

미소결합의 형상인식을 위한 디지털 신호처리 적용에 관한 연구

김재열*, 홍석주*, 이규태*, 김병현**, 김훈조**, 김양중***

A Study on the Application of Digital Signal Processing for Pattern Recognition of Microdefects

Jea-Yeol Kim*, Suck-Ju Hong*, Kyu-Tae Lee*, Byung-Hyun Kim**, Hun-Cho Kim**, Yang-Chung Kim***

Abstract

In this study, the classified researches the artificial and natural flaws in welding parts are performed using the pattern recognition technology. For this purpose the signal pattern recognition package including the user defined function was developed and the total procedure including the digital signal processing, feature extraction, feature selection and classifier selection is treated by bulk. Specially it is composed with and discussed using the statistical classifier such as the linear discriminant function the empirical Bayesian classifier. Also, the pattern recognition technology is applied to classification problem of natural flaw(i.e multiple classification problem - crack, lack of penetration, lack of fusion, porosity, and slag inclusion, the planar and volumetric flaw classification problem). According to this results, it is possible to acquire the recognition rate of 83% above even through it is different a little according to domain extracting the feature and the classifier.

Key Words : Pattern Recognition(형상인식), Digital Signal Processing(디지털 신호처리), Feature Extraction(특징추출), Feature Selection(특징선택), Bayesian Classifier(바이시안 분류기), Planar and Volumetric Flaw(평면, 체적결합), Natural Flaws(자연결합)

1. 서론

비파괴검사의 분야 중에서 초음파 탐상검사는 결함의 위치에 대한 정량적인 값을 판정할 수 있는 장점을 가지고 있으나, 결함의 종류, 형상, 크기 판정에 있어서는 검사

자의 경험 및 주관에 의존하여 신뢰성 및 재현성이 적은 결점이 있는 관계로 방사선투과검사가 주로 이용되고 있다. 그러나, 방사선투과검사는 탐상면에 평행한 슬래그의 혼입, 다공성 등의 체적결함에 대해서는 우수한 검출능력을 가지는 반면에, 탐상면에 수직한 용입부족, 융합불량,

* 정회원 조선대학교 공과대학 기계공학부
** 조선대학교 대학원 정밀기계공학과
*** 광주기능대학 메카트로닉스학과

균열 등의 선형결합에 대해서는 탐상이 어려운 단점이 있다. 그러므로, 초음파 탐상검사는 현장적용의 용이성과 정량적인 값의 취득이 가능하고, 방사선 투과검사로서는 기하학적인 형상 및 방향성 때문에 발견하기 어려운 체적결합과 선형결합을 동시에 탐상할 수 있다¹⁶⁾는 관점에서 결합의 종류, 형상, 크기를 판정하기 위한 연구가 현재까지 지속적으로 진행되고 있으며, 특히, 용접결합의 종류평가는 위와 같은 이유에서 그 중요성이 깊이 인식되어 그 첫 번째 단계로서 연구가 활발하게 진행되고 있다.

본 논문에서는 용접결합으로부터 반사된 초음파 신호를 이용하여 연강의 용접부에 발생하는 결합의 종류를 분류하기 위한 특징변수들을 추출한다. 먼저, 결합으로부터 반사된 초음파의 신호파형으로부터 다양한 특징변수를 얻어내는 작업이 필수적이다. 이를 위하여 디지털 신호처리기법을 이용하여 원파형을 포락선 파형의 신호, 주파수 영역의 신호로 변환한 뒤, 이들 각각의 영역으로부터 결합파형의 형상 및 특징값을 나타내는 특징변수를 추출한다. 이러한 추출법은 경험적인 방법과 이론적인 모델을 동시에 고려하여 설정한다. 추출된 많은 형상변수는 결합의 분류에 모두 사용되는 것이 아니라, 적절한 방법에 의하여 종류 및 수를 선정하게 된다. 이러한 방법으로서 특징변수의 특징값-특징값 분포도를 이용하여 적절히 분리도를 높이는 방법을 강구¹⁷⁾하여야 한다. 이렇게 선정된 특징변수를 이용하여 결합을 분류하는 작업을 수행해야 하는데, 이때의 분류기로는 각 결합이 분포된 영역사이의 거리에 대한 평균값과 표준편차를 이용한 거리분류기를 사용하여 표본에 대한 결합분류를 수행한다. 이상의 과정을 통하여 결합으로부터 반사된 초음파 신호의 파형을 이용한 용접결합의 분류문제에서 용입부족, 융합불량, 균열 등의 선형결합과 다공성, 슬래그 혼입 등의 체적결합을 각각의 클래스로 분류¹⁸⁾하였다.

첫째, 다양한 초음파 신호처리 기법의 적용을 통한 특징변수의 설계 둘째, 자연결합을 대상으로 체적결합과 면적결합으로의 분류 셋째, 특징변수의 선택, 순위결정 및 결합의 분류를 내용으로 하는 신호 형상 인식 패키지 개발을 그 목적으로 하고 있다.

2. 초음파 신호처리 및 신호형상 인식법

2.1 형상인식법의 개요

형상인식법으로 대표되는 기계적 인식법(Machine Recognition)은 1990년에 들어 가장 관심을 갖는 연구분야로 데이터 처리방법 또는 모델화 방법에 따라 통계적 형

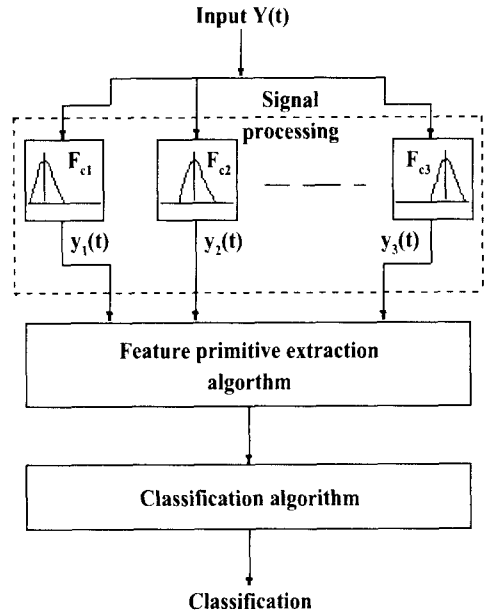


Fig. 1 Implementation of pattern recognition system

상인식법(Statistical Pattern Recognition)과 계통적형상인식법(Syntactic Pattern Recognition)으로 분류될 수 있다. 이러한 형상인식법들 사이에는 나름의 장단점을 가지고 있어 어느 것이 가장 우월하다고는 할 수 없으며 적용대상에 따라 적절한 비교 검토가 필요하다. 형상인식법은 Fig. 1과 같은 일반적인 절차에 의하여 수행되어 지는데 여기서는 원 데이터(초음파탐상기로부터의 결합 신호)를 디지털 신호처리(Digital Signal Processing) 알고리즘을 이용하여 다른 영역으로 만들고 이들로부터 형상을 대표할 수 있는 특징값(Feature)을 얻어내는 과정을 수행하고, 이 과정에서 특징들 사이의 상호비교를 동일한 차원에서 처리하기 위해 적절한 방법을 사용하여 정규화(Normalization)하고 서로 다른 분류군에 대하여 Bayes 오차를 계산한다.

이렇게 얻은 특징값 모음을 사용하여 각 분류군(Class) 사이를 적절한 결정함수(Decision function)로 나누는 분류기(Classifier)를 설계하는 과정을 수행하여 최종적인 결과를 얻게 된다.

2.2 초음파 신호형상 인식을 위한 디지털 신호처리 및 특징변수 설계

초음파의 신호처리는 1960년대에 시작되었다고 할 수 있다. 1970년도에는 스테인레스강의 여러 가지 결합에 대

한 신호분석이 수행되기 시작하였는데 디지털 신호처리와 형상인식법을 사용하여 결함을 인식시키는 초보적 연구가 진행되었다. 결함으로부터 반사된 초음파의 형상적인 특징 변수를 이용하여 결함을 분류하고자 할 때 초기단계에서는 시간축상의 원파형을 이용하였다. 그러나 결함의 크기, 형태, 경사도 등 많은 정보를 얻어내기 위해서는 시간축상의 데이터만으로는 한계가 있다. 따라서 초음파와 결함사이의 상관관계에 관한 많은 이론적인 연구가 부분적으로는 이루어졌지만 실용상 많은 한계를 가질 수밖에 없어, 이론적인 연구보다는 결함신호로부터 데이터를 얻고 이를 적절히 처리하고자하는 실험적 연구가 오히려 많은 진보를 이루었다. 본 연구에서는 최근에 주목받고 있는 디지털 신호처리 기술을 응용하여 초음파 신호를 처리하고 신호 형상인식을 위한 특징변수를 얻어내는 과정 즉, 원파형(Raw signal), 포락선파형(Enveloped time signal), 셉스트럼(Cepstrum signal), 자기상관함수(Auto-correlation function), FFT(Fast Fourier transform)등 다양한 신호처리 방법을 사용하여 특징변수를 추출하도록 하였다.

2.2.1 주파수 영역에서의 특징변수 설계

결함의 형태, 종류, 크기, 경사도 등을 결정하는데 있어 주파수 분석법의 유효성은 기존에 많이 보고된 바 있다.⁽⁵⁻⁸⁾ 특히 결함에 의해 분산된 초음파신호의 주파수 스펙트럼은 반사체의 크기, 형태, 방위 등에 대한 정보를 가지고 있음을 보고하고 있으며 주파수 스펙트럼에서의 주기성은 결함의 크기를 결정하는데 도움을 준다. 또한 고체 내부에 기체가 차 있는 기공이 있는 경우에 파형의 분산에 관한 연구가 이루어 졌는데 기공의 직경과 유체내에서의 파의 속도와 관련하여 일정한 간격을 가진 주파수 스펙트럼이 얻어진다. 따라서 이러한 연구들에 의해 결함의 종류에 따라 주파수 영역상에서 다른 특징을 가진 신호가 얻어질 수 있다는 점을 알 수 있고 이러한 근거 하에 다음과 같은 신호처리를 통하여 특징 매개변수를 얻었다.

먼저, 시간축상의 데이터를 주파수 영역으로 변환하기 위하여 행하는 Fourier 변환은 시간영역상의 신호의 주기성을 특징으로 얻어낼 수 있다. 또한, 신호의 전달함수를 구하기 위한 방법으로 사용되기도 하며, 평균화하기도 하고, 위상을 구하기도 하는 등 가장 활용 범위가 넓은 신호처리법^(3,5)이다.

Fourier 변환의 정의는 다음과 같다.

$$G(f) = \int_{-\infty}^{\infty} g(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

식(1)에서 $g(t)$ 는 임의의 시간함수이며, 불연속적인 디지털 데이터에 적용하면 식(2)과 같다.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot W_N^{nk} \quad (2)$$

$$k = 0, 1, K, N-1$$

$$W_N^{nk} = e^{-j2\pi nk/N}$$

여기에서 N 은 데이터 샘플 수, W_N^{nk} 는 창함수(Window function)이다.

이러한 식을 근거로 하여 디지털화된 신호에 대한 Fourier 변환을 행하면 계산수가 매우 많아져 속도에 문제가 생길 수 있다. 따라서, 고속 Fourier 변환을 하게 되는데, 이는 N 점 DFT(Discrete Fourier Transform)를 직접 계산하는 경우 N^2 번의 곱셈과 $N(N-1)$ 번의 덧셈이 필요한 반면에 $(N/2) \cdot \log_2 N$ 번의 곱셈과 $N \cdot \log_2 N$ 번의 덧셈으로 계산수를 줄여준다. 그러나, 이러한 고속 Fourier 변환을 행하게 되면 처리하는 블록 사이의 불연속성 등으로 인하여 Aliasing, Leakage 등 여러가지 형태의 오차가 발생하게 된다. 이러한 오차를 줄이는 방법으로 샘플링 주파수를 높이고, Zooming, Anti-aliasing 필터를 사용하는 방법 등이 있는데, 본 연구에서는 Zooming 기능과 창(Window) 함수를 사용한다.

또한, 이러한 주파수 데이터를 역으로 시간축상으로 변환하여 시간축상의 데이터를 얻어내는 과정을 반복할 수도 있는데, 이와 같은 역 Fourier 변환을 행하는 이유는 잡음신호를 제거한 일정 대역의 신호만을 얻어낸 시간파형으로부터 시간축상의 특징변수를 얻어내기 위해 사용하기도 한다.

이상의 과정에서 얻은 주파수영역상의 데이터로부터 특징변수를 얻기 위해 파형 특징변수를 추출하도록 하였다.

2.2.2 포락선 파형에서의 특징변수 설계

융접결함의 분류대상 중의 하나인 선형결함은 일반적으로 체적결함과 비교할 때, 결함으로부터 반사된 초음파 신호형상은 Gauss 분포를 이루는 것으로 보고되고 있으며, 이를 근거로 하여 초음파 신호의 형상분류를 위한 가장 기본적인 파형의 매개변수인 상승시간(Rise time), 상승경사(Rise slope), 하강시간(Fall time), 하강경사(Fall slope), 펄스폭(Fulse duration)을 특징변수로 하여 포락선 파형으로부터 각 특징변수의 값을 측정하여 특징변수로의 선정에 대한 타당성⁽¹⁰⁾ 여부를 검토하였다.

2.2.3 자기상관함수를 이용한 특징변수 설계

시간축상에서 상관함수는 두개의 신호가 시간차 함수로써 어떠한 상호 관계를 가지고 있는지를 나타내는 함수이다. 어떤 파형 $x(t)$ 의 분산 σ_x^2 은, 그 평균치 \bar{x} 로부터의 진폭의 흐트러짐을 나타내고, 자기상관함수 $R(\tau)$ 는 시간 τ 만큼 흘러간 파형간의 상관의 정도를 나타낸다. 이들은 각각 다음과 같은 식으로 정의된다.

$$\sigma_x^2 = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T (x(t) - \bar{x})^2 dt \quad (3)$$

$$R(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t + \tau)dt \quad (4)$$

이 자기상관함수를 이용하면 잡음속에 숨어 있는 주기적인 신호의 검출과 반사파를 검출하는데 이용할 수 있다.

2.2.4 확률밀도함수에 의한 특징변수 설계

어느 한 파형의 진폭이, 어느 시각에 어떠한 값을 어떠한 값으로 나타나는가의 확률밀도 함수이다. 어떤 파형 $x(t)$ 를 고려할 때, 그 진폭치가 x 와 $x + \Delta x$ 의 사이에 들어가는 시간의 합 $\Delta t_1 + \Delta t_2 + \dots + \Delta t_n$ 의 전관측시간 T 에 대한 비율, 즉 확률은

$$\frac{\Delta t_1 + \Delta t_2 + \dots + \Delta t_n}{T} = \frac{\sum_{i=1}^n \Delta t_i}{T} \quad (5)$$

나타낸다. 확률밀도함수 $p(x)$ 는, 그 관측시간 T 에 대해 극한을 취해서

$$p(x) \cdot \Delta x = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sum_{i=1}^n \Delta t_i}{T} \quad (6)$$

로 표현된다. 이 $p(x)$ 는 진폭치 x 의 분포를 나타내고 있고, 진폭분포라고도 말할 수 있다. 확률밀도 함수에서는 두번째로 큰 진폭치를 변수로 추출하였다.

본 시스템에서 적용한 신호처리 시스템의 구성도를 Fig. 2에 나타내었다. Fig. 3은 용접결합인 루트부 균열을 대상으로 해서 게이트장치에 의한 결함 파형 부분만의 추출을 비롯해서 잡음의 소거 및 각각의 변수추출영역으로의 변환을 위한 신호처리 결과를 보여주고 있다.

Fig. 2은 신호처리 시스템의 개략도를 나타내고 있다. 초음파 탐상기로부터의 탐상 시그널에서, 탐상기에 내장된 게이트(Gate)회로를 통해 결함부분만을 추출해내고, 잡음

을 소거해서, 변수를 추출하기 위한 각각의 특징있는 부분으로 변환하는 일련의 과정을 본 연구에서는 수행하였다.

3. 특징변수의 선정 및 평가법

각각의 관측공간에서 취득한 파형을 형상분류에 이용하는 것은 너무 높은 차원을 가지고 있으므로 관측공간을 형상분류를 위한 특징공간으로 변환하고 이 특징공간에서의 분류가 필요하며, 취득한 특징변수를 모두 사용하는 것도 문제가 있으므로 계산상의 복잡성을 줄이고 원파형이 가지고 있는 정보를 유지하면서 적절한 방법으로 특징변수를 선택하여 이를 분류에 사용하도록 하는 절차가 필요하다. 이러한 특징변수의 선택을 위한 방법으로 본 논문에서는 Euclidean 거리를 근거로 데이터들 사이의 거리와 분류군 사이의 거리식을 이용하여 각 특징변수의 분류율을 확인하고, 분리도의 순위를 결정하는 분류군 평균치 분산(Class mean scatter)의 원리를 사용하여 특징변수를 선정한다.

수학적으로 두 개의 분류군사이의 거리(Inter class)는 다음과 같은 식으로 주어진다.

$$D_{inter} = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} D^2(x_i^k, x_j^k) \quad (7)$$

이같은 분리된 두 분류군의 데이터들 사이의 평균거리

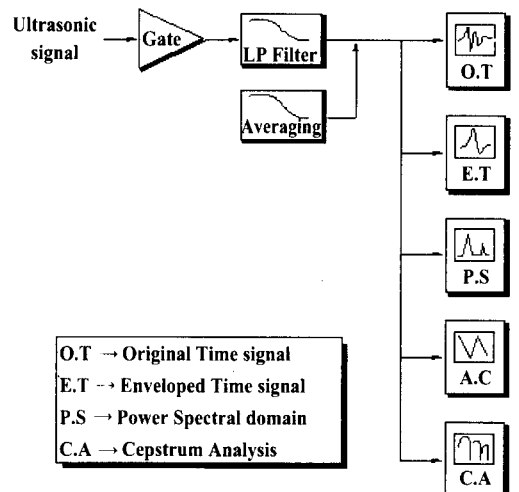
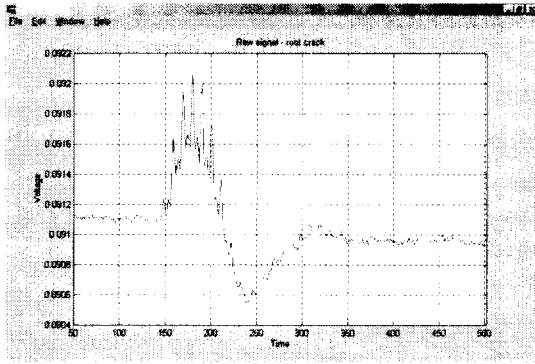
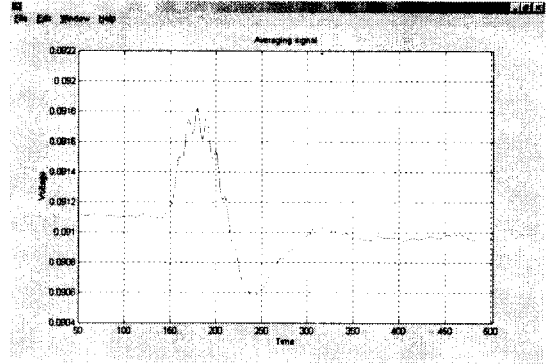


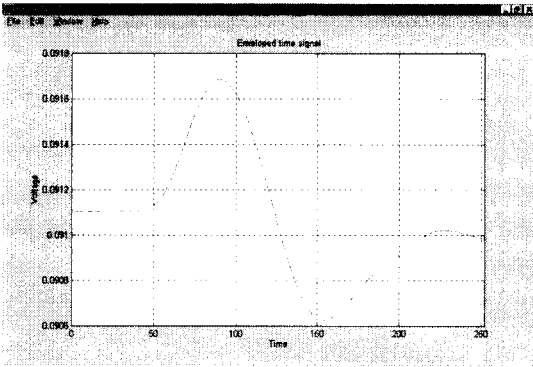
Fig. 2 Implementation of signal processing system



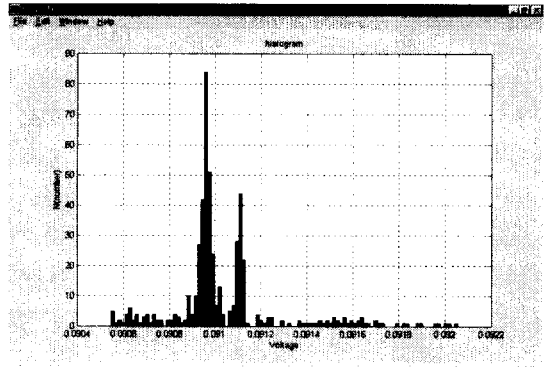
Raw signal (Root crack)



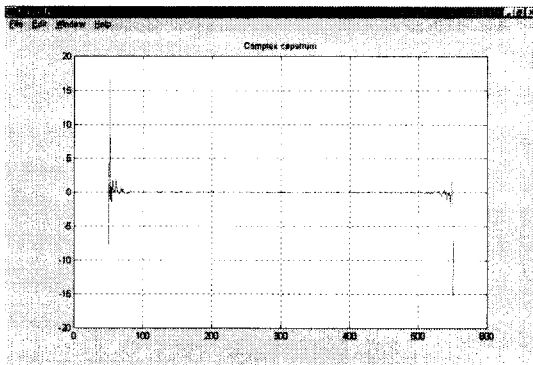
Averaging signal (Root crack)



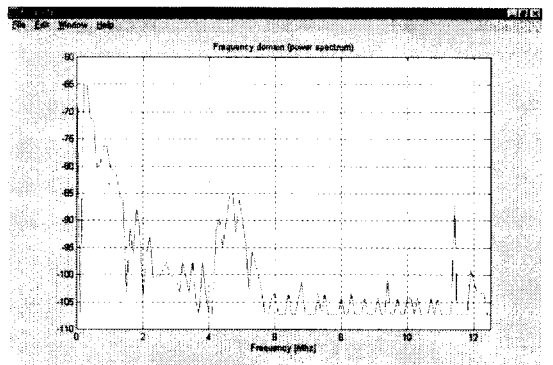
Enveloped time signal (Root crack)



Histogram (Root crack)



Complex cepstrum (Root crack)



Power spectrum (Root crack)

Fig. 3 Signal processing for feature variable extraction

의 제곱값이다. 또한, 하나의 분류군 속에 있는 N개의 표본들 사이의 거리(Intra class)를 구하기 위해 고정된 점 x^i 로부터 N-1개의 다른 표본들까지의 평균제곱거리는 다음 식으로 주어진다.

$$D_{Intra} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left[\frac{1}{(N-1)^2} \sum_{j=1}^N \sum_{l=1}^N D^2(x_k^j, x_k^l) \right] \quad (8)$$

이러한 분류군 사이의 거리와 분류군 내의 표본들 사이의 거리식을 근거로 분류율을 결정하고, 특징변수의 순위를 결정하기 위한 식은 다음 식으로 주어진다.

$$R_c = \frac{D_{Inter} - D_{Intra}}{D_{Inter}} \quad (9)$$

$$V_R = \frac{D_{Intra}}{D_{Inter}} \quad (10)$$

4. 분류기의 선택 및 설계

분류기(Classifier)는 특징공간에서 분류군 사이를 나누는 것으로 그 표현 방식에 따라 여러 가지 종류가 있으며, 본 논문에서는 특징변수의 수가 세분화되어 있는 관계로 평균값과 표준편차를 이용한 단순화된 거리함수를 사용한 Bayesian 분류기로서 분류를 수행하여, 설계한 경험적 Bayesian 분류기의 이론적 배경은 다음과 같다. 미지의 형상변수 X 가 $r = s$ 인 경우를 제외하고, 다음 식을 만족할 경우에는 X 는 s 에 속한다고 할 수 있다.

$$P(s | X) > P(r | X) \quad (11)$$

식(11)을 Bayesian 법칙에 따라 쓰면 다음과 같다.

$$P(s)P(X | s)P(X) > P(r)P(X | r)P(X) \quad (12)$$

이 식에서 $P(X)$ 는 인식에 무관하므로 다음과 같이 쓸 수 있다

$$P(s)P(X | s) > P(r)P(X | r) \quad (13)$$

N 개의 특징변수에 대해서 $P(X | s)$ 을 계산하는 방법은 다음의 식을 이용한다.

$$P(X | s) = \sum_{i=1}^N P(x_i | s) \quad (14)$$

식(14)을 식(13)에 대입하면 다음과 같다.

$$P(s) \sum_{i=1}^N P(x_i | s) = P(r) \sum_{i=1}^N P(x_i | r) \quad (15)$$

모든 분류 군에 대해서 우선확율이 모두 같다고 가정하면 다음의 식(16)과 같이 쓸 수 있다.

$$\sum_{i=1}^N P(x_i | s) > \sum_{i=1}^N P(x_i | r) \quad (16)$$

여기서, $r = s$ 인 경우는 제외된다.

$P(x_i | s)$ 에 대해 경험적으로 구한 $G_s(X_i)$ 를 다음의 식으로 나타내었다.

$$G_s(X_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N f(d(x_i, x_{j,s})) \quad (17)$$

따라서, 식(17)을 식(16)에 대입하면, 다음과 같은 경험적인 Bayesian 분류기를 설계할 수 있다.

$$\sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P(x_i | s) \right] > \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P(x_i | r) \right] \quad (18)$$

5. 실험

5.1 용접시험편

용접결합의 탐상을 위한 용접시험편을 제작하기 위해서 사용한 재료는 일반 구조용 압연강재(SB 41)이다. 이 평판에 Arc용접을 사용하여 용접시험편을 제작하고, 내재된 결함들은 자연결합들이다. 본 연구에서는 영국의 Sonaspection사에 용접결합 시험편을 사용하였으며, 용접의 형태는 Butt Joint (Pipe), T Joint, Butt Joint (Plates)의 세가지이다.

5.2 실험장치

본 연구에서는 초음파 탐촉자(5Z 10×10 A70)는 공진 주파수 5MHz의 고감도형 경사각 탐촉자로서 공칭굴절각 70°형을 사용하였으며, 초음파 탐상기는 동경계기의 SM80D를 사용하였다. 결함으로 반사된 초음파신호를 취득하고, 데이터신호의 처리를 위해서 사용한 장비는 LeCroy 사의 DSO(Digital Storage Oscilloscope)를 사용했고, 측정 주파수대역 400MHz, 샘플링 능력은 100 MS/s이다. Fig. 4에 전체 시스템 구성도를 나타내었다.

5.3 실험방법

제작된 용접결합 시험편에 초음파 경사각 탐촉자를 사용하여 결함으로부터의 반사신호를 얻어들이는 과정에서, 결함의 위치에 따라서 탐상면을 선정하였으며, 0.5 skip 거리와 1 skip 거리를 병용하여 펄스를 취득하였다. 결함을 대표하는 파는 원칙적으로 최대진폭이 발생하는 위치를 기준으로 하였으며, 결함에코의 크기를 초음파 탐상기 목감판의 80%에 고정하고, 모든 결함에 대해서 일괄적으로 6dB을 높이는 방식으로 정규화하여, 결함을 대표할 수 있는 파형을 취득하였다.

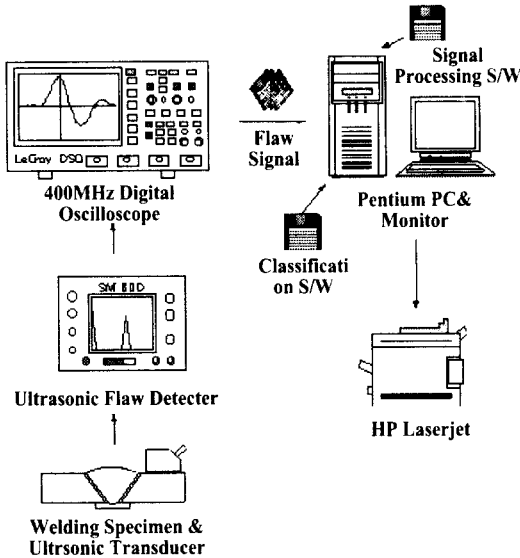


Fig. 4 Data acquisition and signal processing system

6. 결과 및 고찰

6.1 신호형상의 분류과정

각종 용접부에서 결함의 심각성을 나타내는 척도로 결함의 크기, 종류, 장소 등이 있지만, 이 중에서 특히 결함의 종류는 파괴역학을 적용하여 안정성 여부와 잔류수명의 예측에 있어서 매우 중요한 변수이며 특히, 면적결함과 체적결함의 분류는 절대적이라 할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 체적결함으로 분류될 수 있는 기공, 슬래그 혼입과 면적결함으로 부류가 가능한 용입부족, 융합불량, 측면균열, 가로균열, 토균열, 루트균열에 대하여 분류를 실시하였다.

6.2 특징변수의 추출 및 평가

본 논문에서는 각 신호처리 영역으로부터 총 78개의 변수를 설계하였고 이 중 분류군 평균치 분산(Class mean scatter)의 원리에 의해 시간 영역에서 상승시간, 상승경사, 평균을 주파수 영역에서 진폭을 캡스트럼 영역에서는 실수축의 최대값을 또한 히스토그램 영역에서는 2nd PDF (Probability Density Function) 값을 각각 특징변수로 추출하였다. 이들에 대한 설명을 Table 1에 나타내었다.

본 논문에서는 두 가지 부류의 신호를 동일한 최대진폭 상에서 형태상의 차이만을 가지고 분리를 수행하기 위해 최대진폭으로 정규화하여 취득한 원신호파형을 포락선 파형과 주파수 영역의 파형으로 변환하여 특징변수를 추출하

Table 1 Selected feature variable

Feature Variable	Explanation
Rise time	Duration of the waveform's rising transition from 20% to 80%
Rise slope	Inclination of the waveform's rising transition from 20% to 80%
Pulse duration	Width of the pulse
Mean	Mean value of the pulse
Amplitude	Absolute value of the top minus the base in the frequency domain
Max.(Ccep.)	Maximum value of the real axis in the complex cepstral domain
2nd PDF	2nd Probability Density Function in the histogram

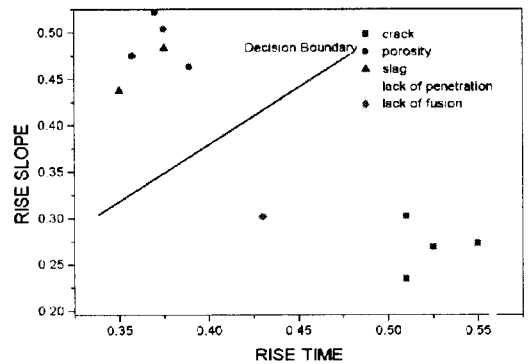


Fig. 5 Rise time / Rise slope (Cluster plot of feature variable)

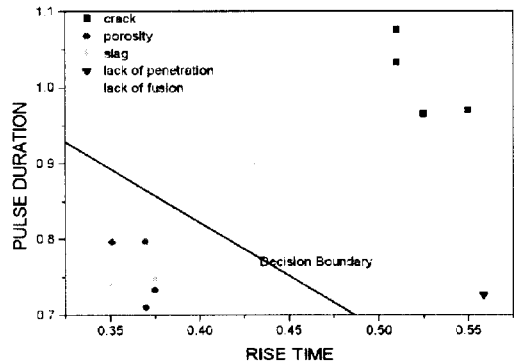


Fig. 6 Rise time / Pulse duration (Cluster plot of feature variable)

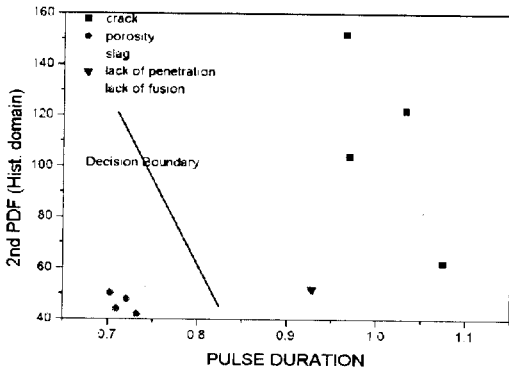


Fig. 7 Pulse duration / 2nd PDF(Hist. domain) (Cluster plot of feature variable)

Table 2 Result of recognition

Feature Variable	C. R.	Feature Variable	C. R.
Rise time / Rise slope	0.92	Rise slope / Mean	0.65
Rise time / Pulse duration	0.89	Rise slope / Max.(Ccep)	0.92
Rise time / Amplitude	0.93	Rise slope / 2nd PDF	0.81
Rise time / Mean	0.77	Pulse duration / Mean	0.85
Rise Time / Max.(Ccep)	0.92	Pulse duration / Amplitude	0.74
Amplitude / Rise slope	0.76	Pulse duration / Max.(Ccep)	0.65
Amplitude / Mean	0.91	Pulse duration / 2nd PDF	0.92
Amplitude / Max.(Ccep)	0.93	2nd PDF / Mean	0.85
Amplitude / 2nd PDF	0.85	2nd PDF / Max(Ccep)	0.78
Rise slope / Pulse duration	0.76	Max(Ccep) / Mean	0.86

* Classification Rate - CR

였으며, 또한 특징변수를 적절한 방법으로 선택하기 위하여 특징값-특징값 공간에서의 분포상태를 확인하여 Figs. 5~7에 나타내었으며 그 결과를 Table 2에 나타내었다.

이상과 같이 분류기를 설계한 결과 체적결합과 선형결합에 대한 분류율은 83%를 얻을 수가 있었다. 설계된 특징변수들에 대한 특징값-특징값 분포도 상에서 용입부족과 융합불량은 대체적으로 또 하나의 분류군(Class)을 형성하는 것을 알 수가 있었고, 또한 Crack과 다른 결함(즉, 용입부족, 융합불량을 포함한 체적결합)과의 분류에서는 85%의 분류율을 얻을 수 있었다.

7. 결론

용접결합의 종류분류를 위하여 자연결합 시험편에 내재된 결함으로부터 반사된 초음파신호의 형상분류에 관한 연구를 실시한 결과는 다음과 같다.

- (1) 본 논문에서는 시간 영역에서 상승시간, 상승경사, 평균을 주파수 영역에서 진폭을, 또한 캡스트럼 영역에서는 최대값을 또한 히스토그램 영역에서는 2nd PDF (Probability Density Function) 값을 각각 특징변수로 추출하여 분류기를 설계하였다.
- (2) 본 논문에서 대상으로 한 다공성, 슬래그 혼입은 체적결합으로 분류되었으며, 용입부족, 융합불량, 측면 균열, 가로균열, 토균열, 루트균열은 선형결합으로 분류되었고, 전체적으로 83%의 분류가 가능하였다.
- (3) 균열과 다른 결함(즉, 용입부족, 융합불량을 포함한 체적결합)과의 분류에서는 85%의 분류율을 얻을 수 있었다.
- (4) 초음파 신호형상분류법을 이용하여 체적결합과 선형결합을 분류할 수 있는 용접결합 자동 인식 시스템의 구축이 가능하였다.

후 기

본 연구는 1997년도 교육부학술연구 조성비 (기계공학, ME-97-D-17)에 의하여 연구되었습니다.

참 고 문 헌

- (1) David. Broek, 1986, "Elementary Engineering Fracture Mechanics," Martinus Nijhoff Publishers, pp.33-116.

- (2) David. Brock., 1988, "The Practical Use of Fracture Mechanics," Kluwer Academic Publishers, pp.123-167.
- (3) E. Oran Brigham., 1988, "The Fast Fourier Transform and Its Applications," Prentice-Hall, pp.131-166.
- (4) Gordon S. Kinond., 1987, "Acoustic Waves," Prentice-Hole, pp.1-14, pp.92-110.
- (5) R. B. Randall, B. Tech., B. A., "Frequency Analysis," Brüel & Kj r, pp.49-67, pp.165-171.
- (6) O. R. Gericke., 1980, "Ultrasonic Spectroscopy," Army Materials & Mechanics Research Center, pp.299-320.
- (7) Fredric J. Harris., 1978, "On the Use of Windows for Harmonic Analysis with the Discrete Fourier Transform," IEEE, Vol.66, No.1.
- (8) O. R. Gericke., 1975, "Determination of the Geometry of Hidden Defects by Ultrasonic Pulse Analysis Testing," The Journal of Acoustical Society of America, Vol..35, No.3.
- (9) J. L. Rose, J. B. Nestleoroth and K. Banlasubramanian, 1988, "Utility of Feature Mapping in Ultrasonics Non-Destructive Evaluation," Ultrasonics, Vol. 26, pp.124-131.
- (10) Rose, J. L., Jeong, T. 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.
- (11) Rose, J. L., 1984, "Element of a Feature-Based Ultrasonic Inspection System," Materials Evaluation, Vol.42, No.2, pp210-218.
- (12) Serabian,S., 1981, "Ultrasonic Size Determinations of Inclined Flaw-Use of Response Envelope Width," British J. of NDT, Vol.23, No.9, pp.281-285.
- (13) Whaley,H.L.,1971, "Flaw Characterization by Ultrasonic Frequency Analysis," Materials Evaluation, Vol.29, No.8, pp.182-188.
- (14) IIW Collection Reference Radiographys for Weld in Steel, 1965.
- (15) Mahalanobis, P. C., 1936, "On the Generalized Distance in Statics," Proc. Nat. Inst. Sci. Calcutate, Vol.12, pp.49-55.
- (16) Tou,J.T.,1974, Pattern Recognition and Principles, Addison-Willey Publishing Company.
- (17) 김주석, 이재익, 이상룡, 1998, "퍼지추론을 이용한 품질평가 알고리즘," 대한기계학회논문집(A), 제22권, 제3호, pp. 644-653.