

# Einsatz von Fuzzy-Logik bzw. Neuronalen Netzen in der TE-Meßtechnik

Ernst Gockenbach, Universität Hannover  
Schering-Institut für Hochspannungstechnik und Hochspannungsanlagen

## 1 Einleitung

Teilentladungen (TE) stellen einen Indikator für den Zustand der Isolierung eines Hochspannungsgerätes dar, der sehr empfindlich und bereits zu einem Zeitpunkt erkennbar ist, zu dem die Eigenschaften der Isolierung in der Regel den Beanspruchungsanforderungen noch ausreichend genügen. Unter dieser Voraussetzung ist eine möglichst empfindliche TE-Messung sinnvoll, um frühzeitig bereits kleinste Veränderung der Isoliereigenschaften zu erkennen, um durch Ermittlung der TE-Entwicklung eine bessere Zuverlässigkeit der Aussage zu erhalten und um Zeit für eventuell erforderliche Maßnahmen zu erhalten, ohne daß die Leistungsfähigkeit des Gerätes vermindert wird.

Die TE-Messung muß daher unter Vor-Ort -Bedingungen erfolgen. Diese schlichte Forderung stellt für die Meßtechnik jedoch einige und zum Teil recht erhebliche Schwierigkeiten dar. Die zu erfassenden Signale werden in einem Hochspannungsgerät erzeugt, das nur an bestimmten Stellen für eine Messung zugänglich ist. Die Verfälschung des Signales auf seinem Übertragungsweg ist in der Regel nicht bekannt; bei vielen Geräten ist auch der Übertragungsweg nicht bekannt bzw. es bestehen mehrere Übertragungswege. Zusätzlich werden diese Signale durch sogenannte Störsignale überlagert, so daß für die Meßtechnik die Aufgabe besteht, die TE-Signale von den Störsignalen zu trennen und nach Möglichkeit die TE-Quelle zu orten. Dazu ist erforderlich, die Charakteristika der TE-Signale und der Störsignale sowie die Einflüsse der Übertragungswege zu bestimmen. Da keine eindeutige Trennung von Nutz- und Störsignal in allen Fällen möglich ist und eine bestimmte Ähnlichkeit nicht auszuschließen ist, wird von der Anwendung von Neuronalen Netzen und Fuzzy-Logik eine Verbesserung der TE-Meßtechnik Vor-Ort erwartet.

## 2 Beschreibung der Störsignale

In Bild 1 ist beispielhaft das gemessene Signal an einem Transformator im Labor und Vor-Ort dargestellt. Um die im Labor gemessene Größe deutlich sichtbar zu machen, wurde der Maßstab im Bildteil a um den Faktor 10 erhöht.

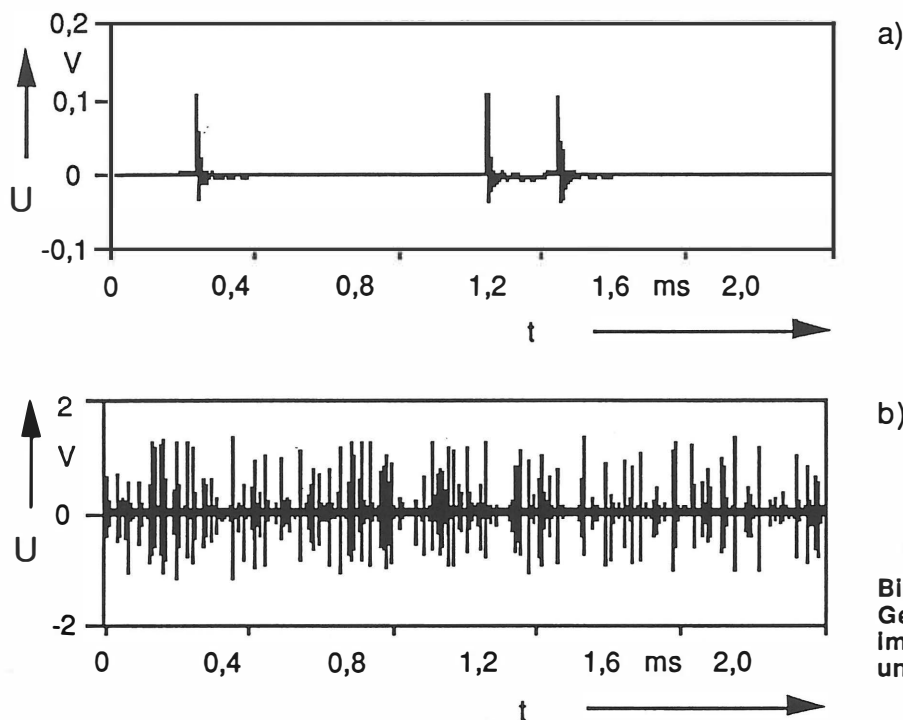


Bild 1  
Gemessene TE-Signale  
im Labor (a)  
und Vor-Ort (b)

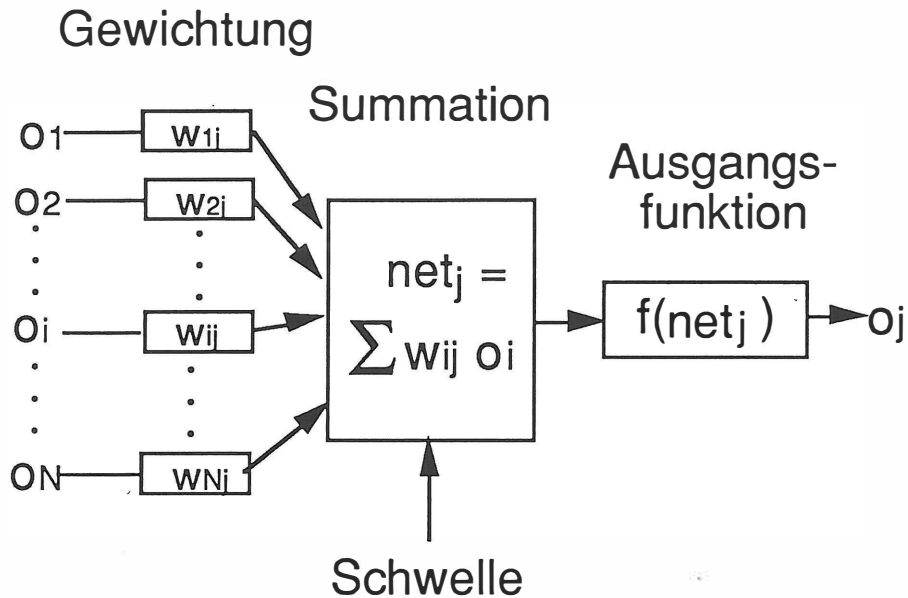
Für eine wirksame Unterdrückung von Störsignalen ist es erforderlich, diese möglichst genau zu kennen und zu beschreiben, so daß eine Trennung von den Nutzsignalen erfolgen kann. Die Störsignale in der TE-Meßtechnik lassen sich vereinfacht in drei Gruppen einteilen

- sinusförmige Störgrößen (Rundfunk),
- periodische, impulsförmige Störgrößen (Thyristorsignale),
- zufällige, impulsförmige Störgrößen (Korona).

Die sinusförmigen Störgrößen zeichnen sich besonders dadurch aus, daß im Frequenzspektrum eine Frequenz besonders hervorgehoben ist. Eine Unterdrückung durch analoge oder digitale Filter ist einfach möglich und bekannt /1-3/. Die periodischen, impulsförmigen Störgrößen lassen sich ebenfalls einfach unterdrücken, da sie immer an der gleichen Stelle, bezogen auf die Phasenlage der 50 Hz Wechselspannung, auftreten und damit durch einen Vergleich von mehreren Perioden erkannt und unterdrückt werden können /1-2/. Die zufälligen, impulsförmigen Störgrößen sind in vielen Fällen dem TE-Nutzsignal so ähnlich, daß eine eindeutige Trennung und Unterdrückung nur unter bestimmten Bedingungen möglich ist. In der Regel ist es erforderlich, eine Bewertung der gemessenen Signale durch Gewichtung bestimmter Erkennungsmerkmale vorzunehmen. Diese Wertung kann durch einen erfahrenen Ingenieur oder durch ein automatisiertes Bewertungsverfahren erfolgen, das sich an bestimmte Bewertungsprozesse der Natur anlehnt.

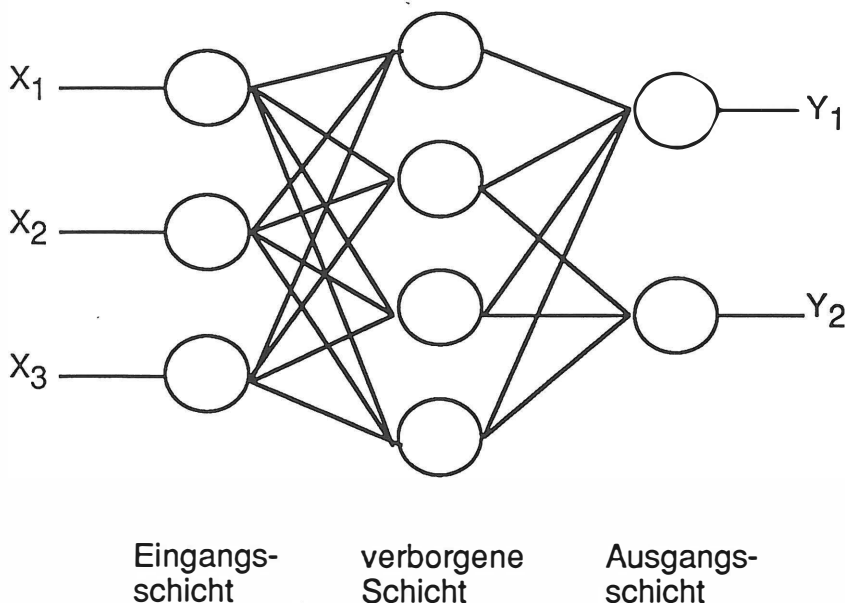
### 3 Neuronale Netze

Die Nachbildung biologischer Neuronen durch künstliche Neuronen hat die Möglichkeit geschaffen, bestimmte lernfähige Systeme zu erstellen. Die vereinfachte Funktionsweise eines Neurons ist in Bild 2 dargestellt.



**Bild 2**  
Funktionsweise eines  
Neurons

Die verschiedenen Eingangssignale werden bewertet und unter Berücksichtigung eines Schwellenwertes aufsummiert. Das Ausgangssignal des Neurons ist von dem Ergebnis der Summation abhängig. In der Regel setzen sich Neuronale Netze aus drei Schichten zusammen, die in Bild 3 dargestellt sind.



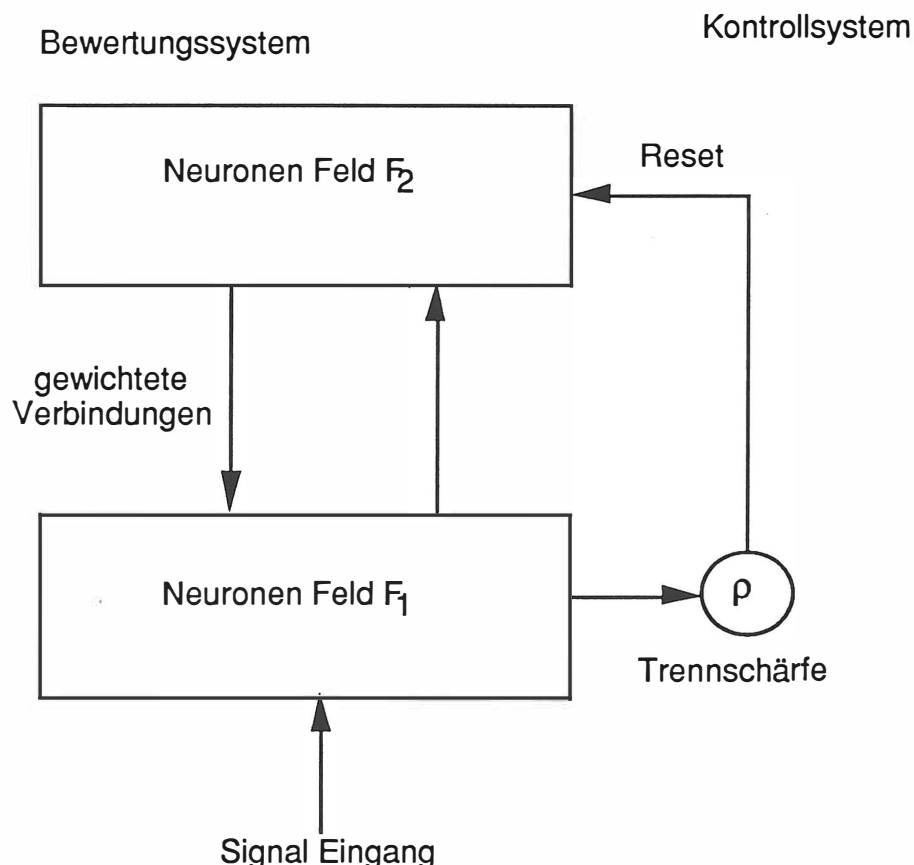
**Bild 3**  
Neuronales Netzwerk

Die Größen  $X_1$  bis  $X_3$  stellen die Eingangsgrößen eines Meßsignales dar. In den Neuronen der Eingangsschicht erfolgt eine Gewichtung und die Erzeugung eines Ausgangssignales, das zur nächsten Schicht, der sogenannten Zwischenschicht oder verborgenen Schicht,

übertragen wird. Dort erfolgt erneut eine Gewichtung und die Bildung eines Ausgangssignales, das zur Ausgangsschicht übertragen wird. Die Ausgangsschicht ist mit ihren Ausgangssignalen  $Y_1$  und  $Y_2$  bestimmten Ereignissen zugeordnet. Diese Zuordnung kann nun mit Hilfe bekannter Referenzsignale durch eine Anpassung der Gewichtungsfaktoren erreicht werden.

Die Fähigkeit der Anpassung kann aber auch ein Problem darstellen, indem die gewünschte Flexibilität im Widerspruch zur erforderlichen Stabilität des Netzes steht. Aus diesem Grund ist häufig eine Trennung zwischen Lernphase und Bewertungsphase erforderlich, indem nach Abschluß der Trainingsphase die Gewichtungsfaktoren nicht mehr verändert werden. Diese Beschränkung hat jedoch zur Folge, daß das Neuronale Netz nicht auf neue unbekannte Signale reagieren kann. Eine Lösung dieser Schwierigkeit ist durch die sogenannte "Adaptive Resonanz Theorie (ART)" möglich, deren Anwendung im weiteren am Beispiel eines Transformators gezeigt werden soll. Der wesentliche Ansatz dieser Theorie ist die Tatsache, daß die Neuronen nur dann modifiziert werden, wenn die zu bewertende Eingangsgröße nur gering von bereits bekannten Eingangsgrößen abweicht. Ist die Abweichung groß, dann wird eine neue Kategorie gebildet, ohne daß eine Modifikation für die anderen erfolgt. Das System ist also in der Lage, neue typische Signale zu lernen, ohne die anderen zu vergessen. Es ist daher keine Trennung zwischen der Trainings- und der Nutzungs-phase erforderlich.

Ein solches Verhalten kann durch eine Teilung des Neuronalen Netzes in zwei Untersysteme, das Bewertungs- und das Kontrollsystem, erreicht werden. Das Bewertungssystem besteht aus zwei Neuronen Feldern,  $F_1$  und  $F_2$ , die über gewichtete Verbindungen miteinander verknüpft sind. Das Kontrollsystem ist für die Steuerung zuständig. Der vereinfachte, schematische Zusammenhang ist in Bild 4 dargestellt.



**Bild 4**  
Typische ART  
Struktur

Die Eingangsgrößen werden in Feld 1 aufbereitet. Die Neuronen des Feldes 1 haben anpassungsfähige Verbindungen zu den Neuronen in Feld 2, wobei Verbindungswege in beide Richtungen vorhanden sind. Durch eine Aktivierung eines Neurons in Feld 1 erfolgt eine Aktivierung eines Neurons in Feld 2 und gleichzeitig eine Rückmeldung zu Feld 1. Ein Vergleich

der Eingangsgröße in Feld 1 mit dem Zustand der Neuronen in Feld 2 ergibt eine Aussage über die Ähnlichkeit und damit über die Möglichkeit der Zuordnung. Ist die Ähnlichkeit klein, wird über das Kontrollsystem das entsprechende Muster in Feld 2 blockiert und ein anderes aktiviert. Der Vorgang wird so oft wiederholt, bis die Eingangsgröße und das aktive Muster in Feld 2 in Resonanz sind, d.h. übereinstimmen. Die gewichteten Verbindungen sind dann durch diesen Lernprozeß festgelegt. Wenn keine Ähnlichkeit erreicht werden kann, wird ein bisher nicht zugeordnetes neues Muster im Feld 2 hinzugefügt und damit ein neuer Lernprozeß angeregt.

Für die Messung von Teilentladungen bietet sich eine modifizierte Variante der ART Struktur an, die ART 2-A, die besonders für analoge Eingangsgrößen geeignet ist und einen zeit-sparenden Algorithmus verwendet [4]. Dieses Netzwerk basiert auf 4 Parametern

- der Trennschärfe  $\rho$ ,
- dem Schwellwert  $\Theta$ ,
- der Proirität neuer Kategorien  $\alpha$ ,
- der Lernrate  $\beta$ .

Die Bereiche von  $\Theta$  und  $\alpha$  hängen von der Anzahl der Eingangsneuronen ab, während  $\rho$  und  $\beta$  zwischen 0 und 1 liegen.

Das ART 2-A Neuronale Netz kann Zeichen klassifizieren. Da die Muster der Eingangssignale nicht immer identisch sind und in bestimmten Grenzen variieren, kann nicht ein Punkt, sondern nur ein Gebiet angegeben werden, indem die Ähnlichkeit von Zeichen durch eine qualitative Bewertung der Nachbarschaft ausgedrückt wird. Wenn nun die Muster in Gruppen eingeteilt werden, indem jede Gruppe eine Kategorie der zu bestimmenden Zielgrößen darstellt, dann kann ein Kriterium ermittelt werden, nach dem die verschiedenen Zeichen klassifiziert werden können. In Abhängigkeit von der Größe der Gruppe können Überlagerungen vorhanden sein, so daß das Netzwerk nicht jede Klassifizierung gleichzeitig ausführen kann. Es ist daher eine hierarchische Ordnung erforderlich, die für die TE Messung beispielhaft in Bild 5 dargestellt ist.

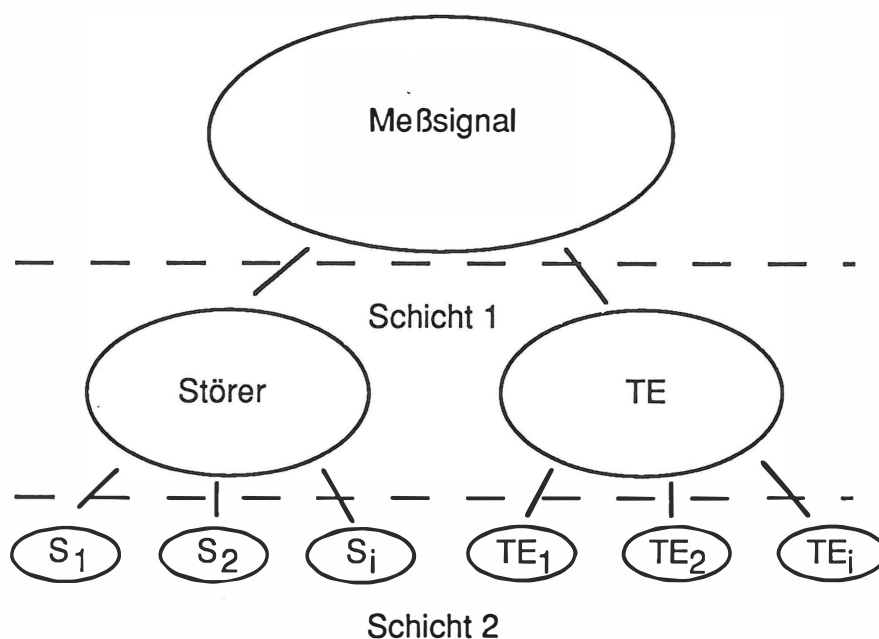


Bild 5  
Neuronales Netz für  
TE-Messung

Das Meßsignal wird der ersten Schicht zugeführt, innerhalb der eine Trennung zwischen Nutz- und Störsignal erfolgt. In der zweiten Schicht werden die Nutz- und Störsignale getrennt und bestimmten Klassen von Nutzsignalen oder Störsignalen zugeordnet. Diese Struktur ist für die Messung von TE sehr sinnvoll, da eine Trennung zwischen Nutz- und Störsignalen in der ersten Schicht bereits eine wesentliche Voraussetzung für die Datenreduktion darstellt. Für die

weitere Bearbeitung in der Schicht 2 ist nur noch die Klassifizierung der Nutzsignale erforderlich, da die Störsignale nicht weiter klassifiziert werden müssen.

### 3.1 Versuchsaufbau

Als Versuchsobjekt stand ein Verteilungstransformators (10 kV/380 V/ 200 kVA) zur Verfügung, dessen Hochspannungsspule an verschiedenen Stellen zugänglich war. An diesen Anzapfungen konnten Kalibrier- und Meßsignale eingespeist werden. Als Störsignale standen zur Verfügung

- Thyristorsteller einer Lampe,
- gemessene Koronaentladungen,
- sinusförmiges Signal unterschiedlicher Frequenz und Amplitude.

Mit diesen Signalen wurden die drei Typen von Störsignalen nachgebildet.

Als Nutzsignal wurde der Impuls eines TE-Kalibriergenerators eingesetzt, dessen Ladungshöhe zwischen 150 pC und 1500 pC variiert werden konnte. Die Messung der Signale erfolgte am hochspannungsseitigen Ende der Wicklung nach einer Tiefpaßfilterung mit einem Analog/Digital Umsetzer mit einer Auflösung von 8 bit und einem Abtastintervall von 50 ns. In Bild 6 ist der Versuchsaufbau dargestellt.

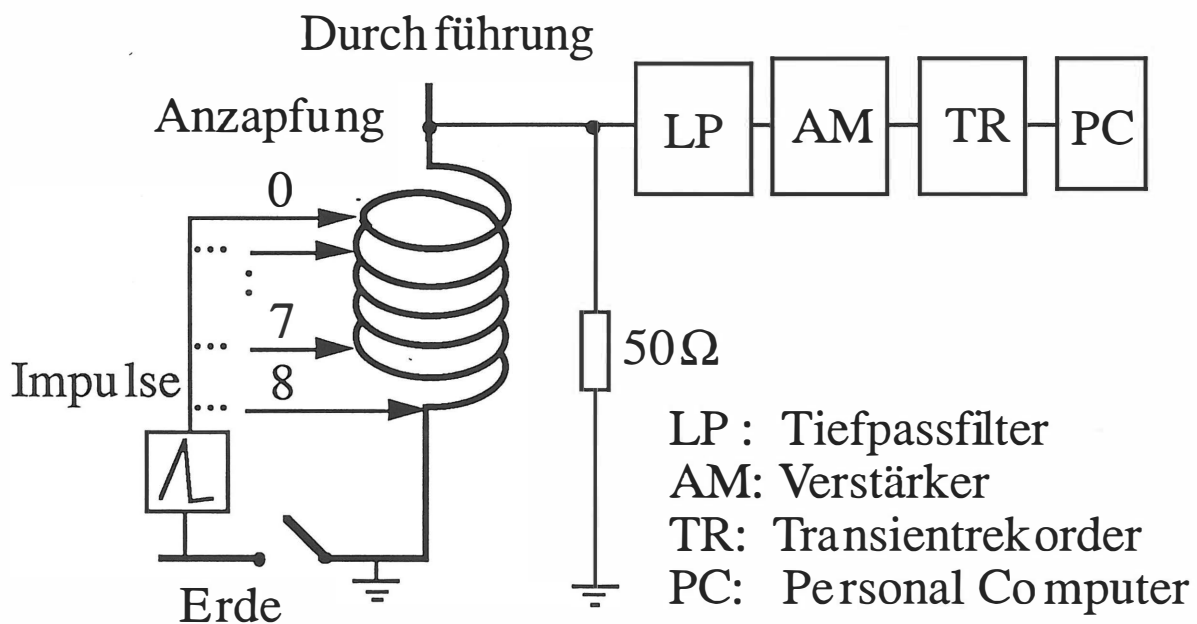


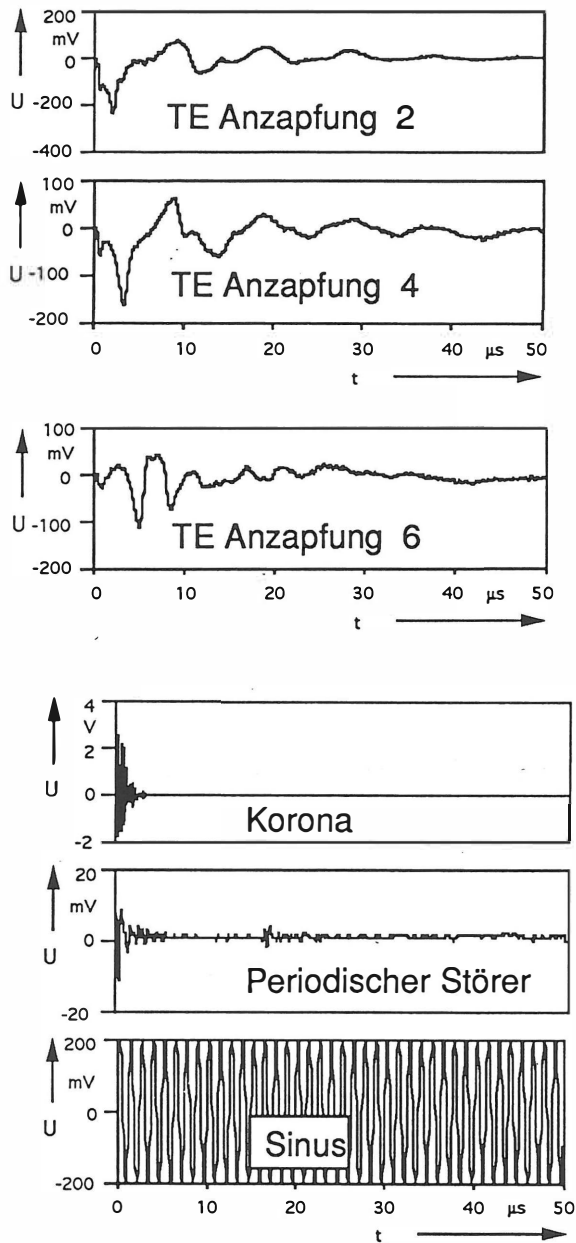
Bild 6  
Versuchsaufbau

### 3.2 TE-Messung

Zur Bestimmung der verschiedenen Kategorien von Signalen wurden dem Meßsystem folgende Signale angeboten

- TE-Signal an der Anzapfung 2,
- TE-Signal an der Anzapfung 4,
- TE-Signal an der Anzapfung 6,
- Koronaentladung an der Durchführung,
- Thyristorsignal an der Durchführung,
- sinusförmiges Signal an der Durchführung (800 kHz).

Der zeitliche Verlauf der Signale ist in Bild 7 dargestellt.

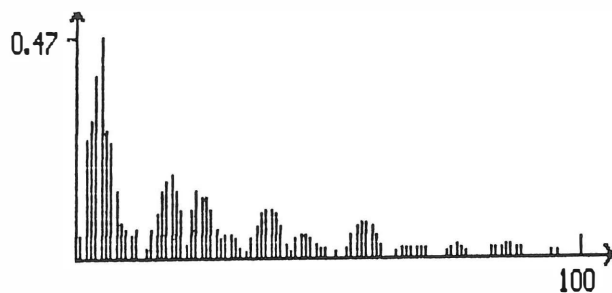


**Bild 7**  
Zeitlicher Verlauf der Signale  
a,b,c TE-Signale  
d,e,f Störer

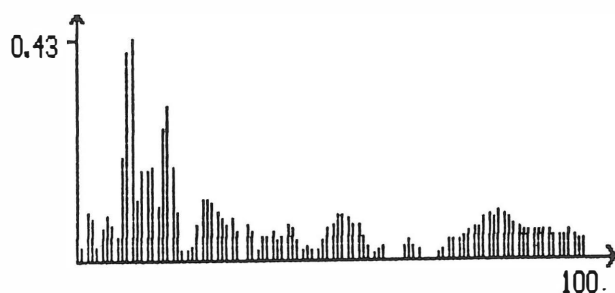
Bereits nach einer einmaligen Präsentation erzeugte das Netzwerk drei Kategorien, die folgendermaßen bezeichnet wurden

- TE in der Nähe der Durchführung,
- TE in der Nähe des Erdpunktes,
- Störungen.

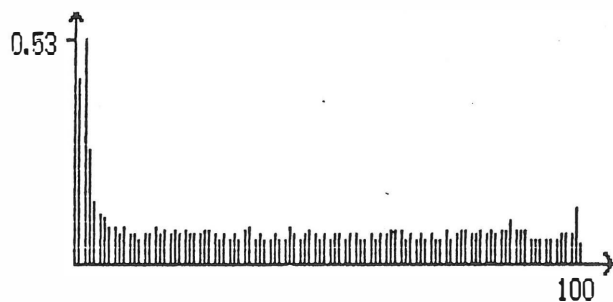
Weitere Präsentationen brachten keine Veränderungen der Kategorien und der Gewichtungsfaktoren, die für die drei Kategorien in Bild 8 dargestellt sind.



TE nahe der Durchführung



TE nahe der Erde



Störer

**Bild 8**  
**Gewichtungsfaktoren**  
**der 3 Kategorien**

Eine Kontrolle der Zurodnungs- und Lernfähigkeit des Systemes erfolgte durch einen weiteren Test. Der für die Lernfähigkeit verantwortliche Parameter  $\beta$  wurde zu 0 gesetzt und die in Bild 9 dargestellten Signale eingespeist, wobei das sinusförmige Signal noch zusätzlich amplitudenmoduliert wurde.



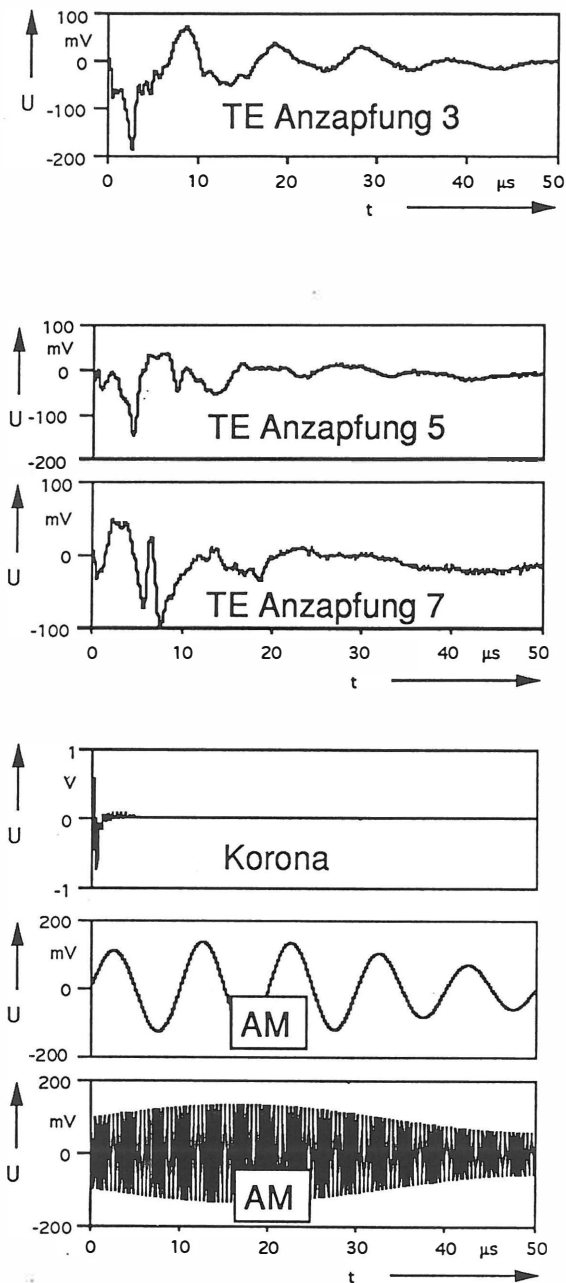
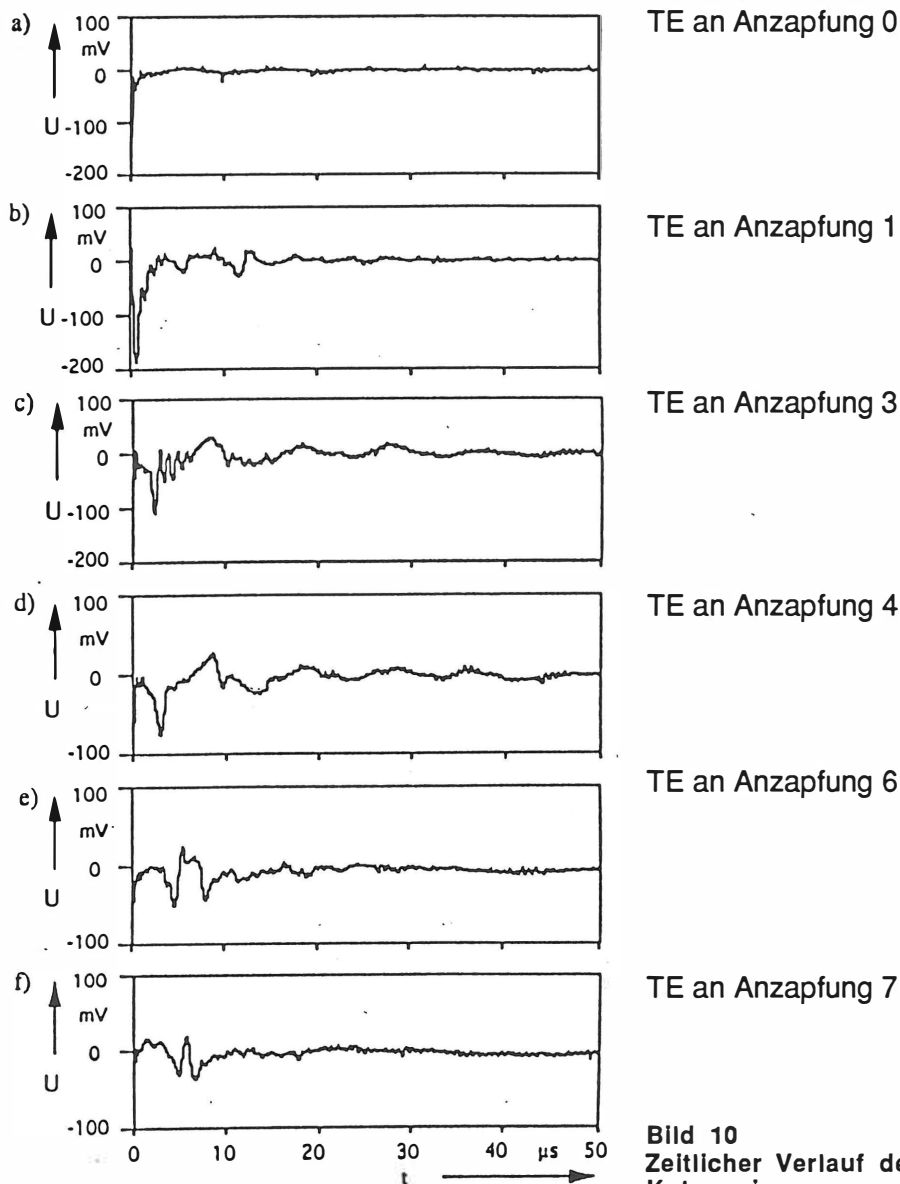


Bild 9  
Zeitlicher Verlauf der Signale  
a,b,c TE-Signale  
d,e,f Störer

Alle Signale wurden den drei Kategorien richtig zugeordnet.

### 3.3 TE-Ortung

Das Neuronale Netzwerk kann auch zur Ortung von TE eingesetzt werden. Zu Beginn wurden TE- Signale an den verschiedenen Anzapfungen des Transformators eingespeist. Nach 5 Präsentationen erzeugte das Netzwerk 6 Kategorien von Impulsen. Weitere Präsentationen veränderten die Einteilung nicht, so daß das Netzwerk als stabil bezeichnet werden konnte. Der zeitliche Verlauf der Impulse ist in Bild 10 dargestellt.



In der Regel ist aber der Transformator nicht an allen Stellen für Messungen zugänglich, so daß nur am hochspannungsseitigen Ende der Wicklung (Hochspannungsdurchführung) oder am erdseitigen Ende der Wicklung (Erdpunkt) gemessen werden kann. Unter der Annahme einer linearen Verteilung der 6 Kategorien kann dann eine Ortung erfolgen. Zur Kontrolle dieser Aussage ist ein Vergleich zwischen der Zuordnung des Fehlerortes durch die Ermittlung der Kategorie und dem wahren Fehlerort erfolgt, der im verwendeten Beispiel durch die Lage der Anzapfung genau bekannt ist. Das in Bild 11 dargestellte Ergebnis zeigt, daß nur sehr kleine Abweichungen in der Nähe des Erdpunktes zu beobachten sind und daß die Fehlerortung zufriedenstellend für diesen Transformatortyp ist.

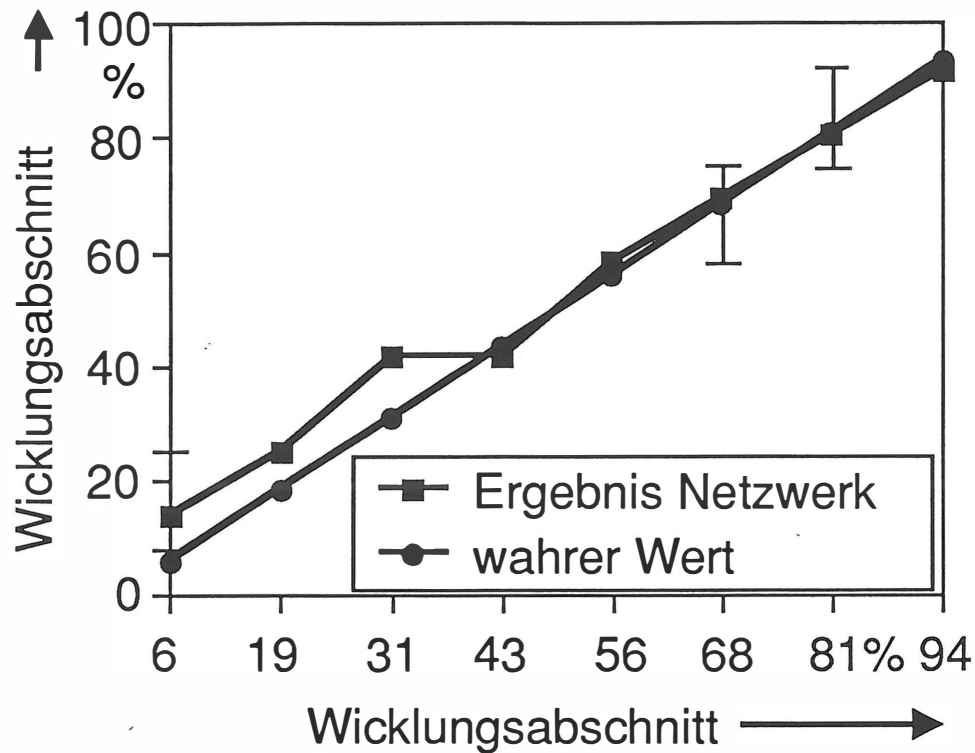


Bild 11  
Ortung mit Hilfe des ART 2-A Neuronalen Netzes

Ein weiteres Beispiel für die Anwendung des ART 2-A Neuronalen Netzes ist die Messung von Signalen an einem Leistungstransformator Vor-Ort (380 kV/220 kV/ 600 MVA). In Bild 12 sind das Meßsignal an der Hochspannungsdurchführung und die dazugehörige Phasenspannung dargestellt.

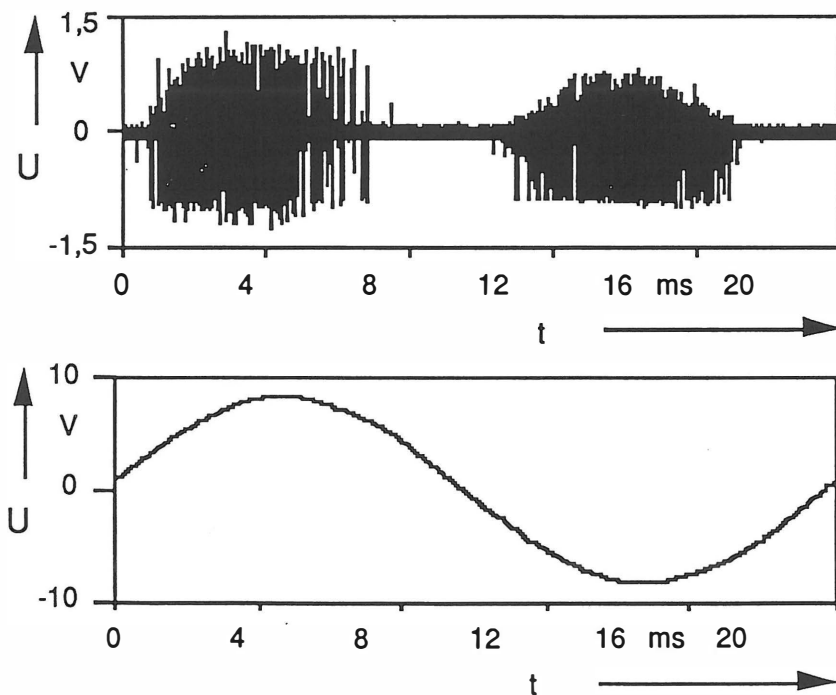


Bild 12  
Meßsignal und  
zugehörige  
Phasenspannung

Eine zeitliche Auflösung der Signale erlaubt eine Beurteilung und Bewertung der Einzelsignale, die in Bild 13 dargestellt sind.

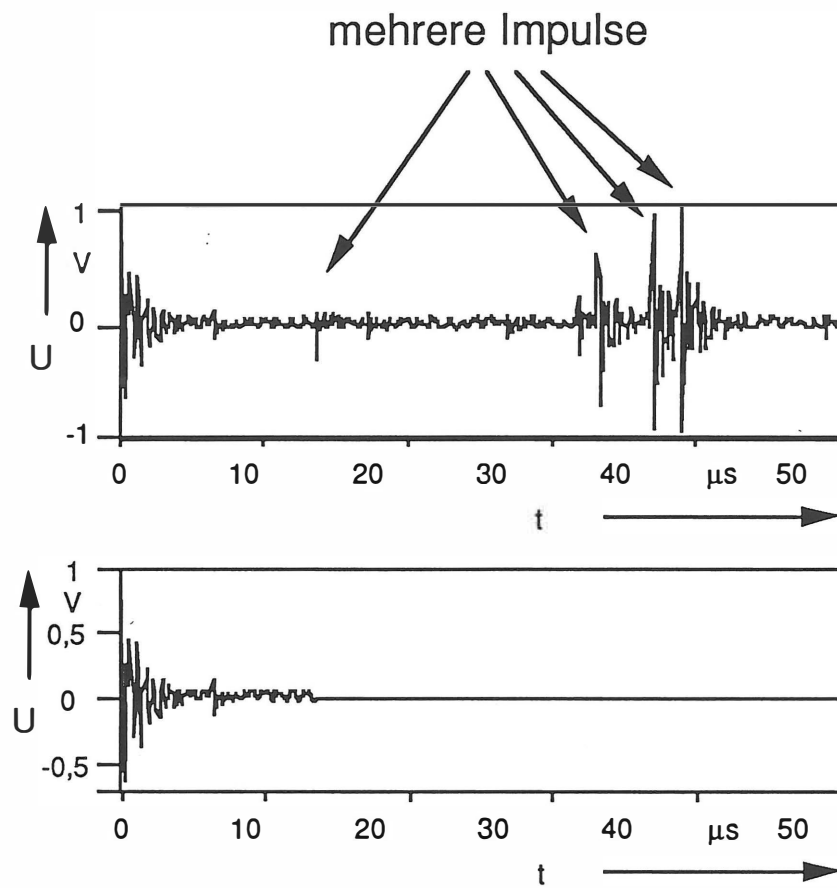
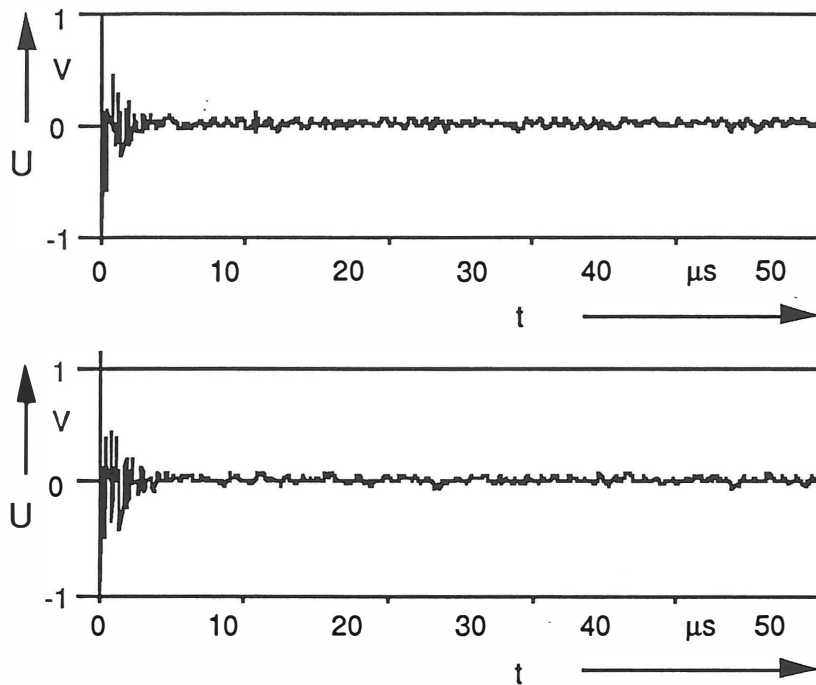


Bild 13  
Meßsignal und  
Eingangssignal für das  
Neuronale Netz

Das bereits aufbereitete Eingangssignal für das Neuronale Netz läßt nun eine Klassifizierung zu. Im dargestellten Beispiel ist keine TE im Transformator vorhanden und das Signal wird eindeutig als Störung erkannt. Zur Verdeutlichung sind zwei Impulse, die Vor-Ort gemessen und durch das Netz als Störung identifiziert wurden in Bild 14 in ihrem zeitlichen Verlauf dargestellt.



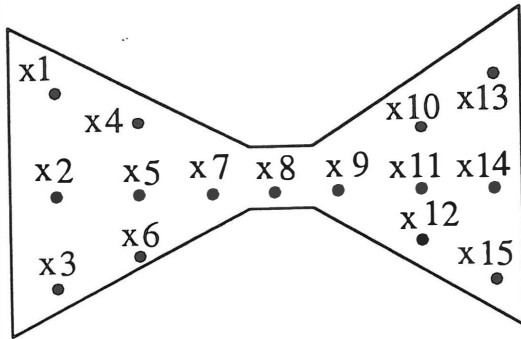
**Bild 14**  
Zeitlicher Verlauf des als  
Störer identifizierten, Vor-  
Ort gemessenen Signales

Mit Hilfe des ART 2-A Neuronalen Netzes ist eine TE Erkennung und Ortung möglich. Der verwendete Transformator ist jedoch in seinem Aufbau sehr einfach, so daß weitere Arbeiten an komplexeren Konstruktionen erforderlich sind, um die Anwendbarkeit der Neuronalen Netze auch für diese Fälle zu bestätigen /5/.

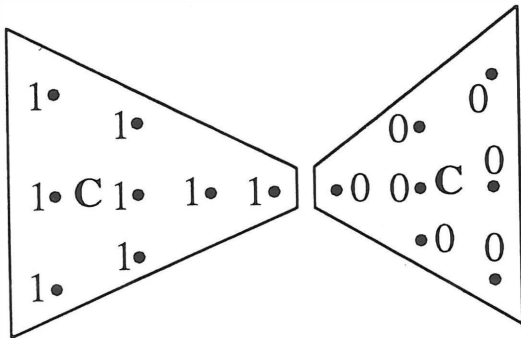
## 4 Fuzzy Logik

Eine weitere Möglichkeit der Trennung zwischen Stör- und Nutzsignalen besteht in der Anwendung der Fuzzy Logik, da sie durch ihre Möglichkeit der Unschärfe eine Zuordnung in Kategorien zuläßt, die nicht allein durch die binäre Aussage "ja" oder "nein" bzw. "1" oder "0" bestimmt werden. Ein einfaches Beispiel aus der Literatur soll für die Erklärung angewendet werden /6/. In Bild 15 ist ein Bereich mit 15 Elementen dargestellt, der die Form eines Schmetterlings hat.

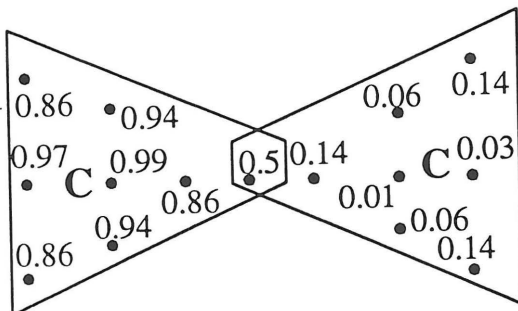
a)



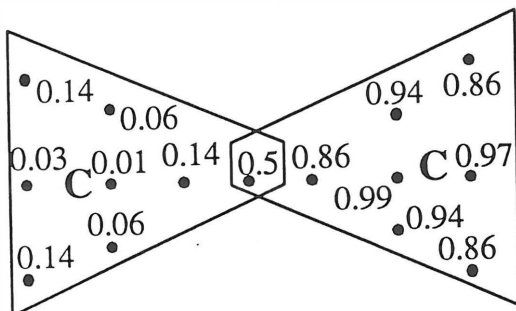
b)



c)



d)



**Bild 15**  
Schmetterling, (a), eingeteilt in eine binäre Gruppe (b) und zwei Fuzzy Gruppen (c,d)

Die Bildung von zwei Gruppen und die Zuordnung der Elemente zu einer Gruppe durch die binäre Logik ergibt das in Bildteil b dargestellte Ergebnis. Die Verteilung ist nicht symmetrisch, obwohl die Ausgangsgröße eine symmetrische Verteilung aufwies. Außerdem wird jedes Element ausschließlich einer Gruppe zugeordnet. Die Zuordnung zu einer Gruppe mit Hilfe der Fuzzy Logik und der Bildung eines Schwerpunktes der Gruppe zeigen die Bildteile c und d. Die Verteilung ist jetzt symmetrisch und das Element 8 wird jeder Gruppe zugeordnet, wobei der Grad der Zugehörigkeit gleich ist (0,5). Bei einer Anzahl von  $n$  Elementen und  $g$  Gruppen ergibt sich eine Fuzzy Matrix mit der Größe  $n \times g$ .

Diese Matrix beinhaltet zum einen die gemeinsamen Eigenschaften der Signale und klassifiziert zur gleichen Zeit. Der für die weiteren Untersuchungen verwendete Algorithmus ist der ISODATA Algorithmus [7], der für jede Gruppe ein Referenzmuster benötigt. Mit Hilfe des Referenzmusters und der anderen Eingangsmuster wird kontinuierlich der Schwerpunkt der Gruppe angepasst, bis die Änderungen einen vorgegebenen Grenzwert nicht mehr überschreiten. Während dieser Anpassung ist es sogar möglich, daß ein Signal als neues Referenzsignal gewählt wird, wenn der Grad der Zugehörigkeit abnimmt. Die Parameter des ISODATA Algorithmus sind

- Zahl der Gruppen  $g$ ,
- Grenzwert  $\epsilon$ ,
- exponentieller Gewichtungsfaktor  $m$  für den Grad der Unschärfe.

Wenn  $m$  gegen Unendlich strebt, dann ist jedes Signal zu jeder Gruppe mit dem gleichen Grad der Zugehörigkeit zugeordnet.

#### 4.1 Versuchsaufbau

Die Messungen erfolgen an dem im Bild 6 dargestellten Versuchsaufbau. Zur Trennung von Stör- und Nutzsignalen wurden an den Anzapfungen 0 und 5 Referenzsignale eingespeist. Diese waren ein Koronasignal, ein TE-Signal und ein amplitudenmoduliertes Sinusignal. Mit einem exponentiellen Gewichtungsfaktor  $m = 3$  ergab sich eine eindeutige Trennung zwischen Stör- und Nutzsignal.

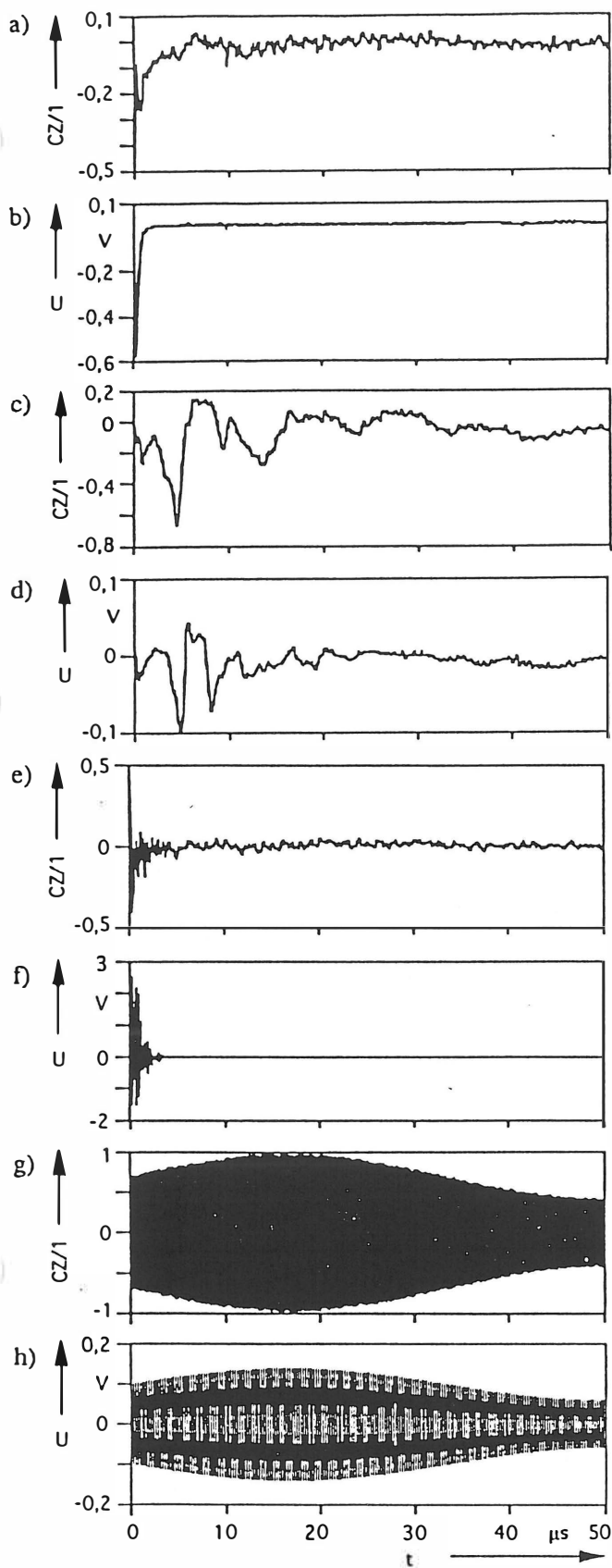
#### 4.2 TE-Messung

In Bild 16 sind die Schwerpunkte der Signale und die klassifizierten Signale dargestellt.

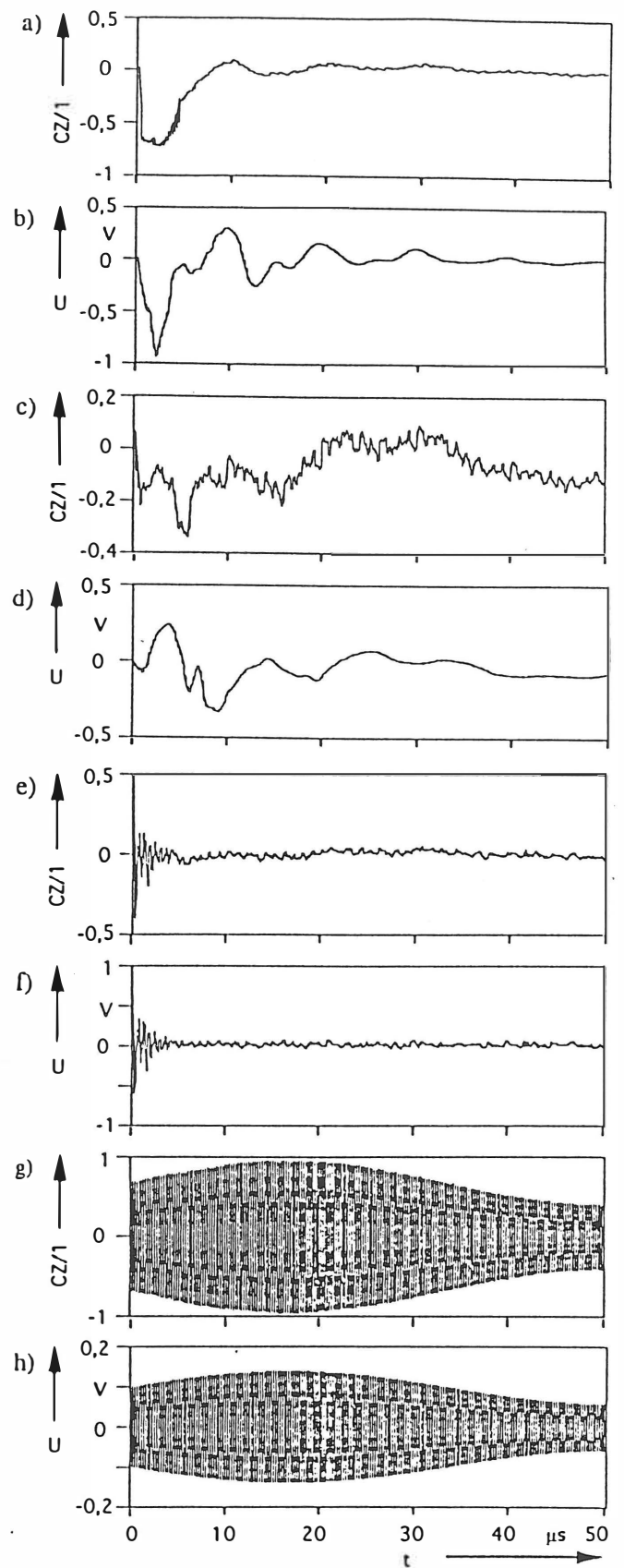
Es sind vier Kategorien zu erkennen, wobei jeweils zwei Kategorien den Stör- und zwei den Nutzsignalen zugeordnet werden können. Für die weitere Bearbeitung ist jedoch die Kategorie Störsignale ohne Bedeutung.

Eine Prüfung der erhaltenen Resultate wird durch den Einsatz von echten TE-Signalen anstelle von Kalibriersignalen erreicht. Diese Signale werden durch Entladung einer Spitze-Platte-Anordnung in Öl erzeugt und an den verschiedenen Anzapfungen des Transformators eingespeist. Die Störsignale sind dieselben wie vorher, als Referenzsignale werden TE-Signale an den hochspannungs- und erdseitigen Anzapfungen verwendet, da nur diese Stellen normalerweise Vor-Ort an einem Transformator zugänglich sind. Mit einem exponentiellen Gewichtungsfaktor von  $m = 5$  ergibt sich wiederum eine eindeutige Zuordnung mit Ausnahme des sinusförmigen Signales bei einer Frequenz von 800 kHz. In Bild 17 sind die Schwerpunkte und die beispielhaften eingesetzten Signale dargestellt. Die TE Referenzsignale wurden durch den Algorithmus selbst gegen bessere ausgetauscht. Die Klassifizierung ergab erneut eine Einteilung in zwei Stör- und zwei Nutzsignale.

Es zeigt sich auch hier, daß eine Trennung von Stör- und Nutzsignalen mit Hilfe der Fuzzy-Logik möglich und hilfreich ist.



**Bild 16**  
Schwerpunkte der Signale (a,c,e,g) und klassifizierten Signale (b,d,f,h) nach der Trennung zwischen Stör- und Nutzsignal (Kalibriersignal)



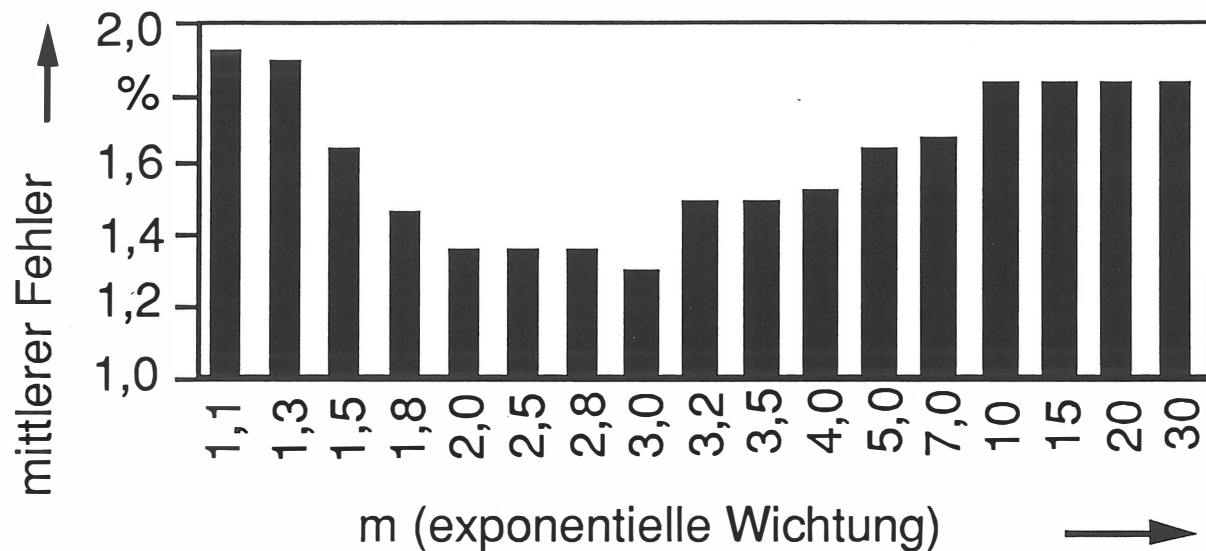
**Bild 17**  
Schwerpunkte der Signale (a,c,e,g) und klassifizierten Signale (b,d,f,h) nach der Trennung zwischen Stör- und Nutzsignal (TE-Signal)



### 4.3 TE-Ortung

In weiteren Untersuchungen wurde die Brauchbarkeit der Fuzzy-Logik zur Ortung von TE ermittelt. Dazu wurden Kalibrierimpulse mit Ladungen von 150 pC, 750 pC und 1500 pC an den verschiedenen Anzapfungen eingespeist. Eine Klassifizierung der Entstehungsort zeigte, daß alle Impulse unabhängig von der Höhe der Ladung richtig zugeordnet werden konnten. Die einzige Ausnahme stellt der Impuls an der Anzapfung 0 mit einer Ladung von 1500 pC dar, der immer der Anzapfung 1 zugeordnet wurde.

Zur Bestätigung wurden die Kalibrierimpulse durch TE-Impulse einer Spitze-Platte-Anordnung in Öl ersetzt. In Abhängigkeit des exponentiellen Gewichtungsfaktor  $m$  zeigt sich, daß der Ortungsfehler immer unter 2 % lag, wie es aus Bild 18 deutlich hervorgeht.



**Bild 18**  
Mittlerer Ortungsfehler in Abhängigkeit des exp. Wichtungsfaktors

Die Abweichung ist in keinem Falle größer als eine Anzapfung.  
Zusätzlich wurde der TE-Impuls mit Störungen überlagert, die in Bild 19 dargestellt sind.

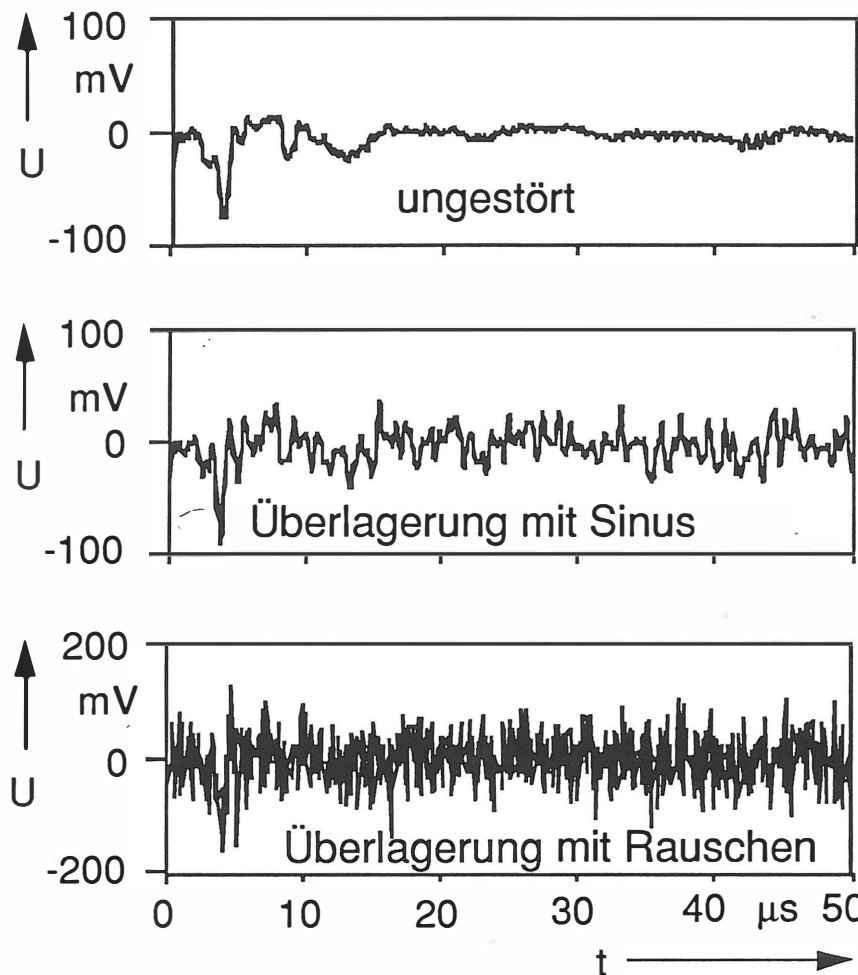


Bild 19  
TE-Impuls mit  
Überlagerung eines  
sinusförmigen Störers  
und Rauschen

Bis zu einer Überlagerung von 50 % Störungen konnte einwandfrei der Ort der Signaleinspeisung geortet werden. Darüberhinaus stieg die Unsicherheit der Fehlortungen sehr stark an, so daß die angegebene Grenze der Störungen auch die Grenze der Ortungsmöglichkeit mit Hilfe der Fuzzy-Logik darstellt /8/.

## 5 Zusammenfassung

Die TE-Meßtechnik erfordert durch die Verschiedenartigkeit der Störer mehrere gleichzeitige Maßnahmen zur Störunterdrückung.

Signale mit großem Unterschied zum Nutzsignal im Hinblick auf den zeitlichen Verlauf, den Frequenzbereich oder den Erscheinungszeitpunkt lassen sich relativ einfach unterdrücken.

Signale, die den Nutzsignalen sehr ähnlich sind, können nur durch gleichzeitige Bewertung mehrerer Parameter als Störsignale erkannt werden.

Die Bewertung kann durch die vorgestellten Neuronalen Netze oder den Einsatz von Fuzzy-Logik vereinfacht und ermöglicht werden, da beide Verfahren lernfähig sind und keine eindeutige binäre Entscheidung fordern /9/.

Beide Verfahren können auch mit zufriedenstellender Genauigkeit für eine Ortung von TE eingesetzt werden.

Die Grenzen der Verfahren liegen dort, wo, trotz intensivem Training der Systeme und Unschärfe der Beziehungen, die Parameterkombinationen von Stör- und Nutzsignalen nicht mehr unterscheidbar sind, d.h. sich so stark überlappen, daß eine Zuordnung mit einem hinreichenden Grad der Mitgliedschaft zu einer Kategorie nicht mehr sinnvoll erscheint.

## 6 Schrifttum

- /1/ U. Köpf, K. Feser: Noise Suppression in Partial Discharge Mesuring Instruments  
Internat. Symposium on High Voltage Engineering, 1993, Yokohama, Beitrag 63.02
- /2/ U. Köpf: Kontinuierliche Unterdrückung von schmalbandigen, periodischen und  
breitbandigen, impulsförmigen Störern bei der Teilentladungsmessung  
Dissertation Universität Stuttgart, 1994
- /3/ D. Wenzel, H. Borsi, E. Gockenbach: Noise Suppression and Data Reduction using  
Orthogonal Transformations  
IEEE Intern. Symposium on Electrical Insulation, Pittsburgh, 1994, Seite 292 - 295
- /4/ G.A. Carpenter, S. Griossberg, D.B. Rosen: An Adaptive Resonance Algorithm for  
Rapid Category Learning and Recognition  
Neural Networks 1991, Vol. 4, Seite 493 - 504
- /5/ H. Borsi, E. Gockenbach, D. Wenzel: Separation of Partial Discharges from Pulse  
Shaped Noise with the Help of Neural Networks  
IEE Proceedings 1995, Vol. 142, No. 1, Seite 69 - 74
- /6/ H.J. Zimmermann: Fuzzy Set Theory and its Applications  
Boston Kluwer Academic Publishers, 1991, 2nd Ed., Chapter 11
- /7/ J.C. Bezdek, S.K. Pal: Fuzzy Models for Pattern Recognition  
IEEE Symposium New York, 1992, Beitrag 3.8
- /8/ D. Wenzel, H. Borsi, E. Gockenbach: Partial Discharge Recognition and Localization  
on Transformers via Fuzzy Logic  
IEEE Intern. Symposium on Electrical Insulation, Pittsburgh, 1994, Seite 233 - 236
- /9/ A. Groß, H.-G. Kranz: Possibilities of Diagnostic Methodes with Different Neural  
Netowrks and Fuzzy Sets for PD.Measurements  
Internat. Symposium on High Voltage Engineering, 1993, Yokohama, Beitrag 62.12