

〈논 문〉

초음파신호의 신경망 형상인식법을 이용한 오스테나이트 스테인레스강의 용접부결함 분류에 관한 연구

이강용* · 김준섭**

(1995년 10월 11일 접수)

Classification of Welding Defects in Austenitic Stainless Steel by Neural Pattern Recognition of Ultrasonic Signal

Kang Yong Lee and Joon Seob Kim

Key Words : Welding Defect Evaluation(용접부결함평가), Ultrasonic Signal(초음파), Digital Signal Processing(디지털신호처리), Pattern Recognition(형상인식), Neural Network(신경회로망)

Abstract

The research for the classification of the natural defects in welding zone is performed using the neuro-pattern recognition technology. The signal pattern recognition package including the user's defined function is developed to perform the digital signal processing, feature extraction, feature selection and classifier selection. The neural network classifier and the statistical classifiers such as the linear discriminant function classifier and the empirical Bayesian classifier are compared and discussed. The neuro-pattern recognition technique is applied to the classification of such natural defects as root crack, incomplete penetration, lack of fusion, slag inclusion, porosity, etc. If appropriately learned, the neural network classifier is concluded to be better than the statistical classifiers in the classification of the natural welding defects.

1. 서 론

두께방향으로 발생한 결함의 깊이 측정을 위해 가장 효과적인 방법으로 인정되고 있는 초음파법^(1~4)을 스테인레스강 용접부에 적용할 경우에는 용접후의 이방성 구조로 인하여 반사파의 진폭에 관심을 가지는 기존의 초음파방법으로는 한계를 가지고 있다.^(5,6) 따라서 이를 해결할 목적으로 낮은 S/N 비의 신호로부터도 유용한 많은 정보를 얻고 이를 이용하여 최적의 분류기를 설계하는 신호형상인식법

등에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이와 관련한 연구로 1984년 이후 Rose^(7~10) 등이 스테인레스 파이프의 용접부에서 발생하는 균열과 용접부의 형상에 의한 반사체와를 구분하기 위한 연구 등을 시작한 이후로 Kalyanasundaram 등^(11,12)이 관련 연구를 진행하여 왔다. 이러한 신호형상인식법과는 달리 신경회로망을 이용하여 결함을 분류하기 위한 연구도 진행되었는데, Jiefu 등⁽¹³⁾은 인공결함의 분류를 위하여 주파수 영역에서의 분산 등 5가지 매개변수를 사용하여 간단한 형태의 인공결함에 대한 연구를 수행하였다. Windsor 등⁽¹⁴⁾은 화상처리된 결과를 신경회로망의 입력데이터로 사용하여 자연결함을 분류하는 연구를 수행하였다. 그러나 기

*회원, 연세대학교 기계공학과

**회원, 생산기술연구원

존의 신경회로망을 이용한 연구는 특징의 선택, 결정을 위한 특징의 수, 분류기 사이의 비교 등 체계적인 연구가 수행되지 못하였다.

따라서 본 논문은 디지털 신호처리법, 통계적 신호형상인식법 그리고 신경회로망을 결합한 패키지를 개발하고 이를 용접부 자연결함에 적용하여 기존의 연구들에서는 검토하지 않은 영역별 특징변수의 분리도와 특징변수의 종류와 수에 관한 고찰을 실시한다. 뿐만 아니라 다양한 사용자 정의에 의한 특징변수 추출, 데이터의 정규화, 특징값 선택, 분류기의 선택 등에 따른 인식률 등 신호형상인식시에 발생하는 많은 경우의 시행착오를 짧은 시간에 수행할 수 있도록 한다. 또한 신경회로망 분류기의 구성을 통계적 방법에 의한 신호형상인식법과 연결할 수 있도록 구성함으로써 특히 비선형적 분류 문제에 적용성이 높도록 한다.

2. 초음파 신호형상인식법

2.1 특징변수 설계

과거에는 시간축상의 포락선 파형만을 이용하여 결합으로부터 반사된 초음파의 특징변수를 이용하여 분류를 하였으나 본 연구에서는 디지털 신호처리 기술을 응용하여 신호형상인식을 위한 특징변수를 얻어내는 과정을 구성하였다. 즉 원파형, 포락성 파형, 자기상관함수, 변형된 자기상관함수, 진폭밀도함수, 주파수함수 등 많은 신호처리 방법을 사용하여 다양한 특징변수를 추출하도록 하였다. 일례로 주파수함수로부터 얻어내는 특징으로는 전체 분석 영역을 사용자가 정의한 수로 부분 파워값을 구한 후 크기에 따라 정렬하여 파워값과 비례값들 사이로부터 6가지, 측정공간 전체의 통계적 특징값들로 임의로 정의한 문턱값 이상의 파형에 대한 전체 파워, 평균값, 데이터의 산포정도를 나타내는 분산, 왜도, 첨도 등 5가지, 초음파 신호의 대부분의 정보를 가지고 있는 가장 큰 펄스로부터 1, 2차 진폭모멘트, 1, 2차 에너지모멘트, 상승경사, 하강경사, 상승시간, 하강시간, 최대진폭 등 16가지가 있다. 이들 각각의 특징변수는 사용자 정의값에 따라 자동으로 추출될 수 있도록 되어 있으며 특징변수의 총수는 156개이나 사용자 정의 변수를 고려하면 무한대의 특징변수를 얻을 수 있다. Table 1은 그 일례로 주파수 영역에서의 특징변수를 나타낸다.

2.2 특징변수의 선택

측정에서 얻은 관측 공간을 형상분류를 위한 특징 공간으로 변환하고 이들 특징 공간상에서 분류를 실시하는 것은 중요한 특징을 얻어내는 목적과 함께 차원을 낮추는 측면에서도 필요하다. 또한 많은 특징변수를 모두 사용하는 것도 문제가 있음으로 계산상의 복잡성을 줄이면서 원파형이 가지고 있는 정보를 잃지 않을 목적으로 적절한 방법으로 특징값을 선택하여 이를 분류에 사용하도록 하는 절차가 필요하다.

이러한 특징변수의 선택을 위해서는 데이터의 분포 상태에 따라 순위를 만들어야 하는데 본 연구에서는 이러한 목적을 달성하기 위하여 분류군 평균치 분산 원리(class mean scatter criterion)와 Fisher의 원리(Fisher's weight criterion) 두가지를 동시에 이용하였다. 이 방법들의 기본원리는 동일한 분류군에 속한 데이터 사이의 분산도는 작으며 분류군과 분류군 사이의 거리는 큰 순서로 특징변수를 선택하는 방법이다.

2.3 분류기 선택 및 설계

분류기(classifier)는 특징 공간에서 분류군 사이를 나누는 것으로 그 표현방식에 따라 여러가지 종류가 있는데 가장 대표적인 것으로는 표본의 분포가 Gaussian 분포를 한다는 가정하에 수식을 전개하여 그 결정경계를 선형(linear) 또는 2차원형(quadratic)으로 나타내는 매개변수형 분류기가 있다. 그러나 이러한 Gaussian 분포를 가정할 수 없는 경우에는 비매개변수형 분류기를 설계해야 하는데 본 연구에서는 단순화된 거리함수방법을 사용, 불규칙 데이터의 밀도함수를 계산하여 분류를 수행한다. 이외에도 최근에 비선형적 분류기로 주목⁽¹⁵⁾을 받고 있는 신경회로망형 분류기 등이 있다. 본 연구에서는 그중 대표적인 선형함수 분류기, 경험적 Bayesian 분류기, 신경회로망 분류기 등 세가지를 사용하고 이들 사이의 분류도를 비교하였다. 특히 통계적 신호형상인식법의 과정을 통하여 얻은 특징변수를 신경회로망 분류기의 입력값으로 선택하여 분류도를 높이는 연구를 수행한다.

2.4 신호형상인식 프로그램

본 연구에서는 신호형상인식 프로그램을 개발하였는데, Fig. 1은 프로그램의 각 구성요소를 나타

Table 1 Feature parameters in power spectral domain

Number	Feature parameter
1	Largest partial power
2	2nd partial power
3	3rd partial power
4	Ratio of the largest partial and total powers
5	Ratio of the 2nd and largest partial powers
6	Ratio of the 3rd and largest partial powers
7	Total power above user's defined threshold level
8	Total mean level in total frequency domain
9	Total variance in total frequency domain
10	Total skewness in total frequency domain
11	Total kurtosis in total frequency domain
12	Number of peaks exceeding a present threshold
13	Ratio of the powers above 90% and 10% threshold level
14	Ratio of the powers above 50% and 10% threshold level
15	Ratio of the powers above 90% and 50% threshold level
16	Pulse width of largest pulse in frequency domain
17	Rise width of largest pulse
18	Decay width of largest pulse
19	Number of valley above threshold level
20	Width of valley above threshold level
21	Pulse energy of largest pulse
22	First amplitude moment of largest pulse
23	First energy moment of largest pulse
24	Second amplitude moment of largest pulse
25	Second energy moment of largest pulse
26	Rise slope of largest pulse
27	Decay slope of largest pulse
28	Mean of largest pulse
29	Variance of largest pulse
30	Skewness of largest pulse
31	Kurtosis of largest pulse

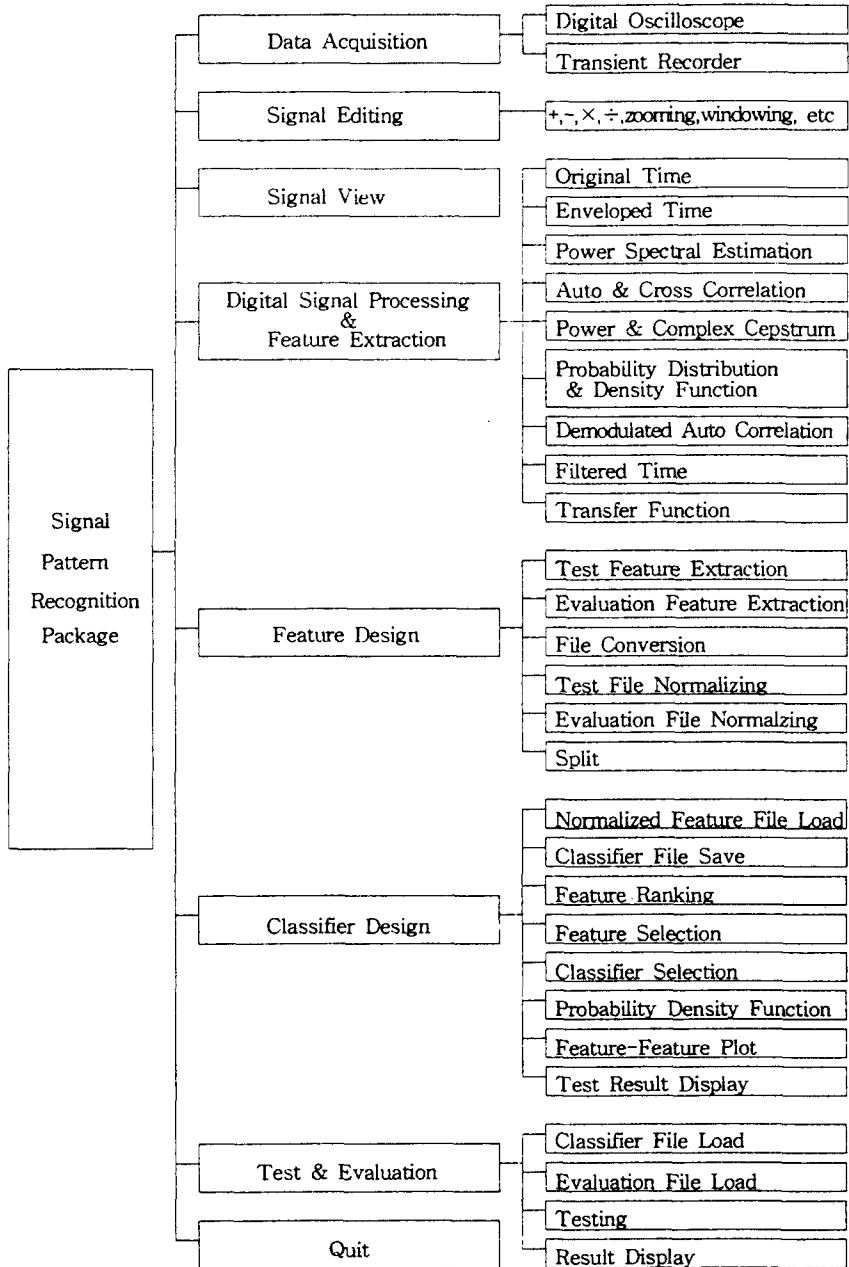


Fig. 1 Program modules of signal pattern recognition package

낸다.

이 프로그램에서 DATA ACQUISITION 과정은 디지털 오실로스코프로부터 데이터를 받아 다음 단계로 들어가기 위한 형태의 파일로 만드는 과정을 가지고 있으며, 이 파일은 SIGNAL EDITING 과정에서 +, -, ×, ÷ 등의 산술적 작업과

zooming, windowing, normalizing 등 적절한 형태로 가공된다. 그리고 DIGITAL SIGNAL PROCESSING & FEATURE DESIGN에서는 시간축상의 데이터를 포락선 파형, 파워스펙트럼 파형, 자기상관함수 및 변형된 자기상관함수, 진폭분포함수 등 다양한 영역으로 데이터를 변환시켜 그

결과를 그림으로 보여주며, 특징값을 설계하기 위한 문턱값, 밴드의 수 등 사용자 정의함수를 결정할 수도 있도록 한다. FEATURE DESIGN 은 앞에서 저장해 놓은 분류를 위한 특징값을 불러들여 특징값을 뽑아낸 후 정규화 과정을 거쳐 다시 화일로 저장되게 된다. 또한 이 과정에서는 분류기 설계 뿐만 아니라 평가도 포함하도록 설계되어 있다. 이 과정을 거치면 CLASSIFIER DESIGN으로 들

어가게 된다. 이 과정은 최종적으로 얻고자 하는 분류기를 만드는 곳으로 앞에서 얻은 각 분류별 특징값 화일을 이용하여 선형분류기, 최소거리 분류기, 경험적 Bayesian 분류기, 신경회로망 분류기 등 선택된 분류함수를 가지고 각각의 수치들을 결정할 결정함수를 만들게 된다. 특히 여기에서는 FEATURE DESIGN 과정에서 얻은 특징값을 모두 사용하여 분류를 하는 것이 아니라 분리도가 높은 특징값을 중심으로 선택된 특징값만을 가지고 분류를 행하게 된다. 따라서 이러한 분리도를 표현하기 위한 분류군 평균치 분산원리, Fisher의 원리 등을 기준으로 순위를 정하고 이 순위와 물리적 의미를 중심으로 특징값을 선택한다. 또한 이 과정에서는 모든 추출된 특징값에 대한 확률밀도함수(probability density function)를 단순화된 거리함수를 이용하여 구하고, 이를 그림으로 보여주며 특징값-특징값 그림도 나타냄으로써 특징값 선택에 도움을 주도록 구성하였다. TEST AND EVALUATION 과정은 최종적으로 구성된 분류기를 미지의 신호에 적용하여 분류를 실시하는 과정이다. 이상의 프로그램 흐름을 Fig. 2에 나타내었다.

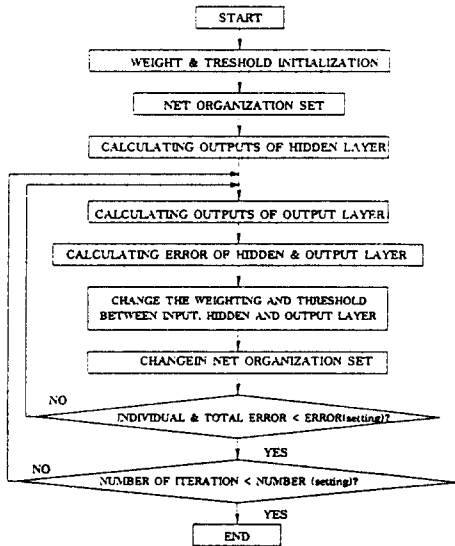


Fig. 2 Flow chart of neural network using back propagation method

3. 실험

3.1 시편

자연결함 시편은 제작상의 난점으로 인하여

Table 2 Classification of natural defects

Joint method	Groove type	Defect name
Butt joint	V-groove	Circumferential crack
		Transverse crack
		Single gas pore
		Incomplete penetration
		Root crack
		Incomplete weld
		Base metal crack (top)
		Base metal crack (bottom)
		Lack of fusion
		Incomplete penetration
T-joint	K-groove	Porosity
		Slag inclusion
		Incomplete penetration

Flaw Manufacturing Technology 에서 제작한 자연결합 시편을 사용하였다. 이 자연결합 시편은 PH Diversified UT Procedure PH-11-02, Rev 1.에 의하여 시험되었다. 본 연구에서 사용한 자연결합 시편의 크기와 형상에 관해서는 Table 2 와 Fig. 3

에 제시되어 있다.

3.2 실험장치

본 실험에서 사용된 초음파 측정 및 분석장비의 전체적인 개략도는 Fig. 4와 같다. 즉, 초음파탐촉

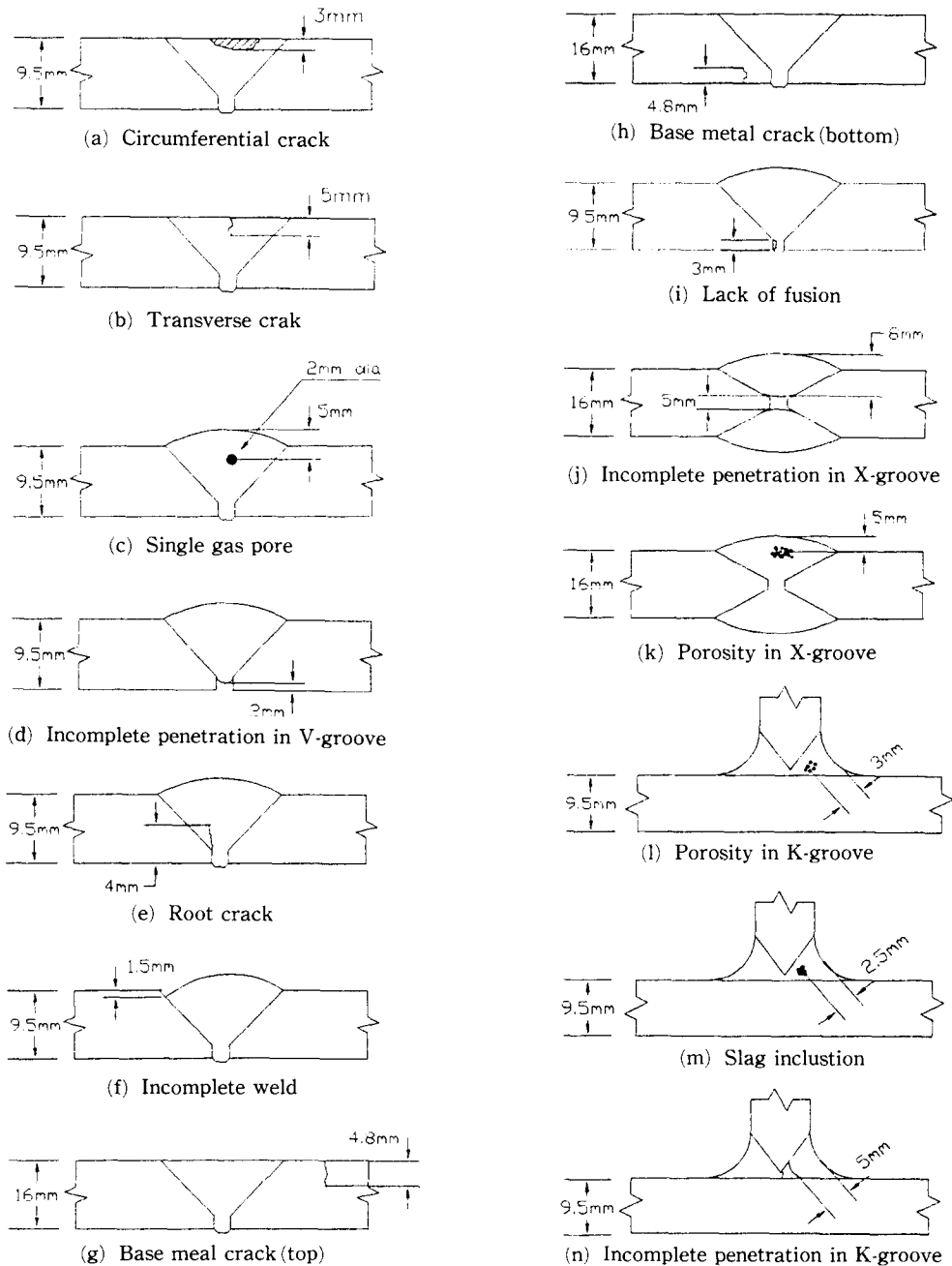


Fig. 3 Geometries of natural welding defect specimens

자(Ultran A503)는 공진주파수 2.25 MHz의 고감도형의 사각탐촉자로 에폭시계의 썰기는 45도형을 사용하였으며, pulser/receiver(Ultran HF400PG NDC system)에서는 초음파의 강도, 댐핑, 필터, 게이트 등을 조정하도록 되어 있다.

3.3 실험방법

준비된 결함 시편에 탐촉자를 사용하여 결함 반사파를 얻어들이는데 탐상면 방향에 결함이 있을 경우에는 full skip distance 를 사용하여 파를 받아들이고 반대쪽 면에 결함이 있을 경우에는 half skip distance 를 사용하여 파를 얻었다. 결함을 대표하는 파는 원칙적으로 최대진폭이 발생하는 위치를 기준으로 하였으며 최대진폭 점을 중심으로 2

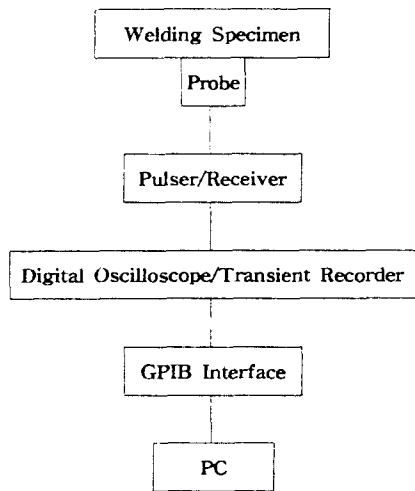


Fig. 4 Schematic diagram of experimental setup

mm 정도의 거리를 두고 표본 데이터를 얻도록 하여 거리오차를 고려하도록 하였다. 따라서 한 종류의 결함에 대해서 받아들이는 표본의 수는 32이며 시험과 평가를 위해 사용하였다.

4. 실험결과

4.1 평면상 결함과 부피상 결함의 분류

평면상 결함으로 분류될 수 있는 용접부 저면균열, 용입불량, 용합불량, 모재부 균열 등으로부터 32개의 파형과, 부피상 결함으로 분류될 수 있는 단일기공, 밀집기공, 슬래그개재 등으로부터 32개의 파형을 얻어 이를 분류하였다. 각 영역별로 인식률이 높은 2개의 특징변수를 가지고 인식시킨 결과는 Table 3 과 같다. 이 결과에서 알 수 있듯이 평면상 결함과 부피상 결함은 그 형태의 차이와 특성이 비교적 명확하여 각 영역별 두가지의 특징변수만을 가지고도 분류기에 관계없이 90% 이상의 높은 인식률을 얻을 수 있었다.

4.2 다집합 분류

용접결함을 단일기공, 밀집기공, 슬래그개재, 균열, 용합불량, 용입불량 등 6가지 분류군으로 나누어 이를 분류하였다.

먼저 시간축상의 데이터를 각 영역으로 변환한 후 사용자 정의값을 이용하여 특징변수를 얻고 이를 정규화하였다. Table 4 는 각 영역별로 Fisher 순위법에 의한 특징변수를 높은 순위별로 보여준다. 결함의 분류를 위해서는 Table 4 의 순위에 의해 필요한 수 만큼을 사용하게 되는데 특징변수의 수에 따른 영향을 보기 위해 파워스펙트럼 영역에

Table 3 Recognition rate by two features in classification of planar and volumetric defect

Domain	Linear discriminant function (%)	Empirical Bayesian (%)	Neural Network (%)
Original time	100.0	100.0	100.0
Enveloped time	100.0	90.4	100.0
Power spectral	90.6	96.9	98.4
Autocorrelation	96.9	96.9	98.4
Amplitude probability	98.4	100.0	100.0
Demodulated autocorrelation	93.8	96.9	98.4

Table 4 Feature rank by Fisher's criterion

Domain	Rank	Feature parameter
Original time	1	Total variance
	2	Total kurtosis
	3	Ratio of the areas above 90% and 50% threshold level
	4	Total skewness
	5	Ratio of the areas above 90% and 10% threshold level
Enveloped time	1	Ratio of the areas above 90% and 50% threshold level
	2	Ratio of the areas above 90% and 10% threshold level
	3	Total variance
	4	Total kurtosis
	5	Total skewness
Power spectral	1	Skewness of largest pulse
	2	Ratio of the areas above 50% and 10% threshold level
	3	3rd partial power in 0-5 MHz
	4	2nd partial power in 0-5 MHz
	5	Ratio of the largest partial band and total powers
Auto-correlation	1	Total variance
	2	Largest pulse area
	3	Mean of largest pulse
	4	Energy of largest pulse
	5	Rise slope of largest pulse
Amplitude probability density	1	Rise step of largest pulse
	2	Rise slope of largest pulse
	3	Decay step of largest pulse
	4	Decay slope of largest pulse
	5	Total variance
Demodulated auto-correlation	1	Mean value
	2	Total power
	3	Decay slope
	4	Rise step
	5	Total variance

서 특징변수의 수를 증가시키며 각각에서의 분리도를 확인한 것을 Fig. 5 에 나타내었다. 이 결과에 의하면 선형적 분류기와 경험적 Bayesian 분류기

모두의 경우 특징변수의 수를 증가시킴에 따라 인식률은 증가하지만 일정한 인식률로 수렴함을 알 수 있다. 각 영역별 특징변수를 모두 사용하여 분

류를 실시한 경우의 결과는 Table 5 와 같다. 이 표를 보면 파워스펙트럼 영역에서의 결과가 가장 높은 인식률을 주고 이 영역에서 신경회로망 분류기를 이용하는 것이 가장 높은 인식률을 얻을 수 있음을 알 수 있다. 한예로 선형분류기를 사용하여 파워스펙트럼 영역에서 분류를 실시한 결과를 Table 6에 나타내었는데 이 결과를 보면 인식률은

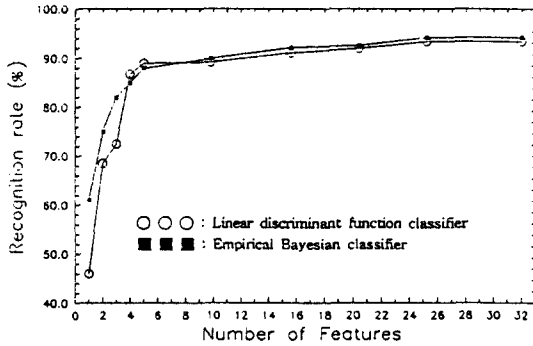


Fig. 5 Recognition rate

93.8%로 매우 높음을 알 수 있지만 오분류 상태를 보면 부피상 결함을 평면상 결함으로 판단하여 결함을 평가할 때 심각한 오차를 초래할 수 있다. 따라서 전체적인 인식률도 중요하지만 오분류 상태에 따라 분류기를 설계하는 것도 중요하다.

많은 특징변수를 모두 사용하지 않고 적은 특징변수만으로 분류를 하기위해 5개의 특징변수만을 사용하여 파워스펙트럼 영역에서 분류를 실시하였다. 그 결과 단순히 Fisher 순위에 의해 5개의 특징변수를 선택했을 경우의 인식률이 선형 분류기의 경우 58.3%, 경험적 Bayesian 분류기의 경우 78.1%이나, 분류군의 분포상태를 고려하여 분류기를 설계하였을 경우, 선형분류기의 경우 87.5%, 경험적 Bayesian 분류기의 경우 86.5%로 높은 분류 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 다분류 문제의 경우 Fisher의 순위는 높지만 같은 분류군을 나누는 특징변수를 반복하여 사용하는 것 보다는 중복되지 않게 분류군을 나누는 특징변수를 선택하는 것이 매우 중요하다.

Table 5 Recognition rate by all features in classification of six defects

Domain	Linear discriminant function (%)	Empirical Bayesian (%)	Neural Network (%)
Original time	72.9	62.5	93.7
Enveloped time	78.1	78.1	92.7
Power spectral	93.8	94.8	99.0
Autocorrelation	85.4	75.0	95.8
Amplitude probability	79.2	62.5	94.8
Demodulated autocorrelation	71.9	66.6	94.8

Table 6 Recognition rate in power spectral domain by linear discriminant function classifier (LBC : single gas pore, DBA : root crack, EBC : porosity IBA : lack of fusion, KCA : slag inclusion, MBA : incomplete penetration)

	LBC	EBC	KCA	DBA	IBA	MBA	Recognition rate (%)
LBC	13				1	2	81.3
EBC		15				1	93.8
KCA	1		15				93.8
DBA				16			100.0
IBA					16		100.0
MBA					1	15	93.8
Total recognition rate							93.8

5. 결 론

초음파의 신호형상인식 패키지를 개발하고 이를 이용하여 용접부 자연결함에 대한 분류 연구를 실시하였다. 이 패키지에서는 신호형상인식을 위한 디지털 신호처리, 특징변수 추출, 특징변수의 선택, 분류기 선정 등의 과정을 종합하여 처리할 수 있으며, 선형 분류기, 경험적 Bayesian 분류기 등의 통계적 분류기와 비선형 분류기인 신경회로망 분류기를 함께 고려하고 이들 사이의 성능을 용접 결함으로부터 실험적으로 얻은 초음파 분류에 적용하여 비교 검토하였다.

이러한 신호형상인식법을 본 연구에서 사용한 결함 종류에 적용한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 자연결함의 분류 문제에서 신경회로망 분류기의 숨은층에서의 단위 수 등을 적절히 선정하여 학습시켰을 경우 통계적 형상인식 분류기에 비하여 신경회로망 분류기가 인식률 면에서 유리하다.

(2) 자연결함의 다집합 분류군 문제에서 파워스펙트럼 특징변수를 사용할 경우 가장 높은 인식률을 얻을 수 있었으며 특히 신경회로망 분류기를 이용할 경우 99%의 인식률을 얻었다.

(3) 다집합 분류군 문제에서 Fisher 순위에 의한 특징변수를 선택하는 것 보다는 분포가 중복되지 않는 특징변수를 선택하는 것이 높은 인식률을 준다.

(4) 저면균열, 용입불량, 용합불량, 모재부 균열 등으로부터 구분없이 얻은 평면상 결함파형과 단일 기공, 밀집기공, 슬래그 개재 등으로부터 얻은 부피상 결함파형을 2가지 분류군으로 분류한 결과 선형 분류기의 경우 90.6~100.0%, 경험적 Bayesian 분류기의 경우 96.9~100.0%, 신경회로망 분류기를 사용할 경우 98.4~100.0%의 인식률을 얻을 수 있었다.

후 기

본 연구는 1995년도 교육부 학술연구 조성비(기계공학: ME 95-C-10)에 의하여 연구되었으며, 이에 사의를 표합니다.

참고 문헌

- (1) Silk, M. G. and Lidington, B. H., 1975, "Defect Sizing Using an Ultrasonic Time Delay Approach," *British J. of NDT*, Vol. 17, pp. 33~37.
- (2) Serabian, S., 1981, "Ultrasonic Size Determinations of Inclined Flaws-Use of Response Envelope Width," *British J. of NDT*, Vol. 23, No. 9, pp. 281~285.
- (3) Lidington, B.H., Silk, M. G., Montgomery, G. and Hammond, G., 1976, "Ultrasonic Measurements of the Depth of Fatigue Cracks," *British J of NDT*, Vol. 18, No. 10, pp165~170.
- (4) Ibrahim, S. I., Kapranos, P. A. and Whittaker, V. N., 1982, "Ultrasonic Inspection of Fatigue Cracks in the HAZ of Austenitic Weldments, Using Shear Wave Probes," *British J. of NDT* Vol. 24, No. 3, pp. 65~74.
- (5) Commission V of the International Insititute of Welding, the American Welding Society, 1986, *Handbook on the Ultrasonic Examination of Austenitic Welds. Document IIS/IIW-836-85*.
- (6) Wang, W., Rolchin, S. I., Lippold, J. C. and Adler, L., 1989, "Relationship between Ultrasonic Measurement and Microstructural Characteristics of Type 308 Stainless Steel Welds," *Materials Evaluation*, Vol. 47, No. 12, pp. 1388~1395.
- (7) Rose, J. L. and Singh, G. P., 1979, "A Pattern Recognition Reflector Classification Feasibility Study in the Ultrasonic Inspection of Stainless Steel Pipe Welds," *British J. of NDT*, Vol. 22, pp. 308~311.
- (8) Rose, J. L., Jeong, Y. H., Alloway, E. and Cooper, C. T., 1984, "A Methodology for Reflector Classification Analysis in Complex Geometric Welded Structures," *Materials Evaluation*, Vol. 42, No. 1, pp. 98~106.
- (9) Rose, J. L., 1984, "Elements of a Feature-based Ultrasonic Inspection System," *Materials Evaluation*, Vol. 42, No. 2, pp. 210~218.
- (10) Rose, J. L. and Nestlerothroth, J., 1984, "Flaw

- Classification in Welded Plates Employing a Multidimensional Feature-Based Decision Process," *Materials Evaluation*, Vol. 42, No. 3, pp. 433~438.
- (11) Kalyanasundaram, P., Raj, B. and Jayakumar, T., 1989, "Reliability of Detection of Small Defects in Noisy Weldments by Signal Processing and Pattern Recognition Techniques," *Int. J. Pres. Ves. & Piping*, Vol. 36, pp. 103~109.
- (12) Kalyanasundaram, P., Rajagopalan, B. and JSharma, DGR., 1991, "High Sensitivity Detection and Classification of Defects in Austenitic Weldments Using Cluster Analysis and Pattern Recognition," *British J. of NDT*, Vol. 33, No. 6, pp. 290~297.
- (13) Jiefu, Tan., Wenxin, Tan. and Xiaoda, Dong., 1992, "Application of Artificial Neural Network in Intelligent Ultrasonic Flaw Detector" *Proceedings of International Symposium on NDT and Stress-Strain Measurement*, FENDT'92, pp. 325~330.
- (14) Windsor, C. G., Anselme, F., Capineri, L. and Mason, J. P., 1993, "The Classification of Weld Defects from Ultrasonic Image : A Neural Network Approach," *British J. of NDT*, Vol 35, No. 1, pp. 15~22.
- (15) Chen, C. H., 1991, *Neural Networks in Pattern Recognition and their Applications*, World Scientific.