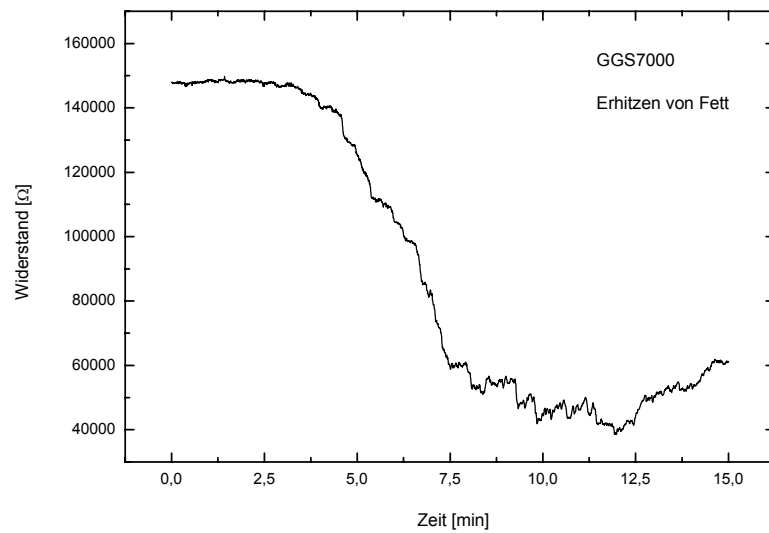
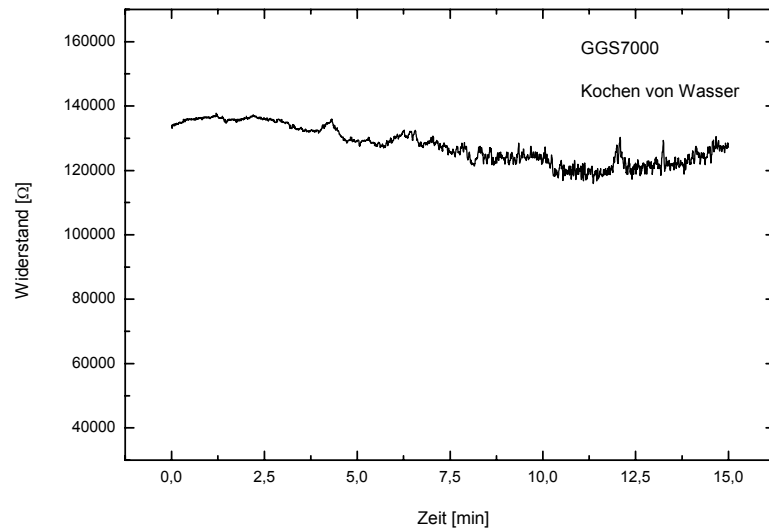
**Abb. 4.15:** Widerstand des Sensors GGS 4000 bei Messungen mit  
 (a) Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser)  
 (b) Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)  
 (c) Langzeitmessungen mit 2 Garprozessen



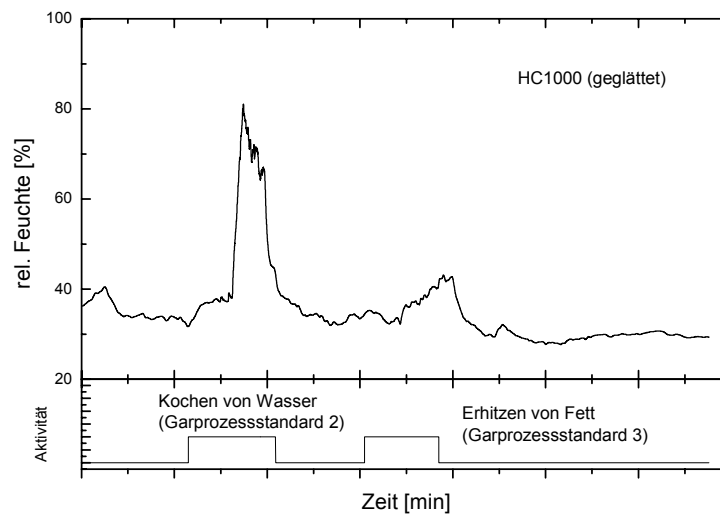
**Abb. 4.16:** Widerstand des Sensors GGS 5000 bei Messungen mit  
 (a) Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser)  
 (b) Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)  
 (c) Langzeitmessungen mit 2 Garprozessen



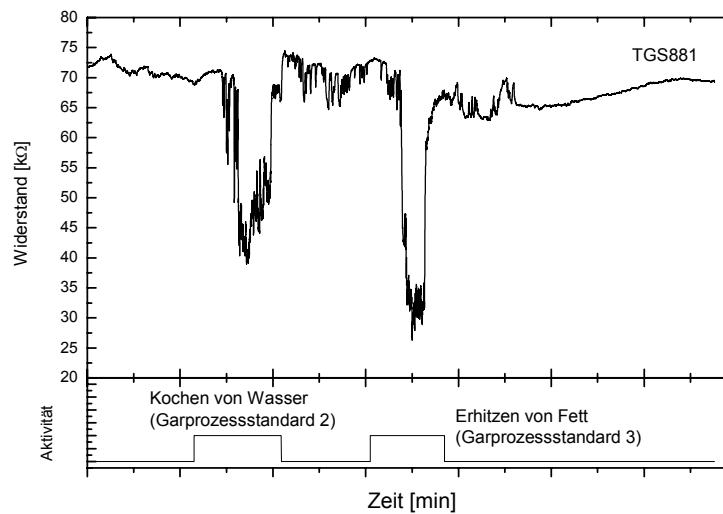
**Abb. 4.17:** Widerstand des Sensors GGS 6000 bei Messungen mit  
 (a) Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser)  
 (b) Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)  
 (c) Langzeitmessungen mit 2 Garprozessen



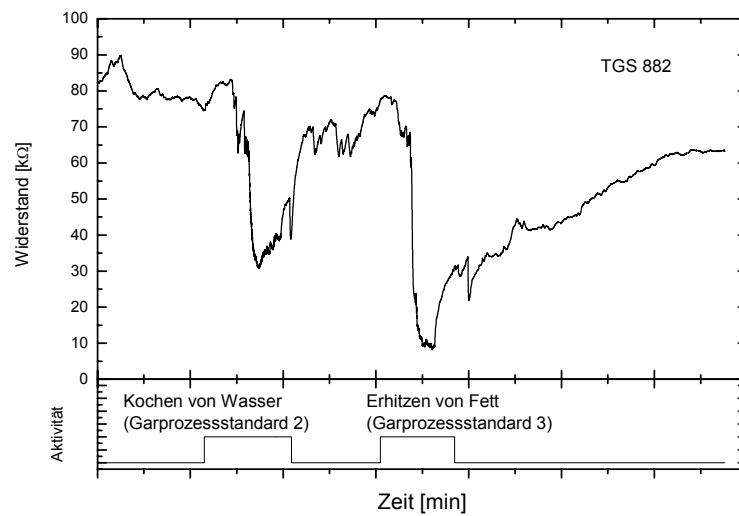
**Abb. 4.18:** Widerstand des Sensors GGS 7000 bei Messungen mit  
 (a) Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser)  
 (b) Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)  
 (c) Langzeitmessungen mit 2 Garprozessen



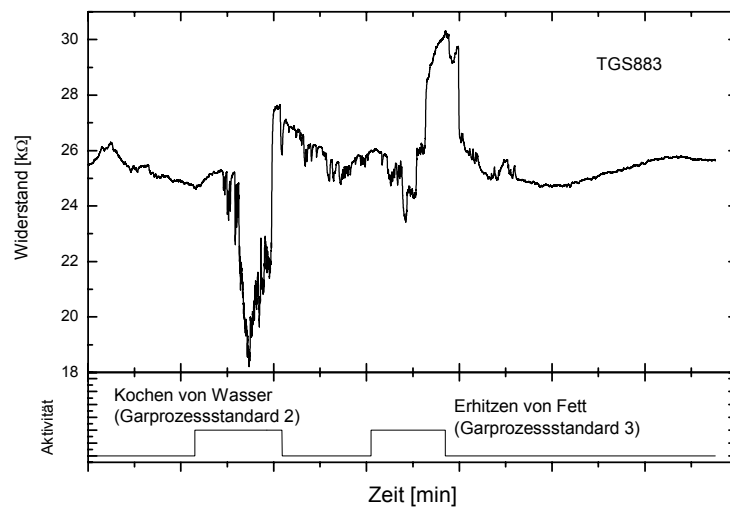
**Abb. 4.19:** Verlauf der Luftfeuchte am Ort der Sensoren bei einer Langzeitmessung mit Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser) und Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)



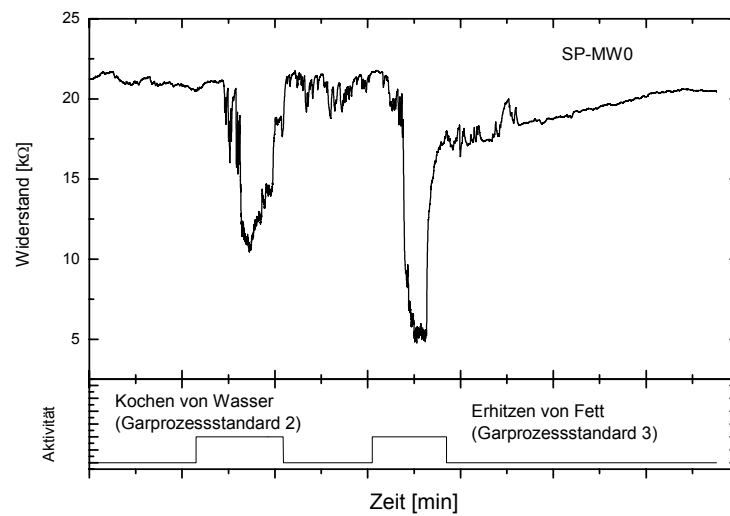
**Abb. 4.20:** Widerstand des Sensors TGS 881 bei einer Langzeitmessung mit Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser) und Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)



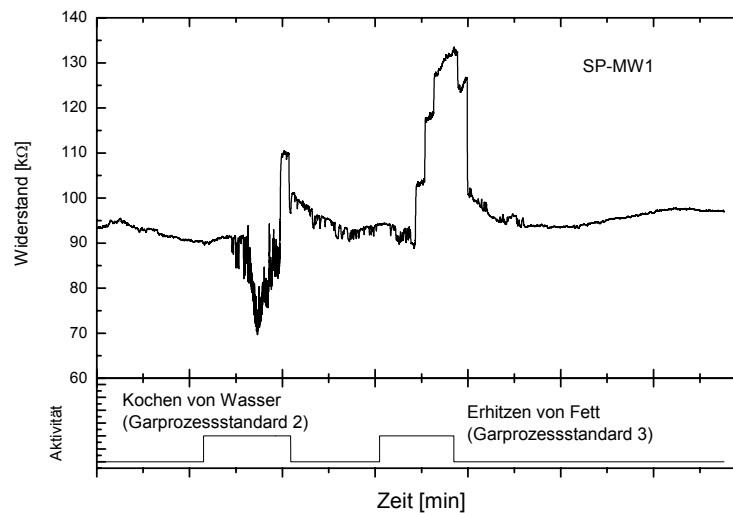
**Abb. 4.21:** Widerstand des Sensors TGS 882 bei einer Langzeitmessung mit Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser) und Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)



**Abb. 4.22:** Widerstand des Sensors TGS 883 bei einer Langzeitmessung mit Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser) und Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)



**Abb. 4.23:** *Widerstand des Sensors SP-MW0 bei einer Langzeitmessung mit Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser) und Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)*



**Abb. 4.24:** *Widerstand des Sensors SP-MW1 bei einer Langzeitmessung mit Garprozessstandard 2 (Kochen von Wasser) und Garprozessstandard 3 (Erhitzen von Fett)*

### Anhang 3: Abbildungen zu Sensorsignalen bei Garprozessen

Anhang 3a: Die hier gezeigten Sensorsignale sind Ausschnitte aus Langzeitmessungen. Tabelle 4.5 zeigt die Aktivitäten während der durchgeführten Garprozesse.

Messung	Beschreibung
Schnitzel	<p><b>Jägerschnitzels (in einer Pfanne mit einem Würfel Fett) und Jägersauce (einrühren in kochendes Wasser) auf Gaskocher</b></p> <p>Zeit 241,8 min: Wasser wird aufgesetzt            Zeit 245,0 min: Wasser kocht, Sauce eingerührt, Pfanne mit Fett und Schnitzel aufgesetzt            Zeit 252,0 min: Haube auf Stufe 3 geschaltet            Zeit 254,0 min: Schnitzel und Sauce fertig und vom Herd entfernt            Zeit 256,6 min: Haube auf Stufe 2 zurück geschaltet            Zeit 266,0 min: Haube ausgeschaltet, Messung beendet</p>
Zwiebeln	<p><b>Dünsten von Zwiebeln in einer Pfanne mit wenig Wasser</b></p> <p>Zeit 1300,0 min: geschnittene Zwiebeln am Herd, Haube auf Stufe 1            Zeit 1302,0 min: Pfanne mit wenig Wasser wird aufgesetzt            Zeit 1303,0 min: Zwiebeln in Pfanne gegeben            Zeit 1306,6 min: Haube auf Stufe 3 geschaltet            Zeit 1318,0 min: Zwiebeln vom Herd entfernt            Zeit 1320,0 min: Haube ausgeschaltet, Messung beendet</p>
Bratwurst	<p><b>Bratwurst in einer Pfanne mit Fett (ein Würfel) gebraten</b></p> <p>Zeit 1172,0 min: Pfanne mit Fett aufgesetzt            Zeit 1177,0 min: Fett flüssig, Bratwurst zugegeben            Zeit 1177,5 min: Haube auf Stufe 2 eingeschaltet            Zeit 1185,5 min: Bratwurst fertig, Pfanne vom Herd entfernt            Zeit 1190,0 min: Haube ausgeschaltet, Messung beendet</p>
Rührei	<p><b>Rührei in einer Pfanne in Butter</b></p> <p>Zeit 1271,0 min: Butter wird in die Pfanne gegeben            Zeit 1274,0 min: Haube auf Stufe 1 gestellt            Zeit 1274,5 min: Eier werden in die Pfanne gegeben            Zeit 1277,0 min: Pfanne mit Eiern vom Herd genommen            Zeit 1280,0 min: Haube ausgeschaltet, Messung beendet</p>
Spaghetti	<p><b>Kochen von Nudeln in 2l Wasser in offenem Topf ohne Haube</b></p> <p>Zeit 185,0 min: Topf mit 2l Wasser wird aufgesetzt (Deckel geschlossen)            Zeit 190,5 min: Deckel wird abgenommen (Wasser kocht noch nicht)            Zeit 198,0 min: Spaghetti werden ins nun kochende Wasser gegeben            Zeit 209,0 min: Spaghetti werden angegossen            Zeit 210,3 min: Topf wird entfernt, Messung beendet</p>

**Tabelle 4.5:** *Verlaufsprotokolle der Garprozesse zur Auswahl von Sensoren*

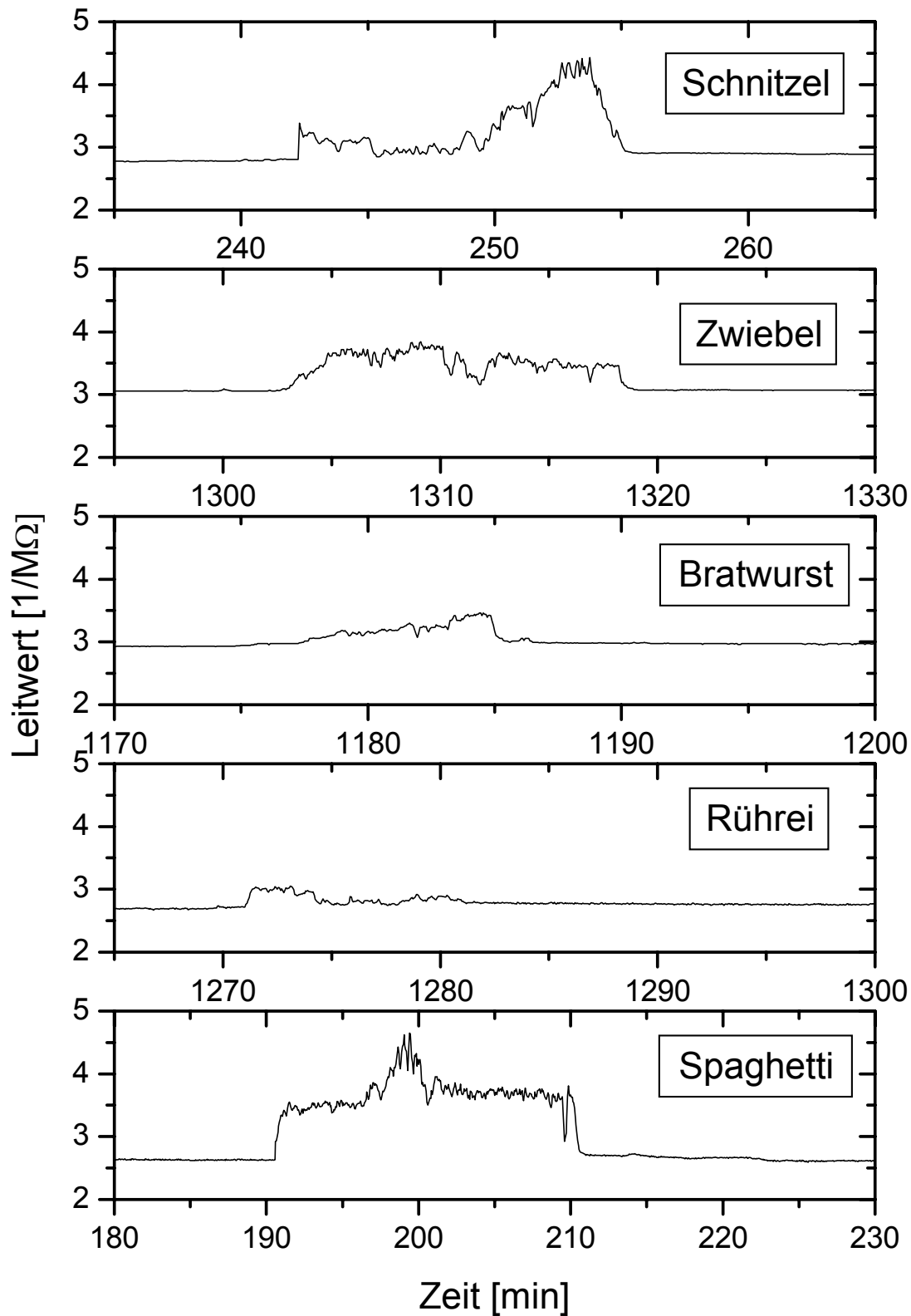


Abb. 4.25: Leitwert des Sensors GGS 3000 bei verschiedenen Garprozessen

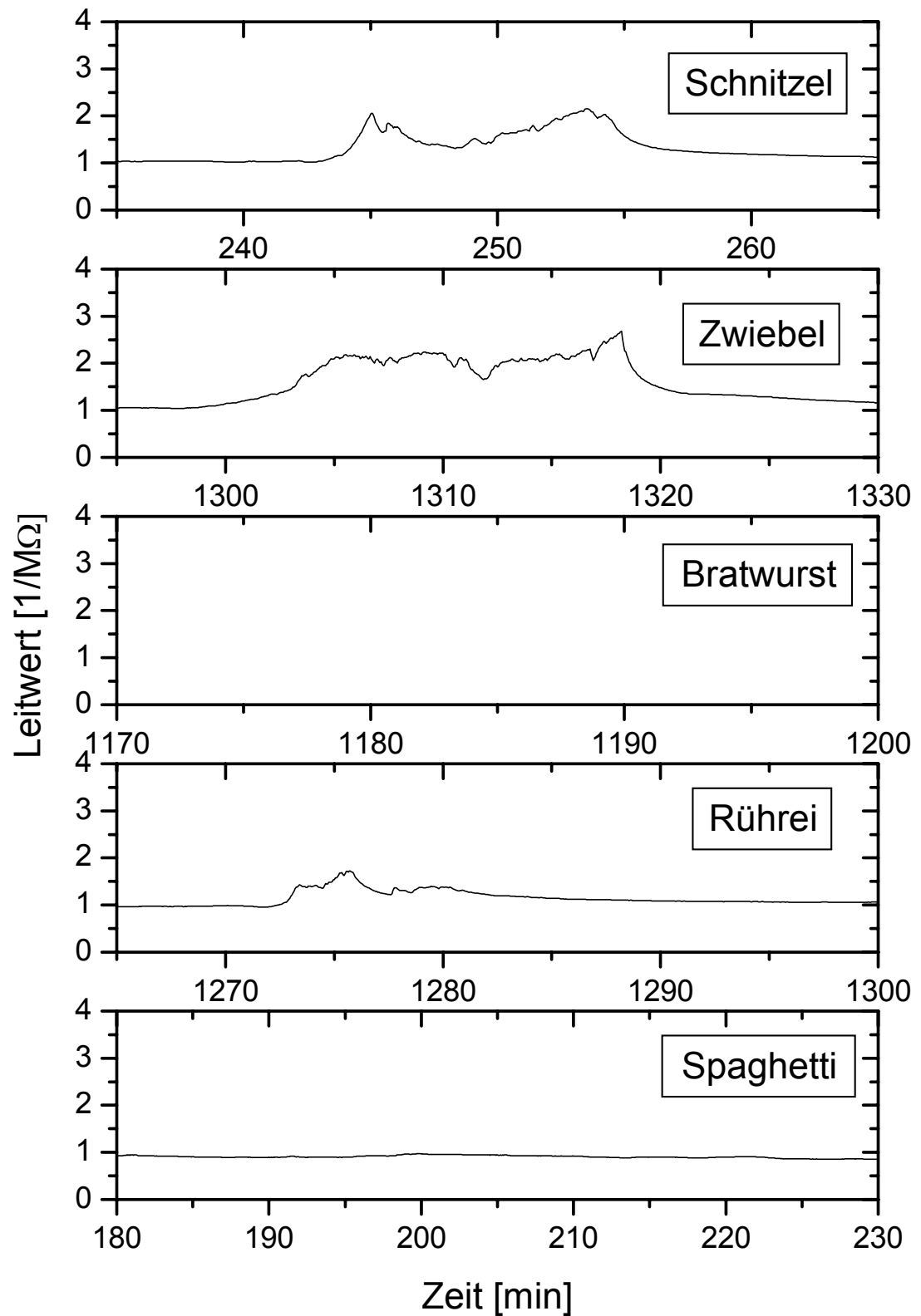


Abb. 4.26: Leitwert des Sensors GGS 4000 bei verschiedenen Garprozessen

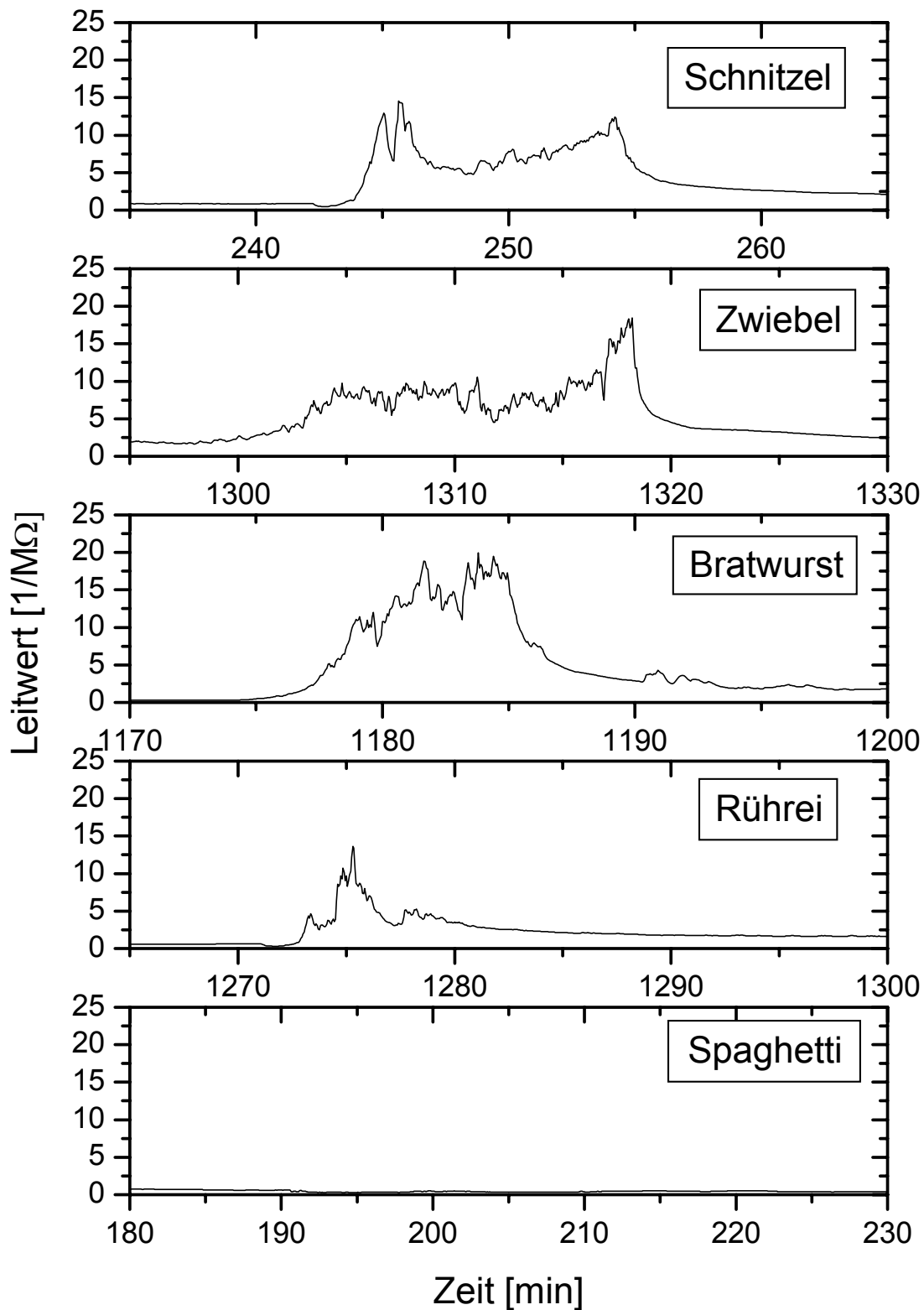


Abb. 4.27: Leitwert des Sensors GGS 5000 bei verschiedenen Garprozessen

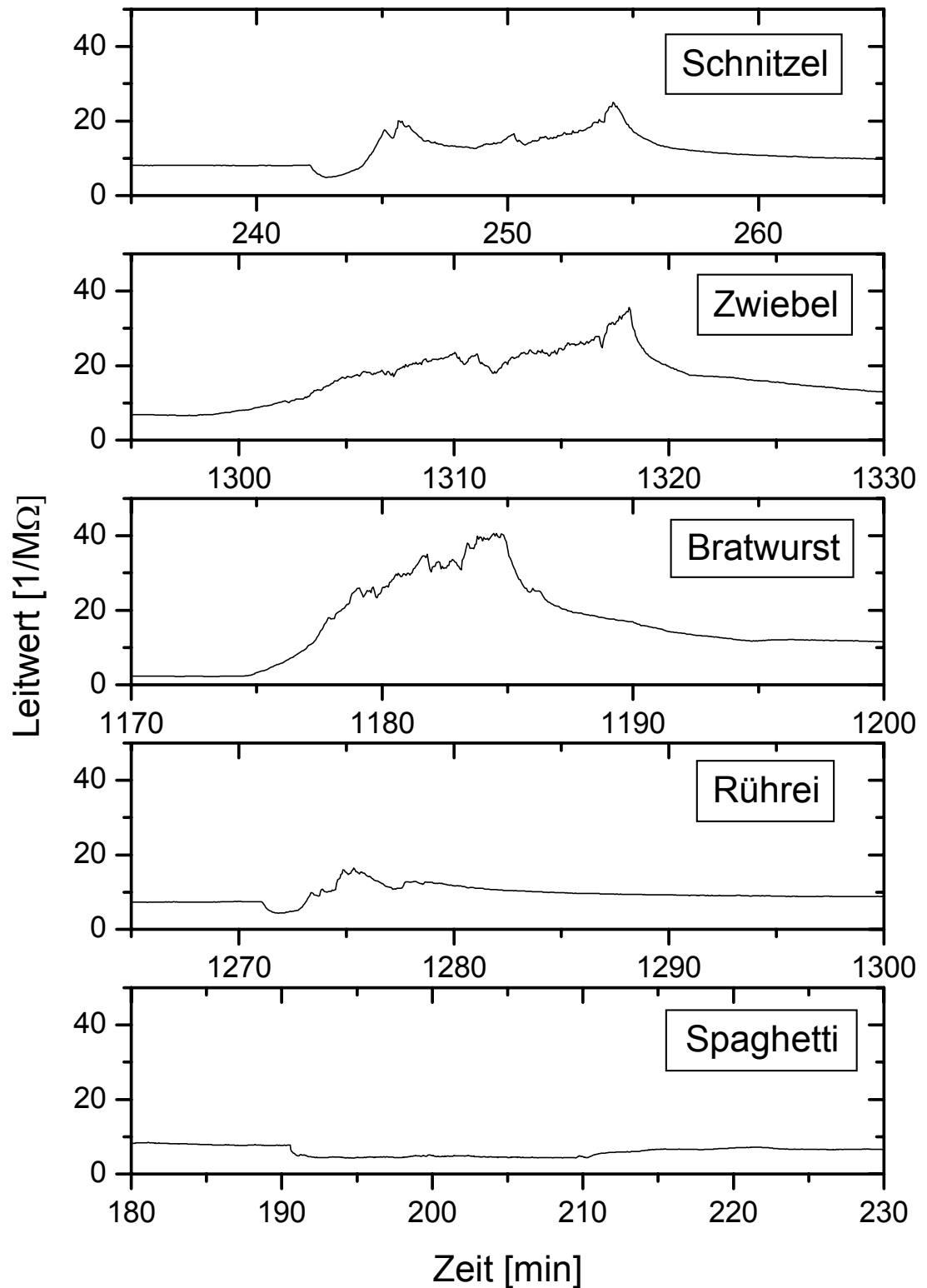


Abb. 4.28: Leitwert des Sensors GGS 7000 bei verschiedenen Garprozessen

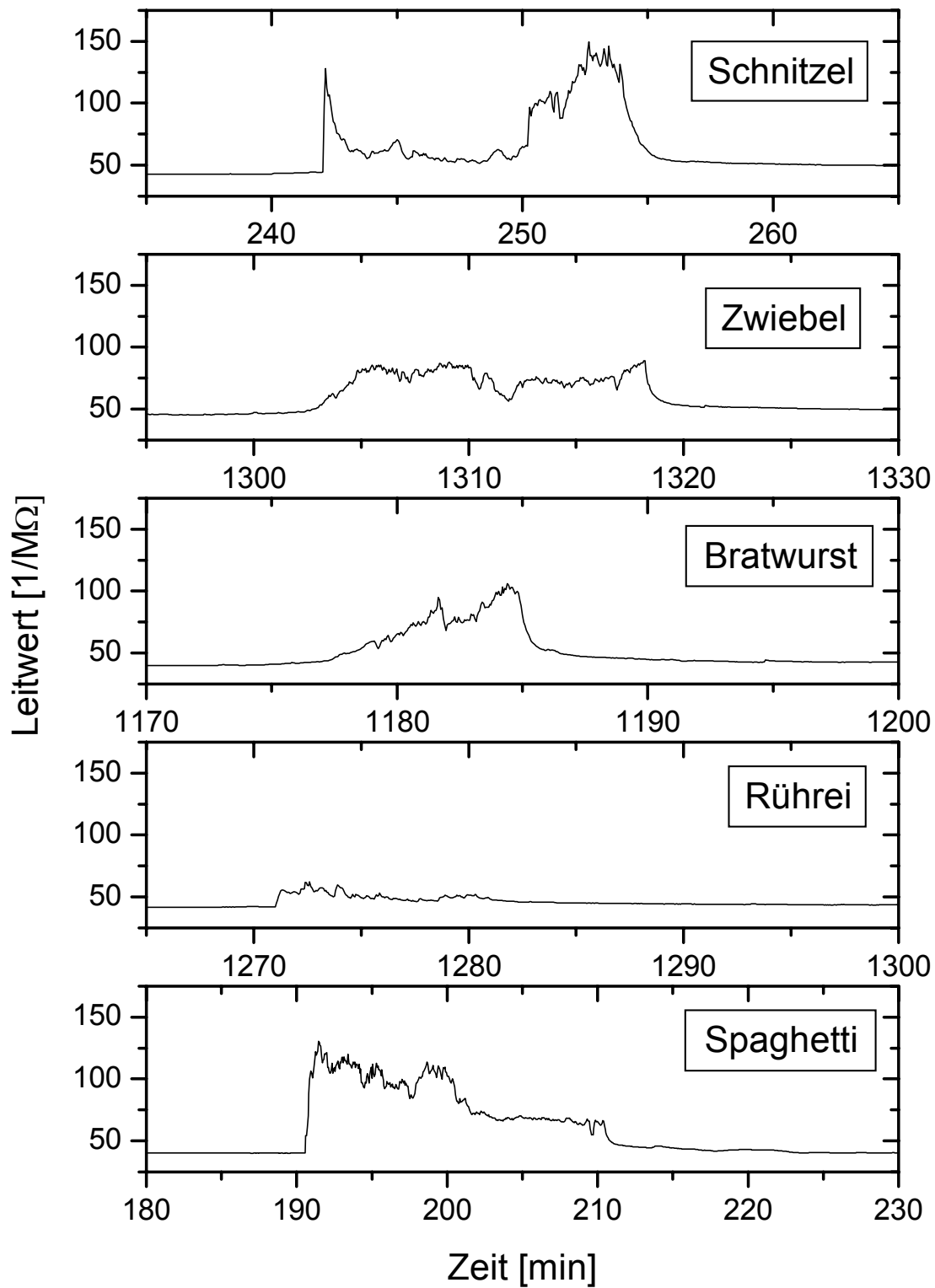


Abb. 4.29: Leitwert des Sensors *SP-MW0* bei verschiedenen Garprozessen

Anhang 3b: Langzeitmessung mit drei Kochversuchen.  
In Tabelle 4.6 ist das Verlaufsprotokoll der Messung dargestellt.

Messung	Beschreibung
Start	Zeit 0,0 min: Keine Aktivität, Am Start der Messung kann von unbelasteter Raumluft ausgegangen werden
Fisch in Butter	<p style="text-align: center;"><b>Braten von Fisch in einer Pfanne mit Butter</b></p> Zeit 12,0 min: Pfanne mit Butter wird langsam erhitzt Zeit 15,8 min: Fisch wird in die Pfanne gegeben Zeit 17,3 min: Haube auf Stufe 3 geschaltet Zeit 21,5 min: Gas wird ausgeschaltet Zeit 23,0 min: Pfanne mit Fisch wird vom Herd entfernt Zeit 27,0 min: Haube ausgeschaltet
Fleisch in Fett	<p style="text-align: center;"><b>Braten von Fleisch in einer Pfanne mit Fett</b></p> Zeit 62,2 min: Pfanne mit Fett aufgesetzt Zeit 65,0 min: Fett flüssig, Fleisch zugegeben, Haube auf Stufe 2 eingeschaltet Zeit 73,0 min: Bratwurst fertig, Pfanne vom Herd entfernt Zeit 78,0 min: Haube ausgeschaltet
Nudeln in Wasser	<p style="text-align: center;"><b>Kochen von Nudeln in Wasser</b></p> Zeit 110,5 min: Topf mit Wasser wird aufgesetzt Zeit 117,2 min: Wasser beginnt zu kochen, Haube auf Stufe 1 gestellt Zeit 119,0 min: Nudeln ins kochende Wasser gegeben Zeit 130,0 min: Nudeln werden abgegossen Zeit 131,0 min: Nudeln werden entfernt Zeit 135,0 min: Haube ausgeschaltet
Ende	Zeit 140,0 min: Messung beendet

**Tabelle 4.6:** Verlaufsprotokolle der Langzeitmessung mit drei Garprozessen

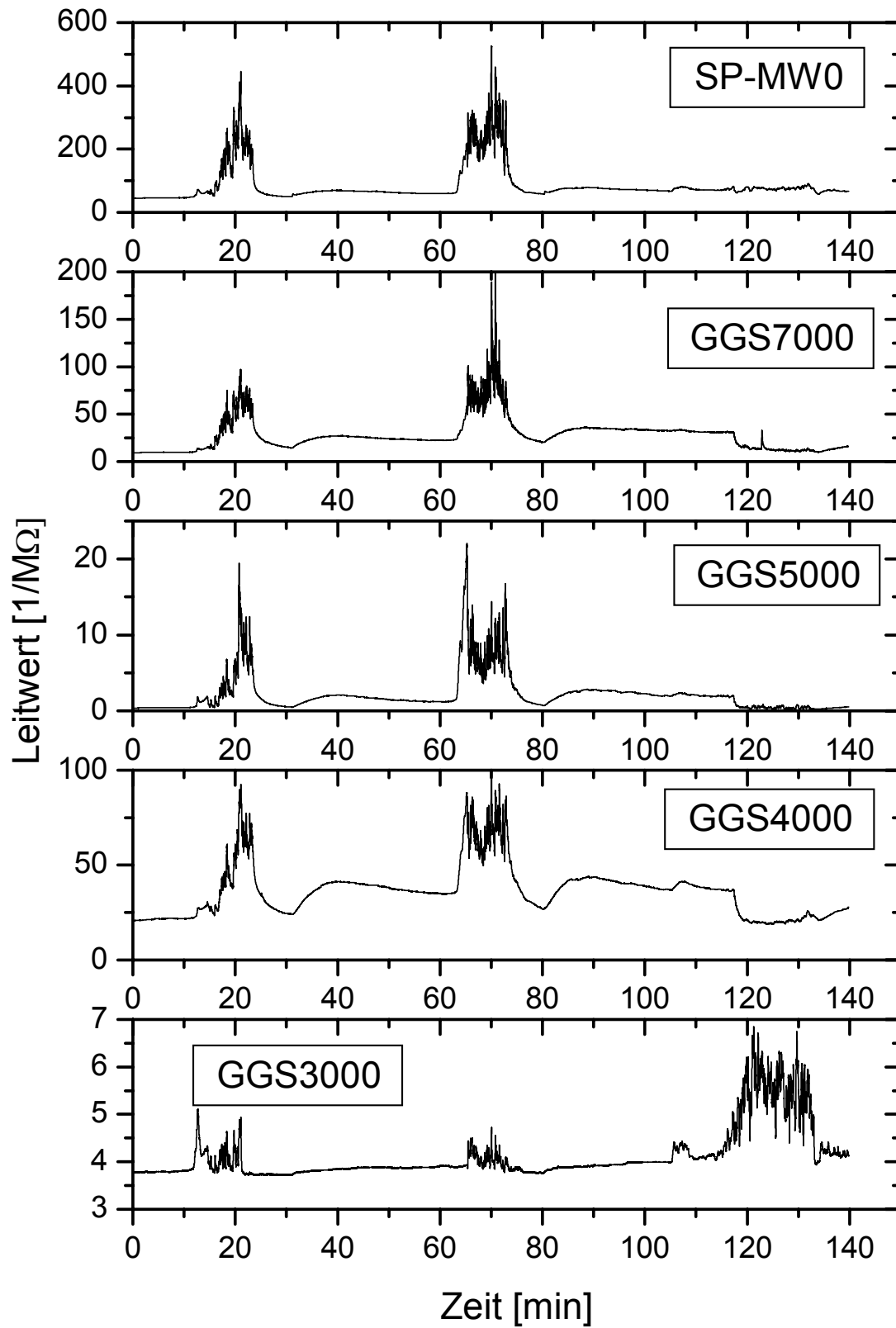


Abb. 4.30: Langzeitmessung mit 3 Garprozessen

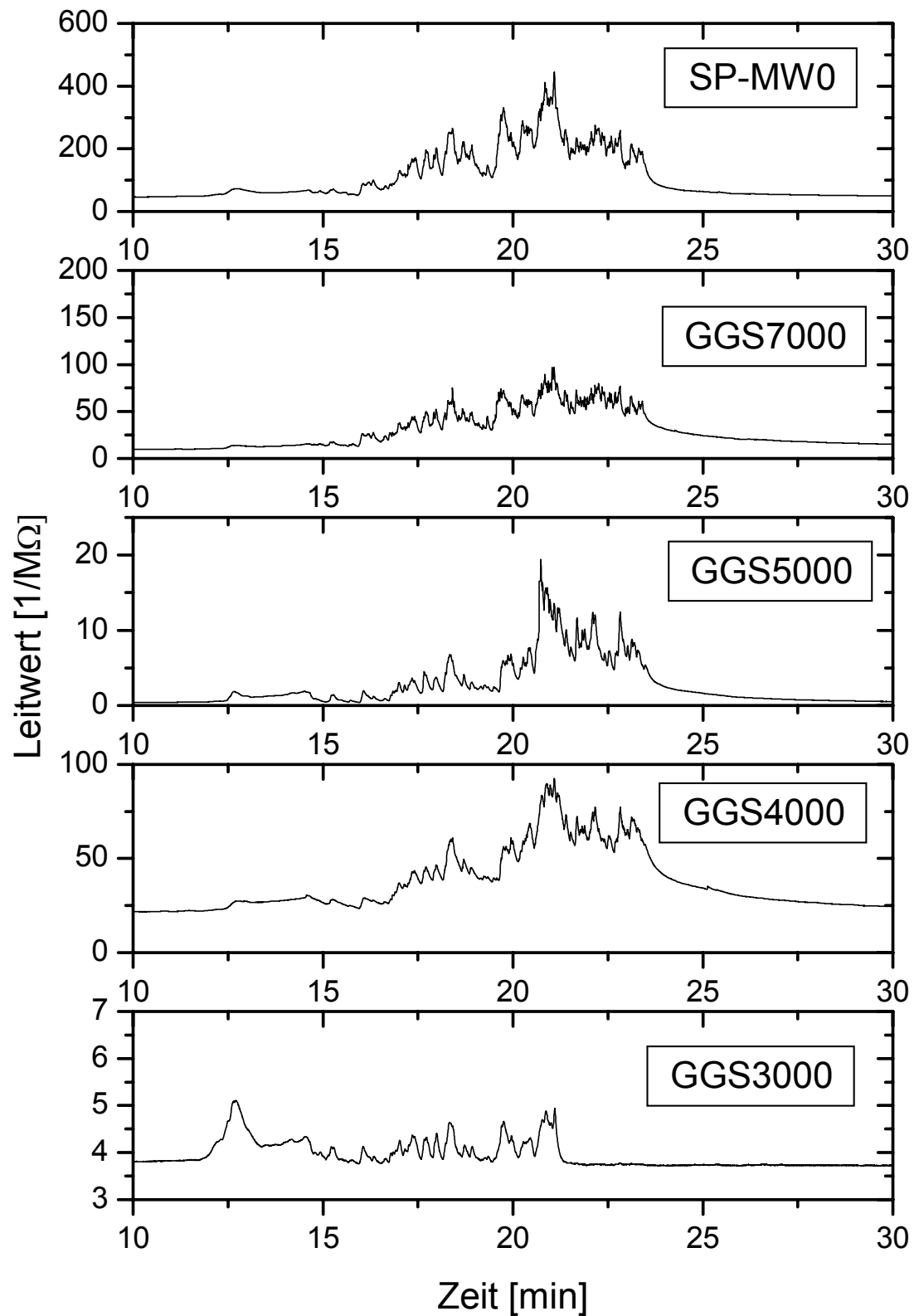


Abb. 4.31: Zeitausschnitt: Braten von Fisch in Butter

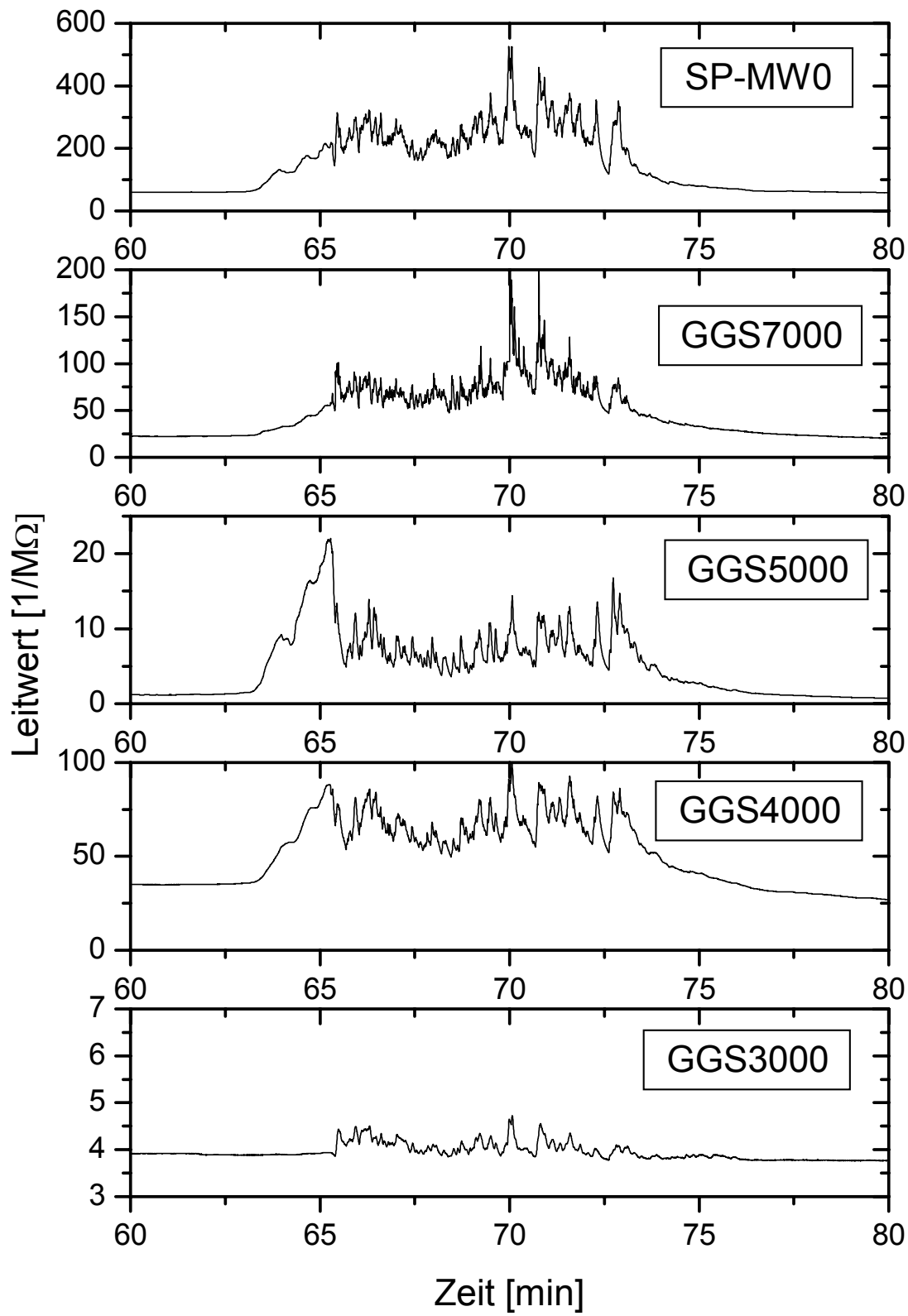


Abb. 4.32: Zeitausschnitt: Braten von Fleisch in Fett

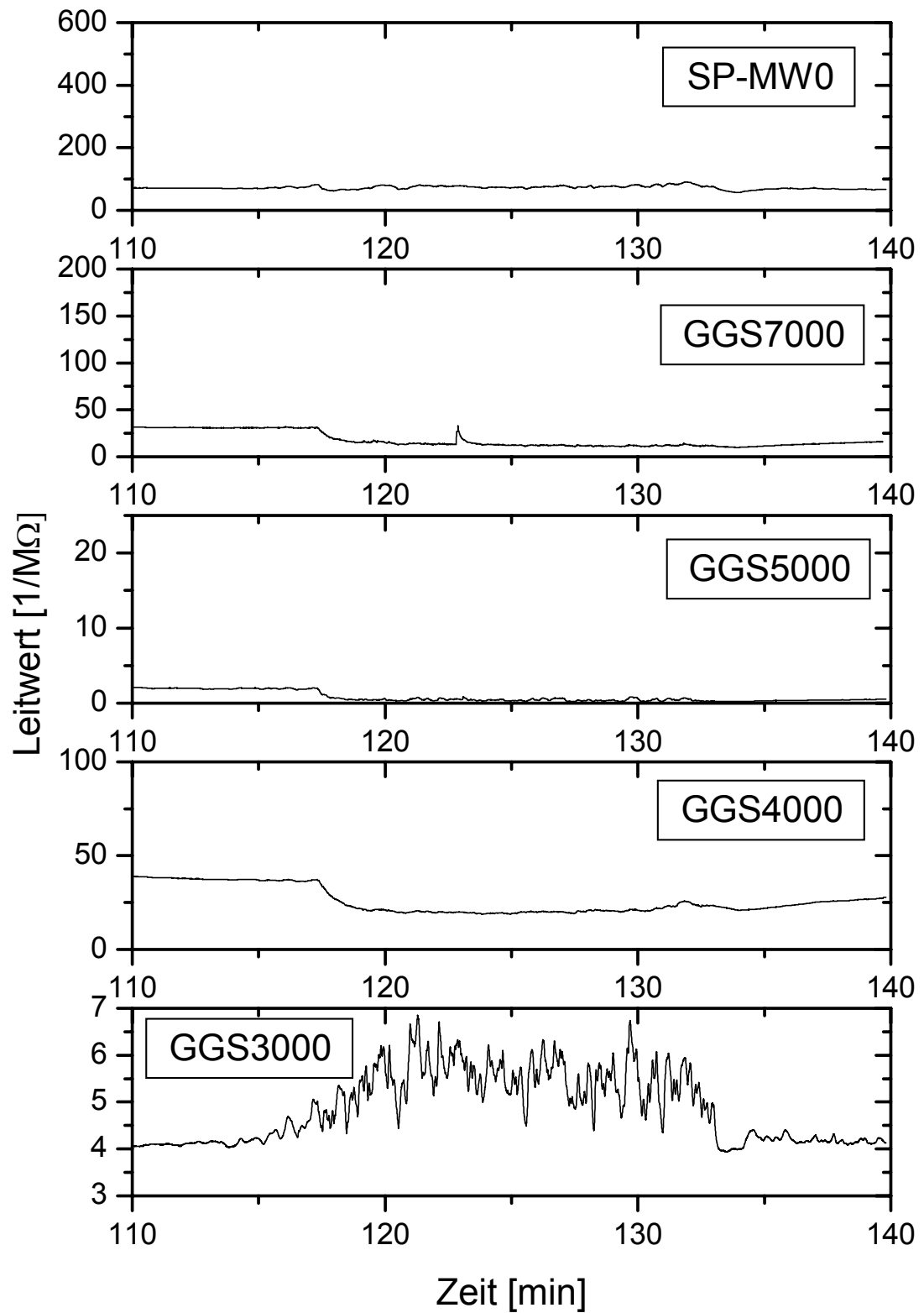
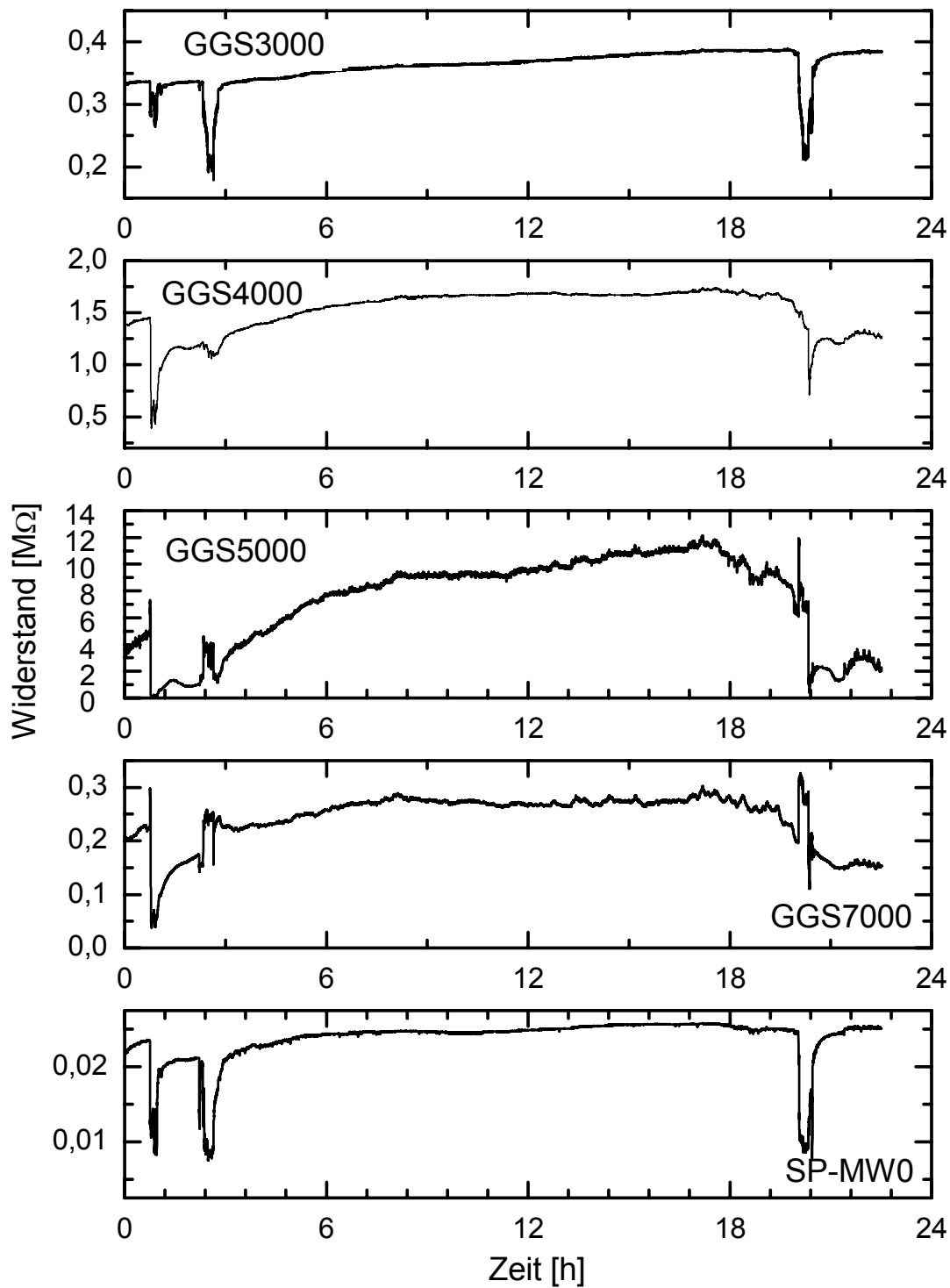


Abb. 4.33: Zeitausschnitt: Kochen von Nudeln in Wasser



**Abb. 4.34:** Sensorsignale der fünf Sensoren bei einer Langzeitmessung mit drei Garprozessen in der Widerstands-Darstellung

## Anhang 4: Auszug aus dem Algorithmus des 80C537 $\mu$ -Controllers von Siemens in C51

```

/*****
/*   Hauptprogramm für automatische Dunstabzugshaube           */
/*****
/*   Zeitstruktur im Interruptprogramm (sekündlich)           */
/*   Signalverarbeitung in 'Zustandserkennungsprogramm'       */
/*   ( höchste Hirarchieebene: main() )                       */
/*****
#pragma ot(5)
#pragma large
#include <reg517.h>
#include <absacc.h>
#include <intrins.h>
#include <stdlib.h>
#include <stdio.h>
#include <string.h>
#include "math.h"

typedef unsigned char  byte;
typedef unsigned int   uint;

                /* Port-Bits des Prozessors:           */
sbit P1_0 = 0x90;    /* -> Cookerhoodlevel 1*/
sbit P5_0 = 0xF8;    /* -> Cookerhoodlevel 2*/
sbit P5_1 = 0xF9;    /* -> Cookerhoodlevel 3*/

                /* 5 Minutenfenster */
extern xdata float  mf5_sl1[302], mf5_sl3[302];

                /* 30 Sekundenfenster */
extern xdata float  sf30_sl1[32], sf30_sl3[32];

extern xdata float  mw5min1, mw5min3, /* 5Minutenmittwert für Sensor 1 und 3 */
                  mw30sek1, mw30sek3; /* 30Sekundenmittelwert für Sensor 1 und 3 */

extern xdata unsigned int  mf5_zyk,    /* Zähler bei Speicherung Daten in 5 Minutenfenster */
                          sf30_zyk;   /* Zähler bei Speicherung Daten in 30 Sekundenfenster*/

                /* aus fanspeedcontrol:                */
extern xdata float  s1, /* Signal Sensor 1 GGS3000 (Wasser) */
                  s2, /* Signal Sensor2 GGS 5000 (Fette) */
                  s3, /* Signal Sensor3 SP-MW0 (multi) */
                  chl; /* cookerhoodlevel */

extern void set_mf5_s(void);
extern void set_sf30_s(void);
extern float mittelwert(unsigned int x[],int n);

/*****
void initialisieren_var(void) using 0
{
  chl = 0;          /*CookerHoodLevel*/
  mf5_zyk = 1;     /*Zähler für SensorWiderstände*/
  sf30_zyk = 1;    /* Zähler für SensorWiderstände*/
  mf5_sl1[i] = mf5_sl3[i] = 0;
}

```

```

mw5min1 = mw5min3 = 0; /*Nullsetzen der Mittelwerte*/
for (i=1; i<31; i++) /* Löschen des 30Sek-Buffers */
    sf30_sl1[i] = sf30_sl3[i] = 0;
mw30sek1 = mw30sek3 = 0; /*Nullsetzen der Mittelwerte*/
}

/*****/
void messwertaufnahme(void) using 1
{
    netzaus=0; /* Hilfszähler zur Netzausfall-Erkennung */
    if (!P1_1) netzaus=1; /* Netzausfall */
    ADC_12bit();

    ADC_heiz();
    if (!P1_1) netzaus++;

    si[1] = sensor1;
    si[2] = sensor2;
    si[3] = sensor3;

    neu = 1;
}

/*****/
main() using 0
    Zustandserkennungsprogramm ();
    printf (" Si1:%5.0f Si2:%5.0f Si3:%5.0f",si[1],si[2],si[3]);
}

/*****/
/* Zustandserkennungsprogramm */
/*****/

#pragma ot(5)
#pragma large
#include <reg517.h>
#include <absacc.h>
#include <intrins.h>
#include <stdlib.h>
#include <stdio.h>
#include "math.h"

sbit P5_0 = 0xF8; /*: CHL 1 */
sbit P5_1 = 0xF9; /*: CHL 2 */
sbit P1_0 = 0x90; /*: CHL 3 */

void get_chl(void);
void fanspeedcontrol(void);

/* 5 Minutenfenster */
xdata float mf5_sl1[302], mf5_sl3[302];

/* 30 Sekundenfenster */
xdata float sf30_sl1[32], sf30_sl2[32], sf30_sl3[32];

xdata float mw5min1, mw5min3, /* 5Minutenmittwert für Sensor 1 und 3 */
            mw30sek1,
            mw30sek3, /* 30Sekundenmittelwert für Sensor 1 und 3 */

```

```

mw1level0, mw3level0; /* MW vor Schalten der Haube */

xdata unsigned int  mf5_zyk,      /* Zähler bei Speicherung Daten in 5 Minutenfenster */
                    sf30_zyk;    /* Zähler bei Speicherung Daten in 30 Sekundenfenster */

extern xdata float   si[12]; /* Spannungswerte der Sensoren: Grundlage für Berechnung */

xdata unsigned int   chl; /* cookerhoodlevel */

xdata float          s[20],
                    sl[20],
                    s1, /* Signal Sensor 1 GGS3000 (Wasser) */
                    s2, /* Signal Sensor2 GGS 5000 (Fette) */
                    s3, /* Signal Sensor3 SP-MW0 (multi) */

/*****/

void Sensorwiderstaende(void) using 0
{
  unsigned char c;
  float hfloat;

  hfloat = si[1];
  if (hfloat>0.0)
    sl[1] = (hfloat / (4096-hfloat)); /* Sensor GGS 3000 proportional Sensor-Widerstand 0..1 */
    printf (" SL1: %6.4f",sl[1]); /* Ausgabe über RS232-Schnittstelle*/

    sl[2] = -1.0 * (log(1.0 - (si[2] / 4096.0))); /* Sensor GGS 5000 proportional Widerstand */

  for (c=3; c<5; c++)
  {
    hfloat = si[c];
    if (hfloat>0.0)
      sl[c] = (hfloat / (4096-hfloat)); /* Sensor SP-MW0 proportional Sensor-Widerstand 0..1 */
  }
  printf (" SL3: %6.4f\nCHL: %i ",sl[3],chl); /* Ausgabe über RS232-Schnittstelle */

/*****/
/* Berechnung des Mittelwertes */

float mittelwert(float x[],int n)
{
  float y;
  int i;

  y = 0;
  for(i=1;i<n+1;i++)
    y += x[i];
  y /= (int) n;

  return(y);
}

```

```

/*****/
/* Bei jedem Zyklus neu: Speicherung der aktuellen Variablen in 5 Minutenfenster */

void set_mf5_s(void) using 0
{
  mf5_sl1[mf5_zyk] = sl[1];
  mf5_sl3[mf5_zyk] = sl[3];
  mf5_zyk ++;
  if (mf5_zyk > 300)
  { EAL=0;
    mw5min1 = mittelwert(mf5_sl1,300);
    mw5min3 = mittelwert(mf5_sl3,300);
    printf("\n\nNew 5min-Mean Values evaluated\n");
    mf5_zyk = 1;
    EAL=1;
  }
}

/*****/
/* Bei jedem Zyklus neu: Speicherung der aktuellen Variablen in 30 Sekundenfenster */

void set_sf30_s(void) using 0
{
  sf30_sl1[sf30_zyk] = sl[1];
  /* sf30_sl2[sf30_zyk] = si[2]; */
  sf30_sl3[sf30_zyk] = sl[3];
  sf30_zyk ++;
  if (sf30_zyk > 30)
  {
    EAL=0;
    mw30sek1 = mittelwert(sf30_sl1,30);
    /* mw30sek2 = mittelwert(sf30_sl2,30); */
    mw30sek3 = mittelwert(sf30_sl3,30);
    printf("\n\nNew 30sec-Mean Values evaluated\n\n");
    printf("   GGS 3000: %f, SP-MW0: %f\n\n",mw30sek1,mw30sek3);
    printf("Last 5min-Mean Values:   GGS 3000: %f, SP-MW0: %f\n\n",mw5min1,mw5min3);
    get_chl(); /* Aufruf erst, wenn 30sek-MWs berechnet wurden */
    fanspeedcontrol();
    sf30_zyk = 1;
    EAL=1;
  }
}

/*****/
/* Bestimmung des CookerHoodLevels */

void get_chl(void) using 0
{
  xdata float par1, par2, par3;

  if((mw5min1==0)||(mw5min3==0))
  {
    printf("initialising\n");
  }
  else
  {
    if(chl == 0)
    {
      mw1level0 = mw5min1; /* mw1+3level0 werden festgehalten, */
    }
  }
}

```

```
mw3level0 = mw5min3; /* wenn chl ungleich 0 (alte Werte) */
}

par1 = mw30sek1 / mw1level0; /*Verhältnis 30sekMW zu 5minMW*/
par2 = si[2];
/* par2 = mw30sek2; */
par3 = mw30sek3 / mw3level0;

switch(chl)
{
  case 0:
    if((par1<0.9)||(par3<0.85))
    {
      chl = 1;
      if((par1<0.75)||(par2<1000)||(par3<0.5))
      {
        chl = 2;
        if((par2<600)||(par3<0.3)||(par1<0.75)&&(par2<1000))
        {
          chl = 3;
        }
      }
    }
    break;

  case 1:
    if((par1>0.9)&&(par2>1000)&&(par3>0.85))
    {
      chl = 0;
    }
    else
    {
      if((par1<0.75)||(par2<1000)||(par3<0.5))
      {
        chl = 2;
        if((par2<600)||(par3<0.3)||(par1<0.75)&&(par2<1000))
        {
          chl = 3;
        }
      }
    }
    break;

  case 2:
    if((par1>0.75)&&(par2>1000)&&(par3>0.5))
    {
      chl = 1;
      if((par1>0.9)&&(par2>1000)&&(par3>0.85))
      {
        chl = 0;
      }
    }
    else
    {
      if((par2<600)||(par3<0.3)||(par1<0.75)&&(par2<1000))
      {
        chl = 3;
      }
    }
    break;

  case 3:
    if((par2>600)&&(par3>0.3))
    {
```

```

        chl = 2;
        if((par1>0.75)&&(par2>1000)&&(par3>0.5))
        {
chl = 1;
        if((par1>0.9)&&(par3>0.85))
        {
            chl = 0;
        }
        }
        break;
    }
}
}
/*****/
void fanspeedcontrol(void)
{
    switch(chl)
    {
        case 1:
            P1_0 = 0;
            P5_1 = 0;
            P5_0 = 1;
            break;

        case 2:
            P5_0 = 0;
            P1_0 = 0;
            P5_1 = 1;
            break;

        case 3:
            P5_0 = 0;
            P5_1 = 0;
            P1_0 = 1;
            break;

        default:
            P5_0 = 0;
            P5_1 = 0;
            P1_0 = 0;
            break;
    }
}

/*****/
void Zustandserkennungsprogramm(void) using 0
{
    xdata char en_v, en_sb, en_o;

    Sensorwiderstaende();
    set_mf5_s();
    set_sf30_s();
}

```



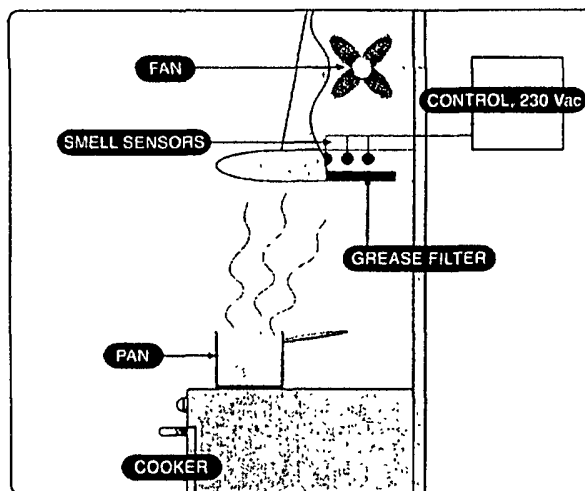
## INTERNATIONAL APPLICATION PUBLISHED UNDER THE PATENT COOPERATION TREATY (PCT)

<p>(51) International Patent Classification <sup>7</sup> : <b>F24C 15/20</b></p>	<p><b>A1</b></p>	<p>(11) International Publication Number: <b>WO 00/66950</b></p> <p>(43) International Publication Date: 9 November 2000 (09.11.00)</p>
<p>(21) International Application Number: PCT/DK00/00218</p> <p>(22) International Filing Date: 1 May 2000 (01.05.00)</p> <p>(30) Priority Data: PA 1999 00597 29 April 1999 (29.04.99) DK</p> <p>(71) Applicant (for all designated States except US): AKTIEBOLAGET ELECTROLUX [SE/SE]; Lilla Essingen, S-105 45 Stockholm (SE).</p> <p>(72) Inventors; and (75) Inventors/Applicants (for US only): ESKILDSEN, Christian [DK/DK]; Dammen 14, DK-5591 Gelsted (DK). OVEN-DEN, Neil, A. [GB/IT]; Via Luffo Numai, 9, I-47100 Forlì (IT). HÄUSLER, Jens [DE/DE]; Austrasse 28, D-35745 Herbom (DE). KOHL, Dieter [DE/DE]; Holbeinring 27, D-35396 Giessen (DE).</p> <p>(74) Agent: BROCK-NANNESTAD, George; Patent Tactics, Resedavej 40, DK-2820 Gentofte (DK).</p>		<p>(81) Designated States: AL, AM, AT, AT (Utility model), AU, AZ, BA, BB, BG, BR, BY, CA, CH, CN, CU, CZ, CZ (Utility model), DE, DE (Utility model), DK, DK (Utility model), EE, EE (Utility model), ES, FI, FI (Utility model), GB, GE, GH, GM, HR, HU, ID, IL, IS, JP, KE, KG, KP, KR, KZ, LC, LK, LR, LS, LT, LU, LV, MD, MG, MK, MN, MW, MX, NO, NZ, PL, PT, RO, RU, SD, SE, SG, SI, SK, SK (Utility model), SL, TJ, TM, TR, TT, UA, UG, US, UZ, VN, YU, ZW, ARIPO patent (GH, GM, KE, LS, MW, SD, SL, SZ, TZ, UG, ZW), Eurasian patent (AM, AZ, BY, KG, KZ, MD, RU, TJ, TM), European patent (AT, BE, CH, CY, DE, DK, ES, FI, FR, GB, GR, IE, IT, LU, MC, NL, PT, SE), OAPI patent (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GW, ML, MR, NE, SN, TD, TG).</p> <p><b>Published</b> <i>With international search report. Before the expiration of the time limit for amending the claims and to be republished in the event of the receipt of amendments.</i></p>

(54) Title: A COOKER HOOD

(57) Abstract

Known cooker hoods may be controlled by a combination of sensors, such as for humidity and temperature, and commence increased action when thresholds are exceeded. Some sensors may be sensitive to particular compounds in gas form. Such combinations only react to a very specific range of chemical substances and are sensitive to contamination. According to one embodiment of the invention three sensors are used, the first sensor being sensitive to water vapour but not sensitive to grease and fat vapours, the second sensor being sensitive to both water vapour and to fat vapour, with opposing reactions, and the third having a high sensitivity to fat vapours, and a low sensitivity to water vapour. The sensors are all mounted above the grease filter and below the fan impeller.



*FOR THE PURPOSES OF INFORMATION ONLY*

Codes used to identify States party to the PCT on the front pages of pamphlets publishing international applications under the PCT.

AL	Albania	ES	Spain	LS	Lesotho	SI	Slovenia
AM	Armenia	FI	Finland	LT	Lithuania	SK	Slovakia
AT	Austria	FR	France	LU	Luxembourg	SN	Senegal
AU	Australia	GA	Gabon	LV	Latvia	SZ	Swaziland
AZ	Azerbaijan	GB	United Kingdom	MC	Monaco	TD	Chad
BA	Bosnia and Herzegovina	GE	Georgia	MD	Republic of Moldova	TG	Togo
BB	Barbados	GH	Ghana	MG	Madagascar	TJ	Tajikistan
BE	Belgium	GN	Guinea	MK	The former Yugoslav Republic of Macedonia	TM	Turkmenistan
BF	Burkina Faso	GR	Greece	ML	Mali	TR	Turkey
BG	Bulgaria	HU	Hungary	MN	Mongolia	TT	Trinidad and Tobago
BJ	Benin	IE	Ireland	MR	Mauritania	UA	Ukraine
BR	Brazil	IL	Israel	MW	Malawi	UG	Uganda
BY	Belarus	IS	Iceland	MX	Mexico	US	United States of America
CA	Canada	IT	Italy	NE	Niger	UZ	Uzbekistan
CF	Central African Republic	JP	Japan	NL	Netherlands	VN	Viet Nam
CG	Congo	KE	Kenya	NO	Norway	YU	Yugoslavia
CH	Switzerland	KG	Kyrgyzstan	NZ	New Zealand	ZW	Zimbabwe
CI	Côte d'Ivoire	KP	Democratic People's Republic of Korea	PL	Poland		
CM	Cameroon	KR	Republic of Korea	PT	Portugal		
CN	China	KZ	Kazakstan	RO	Romania		
CU	Cuba	LC	Saint Lucia	RU	Russian Federation		
CZ	Czech Republic	LI	Liechtenstein	SD	Sudan		
DE	Germany	LK	Sri Lanka	SE	Sweden		
DK	Denmark	LR	Liberia	SG	Singapore		
EE	Estonia						

A cooker hood

The invention relates to a cooker hood controlled by at least one sensor element  
5 reacting to fumes and vapours given off from the food to be cooked within the  
catchment range of said cooker hood. Most cooker hoods are disposed generally  
above the food giving off fumes and vapours but the present invention is not limited  
to such a configuration.

10 Cooker hoods are known which are controlled by e.g. a humidity sensor or a  
temperature sensor, commencing extraction of fumes or increasing the rate when the  
humidity or temperature reaches a pre-determined level. It is also known to use a  
number of sensors, each sensitive to particular compounds in gas form, to control a  
cooker hood. It appears that the known constructions which depend on sensors for  
15 chemicals all only react to a very specific range of chemical substances, and they are  
inherently very sensitive to contamination which means that their performance and  
service life in a kitchen environment is less than desired.

Cooker hoods functioning according to the principles outlined above will be found  
20 among the following patent publications: DE30339346, DE 25 18 750, US 36 25  
135, EP892221.

It is the purpose of the invention to provide a cooker hood which does not display the  
disadvantages associated with prior known control systems and which is able to  
25 provide automatic fume extraction in a wide range of foods being prepared on the  
cooker. This is obtained in a cooker hood which is particular in that a multitude of  
sensor elements are used, and that the combined responses of said sensor elements  
provides a controlling indication of the intensity of the cooking process.

30 In an advantageous embodiment of the invention, each sensor has a sensitivity to a  
separate broad range of chemicals, the instantaneous rate of extraction being  
determined by a specific combination of sensor signals.

In a further advantageous embodiment, three sensors are used, the first sensor being sensitive to water vapour but not sensitive to grease and fat vapours, the second sensor being sensitive to both water vapour and to fat vapour, with opposing reactions, and the third having a high sensitivity to fat vapours, and a low sensitivity to water vapour.

In a further advantageous embodiment the output from each sensor is compared to corresponding data stored in a permanent memory.

10 In a further advantageous embodiment the data stored in permanent memory is obtained during a calibration run with foods of predetermined compositions being heated with a predetermined amount of heat at a predetermined rate.

The invention will be described further in the following with reference to the drawing, in which

Fig. 1 shows a disposition of a cooker hood in relation to a pan on a cooker, and Fig. 2 shows a block diagram of the control for a cooker hood employing the invention.

20

From a condition of rest, the cooking of food in conjunction with a cooker hood according to the invention proceeds as follows: the heating provided by the cooker heats the food, and a series of chemical processes are activated, each creating vapours, the mixture and concentrations of which may be detected as specific to the particular process by means of dedicated sensors. At low temperatures water vapour is given off, and at higher temperatures certain oxidation of some of the components in the food takes place, and at still higher temperatures fatty components are also given off as vapours, and from parts of the food covered with the most heat tolerant components of the fat, various forms of decomposition may also occur. All of these processes provide quite specific volatile compounds. Known sensors for cooker hood control are directed to the detection of such compounds and to activate the fan or blower. According to the invention this is not required, but instead the signals from a number of sensors are combined as defined in the patent claims, in order to obtain a

25

30

classification of compounds and an intensity which activates the fan. When the fan is activated, there will at first be an increase in the concentration of the vapours present at the sensors, and this is very beneficial, because it creates a use-dependent delay or hysteresis which ensures that the fan is activated sufficiently to perform in the manner intended - to provide a fume-free environment in the kitchen.

In the embodiment shown, three semiconductor gas sensors (marked smell sensors) are mounted generally above the cooking area, and above the grease filter and below the impeller of the fan. In the present embodiment they are semiconductor sensors which change their electrical resistance when influenced by the vapours they respond to. Sensor 1 is sensitive to water vapour but not sensitive to grease and fat. Sensor 2 is sensitive to both water vapour and to fat vapour but influence the resistance in opposite directions. Sensor 3 has a high sensitivity to fat vapour but lower sensitivity to water vapour.

When power is first applied to the control, the sensors are monitored for a period of time (typically 5 minutes), this in order to make sure that the sensors are thermally and electrically stable and to gain a knowledge (to be stored) of the sensor output pattern that represents a clean kitchen atmosphere. After this time the monitoring programme starts. All the resistance values (signal levels) of all three sensors are continuously monitored. The signals are read into RAM memory every 30 seconds (optional), and this value is compared to a rolling average over 5 minutes (optional). Both of times indicated are pre-programmed and adjusted to obtain a reliable and speedy response, with a minimum of false starts, nuisance speed changes and false shut downs.

Sensor 1 and 3 have a high signal stability over time under clean air conditions and are therefore mainly used to detect and confirm the existence of and return to clean air conditions. Sensor 2 does not have a stable signal over time in clean air, but responds quickly to levels of fat vapour and is therefore mainly used to select fan speed changes, rather than to switch the fan on or off. The following are the control parameters of the present embodiment:

The fan switches from off to speed level 1 - the ratio (sensor1 at 30 sec signal)/(sensor1 at 5 min average) is  $< 0.9$  and the ratio (sensor3 at 30 sec signal)/(sensor3 at 5 min average) is  $< 0.85$ .

- 5 The fan switches from level 1 to level 2 - the ratio (sensor1 at 30 sec signal)/(sensor1 at 5 min average) is  $< 0.75$  and the ratio (sensor3 at 30 sec signal)/(sensor3 at 5 min average) is  $< 0.5$ , or sensor 2 drops below the value 100kohm.

- 10 The fan switches from level 2 to level 3 - the ratio (sensor3 at 30 sec signal)/(sensor3 at 5 min average) is  $< 0.3$ , or sensor 3 drops below 50kohm.

Clean air - the fan is switched off

Light steam/water vapour - fan speed 1

Heavy steam/water vapour or light fat vapours - fan speed 2

- 15 Heavy fat vapours - fan speed 3

After cessation of the cooking and a clean kitchen has been detected and achieved, the fan runs for 5 minutes at speed 1.

- 20 In a further embodiment, the fan can switch directly from level 0 to level 2 or level 3, and it can also switch back from level 3 to level 1 or level 2 before switching off, in dependence of the precise inputs provided by the sensors.

## P A T E N T   C L A I M S

1. A cooker hood controlled by at least one sensor element reacting to fumes and vapours given off from the food to be cooked within the catchment range of said  
5 cooker hood, c h a r a c t e r i s e d i n that a multitude of sensor elements are used, and that the combined responses of said sensor elements provides a controlling indication of the intensity of the cooking process.

2. A cooker hood according to claim 1, c h a r a c t e r i s e d i n that each  
10 sensor has a sensitivity to a separate broad range of chemicals, the instantaneous rate of extraction being determined by a specific combination of sensor signals.

3. A cooker hood according to claim 2, c h a r a c t e r i s e d i n that three  
15 sensors are used, the first sensor being sensitive to water vapour but not sensitise to grease and fat vapours, the second sensor being sensitive to both water vapour and to fat vapour, with opposing reactions, and the third having a high sensitivity to fat vapours, and a low sensitivity to water vapour.

4. A cooker hood according to claim 2, c h a r a c t e r i s e d i n that the  
20 output from each sensor is compared to corresponding data stored in a permanent memory.

5. A cooker hood according to claim 4, c h a r a c t e r i s e d i n that the  
25 data stored in permanent memory is obtained during a calibration run with food of a predetermined composition being heated with a predetermined amount of heat at a predetermined rate.

FIG. 1

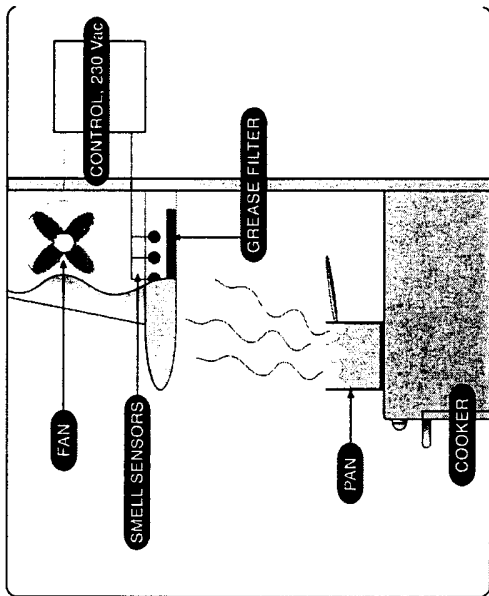
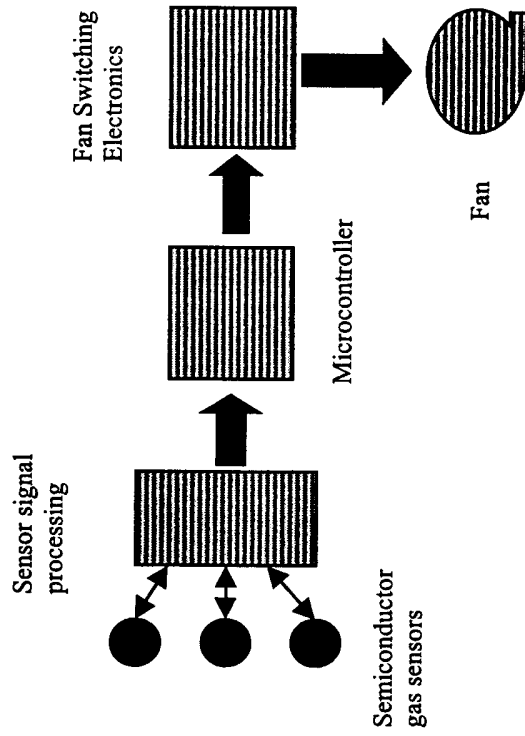


FIG. 2



## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/DK 00/00218

## A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

IPC7: F24C 15/20

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

## B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

IPC7: F24C

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

SE,DK,FI,NO classes as above

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

## C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	DE 3039246 A1 (GEBRÜDER MAYER KG), 19 May 1982 (19.05.82), page 9; page 10 --	1
X	US 4903685 A (STEPHEN K. MELINK), 27 February 1990 (27.02.90), column 6, line 6 - column 7, line 47 --	1
A	EP 0762059 A2 (BERUFSFÖRDERUNGSWERK HEIDELBERG GMBH), 12 March 1997 (12.03.97), abstract --	1
A	US 3625135 A (ELMER A. CARLSON), 7 December 1971 (07.12.71), claim 1 -- -----	

 Further documents are listed in the continuation of Box C. See patent family annex.

\* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier document but published on or after the international filing date

"I" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"I" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance: the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance: the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&amp;" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

18 August 2000

Date of mailing of the international search report

05 -09- 2000

Name and mailing address of the ISA/  
Swedish Patent Office  
Box 5055, S-102 42 STOCKHOLM  
Facsimile No. +46 8 666 02 86

Authorized officer

Anders Bruun/ELY  
Telephone No. +46 8 782 25 00

**INTERNATIONAL SEARCH REPORT**

Information on patent family members

International application No.

PCT/DK 00/00218

Patent document cited in search report	Publication date	Patent family member(s)	Publication date
DE 3039246 A1	19/05/82	NONE	
US 4903685 A	27/02/90	AU 5102390 A WO 9008922 A	24/08/90 09/08/90
EP 0762059 A2	12/03/97	DE 19522300 A,C	02/01/97
US 3625135 A	07/12/71	NONE	

## **Danksagung**

Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr. Dieter Kohl, der die Anregung zu dieser Arbeit gab und durch zahlreiche Hinweise und wertvolle Diskussionen maßgeblich zu deren Gelingen beitrug.

Herrn Prof. Dr. G. Thummes danke ich für die Übernahme des Koreferats.

Herrn Neil Ovenden, Herrn Dr. Junker und Herrn Thomas Schulz von der Firma Electrolux danke ich für die Anregung des Projekts „Automatische Dunstabzugshaube“, sowie für die Unterstützung bei der Durchführung der Arbeiten.

Herrn Dr. A. Blümke und Herrn H. Rump von der Firma E.T.R. danke ich für die Zusammenarbeit bei der Koordination des Verbundprojekts CATSENS.

Frau Alexandra Gabriel danke ich für ihre Unterstützung bei verwaltungstechnischen Fragen in verschiedenen Projekten.

Der feinmechanischen Werkstatt des Instituts für Angewandte Physik danke ich für die stets schnelle und sorgfältige Anfertigung aller in Auftrag gegebenen Teile, insbesondere für die Unterstützung beim Aufbau einer Gasmischapparatur.

Frau Reichhardt danke ich für die Anfertigung von Photographien in verschiedenen Projekten.

Herrn Dr. Andreas Eberheim und Herrn Dr. Carsten Diehl danke ich besonders für die freundschaftliche Zusammenarbeit und viele anregende, hilfreiche Diskussionen, die dazu beigetragen haben, Situationen einzuschätzen und richtige Entscheidungen zu treffen.

Herrn Dipl.-Phys. Michael Hahnenstein danke ich für die Zusammenarbeit beim Aufbau einer Gasmischapparatur für den VdS, Köln.

Weiterhin gilt mein Dank den Herren Dr. Christian Krummel, Dr. André Freiling, Dr. Jörg Kelleter, Dr. Axel Schwarz, Dr. Günther Bläser, Dr. Volker Uwira, Dr. Claudius Hummel und Ralf Imhof, sowie Frau Dr. Almut v. Schneidmesser vom Institut für Angewandte Physik für die konstruktive Zusammenarbeit und stets freundliche, vertrauensvolle Atmosphäre.