

## Installation akustischer Prüfsysteme in die Fertigungsendkontrolle

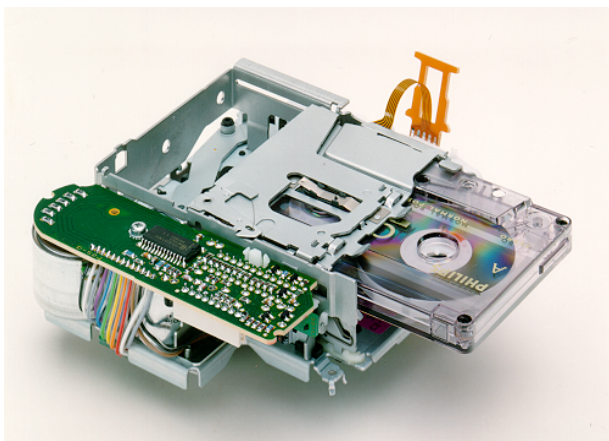
Dipl.-Ing. M. Fochem<sup>1</sup>, Dipl.-Phys. P. Wischnewski<sup>1</sup>, Dipl.-Ing. R. Hofmeier<sup>2</sup>

<sup>1</sup> MIT - Management Intelligenter  
Technologien GmbH,  
Promenade 9, 52076 Aachen,  
Email: products@mitgmbh.de

<sup>2</sup> Philips Components  
Automotive Playback Modules,  
Philipsstrasse 1, 35576 Wetzlar,  
Email: Ralf.Hofmeier@km-  
apm.comp.philips.com

### 1 Einleitung

Der zuverlässigen Prüfung von Produkten und Erzeugnissen kommt aufgrund der erhöhten Anforderungen im Bereich der Qualitätssicherung und den gestiegenen Kundenanforderungen eine zunehmende Bedeutung zu. Dabei werden immer geringere Fehlerraten gefordert, um Imageschäden und Folgekosten aufgrund von Kundenreklamationen zu vermeiden. Dies führt dazu, daß im Bereich Akustik anstelle der subjektiven Geräuschprüfung durch das menschliche Ohr in zunehmendem Maße objektive und automatische Geräuschprüfstände in die Fertigungsendkontrolle integriert werden. Insbesondere im Bereich der Automobilindustrie, der Kfz-Zulieferindustrie sowie im Bereich der Haus- und Elektrogeräteindustrie wird die Kaufentscheidung der Kunden sehr stark vom Geräuschbild der Produkte beeinflusst.



**Bild 1: Chassis eines Kassettenlaufwerks**

Im diesem Beitrag wird am Beispiel von Kassettenlaufwerken für den Einbau in Autoradios (vgl. Bild 1) beschrieben, wie ein akustisches Prüfsystem zur Qualitätskontrolle auf

Basis der Körperschallanalyse mit Cepstrumauswertung und anschließender Beurteilung mittels neuronaler Netze realisiert wurde. Eingegangen wird in dem Beitrag auf die Sensorik und Meßwertaufnahme, die Signalanalyse - speziell im Cepstrum, die Klassifikation mittels neuronalen Netzen sowie die Integration neuronaler Netze in den Produktionsprozeß. Neuronale zeigen ihre Überlegenheit insbesondere in industriellen Anwendungen, in denen die menschliche Hörempfindlichkeit indirekt in die Qualitätsbeurteilung von Produkten eingeht. Darüber hinaus sind Neuronale Netze gegenüber klassischen Methoden weniger von äußeren Störungen beeinträchtigt.

Ziel dieses Projektes war es, weltweit an allen Produktionsstätten mit demselben Prüfsystem arbeiten zu können und somit einen einheitlichen Qualitätsstandard zu gewährleisten. Neben der Verbesserung der Rate zutreffender Qualitätsentscheidungen sollten mit der automatischen Geräuschprüfung Erkenntnisse über das akustische Verhalten der Laufwerke erzielt werden sowie über Montage-, Fertigungs- und Funktionsfehler, um diese umgehend beseitigen zu können.

## **2 Das Prüfsystem**

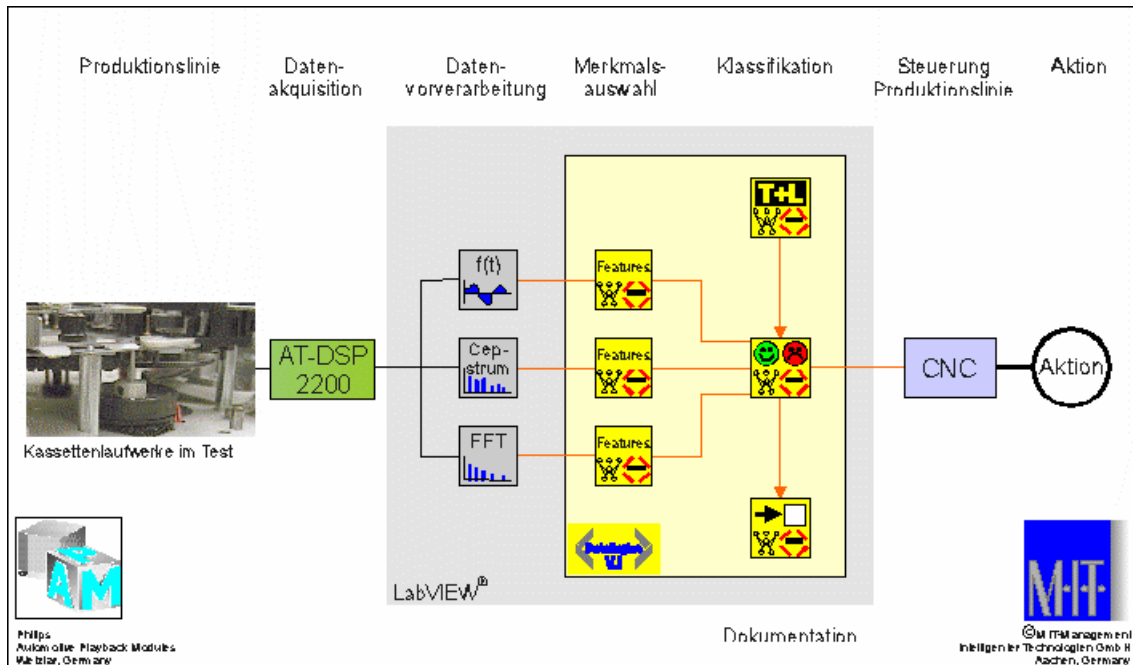
Die Philips APM übernahm hierbei die Konzeption und Konstruktion des Prüfstandes einschließlich der kompletten Sensorik und Meßwertaufnahme. Auf Seiten der MIT GmbH wurden die Schritte Signalanalyse, Merkmalsauswahl, Erstellung des Klassifikators und Implementierung der Software durchgeführt.

Erste Ergebnisse an den Produktionsstandorten in Wetzlar und in Ungarn bestätigen den Erfolg des entwickelten Prüfsystems zur akustischen Qualitätskontrolle. Neben der Verbesserung der Prüfsicherheit und Reproduzierbarkeit der Prüfentscheidung liefert nun eine statistische Auswertung der Prüfprotokolle Hinweise und Erkenntnisse über Montage-, Fertigungs- und Funktionsfehler. Bild 2 zeigt den schematischen Aufbau des Systems.

## **3 Sensorik und Meßwertaufnahme**

Die Schwingungen der beweglichen Bauteile des Kassettenlaufwerks wie Zahnräder, Lager, Motoren, Wellen usw. breiten sich von ihrem Entstehungsort über angrenzende Bauteile weiter aus und werden an den Grenzflächen an die Umgebungsluft abgegeben. Zur Bewertung der Kassettenlaufwerke ist der Körperschall, wie die Schwingungen innerhalb des Laufwerks bezeichnet werden, besser geeignet als der Luftschall, da er weniger äußere Störgrößen wie z.B. den Lärm der umgebenden Produktionsmaschinen enthält. Der Körperschall wird an der Laufwerksoberfläche mit Hilfe eines Körperschallsensors (Piezosensor) aufgenommen.

Hierzu wurde ein spezieller Prüfstand konzipiert und aufgebaut, in den die Kassettenlaufwerke eingespannt werden, so daß sie auf dem Sensor fest zur Auflage kommen (vgl. auch Bild 2, Foto links). Der Sensor formt die mechanischen Schwingungen in ein elektrisches Signal um und stellt es zur weiteren Verarbeitung einem PC mit Meßwerterfassungskarte zur Verfügung. Zum Einsatz kommt eine Soundkarte, die als Vorverstärker dient, sowie eine Signalprozessorkarte des Typs AT-DSP2200 von National Instruments, welche die Schwingungen mit einer Abtastrate von 8 kHz aufnimmt und digitalisiert. Die Abtastzeit beträgt rund 4 Sekunden, so daß insgesamt 32768 Abtastwerte je Messung für die anschließende Signalanalyse zur Verfügung stehen.



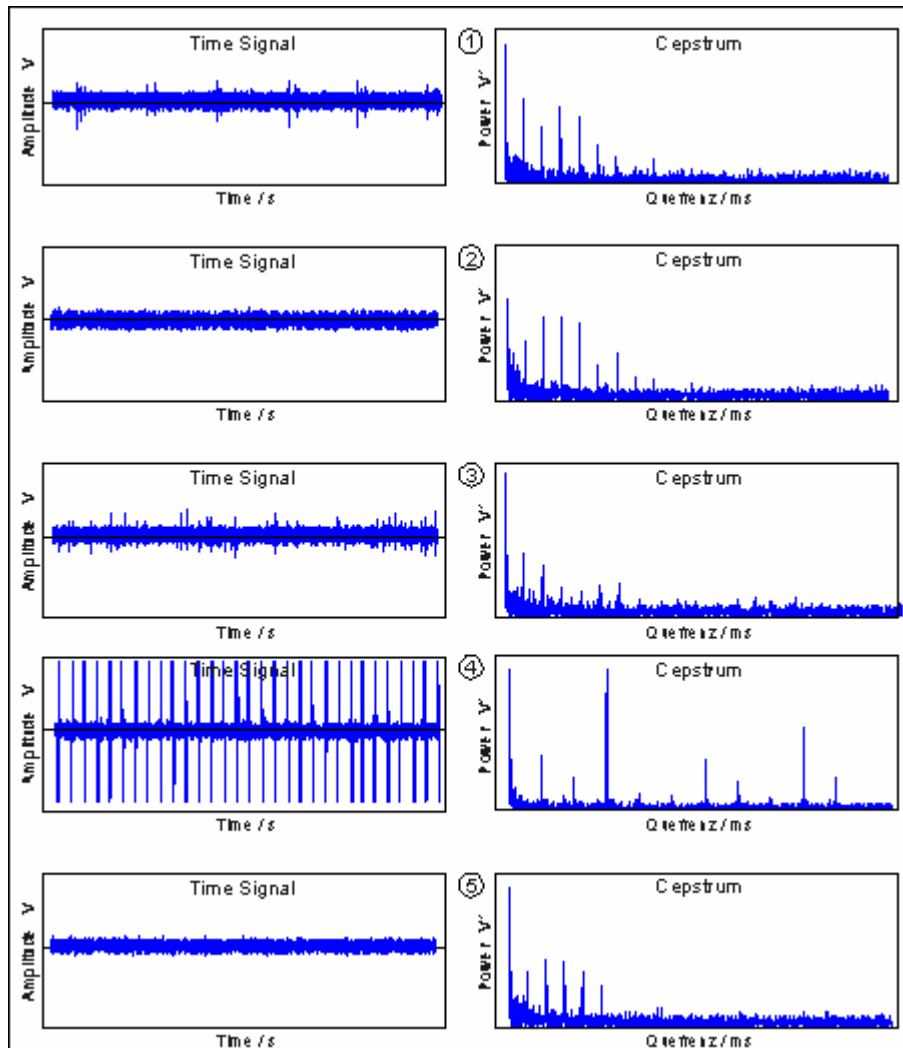
**Bild 2: Schematischer Aufbau des Qualitätssicherungssystems**

## 4 Signalanalyse

Die Analyse der gemessenen Signale hat die Aufgabe, Merkmale zu gewinnen, mit denen sich die Prüflingeigenschaften beschreiben lassen. Auf die Körperschallsignale bezogen heißt dies, daß die mechanischen Fehler erkannt werden sollen, die zu einem erhöhten oder charakteristischen Schwingungsverhalten führen.

Typische Merkmale können die Varianz, die Schiefe, die Wölbung oder der Crestfaktor des gemessenen Signals sein. Aber auch das Vorhandensein einzelner Frequenzanteile im Signal kann charakteristisch sein für die Unterscheidung der verschiedenen Klassen, die im Vorfeld der Untersuchungen von den Prüfexperten definiert wurden. Dabei gilt es die fehlerfreien Laufwerke von insgesamt 4 unterschiedliche Fehlerklassen zu trennen. Typische Zeitsignale für jede der einzelnen Fehlerklassen sowie für die Klasse "in Ordnung" sind in Bild 3 dargestellt.

Aus den Zeitsignalen sind bereits einige fehlerspezifische Eigenschaften deutlich erkennbar wie z.B. die Peaks in Bild 3, 4. Zeile. Weitere relevante Merkmale ergeben sich aus dem Amplitudenspektrum nach Durchführung einer FFT und aus dem Leistungcepstrum. Bild 3, Zeilen 1 bis 4 zeigen Beispiele der vier Fehlerklassen, Bild 3, Zeile 5 ist die Darstellung des Signals eines intakten Kassettenlaufwerks.



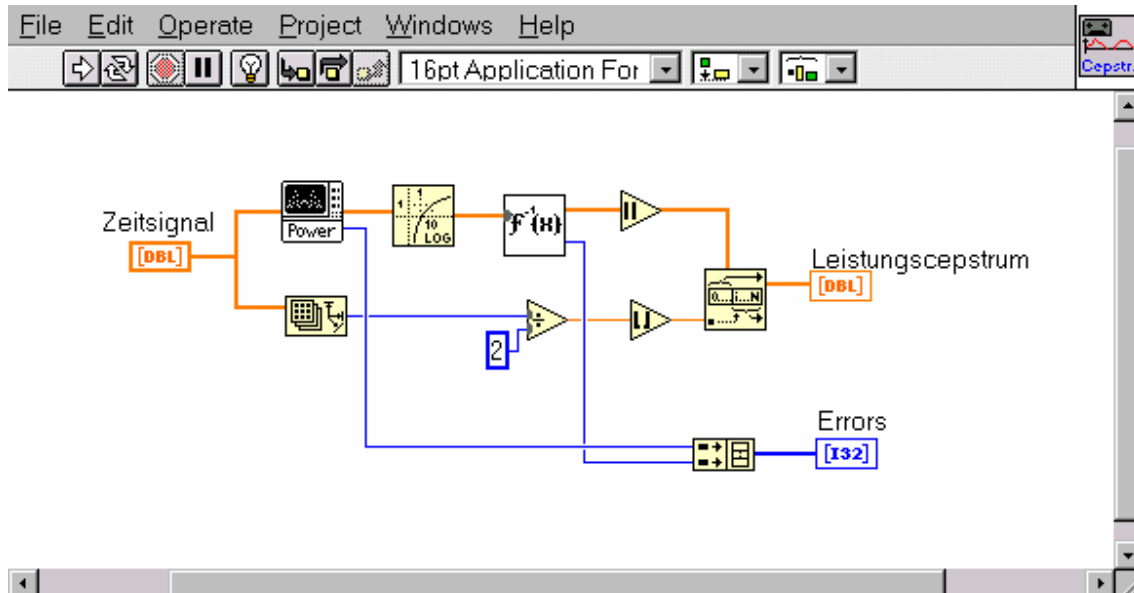
**Bild 3:** 1 bis 4 zeigen Beispiele von Zeitsignalen und Cepstrum der vier Fehlerklassen, 5 ist die Darstellung des Signals eines intakten Kassettengeräts.

Der Wahl der richtigen Merkmale kommt eine entscheidende Bedeutung zu, da die spätere Klassifikation im Online Betrieb nur so gut sein kann, wie die ihr zugrunde liegenden Merkmale [Niemann 1983]. Die Merkmale müssen das Kassettengerät möglichst vollständig hinsichtlich seiner akustischen Eigenschaften beschreiben. Daher wird zusätzlich auf ein Verfahren der Signalanalyse, das Cepstrum, zurückgegriffen, welches sich insbesondere bei rotierenden Bauteilen zur Fehlerdiagnose bewährt hat. Dieses ist zwar rechenaufwendig, liefert aber aussagekräftige Merkmale für die spätere Klassifikation.

#### 4.1 Das Cepstrum

Die Cepstrumanalyse ist im Bereich der akustischen Qualitätskontrolle ein relativ neues Verfahren. Es erlaubt unter anderem die Detektion regelmäßiger Strukturen in einem Frequenzspektrum. Solchen regelmäßigen Strukturen wie Harmonischen, Seitenbändern, Echos und Reflexionen begegnet man häufig im Zusammenhang mit Fragen der Fehlerdiagnose bei rotierenden Maschinen und Bauteilen. Verstärktes Auftreten von Harmonischen und Seitenbandfamilien kann ein Anzeichen für bestimmte Fehler sein. Das Cepstrum ist dabei allgemein definiert als inverse Fou-

riertransformation einer logarithmierten Frequenzbereichsfunktion [Kolerus 1986]. In der Praxis wird häufig das Leistungscepstrum verwendet, welches sich aus dem Leistungsspektrum ableitet.



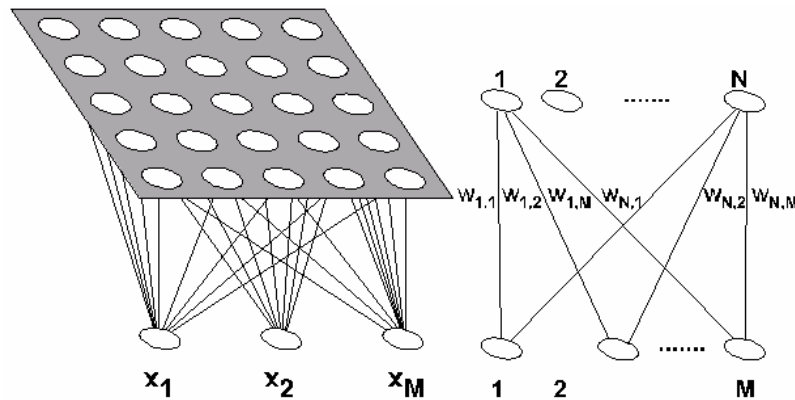
**Bild 4: Umsetzung des Cepstrums unter LabVIEW®**

Mit den in LabVIEW® vorhandenen Routinen zur Signalverarbeitung wurden insgesamt 32 Merkmale aus dem Zeit-, Frequenz- und Queffrenzbereich des Laufgeräusches berechnet und für ein neuronales Netz nach Kohonen aufbereitet, welches im Prüfsystem zum Einsatz kam.

Gerade neuronale Netze weisen bei geringen Datenmengen und verrauschten Signalen Vorteile gegenüber klassischen Verfahren auf. Bei der Auswertung und Beurteilung kommt die Robustheit neuronaler Netze gegenüber gestörten Eingangssignalen voll zum Tragen. Darüber hinaus verfügen neuronale Netze über die Fähigkeit der Abstraktion und Generalisierung [MIT 1996]. Dadurch können auch Signale, die nicht exakt den Lernbeispielen entsprechen, zuverlässig klassifiziert werden.

## 5 Selbstorganisierende Merkmalskarten von Kohonen

Die selbstorganisierenden Merkmalskarten von Kohonen - im folgenden kurz als Kohonen Netze bezeichnet - gehören zu den Netzwerkmodellen, die unüberwacht lernen und in der Lage sind, Signale selbsttätig in unterschiedliche Klassen einzuteilen [Kohonen 1989]. Das Netzwerkmodell selbst besteht dabei im allgemeinen aus einer zwei-dimensionalen Neuronenanordnung (vgl. Bild 5) mit Verbindungsgewichten zur Eingabeschicht - dem Gewichtsvektor des Neurons. Die Kohonen Netze haben die Fähigkeit zur Selbstorganisation, da die Neuronen in einer festen Nachbarschaftsbeziehung zueinander stehen. Dies ermöglicht es, Unterschiede in den Eingabesignalen durch räumliche Entfernungen im Netz widerzuspiegeln. Der einfache Aufbau und die simple Lernregel prädestinieren sie zu Lösungsmöglichkeiten für eine Vielzahl von Steuerungs-, Bewertungs- und Klassifikationsaufgaben.



**Bild 5: Selbstorganisierende Merkmalskarte nach Kohonen**

Ein Eingangssignal wird durch einen mehrdimensionalen Ortsvektor repräsentiert. Während der Trainingsphase wird in jedem Lernschritt ein Eingangssignal zufällig ausgewählt, das Neuron im Netz bestimmt, welches den geringsten euklidischen Abstand zwischen Ortsvektor des Eingangssignals und Gewichtsvektor des Neurons aufweist, und dessen Gewichtsvektor in Richtung des Ortsvektors verschoben. Der Lernalgorithmus bewirkt weiterhin, daß diese Anpassung der Neuronen, die auch als Adaption bezeichnet wird, nicht einzeln sondern im Verbund mit weiteren, auf der Karte benachbarten Neuronen geschieht. In folgenden Lernschritten mit weiteren Eingangsvektoren werden mit der Zeit sowohl die umgebende Nachbarschaft als auch die Lernschrittweite, also die Größe der Verschiebung, allmählich reduziert. Dies hat zur Folge, daß das Kohonen Netz sich selbsttätig so organisiert, daß signalähnliche Eingangsmuster durch benachbarte Neuronen auf der Karte repräsentiert werden.

### 5.1 Trainingsprozeß

Im Überblick stellt sich der Trainingsalgorithmus folgendermaßen dar:

1. Alle Gewichtsvektoren werden zufällig vorbelegt
2. Ein Eingangssignal wird zufällig ausgewählt, entsprechend der Verteilungsdichte der Eingangssignale, und dem Netz präsentiert
3. Das Neuron („Winner-Neuron“), welches die größte Ähnlichkeit mit dem Eingangsvektor aufweist, wird bestimmt. Dies entspricht dem Neuron, welches den geringsten euklidischen Abstand zwischen seinem Gewichtsvektor und dem Ortsvektor des Eingangssignals aufweist.
4. Das „Winner-Neuron“ und alle seine benachbarten Neuronen werden gemäß der Lernvorschrift modifiziert (adaptiert)
5. Verringern der Lernrate und dem Nachbarschaftsradius
6. Fahre fort bei Schritt 2 solange nicht alle Lernschritte durchgeführt wurden. Ansonsten beende das Training

## 5.2 Labeling

Nach dem Training des Netzes ist es möglich, ein unbekanntes Eingangssignal dem Netz zu präsentieren und eine Ausgabe zu erhalten.

Dabei wird wiederum verglichen, welcher Gewichtsvektor der Neuronen den geringsten euklidischen Abstand zum Ortsvektor des Eingangssignals hat, und dieses „Winner-Neuron“ wird an den Anwender weitergegeben. Diese Information ist für den Anwender jedoch nicht von praktischer Bedeutung, vor allem nicht, wenn er das Netz als Klassifikator nutzen will. Daher ist es notwendig, in einem überwachten Schritt jedem Neuron eine der vorher definierten Bedeutungsklassen zuzuweisen. Dieser Schritt wird als „Labeling“ bezeichnet. Hierzu wurde die manuelle Einschätzung der Experten herangezogen, die vorab 250 ausgewählte Laufwerke auf Basis ihrer akustischen Geräuschsignale bewertet hatten. Bild 6 zeigt ein gelabeltes Kohonen Netz, wie es zur Klassifikation eingesetzt werden kann. Deutlich ist eine Bildung von Clustern von Neuronen auf der Karte zu erkennen, die jeweils ähnliche Eingangssignale repräsentieren.

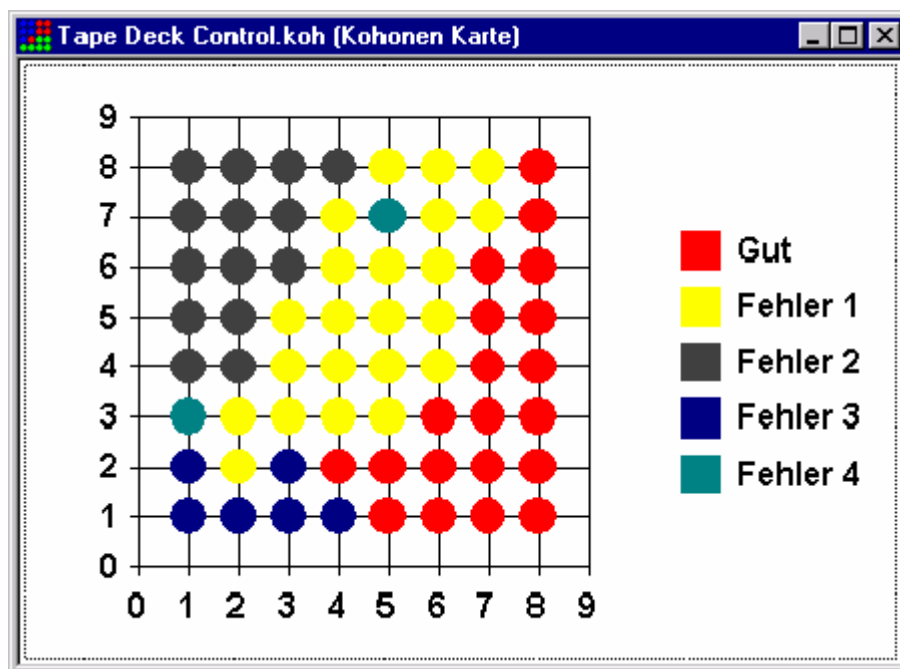


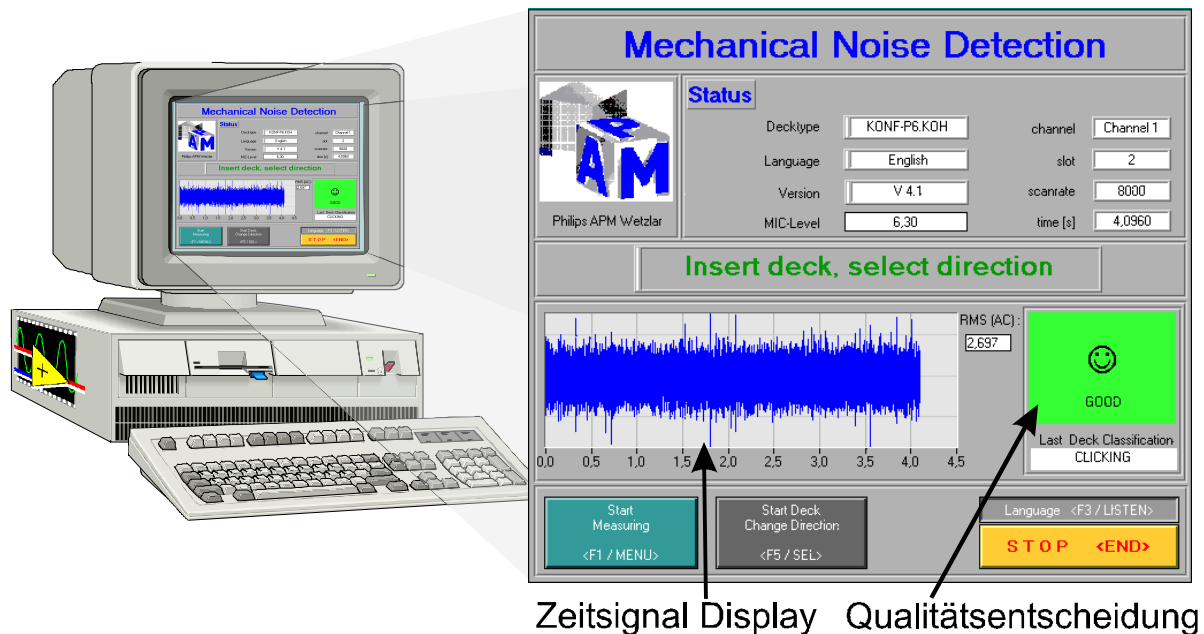
Bild 6: Gelabeltes Kohonen Netz

## 5.3 Online Klassifizierung

Nach Fertigstellung des Prüfstands, Kalibrierung der Meßgräte und Integration in den Fertigungsablauf kann somit eine 100% Endkontrolle der Kassettenlaufwerke erfolgen. Bild 2 zeigt den schematischen Aufbau des Qualitätssicherungssystems. Dabei ist die Signalkette von der Meßwertaufnahme über die Merkmalsberechnung bis hin zur Klassifikation durch das Kohonen Netz dargestellt.

Die Klassifikationsergebnisse (gut/schlecht) einschließlich der entsprechenden Fehlerklasse werden auf der Bedienoberfläche als grün/rote Symbole dargestellt. Dies ermöglicht den Einsatz des Prüfstandes im internationalen industriellen Umfeld unabhängig von den Sprachkenntnissen des Bedieners. Für den Bediener nicht sichtbar werden die Klassifikationsergebnisse auf einer Fest-

platte protokolliert und über ein Steuersignal werden fehlerhafte Laufwerke automatisch aussortiert. Produktänderungen können ohne zeitraubende Programmier- und Anpassungsschritte durchgeführt werden. Lediglich ein anderer Klassifikator muß für das neue Produkt, z.B. CD-Laufwerke, in die bestehende Anwendung geladen werden.



**Bild 7: Oberfläche des Prüfsystems**

## 6 Zusammenfassung

Dieser Anwendungsbericht beschreibt wie neuronale Netze erfolgreich zur Qualitätskontrolle in industriellen Produktionslinien eingesetzt werden können. Auf die beschriebene Art und Weise lassen sich fehlerhafte Laufwerke erfolgreich und bedeutend zuverlässiger als durch manuelle Beurteilung aussortieren. Darüber hinaus ermöglicht die Zuordnung in Fehlerklassen bei gehäuftem Auftreten eines Fehlers eine schnelle und zielgerichtete Korrektur innerhalb des laufenden Produktionsprozesses.

Erste Ergebnisse an den Produktionsstandorten in Wetzlar und in Ungarn bestätigen den Erfolg des entwickelten Prüfsystems zur akustischen Qualitätskontrolle. Neben der Verbesserung der Prüfsicherheit und Reproduzierbarkeit der Prüfentscheidung liefert nun eine statistische Auswertung der Prüfprotokolle Hinweise und Erkenntnisse über Montage-, Fertigungs- und Funktionsfehler. Das Prüfsystem wurde in der Zwischenzeit nach den Richtlinien des amerikanischen MSA (Measurement Systems Analysis) Standards zertifiziert, welcher in der QS-9000 Norm enthalten ist..

Die graphische Benutzeroberfläche von LabVIEW® sowie die bedienerfreundlichen Routinen in DataEngine V.i ermöglichen die online Anwendung in einer rauen industriellen Umgebung ohne zeitraubende Analyse in der Entwicklungsphase. Dies bestätigte sich auch bei weiteren Anwen-



dungen wie z.B. der Füllstandskontrolle [Mikenina et al. 1996], der Prüfung von Waschmaschinen [Fochem et al. 1997] sowie in der akustischen Qualitätskontrolle von Elektromotoren [Fogliardi et al. 1997]. Die eingesetzten Verfahren können ohne weiteres auch auf andere Applikationen übertragen und angewendet werden [Zimmermann 1995].

## 7 Literatur

- [MIT 1996] MIT GmbH: DataEngine V.i 1.5 User Manual. Aachen, Germany, Management Intelligenter Technologien 1996
- [Mikenina et al. 1996] Mikenina L., Weber R.: Fuzzy Liquid Level Control in LabVIEW. NI-week 96, Austin (Texas) 1996
- [Fogliardi et al. 1997] Fogliardi R., Dr. Eng., Wischnewski P., Fochem M.: Online Fuzzy Identification of Noisy Electric Motors on the Production Line with LabVIEW® and DataEngine V.i, EUFIT 1997, Aachen 1997.
- [Fochem et al. 1997] Fochem M., Weber R., Wischnewski P.: Classifier Design Using intelligent Technologies and Integration into Production Line of Household appliances. Data Analysis Symposium, 1997
- [Kolerus 1986] Kolerus J.: Zustandsüberwachung von Maschinen, Expert Verlag, 1986
- [Kohonen 1989] Kohonen T.: Self-Organization and Associative Memory, 3rd edition, Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, 1989
- [Niemann 1983] Niemann H., Klassifikation von Mustern, Springer Verlag, Berlin 1983
- [Zimmermann 1995] Zimmermann H.-J. (Hrsg.), Datenanalyse: Anwendungen von DataEngine mit Fuzzy Technologien und Neuronalen Netzen, VDI-Verlag, Düsseldorf 1995

