

UT 신호형상 인식을 위한 Intelligence Package 개발과 Austenitic Stainless Steel Welding부 결함 분류에 관한 적용 연구

이강용*, 김준섭**

* 연세대학교 기계공학과

** 생산기술연구원

요약 본 연구에서는 초음파 신호형상인식법을 이용하여 용접부의 인공 결함을 분류하기 위한 연구를 실시하였다. 이를 위해 신호처리 및 특징 변수를 추출할 때에 많은 사용자 정의 변수를 가지는 신호형상 인식 패키지를 개발하였으며 디지털 신호처리, 특징 변수 추출, 특징 변수의 선택, 분류기 선정 등의 과정을 일괄적으로 처리하였다. 특히, 선형 분류기, 경험적 Bayesian 분류기 등의 통계적 분류기와 신경회로망 분류기를 함께 사용하여 비교, 검토하였다. 이에 관한 적용 연구로 노치와 구멍으로 이루어진 인공 결함을 분류하였다. 그 결과 인공결함 분류에서 높은 인식률을 얻었으며, 특히 적절히 학습 시켰을 경우 신경회로망 분류기가 통계적 분류기에 비하여 인식률 면에서 유리하였다.

1. 서론

용접부에서 발생하는 균열(crack), 용입 불량(incomplete penetration), 융합불량(lack of fusion) 등의 평면상 결함과 슬래그 개재(slag inclusion), 기공(porosity) 등의 부피상 결함 등 용접결함에 대한 비파괴적 평가는 파괴역학을 적용하기 위한 필수적이고 기본적인 작업이 되며 수명예측 외에 용접기술 자체에 대한 평가로도 사용될 수 있다. 그러나 두께 방향의 결함깊이 측정을 위해 가장 효과적인 방법으로 인정되고 있는 초음파법¹⁾⁻⁴⁾을 스테레스강 용접부에 적용할 경우에는 용접후의 이방성 구조로 인하여 반사파의 진폭에 관심을 가지는 기존의 방법은 한계를 가지고 있다.⁵⁾⁻⁷⁾ 따라서 이를 해결할 목적으로 낮은 S/N 비의 신호로부터도 유용한 많은 정보를 얻고 이를 이용하여 최적의 분류기를 설

계하는 신호형상 인식법 등에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이와 관련한 연구로 1984년 이후 Rose 등⁸⁾⁻¹¹⁾이 스테인레스 파이프의 용접부에서 발생하는 균열과 용접부의 형상에 의한 반사체와를 구분하기 위한 연구 등을 시작한 이후로 Kalyanasundaram 등¹²⁾⁻¹³⁾이 관련 연구를 진행하여 왔다. 이러한 신호형상인식법과는 달리 신경회로망을 이용하여 결함을 분류하기 위한 연구도 Jiefu 등¹⁴⁾, Windsor 등¹⁵⁾에 의해 진행되었다. 그러나 기존의 연구들은 단편적인 특징값만을 사용하여 분류를 수행하였으며 특징의 선택, 결정을 위한 특징의 수, 분류기 사이의 비교 등 체계적인 연구가 수행되지 못하여 다양한 형태의 신호인식에 분류도가 낮거나 하드웨어화 하는데 문제점을 가지는 분류기가 만들어지는 등의 단점을 가지고 있었다.

따라서 본 논문은 신호형상 인식법의 체계적인

접근 방법을 사용하기 위하여 디지털 신호처리법, 통계적 신호형상인식법 그리고 신경회로망을 결합한 패키지를 개발하고 이를 인공결합에 적용하여 기존의 연구들에서는 검토하지 않은 영역별 특징 변수의 분리도와 특징 변수의 종류와 수에 관한 고찰을 실시할 뿐만 아니라 다양한 사용자 정의에 의한 특징변수 추출, 데이터의 정규화, 특징값 선택, 분류기의 선택 등에 따른 인식을 등 신호형상인식에 발생하는 많은 경우의 시행착오를 짧은 시간에 수행할 수 있도록 하였다. 또한 신경회로망 분류기의 구성을 통계적 방법에 의한 신호형상 인식법과 연결할 수 있도록 구성함으로써 특히 비선형적 분류 문제에 적용성이 높도록 하였다. 이 패키지는 초음파 뿐만 아니라 음향방출, 진동 등 여러가지 신호에 적용될 수 있으므로 많은 활용도가 기대된다.

2. 초음파 신호 처리 및 신호형상인식법

2.1. 초음파 신호 처리 및 특징 변수 설계

결함으로 부터 반사된 초음파의 특징변수를 이용하여 결함을 분류하고자 할 때 과거에는 시간축상의 포락선파형만을 많이 이용하였다. 그러나 결함의 크기, 형태, 경사도 등 많은 정보를 얻어내기 위해서는 시간축상의 데이터 만으로는 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 디지털 신호처리 기술을 응용하여 신호형상인식을 위한 특징 변수를 얻어내는 과정을 구성하였다. 즉 원파형, 포락성 파형, 자기상관 함수, 변형된 자기상관함수, 진폭밀도함수, 주파수 함수 등 많은 신호처리 방법을 사용하여 다양한 특징 변수를 추출하도록 하였다. 일례로 주파수 함수로 부터 얻어내는 특징으로는 전체 분석 영역을 사용자가 정의한 수로 부분 파워값을 구한 후 크기에 따라 정렬하여 파워값과 비례값들 사이로 부터 6가지, 측정공간 전체의 통계적 특징값들로 임의로 정의한 문턱값 이상의 파형에 대한 전체 파워, 평균값, 데이터의 산포 정도를 나타내는 분산, 왜도, 첨도 등 5가지, 초음파 신호의 대부분의 정보를 가지고 있는 가장 큰 펄스로부터 1, 2차 진폭 모멘트, 1,2차 에너지 모멘트, 상승경사, 하강경사, 상승시간, 하강시간, 최대진폭 등 16가지가 있다. 이들 각각의 특징변수는 사용자 정의값에 따라 자동으로 추출될

수 있도록 되어 있으며 특징 변수의 총 수는 156개 이나 사용자 정의 변수를 고려하면 무한대의 특징 변수를 얻을 수 있다. Table 1 은 그 일례로 주파수 영역에서의 특징변수를 나타낸다.

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 power
5	Ratio of the 2nd and largest partial power
6	Ratio of the 3rd and largest partial power
7	Total power above user 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 power above 90% and 10% threshold level
14	Ratio of the power above 50% and 10% threshold level
15	Ratio of the power 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

2.2. 특징 변수의 선택

관측 공간에서 받은 원파형을 처리하여 형상 분류를 실시하는 것은 너무 높은 차원을 가지고 있다. 따라서 관측 공간을 형상분류를 위한 특징 공간으로 변환하고 이들 특징 공간상에서 분류를 실시하는 것은 중요한 특징을 얻어내는 목적과 함께 차원을 낮추는 측면에서도 필요하다. 또한 많은 특징 변수를 모두 사용하는 것도 문제가 있으므로 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 criteria)와 Fisher의 원리(Fisher's weight criteria) 두가지를 동시에 이용하였다. 이 방법들의 기본 원리는 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 표현 방식에 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 이 경우에는 Parzen 창이나 단순화된 거리 함수 등과 같은 방법을 사용, 불규칙 데이터의 밀도함수를 계산하여 분류를 수행한다. 이외에도 최근에 비선형적 분류기로 주목을 받고 있는 신경회로망형 분류기 등이 있다. 본 연구에서는 그중 대표적인 선형함수 분류기, 경험적 Bayesian 분류기, 신경회로망 분류기 등 세가지를 사용하고 이들 사이의 분류도를 비교하였다.

2.4. 신호형상인식 프로그램

신호형상인식 프로그램은 앞에서 언급한 신호형상인식법을 수행하기 위한 일반적인 절차는 물론 사용자 정의에 의한 변수까지를 고려하여 모든 과정이 수행될 수 있도록 구성할 필요가 있다. 이를 위해 본 연구에서는 신호형상인식 프로그램을 구성하였는데 Fig. 1은 프로그램의 각 구성 요소를 나타낸다.

이 프로그램을 살펴 보면 일차로 data acquisition 과정은 디지털 오실로스코프로 부터 데이터를 받아 다음 단계로 들어가기 위한 형태의 화일로 만드는 과정을 가지고 있으며 이 화일은 signal editing 과정에서 +, -, x, ÷ 등의 산술적 작업과 zooming,

windowing, normalizing 등 적절한 형태로 가공된다. 그리고 digital signal processing & feature extraction에서는 시간축상의 데이터를 포락선 파형, 파워 스펙트럼 파형, 자기 상관 함수 및 변형된 자기 상관 함수, 진폭 분포 함수 등 다양한 영역으로 데이터를 변환시키게 되며 이때 주파수 분석을 위한 데이터의 길이, 윈도우 함수, 평균 수 등 신호처리에 필요한 사용자 정의 함수는 임의로 설정할 수 있고 그 결과를 그림으로 보여주며 특징값을 설계하기 위한 문턱값, 밴드의 수 등 사용자 정의 함수를 결정할 수도 있도록 한다. 또한 이 과정에서는 특징값의 수나 영역을 임의로 설정할 수 있는 융통성도 가질 수 있도록 하였다.

Feature design은 앞에서 저장해 놓은 분류를 위한 특징값을 정의한 화일을 불러들여 이 화일의 절차에 따라 자동으로 필요로 하는 데이터 화일을 읽어

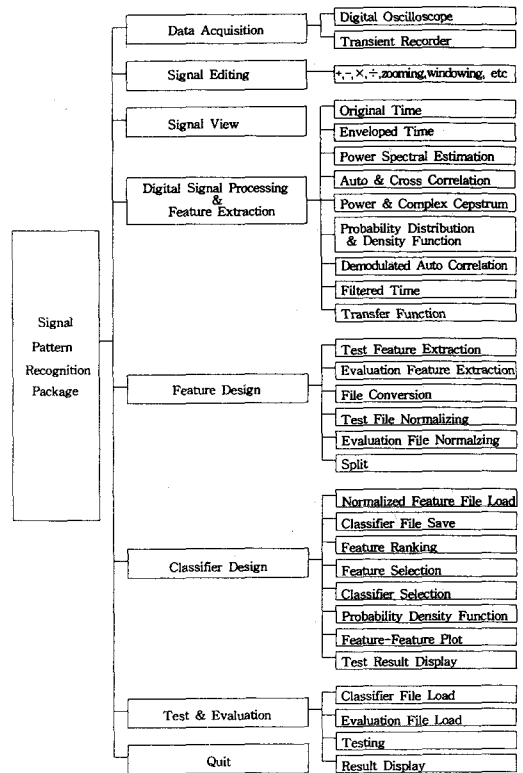


Fig. 1. Program modules of signal pattern recognition package.

들이고 각각의 영역으로 부터 특징값을 뽑아낸다. 이렇게 뽑아낸 특징값 화일은 정규화 과정을 거쳐 다시 화일로 저장되게 된다. 또한 이 과정에서는 분류기 설계 뿐만 아니라 평가도 포함하도록 설계되어 있다. 이 과정을 거치면 classifier design 으로 들어가게 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 특징값 만을 가지고 분류를 행하게 된다. 따라서 이러한 분리도를 표현하기 위한 분류군 평균치 분산 원리, Fisher의 원리 등을 기준으로 순위를 정하고 이 순위와 물리적 의미를 중심으로 특

징값을 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.

3. 실험

3.1. 시편

인공 결함 탐상을 위한 시편을 제작하기 위해서 사용한 재료는 오스테나이트 계열의 재료인 SUS304로 이 평판에 아아크 용접을 사용하여 용접 시편을 제작하였는데 시험평판은 두가지로 하나는 결함시험을 위해서 하나는 무결함시험을 위해 제작하였다. 용접은 인공 결함 외에 자연 결함이 발생하지 않도록 온도에 주의하였으며 가능하면 많은 pass 를 하지 않도록 하고 1 pass 후에는 충분히 냉각시키고 슬래그를 완전히 제거하였다. 용접 평판이 만들어 진 후 용접부는 연삭기를 이용하여 연마한 후에 방전가공기(EDM)를 이용하여 용접부 중앙선에 일렬로 간격

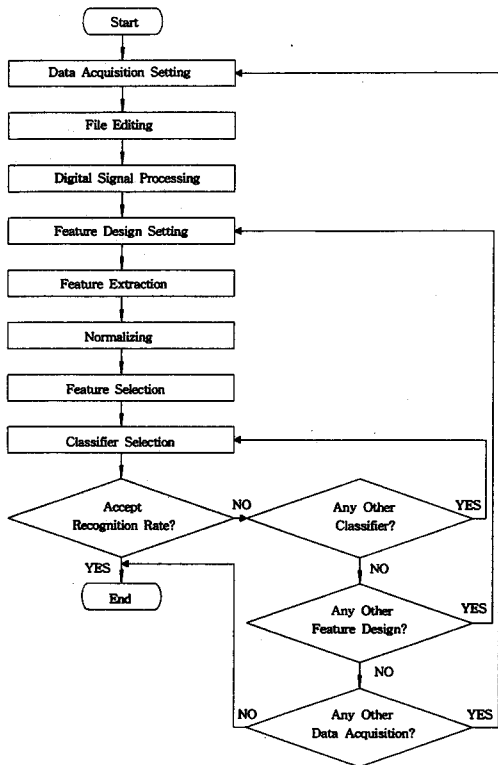


Fig. 2. Flow chart of pattern recognition package.

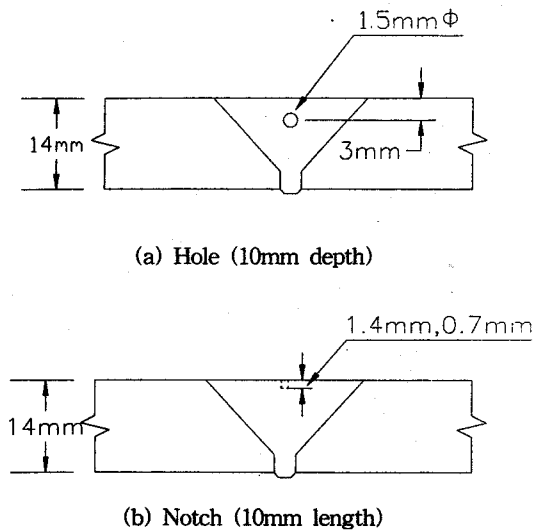


Fig. 3. Geometries of artificial welding defect specimens (28mm width).

을 두고 깊이 0.7 mm, 1.4 mm 노치를 길이 10 mm, 폭 0.3 mm로 제작하였고 한편 용접부 중앙선에 노치를 내지 않은 평판 양 측면 용접부에 깊이 10mm, 직경 1.5 mm의 구멍을 가공하였다. 그후 평판을 시험장 편의를 위하여 폭 28 mm로 절단하되 절단하여 얻어진 시편마다 한가지 인공결함만 있도록 하였다. Fig. 3 은 분리된 결함시편의 단면 모양을 보여준다.

3.2. 실험 장치

본 실험에서 사용된 초음파 측정 및 분석 장비의 전체적인 개략도는 Fig. 4와 같다. 즉 초음파탐촉자(model Ultran A503)는 공진주파수 2.25 MHz의 고감도형의 사각탐촉자로 에폭시계의 썬기는 45도형을 사용하였으며 pulser/receiver(model Ultran HF400PG NDC system)에서는 초음파의 강도, 펄핑, 필터, 게이트 등을 조정하도록 되어 있다.

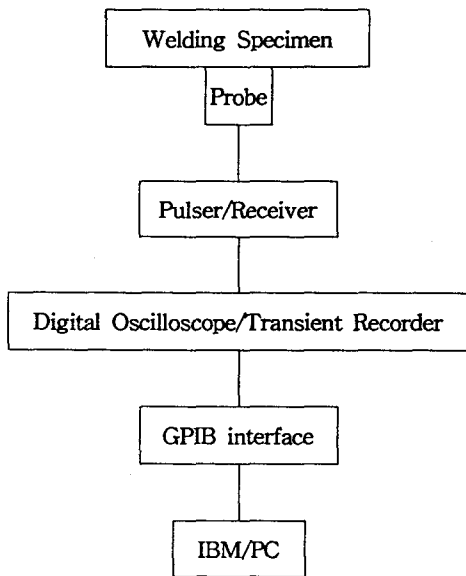


Fig. 4. Schematic diagram of experimental setup.

3.3. 실험 방법

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 대

표하는 파는 원칙적으로 최대 진폭이 발생하는 위치를 기준으로 하였으며 최대진폭 점을 중심으로 ± 2 mm 정도의 거리를 두고 표본 데이터를 얻도록 하여 거리 오차를 고려 하도록 하였다. 따라서 한 종류의 결함에 대해서 받아 들이는 표본의 수는 32 개를 원칙으로 하되 경우에 따라서는 16개 또는 64 개를 얻어 시험 및 평가를 위해 사용하였다.

4. 용접부 결함에 대한 신호형상인식법의 적용 결과

4.1. 특징 변수 추출 및 선정

기존의 결함분류에 많이 사용되는 결함의 위치와 파형의 크기 정보는 매우 중요하지만 본 연구에서는 동일한 최대진폭 상에서 형태상의 차이만을 가지고 분리를 실시하기 위해 최대진폭으로 정규화를 실시한 후 각 영역으로 변환된 신호로부터 앞에서 정의한 특징변수 추출 방법에 따라 각각의 결과를 얻어 내고 이 특징변수를 사용하여 형상인식을 수행하였다. 결과적으로 얻어진 특징변수 공간은 분류군 3가지, 분류군별 데이터 수 32개, 특징변수

Table 2. Feature rank in each domain using Fisher's criterion

Domain	Rank	Feature parameter
Original time	①	Total area
	②	Ratio of the area above 50% and 10% threshold level
	③	Total variance
Enveloped time	①	Total skewness
	②	Total area
	③	Total variance
Power spectral	①	Pulse energy of largest pulse
	②	Mean of largest pulse
	③	Ratio of the area above 50% and 10% threshold level
Autocorrelation	①	Ratio of the area above 90% and 10% threshold level
	②	Rise slope of largest pulse
	③	Decay slope of largest pulse
Amplitude Probability density	①	Total variance
	②	Energy of largest pulse
	③	Variance of largest pulse
Demodulated autocorrelation	①	Largest pulse area
	②	Decay time of largest pulse
	③	Variance of largest pulse

156개인 $3 \times 32 \times 156$ 의 3차원 행렬을 가지고 분류를 시도하게 되는 것이다.

그러나 이러한 특징변수를 모두 사용하여 분리를 실시할 경우 차원을 감소시키고자 하는 신호형상인식법의 근본적인 목적을 위배하게 되므로 이러한 특징변수를 모두 사용하지 않고 특징변수를 적절한 방법으로 선택하는 과정을 실시하여 특징변수의 종류와 수를 결정하였다. Table 2 는 Fisher의 원리에 의해 각 영역별로 순위를 구한 결과이다.

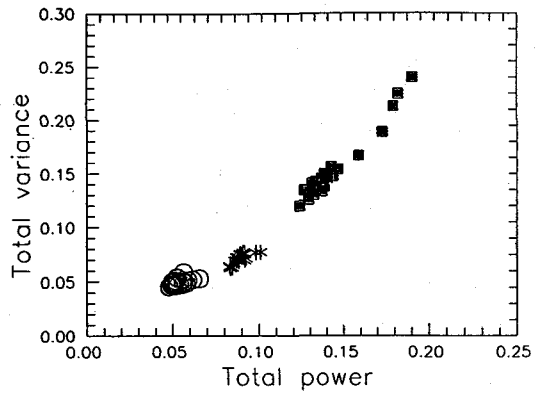
4.2. 분류기 설계 결과

4.1절의 과정을 통하여 선택된 특징변수를 가지고 분류기를 설계한 결과 포락선검파 영역에서의 특징값 중에서 전체 파형의 면적, 분산값, 왜도 등은 하나의 특징변수 만을 가지고도 분류기에 관계없이 100% 인식률을 보였다. 이는 단순한 시간파형의 특징 변수 만을 가지고도 실험에 사용한 3가지의 인공결합을 분류할 수 있다는 것을 의미한다. 그러나 시간축상의 파형은 재료의 특성, 장비, 탐촉자 등 전달함수를 고려해야할 경우에는 적용할 수 없는 단점이 있다. 따라서 이를 고려해야 할 경우를 생각하여 파워 스펙트럼 영역에서의 특징값에 대한 분류 정도를 조사하여 보았다.

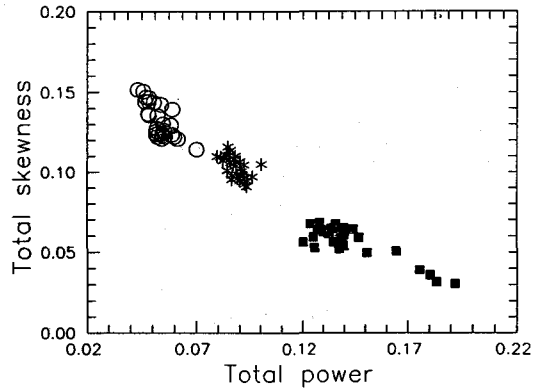
Table 3은 파워 스펙트럼 영역의 특징변수의 수를 순위에 따라 하나씩 증가시키며 인식률을 확인한 결과로 확률오차가 적은 특징변수의 수를 증가시킬 경우 인식률은 증가하지만 확률오차가 큰 경우의 특징변수를 증가시켜 갈 경우에는 오히려 인식률이 감소하는 결과가 얻어 졌다. 따라서 무한정 특징변수를

Table 3. Recognition rate according to the number of feature

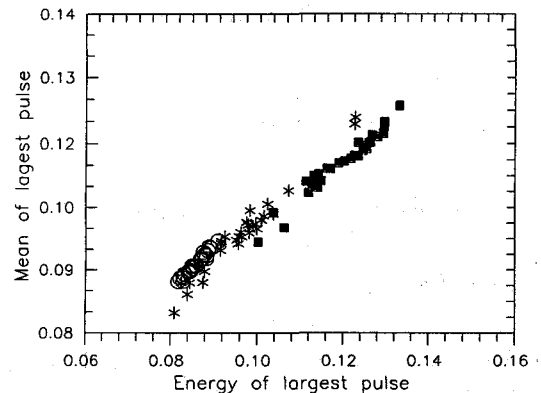
Feature number	Linear Discriminant Function(%)	Empirical Bayesian (%)	Neural Network (%)
21	88.5	82.3	90.6
21,28	86.5	77.1	91.7
21,28,14	94.8	89.6	91.7
21,28,14,7	95.8	90.6	95.8
21,28,14,7,11	94.8	91.7	95.8
ALL	86.5	85.4	89.6



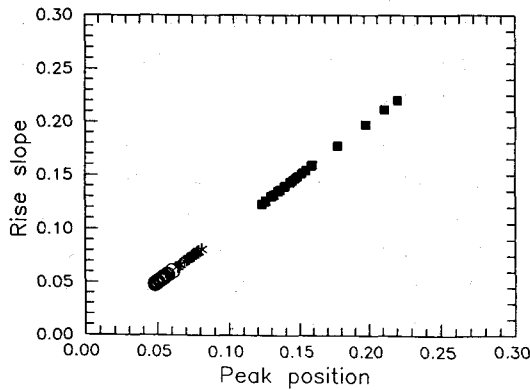
(a) Original time



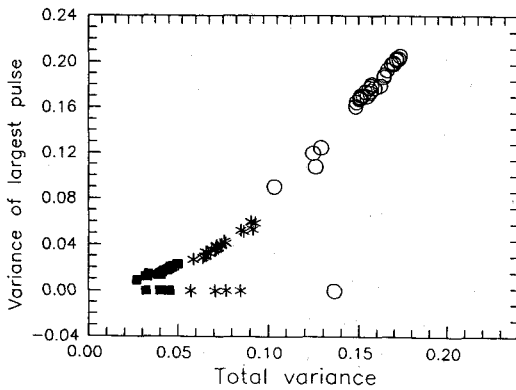
(b) Enveloped time



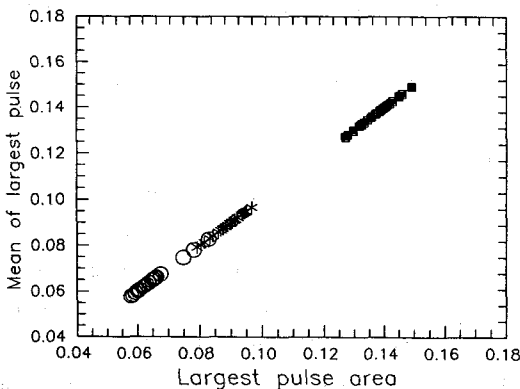
(c) Power spectral



(d) Autocorrelation



(e) Amplitude density



(f) Demodulated autocorrelation

Fig. 5. Feature-feature plot in each domain in classification of artificial defects.

(○ : Notch depth 1.4mm * : Notch depth 0.7mm
 ■ : Hole dia. 1.5mm)

증가시킴은 의미가 없으며 최적의 특징변수의 수가 존재한다고 할 수 있다. 파워 스펙트럼 영역의 특징 변수 31 개를 모두 사용하여 인식시킨 결과에 의하면 선형분류기의 경우 86.5%, 경험적 Bayesian 분류기의 경우는 85.4%, 신경회로망 분류기를 이용하였을 경우 89.6% 로 큰 차이는 없지만 신경망 분류기가 가장 유력한 것으로 나타났다.

이러한 시행착오적인 과정을 통하여 각 영역별로 인식률 순위가 높은 2개의 특징 변수만을 사용하여 각 영역별 최적의 인식 결과를 나타내는 특징-특징 도표를 Fig. 5 에 제시하여 놓았다. 이 결과를 보면 3개의 분류군의 분포 상태를 볼 수 있으며 주파수 영역을 제외하고는 시간축, 포락선 파형, 자기상관함수, 변형된 자기 상관 함수 등에서는 95~100%의 인식률을 얻을 수 있었다.

5. 결론

초음파의 신호 형상 인식 패키지를 개발하고 이를 이용하여 인공 결함에 대한 분류 연구를 실시하였다. 이 패키지에서는 신호 형상 인식을 위한 디지털 신호처리, 특징변수 추출, 특징변수의 선택, 분류기 선정 등의 과정을 종합하여 처리할 수 있으며, 선형 분류기, 경험적 Bayesian 분류기 신경회로망 분류기를 함께 고려하고 이들 사이의 성능을 융접 결합으로 부터 실험적으로 얻은 초음파 분류에 적용하여 비교 검토 하였다.

이러한 체계적인 신호 형상 인식법을 본 연구에서 사용한 제한된 결함 종류에 적용한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 인공 결함의 분류 문제에서 신경회로망 분류기의 숨은층에서의 단위 수 등을 적절히 선정하여 학습시켰을 경우 통계적 형상인식 분류기에 비하여 신경회로망 분류기가 인식률 면에서 유리하다.
- 2) 연구에 사용된 인공결함의 분류 문제에서 포락선 파형의 면적, 왜도, 분산 등은 분류기에 관계 없이 100% 인식이 가능하며, 파워 스펙트럼 특징 변수를 사용한 경우 선형 분류기와 경험적 Bayesian 분류기에서 적당한 수의 특징 변수를 사용하여 최대의 인식률을 얻을 수 있었다. 또한 2개의 특징 변수 만을 사용할 경우 선형 분류기

에서는 원파형과 자기 상관 함수에서, Bayesian 분류기에서는 원파형, 포락선 파형, 진폭 분포 함수에서 100%의 인식률을 얻었다.

후 기

본 연구는 한국전력공사의 1993년도 전력 기술 기초 연구비 지원에 의하여 수행되었으며 이에 감사 드립니다.

참고 문헌

- 1) M. G. Silk and B. H. Lidington "Defect Sizing Using an Ultrasonic Time Delay Approach", *British J. of NDT*, Vol. 17, (1975), pp. 33-37.
- 2) S. Serabian "Ultrasonic Size Determinations of Inclined Flaws-Use of Response Envelope Width", *British J. of NDT*, Vol. 23, No. 9, (1981), pp. 281-285.
- 3) B. H. Lidington M. G. Silk, G. Montgomery and G. Hammond, "Ultrasonic Measurements of the Depth of Fatigue Cracks", *British J of NDT*, Vol. 18, No. 10, (1976), pp. 165-170.
- 4) S. I. Ibrahim P. A. Kapranos, and V. N. Whittaker, "Ultrasonic Inspection of Fatigue Cracks in the HAZ of Austenitic Weldments, Using Shear Wave Probes", *J. British of NDT* Vol. 24, No. 3, (1982), pp. 65-74.
- 5) Handbook on the Ultrasonic Examination of Austenitic Welds. Document IIS/IIW-836-85, Commission V of the International Insititute of Welding, the American Welding Society, (1986).
- 6) W. Wang, S. I. Rolchin, J. C. Lippold and L. Adler, "Relationship between Ultrasonic Measurement and Microstructural Characteristics of Type 308 Stainless Steel Welds", *Materials Evaluation*, Vol. 47, No. 12, (1989), pp. 1388-1395.
- 7) MJP Musgrare, *Proc of the Royal Soc of London*, Sec A, 226, (1964), pp. 339-356.
- 8) J. L. Rose, and G. P. Singh, "A Pattern Recognition Reflector Classification Feasibility Study in the Ultrasonic Inspection of Stainless Steel Pipe Welds", *British J. NDT*, Vol. 22, (1979), pp. 308-311.
- 9) J. L. Rose, Y. H. Jeong, E. Alloway and C. T. Cooper, "A Methodology for Reflector Classification Analysis in Complex Geometric Welded Structures", *Materials Evaluation*, Vol. 42, No. 1, (1984), pp. 98-106.
- 10) J. L. Rose, "Elements of a Feature-based Ultrasonic Inspection System", *Materials Evaluation*, Vol. 42, No. 2, (1984), pp. 210-218.
- 11) J. L. Rose, and J. Nestlerothroth, "Flaw Classification in Welded Plates Employing a Multidimensional Feature-based Decision Process", *Materials Evaluation*, Vol. 42, No. 3, (1984), pp. 433-438.
- 12) P. Kalyanasundaram, B. Raj and T. Jayakumar, "Reliability of Detection of Small Defects in Noisy Weldments by Signal Processing and Pattern Recognition Techniques", *Int. J. Pres. Ves. & Piping*, Vol. 36, (1989), pp. 103-109.
- 13) P. Kalyanasundaram, B. Rajagopalan, and DGR. Jsharma, "High Sensitivity Detection and Classification of Defects in Austenitic Weldments using Cluster Analysis and Pattern recognition", *British J. NDT*, Vol. 33, No. 6, (1991), pp. 290-297.
- 14) Tan. Jiefu, Tan. Wenxin, Dong. Xiaoda, "Application of Artificial Neural Network in Intelligent Ultrasonic Flaw Detector" *Proceedings of International Symposium on NDT and Stress-Strain Measurement, FENDT'92*, (1992), pp. 325-330.
- 15) C. G. Windsor, F. Anselme, L. Capineri and J. P. Mason, "The Classification of Weld Defects from Ultrasonic Image : A Neural Network Approach", *British J .NDT*, Vol. 35, No. 1, (1993), pp. 15-22.

Intelligence Package Development for UT Signal Pattern Recognition and Application to Classification of Defects in Austenitic Stainless Steel Weld

Kang Yong Lee*, Joon Seob Kim**

- * Department of Mechanical Engineering, Yonsei University
- ** KAITECH

Abstract The research for the classification of the artificial defects in welding parts is performed using the pattern recognition technology of ultrasonic signal. The signal pattern recognition package including the user 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 pattern recognition technique is applied to the classification of artificial defects such as notches and a hole. If appropriately learned, the neural network classifier is concluded to be better than the statistical classifiers in the classification of the artificial defects.

(Received : July 18, 1995)