

# 용접결합의 패턴인식을 위한 디지털 신호처리에 관한 연구

## A Study on the Digital Signal Processing for the Pattern Recognition of Weld Flaws

김재열(조선대 공대), 송찬일(조선대 공대), 김병현(조선대 대학원)

Jea Yeol Kim(Chosun Univ), Song Chan Il(Chosun Univ),

Byung Hyun Kim(Dept. of Precision Mechanical Engineering Graduate School, Chosun Univ)

### ABSTRACT

In this study, the researches classifying the artificial and natural flaws in welding parts are performed using the smart pattern recognition technology. For this purpose the smart 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 classifier, the empirical Bayesian classifier.

Also, the smart 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, if appropriately learned the neural network classifier is better than statistical classifier in the classification problem of natural flaw. And it is possible to acquire the recognition rate of 80 % above through it is different a little according to domain extracting the feature and the classifier.

Key words : smart pattern recognition(스마트 패턴인식), digital signal processing(디지털 신호처리), statistical classifier(통계학적 분류기), empirical Bayesian classifier(경험적 바이어시안 분류기), planar flaw(평면 결함), volumetric flaw(체적 결함)

### 1. 서 론

용접은 다른 체결방법에 비하여 그 우위를 차지하는 장점으로 각종 구조물, 압력용기, 배관 및 각종 첨단 자동기계소재의 접합방법으로서 산업 전반에 걸쳐 상당한 비중을 차지하고 있다. 그러나, 그 특성상의 단점인 Crack, Porosity, Slag Inclusion 등의 내부결함의 존재 가능성이 높으며, 그 중에서 균열은 용접부의 강도를 저하시키는 치명적인 결함으로 알려져 있다. 그러므로, 안전성 평가 및 잔류수명 예측이라는 관점에서 용접작업시 발생하는 각종 용접결합의 평가는 선결과제로서 대두되고 있다. 지금까지, 용접결합의 영향은 과피역학적 측면에서 주로 평가되고 있으며, 이 과정에서 용접결합에 대한 위치, 길

이, 종류, 방향 등을 스마트한 인텔리전트적인 비파괴검사 기법을 이용하여 검출하는 연구가 추진중이다. 본 논문은 용접결합으로부터 반사된 초음파 신호를 이용하여 연강의 용접부에 발생하는 결함의 종류를 효과적으로 분류하기 위한 특징변수들을 추출한다.

결합으로부터 반사된 초음파의 아날로그 신호파형으로부터 다양한 특징변수를 얻어내기 위해서 Digital 신호처리기법을 이용하여 원파형을 포락선파형의 신호, 주파수 영역의 신호로 변환한 뒤, 이들 각각의 영역으로부터 결합파형의 형상 및 특징값을 나타내는 특징변수를 추출한다. 이렇게 선정된 특징변수를 이용하여 결함을 분류하는 작업을 수행해야하는데, 이때의 분류기로는 각 결함이 분포된 영역

사이의 거리에 대한 평균값과 표준편차를 이용한 거리분류기를 사용하여 표본에 대한 결합분류를 수행하였다.

이상의 과정을 통하여 결합으로부터 반사된 초음파 신호의 과형을 이용한 용접결합의 분류문제에서 Crack, Lack of Penetration, Lack of Fusion 등의 선형결합과 Porosity, Slag Inclusion 등의 체적결합을 각각의 Class로 분류하였다.

## 2. 초음파 신호처리 및 신호형상 인식법

### 2.1 형상인식법의 개요

본 연구에서 형상인식의 과정은, 각종의 감지기를 사용하여 물리적인 현상으로부터 아날로그 데이터를 얻고 A/D변환기를 이용하여 데이터를 디지털 형태로 변환함으로써, 형상인식을 위한 정보군을 만들게 된다. 데이터 처리 과정은 원 데이터를 디지털 신호처리(digital signal processing) 알고리즘을 이용하여 다른 영역으로 만들고 이를로부터 형상을 대표할 수 있는 특징값(feature)을 얻어내는 과정이다. 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 거쳐 최종적인 결과를 얻게 된다. 이상과 같은 과정을 초음파 신호 형상 인식에 적용하여 용접부 결합을 분류하기 위해 다음의 과정으로 연구를 수행하였다.

### 2.2 초음파 신호형상 인식을 위한 디지털 신호처리 및 특징변수 설계

본 연구에서는 최근에 주목받고 있는 디지털 신호처리 기술을 응용하여 초음파 신호를 처리하고, 신호형상인식을 위한 특징변수를 얻어내는 과정을 다음과 같이 구성하였다. 즉, 시간영역에서의 원파형, 주파수영역에서의 과형, 자기상관 함수, 확율밀도함수 등의 통계학적인 방법 등을 사용하여 다양한 특징변수를 추출하도록 하였다.

#### 2.2.1 주파수 영역에서의 특징변수 설계

결합의 형태, 종류, 크기, 경사도 등을 결정하는데 있어 주파수 분석법의 유효성은 기존에 많이 보고된

바 있다. 특히 결합에 의해 분산된 초음파신호의 주파수 스펙트럼은 반사체의 크기, 형태, 방위 등에 대한 정보를 가지고 있음을 보고하고 있고, 이러한 연구들에 의해 결합의 종류에 따라 주파수영역 상에서 다른 특징을 가진 신호가 얻어질 수 있다는 점을 알 수 있다.

Fourier 변환의 정의는 식1과 같다.

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

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

$$\begin{aligned} X(k) &= \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot W_N^{nk} \\ k &= 0, 1, \dots, N-1 \\ W_N^{nk} &= e^{-j2\pi nk/N} \end{aligned} \quad (2)$$

식(2)에서  $N$ 은 Data Sample 수,  $W_N^{nk}$ 는 Window 함수이다. 본 연구에서는 주파수 영역에서 총 29개의 과형변수들로부터 특징변수를 추출하였다.

#### 2.2.2 시간영역에서의 특징변수 설계

용접결합의 분류대상 중의 하나인 선형결합은 일반적으로 체적결합과의 비교할 때, 결합으로부터 반사된 초음파 신호형상은 Gaussian Type의 분포를 이루는 것으로 보고되고 있으며, 이를 근거로 하여 초음파 신호의 형상분류를 위한 가장 기본적인 과형의 매개변수인 상승시간(Rise Time), 상승경사(Rise Slope), 하강시간(Fall Time), 하강경사(Fall Slope), 펄스폭(Pulse Duration) 등을 비롯해서 총 17개의 과형변수들로부터 각 특징변수의 값을 추정하여 특징변수로의 선정에 대한 타당성 여부를 검토하였다.

본 논문에서 포락선 과형을 만드는 방법으로는 Digital Oscilloscope에 내장된 포락선 과형의 발생회로를 이용한 Hardware적인 방법을 이용하였다.

또한 위에서 언급한 이외에도 자기상관함수와 확율밀도함수로부터 특징변수를 추출하였다.

## 3. 특징변수의 선정 및 평가법

본 논문에서는 Euclidean 거리를 근거로 데이터들 사이의 거리와 분류군 사이의 거리식을 이용하여 각 특징변수의 분류율을 확인하고, 분리도의 순위를 결정하는 분류군 평균치 분산의 원리를 사용하여 특징변수를 선정한다.

수학적으로 두 개의 분류군 사이의 거리(Inter Class)는 다음과 같은 식으로 주어진다.

$$D_{\text{Inter}} = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} D^2(x_k^i, x_l^j) \quad (3)$$

이 값은 분리된 두 분류군의 데이터를 사이의 평균 거리의 세곱값이다. 또한, 하나의 분류군 속에 있는 N개의 표본들 사이의 거리(Intra Class)를 구하기 위해 고정된 점  $x^i$ 로부터 N-1개의 다른 표본들까지의 평균 세곱거리는 다음 식으로 주어진다.

$$D_{\text{Intra}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left[ \frac{1}{(N-1)^2} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N D^2(x_k^i, x_k^j) \right] \quad (4)$$

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

$$R_c = \frac{\text{Inter Class Distance} - \text{Intra Class Distance}}{\text{Inter Class Distance}} \quad (5)$$

$$V_R = \frac{\text{Intra Class Distance}}{\text{Inter Class Distance}} \quad (6)$$

#### 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 분류기로써 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.

$$P(s|X) > P(r|X) \quad (7)$$

식(7)을 Bayesian 법칙에 따라 쓰면 다음과 같다.

$$P(s) P(X|s) P(X) > P(r) P(X|r) P(X) \quad (8)$$

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

$$P(s) P(X|s) > P(r) P(X|r) \quad (9)$$

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

$$P(X|s) = \prod_{i=1}^N P(x_i|s) \quad (10)$$

식(10)을 식(9)에 대입하면 다음과 같다.

$$P(s) \sum_{i=1}^N P(x_i|s) = P(r) \sum_{i=1}^N P(x_i|r) \quad (11)$$

모든 분류 군에 대해서 우선확률(priori probability)이 모두 같다고 가정하면 다음의 식(12)와 같이 쓸 수 있다.

$$\sum_{i=1}^N P(x_i|s) > \sum_{i=1}^N P(x_i|r) \quad (12)$$

여기서,  $r=s$ 인 경우는 제외된다.

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

$$G_s(X_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N f(d(x_i, x_{js})) \quad (13)$$

따라서, 식(13)을 식(12)에 대입하면, 다음과 같은 경험적인 Bayesian 분류기를 설계할 수 있다.

$$\sum_{i=1}^N \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P(x_j|r) \right] > \sum_{i=1}^N \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P(x_j|s) \right] \quad (14)$$

#### 5. 실험

본 연구에서는 일반 구조용 압연강재(SB 41)를 대상으로 Arc용접을 하여 용접시험편을 제작하고, 초음파 탐촉자(5Z 10×10 A70)는 공진주파수 5MHz의 용하여 결합으로 반사된 초음파신호를 취득하고, 데이터신호의 처리를 위해서 사용한 장비는 LeCroy 사의 DSO(Digital Storage Oscilloscope)를 사용했고 데이터해석을 위한 Tool로는 Matlab을 사용했다.

#### 6. 특징변수의 추출 및 평가

본 연구에서는 두 가지 부류의 신호를 동일한 최대진폭상에서 형태상의 차이만을 가지고 분리를 수행하기 위해 최대진폭으로 정규화하여 취득한 원신

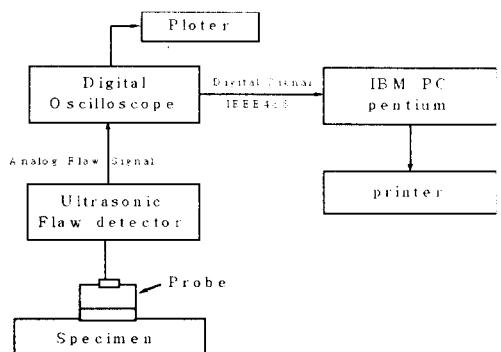


Fig.1 Data acquisition and signal processing system

호파평을 포락선 과정과 주파수 영역의 과정으로 변환하여 특징변수를 추출하였으며, 또한 특징변수를 적절한 방법으로 선택하기 위하여 특징값-특징값 공간에서의 분포상태를 확인하여 Fig.3에 나타내었다. 또한 위에서 언급한 pattern recognition법과 feature extraction에 근거하여 UT신호 classification software를 세작하였으며 그 기본적인 module을 Fig.2에 나타내었다.

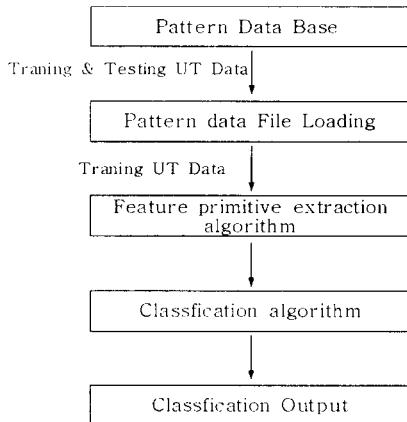
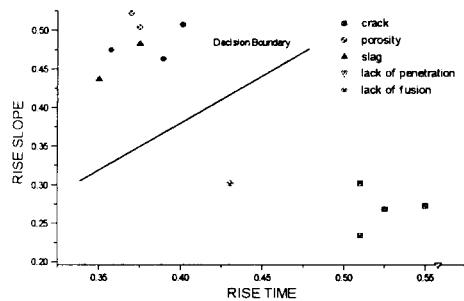
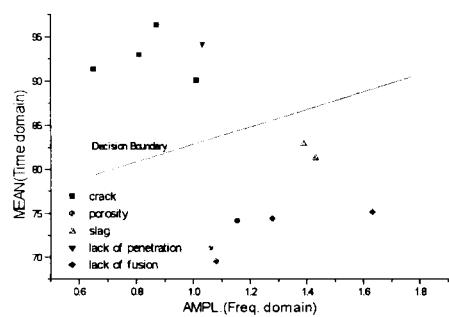


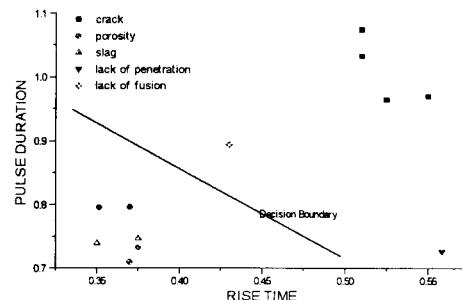
Fig.2 Classification software block diagram



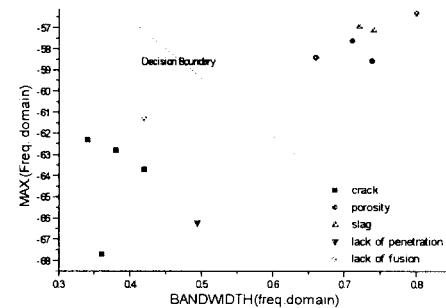
(a) Rise Time / Rise Slope



(b) Amplitude / Mean



(c) Rise Time / Pulse Duration



(d) Rise Time / Band Width

Fig.3 Cluster plot of feature variable

## 7. 결 론

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

- (1) 본 실험에서 대상으로 한 Porosity, Slag Inclusion은 체적결함으로 분류되었으며, Lack of Penetration, Lack of Fusion, Side Crack, Center Crack, Toe Crack, Root Crack은 선형결함으로 분류되었고, 분류율은 각 특징공간에서의 특징변수의 분산값이 크지 않아 83.31%의 분류가 가능하였다.
- (2) 초음파 신호의 형상분류법을 이용하여 체적결함과 선형결함을 분류할 수 있는 스마트형의 용접결합 자동인식 시스템의 구축이 가능하였다.

## 참 고 문 헌

1. David. Broek., "The Practical Use of Fracture Mechanics" Academic Publishers, pp.123-167, 1988
2. O. R. Gericke., "Ultrasonic Spectroscopy" Army Materials & Mechanics Research Center, 299-320,