

# 신경회로망에 의한 용접 결함 종류의 정량적인 자동인식 시스템 개발에 관한 연구

김재열\*, 김영석\*, 김병현\*\*, 유 신\*\*\*, 김훈조\*\*\*\*, 정진홍\*\*\*\*\*

## A Study on Development of Automatically Recognizable System in Types of Welding Flaws by Neural Network

Jae-Yeol Kim\*, Young-suk Kim\*, Byung-Hyun Kim\*\*, Shin You\*\*\*  
Hun-Jo Kim\*\*\*\*, Gyn-Hung Jung\*\*\*\*\*

### Abstract

A neural network approach has been developed to determine the depth of a surface breaking crack in a steel plate from ultrasonic backscattering data. The network is trained by the use of feedforward three-layered network together with a back-scattering algorithm for error correction. The signal used for crack insonification is a mode converted 70° transverse wave. A numerical analysis of back scattered field is carried out based on elastic wave theory, by the use of the boundary element method. The numerical data are calibrated by comparison with experimental data. The numerical analysis provides synthetic data for the training of the network. The training data have been calculated for cracks with specified increments of the crack depth. The performance of the network has been tested on other synthetic data and experimental data which are different from the training data.

Key words : Neural Network(신경회로망), Transverse wave(횡파), Elastic wave theory(탄성파 이론), Boundary element method(경계요소법), Angle probe(경사각 탐촉자), Artificial flaw(인공결함)

### 1. 서 론

최근 기계 및 구조물에 있어서 각종 소재의 접합 방법

으로 용접은 여러가지 방법에 대한 우수성으로 인하여 상당한 연구 관심을 두고 있다고 하겠다.

이러한 요구에 부응한다는 점에서 용접의 효율성을 높

\* 조선대학교 정밀기계공학과 수송기계부품 공장자동화 연구센터  
\*\* 조선대학교 정밀기계공학과 대학원  
\*\*\* 조선대학교 기계공학과 대학원  
\*\*\*\* 광주직업훈련원 전산응용기계2과  
\*\*\*\*\* 광주기능대학 기계설계학과

이기 위하여 용접작업시 발생할 수 있는 결함의 판별이 중요한 관건으로 부각되고 있는 실정이다. 종래의 결함판별 시스템은 통계적인 방법과 신호처리방법으로 구분되고 있으며 그 중에서 통계적인 방법은 각종 결함 발생 및 분석은 용이하지만 결함의 종류 및 원인분석에는 미흡하고,<sup>1)</sup> 신호처리방법은 처리방법에 의존성이 높아 결과분석에 있어서 전문성이 요구된다.<sup>2),3)</sup>

최근에는 용접에 대한 전문기술자의 확보가 곤란하기 때문에 결함의 종류까지 자동으로 판별하는 시스템이 필요하게 되고 있다. 또한 산업구조물의 안전진단 시스템의 구축에서 결함의 검출 뿐만 아니라 평가까지도 포함시켜 그 정량화를 의식할 때 정량적 비파괴 평가(QNDE : Quantitative Non-Destructive Evaluation)라는 용어를 주로 사용하고 있으며,<sup>4)~8)</sup> 특히 비파괴평가의 방법으로는 초음파법, 음향방출법, 전자파 법을 처음에는 많이 사용했지만, 최근에 와서는 비파괴평가로 파동해석의 한가지 방법인 신경회로망의 초음파법 논리에 기초한 응용을 산업에 적용시키는 연구가 추진되고 있다.

특히 정량적인 문제를 구체적으로 다루기 위하여 맞대기 용접부에 존재하는 여러 가지 결함의 종류를 정량적으로 판정하기 위해 신경회로망의 적용은 효과적인 방법이 된다.<sup>9)~12)</sup>

그러므로 본 연구는 앞에서 언급한 내용은 물론 나아가서는 시스템화에 있어서 용접공정상 용접조건들의 신속한 피이드 백도 가능하며 무인화 공장에 있어서는 전자동 용접시스템의 개발도 가능한 전문가 시스템의 구현을 위한 기초적인 연구이다.

연구는 이러한 용접결함인식의 자동화 시스템개발을 위하여 현재까지 용접부의 결함탐상에 이용되고 있는 비파괴검사, 즉 초음파음향신호 검사를 이용하여 검출된 결함 및 결함 분포를 학습함으로써 실제결함의 판별을 보다 빠르고 정확하게 수행할 수 있을 것이다. 특히 전문성이 요구되는 부분을 학습을 통해서 인공지능(Artificial Intelligence) 기술의 적용으로 신경회로망 시스템 자체 내에서 논리적으로 평가를 통해 문제점을 해결하고 결함의 종류까지도 판별이 가능하다는 점에서 연구의 가치가 있다고 하겠다.

이러한 연구는 용접결함의 자동인식 시스템화 및 전자동 용접 시스템의 개발에 있어서 상당한 진전을 가져올 것이며, 또한 고정밀도의 용접을 가능케 한 무인 전자동

용접 시스템에 있어서는 생산성의 향상은 물론이며 용접 공정에서의 인건비 감소등 여러 가지의 파급효과가 있으리라 본다.

## 2. 결함의 종류와 특징

종래 초음파탐상 데이터로부터 결함 종류를 판별하는 시스템을 제작하는 데에는 용접 결함의 초음파 반사 예코의 특징을 프로그램 상에서 정량적으로 기술해야만 한다. 그러나 판별하는 결함의 종류가 많으면 그 특징은 확실한 판정 기준이 불확실하여 어려움이 있고 실용적인 판정 시스템 레벨에는 도달 할 수 없는 어려움이 있다.

본 연구에서는 결함의 특징을 학습시키는 것에 의해서 결함 판별 처리가 가능하게 되는 신경회로망의 이론 적용을 구체적으로 고찰하기 위해서 결함 대상으로 하는 용접 결함은 Fig. 1에서 표시한 판 두께 20mm, Root Gap 5mm, 35° 로 개선티된 3층 CO<sub>2</sub> 아크 용접을 실시하여 용접한 용접경계면에 발생 가능한 결함검출을 검사대상으로 했다.

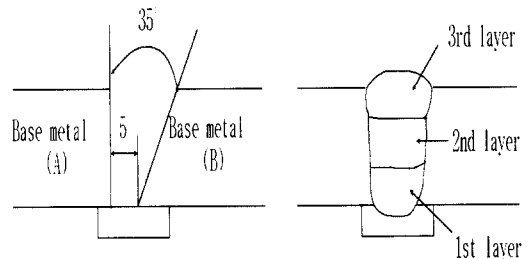


Fig. 1 Artificial flaw and welding method

Table 1에 본 연구에서 사용되어진 인공 결함의 종류와 그 특징을 나타내고 있는데 양측 잔류루트는 초음파탐상을 실시하기 전의 결함에 숨겨진 것과 같은 깊은 결함은 탐상이 되지 않으므로 본 연구에서는 생략한다.

또한 Fig. 2는 본 연구에 사용되어진 초음파 탐상 데이터의 수집을 위하여 경사각 탐촉자(Angle Probe)를 이용한 탐상방법을 나타내고 있고, 사용된 탐촉자는 70°의 경사각 탐촉자(5Z 10×10 A70)를 사용했으며 Fig. 3과 Fig. 4는 Table 1에 나타난 제작된 인공 결함의 종류와 그 특징을 보충해서 나타낸 것이다.

Table 1. Flaws type and features

No	Flaw classification	Real distribution of flaw		Flaw Pattern		Peak echo Level	Flaw length	Peak echo domain	
		Transverse section area	Longitudinal section area	Transverse section area	Longitudinal section area			Transverse section area	Longitudinal section area
1	(A) root crack					Ⅲ~Ⅳ	Large	A	I
2	(B) root crack					Ⅲ~Ⅳ	Large	B	I
3	(A) lack of fusion					Ⅱ~Ⅲ	Large	A	2, 3
4	(B) lack of fusion					Ⅲ~Ⅳ	Large	B	2, 3
5	Slag Inclusion					Ⅱ~Ⅳ	middle or Small	A, B	P1, P2
6	Blow hole					Ⅱ~Ⅲ	middle or Small	D	All

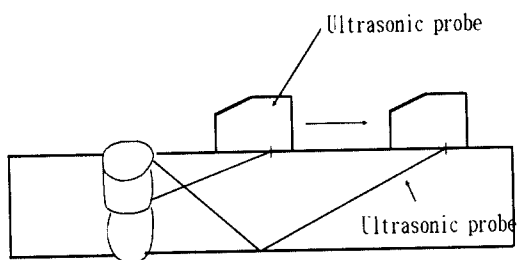


Fig. 2 Ultrasonic inspection method

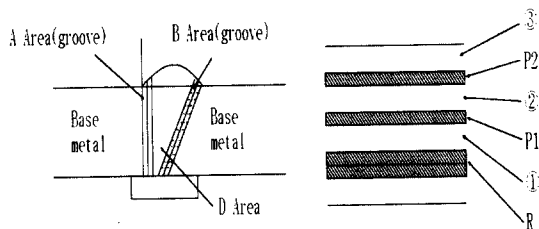


Fig. 3 Division of flaw generation area

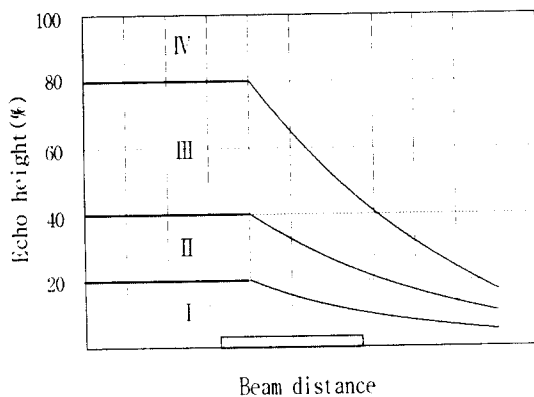


Fig. 4 Division of flaw echo height

### 3. 신경회로망의 적용

#### 3.1 신경회로망의 원리 및 시스템

검사 대상물의 정상적인 결함판별을 위해서 신경회로망

의 적용으로 구축되어진 신경회로망 시스템의 구성도는 5와 같다.

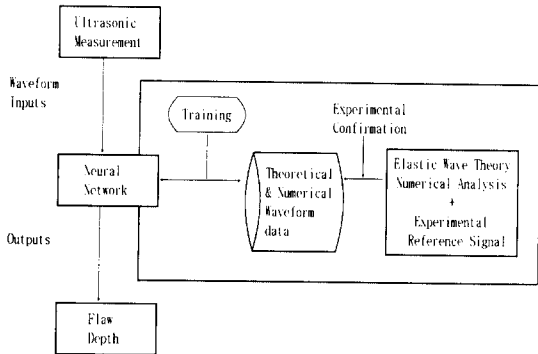


Fig. 5 Neural Network System

또한, 초음파 신호처리 장치는 탐촉자의 위치정보로부터 결함의 분포를 출력하는 장치이기 때문에 결함 검출을 위한 데이터처리 S/W는 MATLAB TOOLBOX를 이용해서 초음파 신호처리 장치로부터 얻어진 데이터에서 결함들의 특징 추출을 하는 동시에 신경회로망의 입력형식을 변환하는 것이다.

Fig. 6은 신경세포의 모델을 나타낸 것으로서 신경회로망은 인간의 뇌에서 학습되는 것과 같은 정보처리 시스템이고, 신경세포를 이상화한 것이다.

신경회로망으로 불리어지는 가장 신경세포는 Fig. 6과 같이 결합된 구조를 가지고 있다.

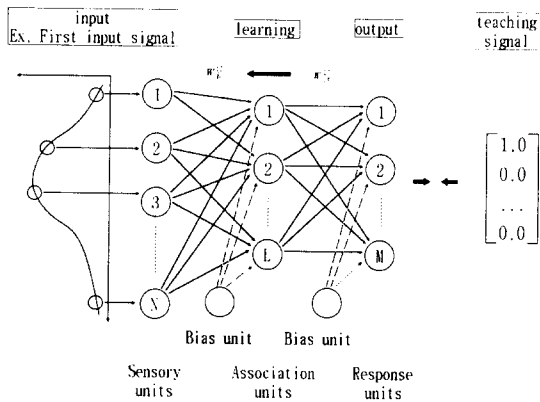


Fig. 6 Three-layered feedforward network

유닛은 입력신호와 출력신호의 사이에 Fig. 6과 같은 특성을 가지고 있고, 응답함수  $f$  에는 시그모이드 (Sigmoid) 함수가 사용되고 있다.

네트워크는 각 유닛을 층상에서 그룹화하고, 신호가 층 사이를 특정 방향으로 전달하는 구조를 가지고, 3층의 단층계 신경회로망을 채용했다.

따라서, 본 연구에서는 단층계 신경회로망을 채용한 이 유로써 패턴의 인식과 식별에 적용하는 데 있어서 백프로퍼게이션(Backpropagation)법으로 불리어지는 강력한 학습규칙을 가지고 있기 때문이다.

Fig. 7은 본 연구에서 사용되어진 전체 시스템 구성 및 신경회로망의 학습을 위한 흐름도를 나타낸 것이다.

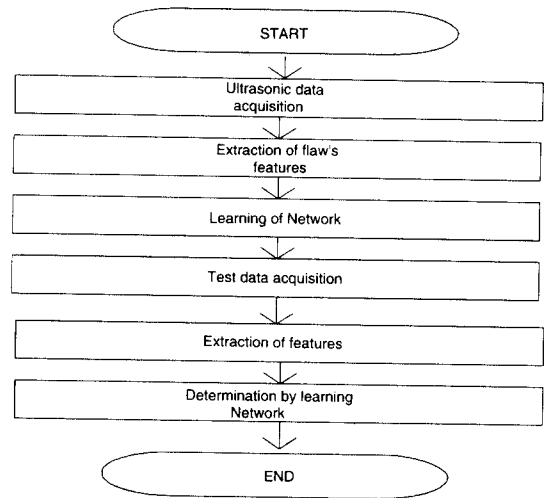


Fig. 7 Flow chart for system construction

### 3.2 신경회로망의 학습

Fig. 6에서 나타낸 것처럼 본 연구에서는 3층의 전진 계층형 신경회로망에 관해서 설명한다. 좌측의 제1층이 N개의 입력 유닛을 가지는 입력층, 중앙이 L개의 중간 유닛을 가지는 중간층(제2층), 우측의 3층이 M개의 출력 유닛을 가지는 출력층이다. 그림의 가장 좌측에는 네트워크의 학습을 위한 입력신호의 하나의 예를 모식적으로 표시한 것이다. 이 입력신호를 N개의 점으로 샘플링한 것을, 입력신호 스펙트럼  $\{O_1^1, O_2^1, \dots, O_N^1\}^T$  로 한다. 입력 층의 각 유닛은 다음 식에 따르면 중간층의 각 유닛에 신호를 전달한다.

$$I_j^2 = \sum_{i=1}^N W_{ij}^{12} O_i^1 + \theta_j^2, \quad (j=1, 2, \dots, L) \quad (1)$$

윗식 좌변의  $I_j^2(j=1\sim L)$ 은 중간층의 각 유닛에서 입력신호가 된다. 또한,  $W_{ij}^{12}$ 은 입력층(제1층)의 각 유닛과 중간층(제2층)의 각 유닛사이의 점이다. 이 점은 최초에는 랜덤하게 주고, 학습이 진행됨에 따라서 다음과 같이 수정된다.

$\theta_j^2$ 은 중간층의 j번째의 유닛의 문턱값에 있어서 그 값도 최초에서는 랜덤하게 주고 학습함에 따라 수정된다. 중간층의 j번째의 유닛에서의 출력은 다음과 같이 된다.

$$O_j^2 = f(I_j^2) \quad (2)$$

여기서, f는 각 유닛의 입력신호를 출력신호로 변환하는 것으로 다음과 같은 함수이다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

또한, 중간층의 각 유닛에서의 출력  $O_j^2$ 은 다음과 같이 출력이 각 유닛에 전달된다.

$$I_k^3 = \sum_{j=1}^L W_{jk}^{23} O_j^2 + \theta_k^3, \quad (k=1, 2, \dots, M) \quad (4)$$

여기서,  $I_k^3(k=1\sim M)$ 은 각 유닛에서의 입력신호이고,  $W_{jk}^{23}$ 은 중간층의 각 유닛과 출력층의 각 유닛사이의 결합의 점침상태이며,  $\theta_k^3$ 은 출력층 유닛의 문턱값이다. 출력층에서의 출력신호는 다음과 같다.

$$O_k^3 = f(I_k^3) \quad (5)$$

입력층에 주어진 입력신호  $O_i^1(i=1, 2, \dots, N)$ 에 대해서, 3층의 네트워크의 신호는 식 (1), (5)에 따라서 출력층의 각 유닛의 학습용 식별신호의 하나의 예를 표시한다. 이 식별신호는 Fig. 6에서의 경우, 인식할 제1번째의 학습용 입력신호를 네트워크에 식별하게 되는 신호로 제1번째의 유닛으로 단위의 입력신호에 대한 학습용 입력 신호는 2진수형식의 출력 형태의 정수이다. 또한, 신경회로망의 출력층이 각 유닛이 입력층에 주어졌던 학습용의 입력신호를 식별하도록 네트워크를 학습 할 필요가 있다. 이 학습은 오차를 줄이기 위한 각 층 사이의 유닛을 결합하는 점침을 나타내며  $W_{i-1}^{k-1}{}^k$ 을 다음과 같이 수정한다.

$$\Delta W_{i-1}^{k-1}{}^k(t+1) = \epsilon d_i^k O_i^{k-1} + \alpha \Delta W_{i-1}^{k-1}{}^k(t) \quad (6)$$

여기서,  $\Delta W_{i-1}^{k-1}{}^k(t+1)$ 은 t+1회재의 유닛과 k층의 j번째의 유닛을 연결시켜서 만들어진 점침의 수정량이다. 우변의  $\epsilon$ 은 학습 파라메타로 불리우는 값으로 통상은 0.05~0.25사이의 적은 값이다.  $\alpha$ 는 모멘텀 파라메타라 불리우고 통상 1인 정수가 선정된다. Fig. 6에 묘사한 3층 네트워크로 식(6)의  $d_i^k$ 는 출력층(제3층)에 있어서는

$$d_i^3 = (O_i^3 - y_i) f'(I_i^3), \quad (j=1, 2, \dots, M) \quad (7)$$

이 되고  $y_i$ 는 출력층의 j번째 유닛으로 부터 주어진 학습용 식별신호의 값이다.

또한 중간층(제2층)에서는

$$d_j^2 = \left( \sum_{i=1}^M W_{ji}^{23} d_i^3 \right) f'(I_j^2), \quad (j=1, 2, \dots, L) \quad (8)$$

로 된다.

함수 f는 식(1)에서 주어진 함수이고, 그 미분  $f'$ 는 구체적으로 다음과 같이 나타내게 된다.

$$f'(I_j^k) = O_j^k (1 - O_j^k) \quad (9)$$

제 2층과 제 3층에서 각 유닛의 문턱값  $\theta_j^2$ 와  $\theta_j^3$ 의 수정은 다음과 같이 한다. 네트워크에 대해 앞에서 기술된 계산식 (1)과 (4)을 참조하면, 제 k층에서 j번째 유닛의 문턱값  $\theta_j^k$ 은 바로 전층의 각 유닛에서 보내져 온 신호  $O_i^{k-1}$ 의 값을 전부 1로 가질때의 점침으로 볼 수 있다. 그래서 Fig. 6에 표시된 것 같이 중간층과 출력층에는 각 층의 모든 유닛에서의 값을 1로 주게 되고 바이아스 유닛을 설치해서 각 층 사이의 점침을 수정하는 과정으로 문턱값도 동시에 수정하게 된다.

예를 들면, 중간층의 문턱값  $\theta_j^2$ 은 중간층에서 결합하여 점침이 다음과 같이 하나가 증가된 것으로 편의상 생각한다.

$$\theta_j^2 = W_{n+1}^1{}^2_j O_{n+1}^1 \equiv 1 \quad (10)$$

식 (1)을

$$I_j^2 = \sum_{i=1}^{N+1} W_{ij}^{12} O_i^1 \quad (11)$$

로 수정하게 되면 바람직한 결과를 얻게되며 이상의 네트워크의 학습과정을 정리하면 다음과 같이 된다.

- 1) 학습용의 입력신호를 입력층의 각 유닛으로 준다.
- 2) 식(1), (5)에 따라서 출력층의 각 유닛에서의 출력신호를 계산한다.
- 3) 출력층의 각 유닛에 학습용 식별신호와 출력신호의 오차를 계산하여 식(6), (11)에 따라 곱셈과 문턱값의 수정량을 구하여 곱셈과 문턱값을 수정한다.
- 4) 과정 1), 3)에 따라 전체의 학습용 입력신호에 관해서, 학습용 식별신호와 출력 신호의 오차가 허용값에 도달할 때까지 조절한다.

이러한 반복이 마무리된 시점에서 신경회로망의 학습을 완료하게 된다.

#### 4. 실험결과 및 고찰

인공 결합의 특징추출방법으로는 결합분포도를 보고 결합의 종류를 추정하며 이때 횡단면의 결합 분포 및 용접선 방향의 연속성 등의 특징량에 의해 측정하고 있다.

이 중에서 특히 중요한 것은 횡단면의 결합분포를 특징량으로 하는 네트워크를 고찰해야하며 결합의 분포상태를 하나의 패턴(Pattern)으로 해서 패턴인식 (Pattern Recognition)의 결과로 결합의 종류를 판별하는 방법이다.

여기서는 학습완료 Network를 사용해서 결합을 판별하기 위한 판별 평가용 시험편에 대한 탐상 데이터를 수집했다.

본 연구에서 사용되어진 MATLAB TOOLBOX의 S/W로부터 학습패턴과 같은 모양의 시험 패턴을 작성했으며 그 판정은 그 패턴을 학습완료 네트워크의 입력층에 입력해서 본 연구를 시행하였다.

또한, 용접결합의 정량적인 비파괴 평가로 신경회로망을 적용하고, 그 타당성을 검증한 결과로는 판정 데이터에 따라서 전체적으로 평균 82%의 결합 판정률을 얻을 수가 있었다.

Fig. 8에서 나타낸 것은 각 용접 시험편의 결합 판정률을 나타낸 것이다.

특히 판정율이 나쁜 결합 종류에 대해서는 0° 측 용접 불량을 크랙(Crack)으로, 갭(Gap) 불량에 의한 잔유 Root를 블로우 홀(Blow-hole)로 잘못 판정을 하고 있는

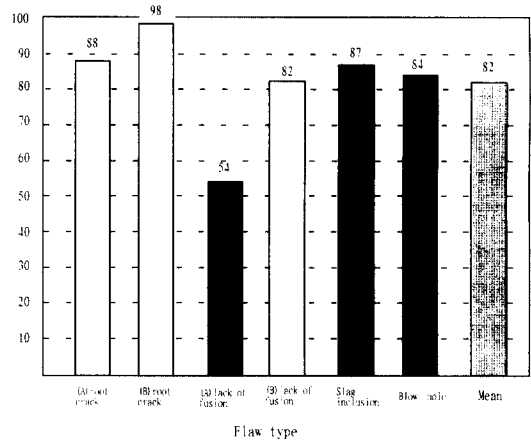


Fig. 8 Classification rate of welding flaw

것으로 생각되어지며 슬래그 혼입(Slag Inclusion)도 용접불량의 일종이고, 발생장소도 비슷한 것이 주원인이다.

갭(Gap) 불량에 대해서 블로우 홀(Blow-hole)로 잘못 판정하는 것은 용착금속 영역에서 중앙부까지의 데이터가 넓게 흐트러졌던 패턴에 대한 것이다. 잔유 Root와 블로우 홀은 실제의 결합의 특징의 차이에 비해서 초음파 탐상 데이터의 특징의 차이는 작고 초음파 탐상에서는 용접하기전 그림자에 감추어진 것은 탐상할 수 없고 블로우 홀(Blow-hole)은 용착 금속 내에서 확대된 결합이 있지만 초음파 탐상에서는 작업전의 결합에 감추어졌던 깊숙한 내부의 결합은 탐상 되어지지 않기 때문이다. 블로우 홀(Blow-hole)이 밀집되면 될수록, 그런 경향은 없어졌다가 다시 발생한다. 이것을 판별하는 데에는 용접선 방향의 연속성을 고려할 필요가 있다고 생각된다.

#### 5. 결 론

본 연구에서는 용접결합의 정량적인 비파괴 평가를 위해서 용접결합의 탐상 데이터를신경망 이론에 적용한 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수가 있었다.

- 1) 용접결합의 정량적인 비파괴 평가에 신경회로망을 적용하고 그 타당성을 확인한 결과 신뢰성이 양호하였다.
- 2) 수작업에 의한 불안정적인 판별요인을 탈피하고 안정적인 판별을 할 수 있었으며 검사시 전자동 용접의 시스템화가 가능하였다.

3) 판별 결과를 용접생산 공정 중 발생된 문제점에 대해서는 용접중에도 용접조건들의 연속적인 피이드 백도 가능하였으며 본 시스템은 퍼스컴을 사용해서도 저렴한 시스템 구축이 가능하였다.

본 연구는 1994년도 교육부 학술연구 조성비(자유공모 과제)에 의해 수행 되었으며, 이에 관계자에게 감사드립니다.

### 참고문헌

1. Y.H Pao. "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks." Addison-Wesley, pp. 4-11, 1989
2. R. Beale and T. Jackson. "Neural Computing : An Introduction," Adam Hilger .pp. 152-174, 1990
3. Newland, D.E. "An introduction to Random Vibrations and Spectral Analysis", Longman, New York, NY, pp. 241-264, 1983.
4. Oppenheim, A.V., and R.W.Schafer, "Digital Signal Processing", Prentice-Hall Englewood Cliffs, NY, pp. 374-377, 1995.
5. Bendar, J.S., and A.G.Piersal, "Random Data Analysis and Measurement Procedures", John Willey & Sons, New York, NY, pp. 320-348, 1986.
6. Rice.S.O., "Mathematical Analysis of Random Noise." Bell System Technical Journal, Vol.24, pp 46-156, 1945. Reprinted in selected paper on Noise and Stochastic Processes, ed.N.Wax, Dover, New York, NY, 1954.
7. Vary, A.,and K.J.Bowles, "Ultrasonic Evaluation of the strength of Unidirectional Graphite/Polyimide Composites", NASA TM-73646, 1977
8. Vary, A.,and R.F.Lark, "Correlation of Fiber Composite Tensile Strength with the Ultrasonic Wave Factor", NASA TM-78846, 1978
9. Govada,A.K.,J.C.Duke,Jr., and E.G.Henneke 2th, " A study of the Stress Wave Factor Technique for the Characterization of Composite Materials," NASA CR 17480, 1985
10. Kiernal, M.T. "An Aucooustic-Ultrosonic System for the Evaluation of Composite Materials" Master's Thesis, College of Engineering, Virginia Polytechnic Institute and stste university, Blacksburg, VA, 1986
11. Kiernan,M.T., and J.C.Duke,Jr., "Acousto-Ultrasonics as a Monitor of Material Anisotropy, " Materials Evaluation, Vol.46, No.8, pp. 1105-1113, July 1988
12. Pao,Y.,and R.K.Kaul, "Waves and Vibrations in Isotropic and Anisotropic Plates", in R.D.Mindlin and Applied Mechanics, pp. 149-196 Pergamon, New York, NY, 1974