

# 용접결함 패턴인식을 위한 신경망 알고리즘 적용

## Adaption of Neural Network Algorithm for Pattern Recognition of Weld Flaws

김창현, 유홍연, 홍성훈  
전남대학교 전자컴퓨터공학부

Chang-Hyun Kim(bestdesire@vip.chonnam.ac.kr),  
Hong-Yeon Yu(keister@vip.chonnam.ac.kr), Sung-Hoon Hong(hsh@chonnam.ac.kr)

### 요약

본 연구에서는 초음파 검사를 기반으로 하는 비파괴검사 방법을 사용하였으며, 용접결함의 패턴인식 알고리즘으로서 역전파 신경망과 확률 신경망을 비교하였다. 이러한 목적을 위한 과정에서 두 가지 알고리즘에 동일한 변수를 적용하였으며, 여기서 사용된 특징변수는 용접결함으로부터 반사된 시간영역 상의 전체 결함신호로부터 결함부분만을 분리한 신호파형을 사용하였다. 이상의 절차를 통하여 두 가지 알고리즘의 적용방안을 확인하였으며, 두 가지 알고리즘에 대하여 각각의 장단점을 비교하였다.

■ 중심어 : | 역전파신경망 | 확률신경망 | 패턴인식 | 초음파검사 |

### Abstract

In this study, we used nondestructive test based on ultrasonic test as inspection method and compared backpropagation neural network(BPNN) with probabilistic neural network(PNN) as pattern recognition algorithm of weld flaws. For this purpose, variables are applied the same to two algorithms. Where, feature variables are zooming flaw signals of reflected whole signals from weld flaws in time domain. Through this process, we compared advantages / disadvantages of two algorithms and confirmed application methods of two algorithms.

■ keyword : | Backpropagation Neural Network | Probability Neural Network | Pattern Recognition | Ultrasonic Test |

## 1. 서론

비파괴검사의 분야 중에서 초음파 탐상검사는 결함의 위치에 대한 정량적인 값을 판정할 수 있는 장점을 가지고 있으나, 결함의 종류, 형상, 크기 판정에 있어서는 검사자의 경험 및 주관에 의존하여 신뢰성 및 재현성이 적은 단점이 있는 관계로 방사선 투과검사가 주로 이용되고 있다. 그러나 방사선 투과검사는 탐상면에 평

행하게 위치하는 슬래그 혼입(slag inclusion), 기공(porosity) 등의 체적결함에 대해서는 우수한 검출능력을 가지는 반면에 탐상면에 수직한 융합불량(lack of fusion), 균열(crack) 등의 선형결함에 대해서는 탐상이 어려운 단점이 있다[1].

그러므로 초음파 탐상검사는 현장적용의 용이성과 정량적인 값의 취득이 가능하고, 방사선 투과로서는 기하학적인 형상 및 방향성 때문에 발견하기 어려운 체적

\* 본 연구는 산업자원부 지방기술혁신사업(RTI04-03-03) 지원으로 수행되었습니다.

접수번호 : #061226-004

접수일자 : 2006년 12월 26일

심사완료일 : 2007년 01월 22일

교신저자 : 홍성훈, e-mail : hsh@chonnam.ac.kr

결합과 선형결합을 동시에 탐상할 수 있다는 관점에서 결합의 종류, 형상, 크기를 판정하기 위한 연구가 현재 까지 진행되고 있다. 용접결합의 종류 판별은 각 결합의 종류에 있어서도 형상과 크기 등이 상이하게 다르므로 실제의 결합을 분류하기 위해서는 먼저 가장 큰 특징이 될 수 있는 용접결합의 특징변수로부터 다시 세부적인 특징을 분류하는 단계를 거쳐야 하며 사실상 가장 중요한 단계는 용접결합의 가장 큰 특징을 선택하는 특징변수의 추출로서 결합분석의 정확도에 가장 큰 영향을 미치게 된다[2-4].

이러한 과정들을 통하여 용접결합의 종류판별이 가능하게 된다면 현재 용접부의 강도에 치명적인 손상을 야기하는 균열은 물론이고 용접부에 발생하는 각종 결합의 종류를 판별함으로써 잔류수명의 예측과 안전성 문제의 해결을 위한 안전진단 분야에서 그 파급효과를 기대할 수 있으리라고 판단된다.

## II. 연구배경

비파괴 평가는 용접결합의 검출과 함께 결합의 원인과 상태를 분석하는 과정으로 산업 및 과학 분야에서 중요한 위치를 점유하고 있다. 이러한 중요성에도 불구하고 국내에서는 용접부의 결합 검출에 관한 표준안이 아직 정립되어 있지 않았으며, 이러한 내용의 구축을 위하여 다각적인 연구가 활발히 진행되고 있다[5][9][13].

최근에는 형상 인식 분야에서 우수성이 입증된 신경회로망(neural network)를 이용함으로써 결합의 위치 및 크기는 물론이고 형상까지도 분류할 수 있는 장점을 가지고 있으며, 송[9], 이[14], 김[5] 등에 의한 연구가 있다.

위의 다양한 연구내용들 중에서 송[9]은 확률 신경회로망을 이용한 초음파 형상 인식 기법으로 기공, 슬래그 혼입, 균열과 같은 선형 및 체적결합 분류를 수행하였으며, 이[14]는 오스테나이트계 스테인레스강 304 용접부의 용접 결합에 대하여 정량적 결합 평가 기준인 거리진폭 특성곡선의 설정으로 인한 현장성 및 실용성이 높은 초음파법의 제안과 역전파 학습 알고리즘에 의

한 신경회로망으로 열영향부의 인공 결합을 분류하고 평가하였다. 김[5]은 용접 결합의 패턴 분류를 위한 특징변수의 추출에 관한 연구를 수행하였으며, 추출된 특징 변수의 유효성을 검증하기 위하여 유클리디언 거리를 기반으로 하는 베이시언(Bayesian) 분류기를 사용하여 타당성을 확인하였다.

그러나 이러한 연구내용들은 각각의 분류 방법의 장점을 서술하여 우수성을 펼치고 있지만, 객관적인 비교 검증에 대한 연구사례는 확인되지 않았으며, 이러한 객관적인 검증의 내용에 관한 연구의 필요성을 절감하게 되었다. 우수성이 입증된 확률 신경회로망과 역전파 신경회로망에 대하여 동일한 입력변수를 적용하여 각각의 성능 및 장단점에 대하여 실험적으로 확인하고자 한다.

## III. 신호형상 분류 및 특징변수 추출

초음파 탐상기를 사용하여 얻은 각 결합에 대한 반사 신호의 아날로그 데이터를 얻어서 이를 PC-based oscilloscope을 이용하여 디지털 데이터 값을 취득함으로써, 결합의 종류 판별을 위한 특징신호의 정보군을 형성한다.

이와 같이 형성된 특징신호의 정보군에 있어서 결합의 위치와 파형의 크기 정보는 매우 중요하지만, 본 연구에서는 역전파 신경망 및 확률 신경망의 성능을 비교함에 목적이 있는 관계로 두 가지 부류의 신호파형을 동일한 진폭 상에서 형태의 차이만을 가지고 분류를 수행하기 위해 초음파 탐상기의 감도레벨을 동일진폭으로 정규화하여 원신호 파형을 취득하였으며, 취득된 초음파의 원신호 파형에서 결합으로부터 반사된 순수한 결합신호만을 윈도우 함수를 사용하여 분리하였다. 이러한 과정을 통하여 취득된 순수한 결합신호의 파형을 각각의 용접결합에 대한 형태상의 특징을 갖는 대표신호로서 선정하여 특징변수로 선정하였다[5][6].

#### IV. 역전파 및 확률 신경망의 적용

역전파 신경망(backpropagation neural network ; BPNN)은 다층 퍼셉트론에 관련된 가중치 및 임계값에 관한 해를 반복적으로 구하는 일반적인 방법으로서 작은 학습률이 사용되는 경우에 안정적인 최속 강하법에 속하지만, 수렴이 느린 단점을 가지고 있으므로 BPNN의 성능을 높이기 위한 방법으로서는 가변적인 학습률을 적용하는 방법 등이 있다[7][11][12].

반면에 확률 신경망(probabilistic neural network : PNN)은 가중치들이 반복적인 과정을 통하여 학습과정 중에 기억됨으로서 빠른 학습속도를 갖게 되고, 신뢰성 있는 추정치를 위한 이론적인 근거를 제공하지만, 모든 패턴을 기억해야 하기 때문에 많은 데이터를 필요로 하게 된다[8-10].

##### 1. 역전파 신경망

다층 퍼셉트론의 일종인 BPNN은 입력층과 출력층 사이에 은둔층이 존재하며, 다음의 [그림 1]에 역전파 신경망의 계층구조를 나타내었다. 계층의 구성은 입력층, 은둔층, 출력층으로 구성되며, 각 층간은 가중치에 의하여 연결되며, 이 가중치의 설정에 의하여 안정된 출력을 형성하게 된다.

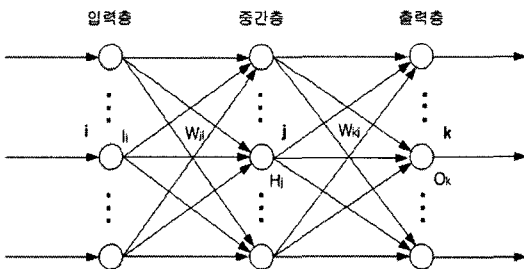


그림 1. 역전파 신경망

은둔층을 증가하고 비선형 활성화함수를 사용함에 따라서 결정구역이 고급화 되는 장점을 확보할 수 있으므로 본 연구에서 은둔층과 출력층의 비선형 활성화함수로 시그모이드 함수를 적용하여 결정영역이 통상의 직선이 아닌 완만한 곡선으로 경계가 형성되도록 하여 은

둔층을 학습하는 역전파 학습 알고리즘을 수행하도록 하였다.

[그림 1]의 모델을 대상으로 하여 입력층( $I$ )와 은둔층( $H$ ) 및 출력층( $O$ )은 식(1)로서 정의된다.

$$H_j = f\left(\sum_i W_{ji} \cdot I_i + \theta_j\right)$$

$$O_k = f\left(\sum_j W_{kj} \cdot H_j + \theta_k\right) \quad (1)$$

식(1)에서 입력층( $I$ )과 은둔층( $H$ )의 2층오차( $E_p$ )를 줄이기 위한 가중치( $W_{ji}$ )는 식(2)로 재조정된다.

$$W_{ji} = -\eta_3 \cdot \frac{\delta E_p}{\delta W_{ji}} = \eta_3 \cdot \delta_j \cdot I_i \quad (2)$$

식(1)의 은둔층( $H$ )과 출력층( $O$ )의 2층오차( $E_p$ )를 줄이기 위한 가중치( $W_{kj}$ )는 식(3)으로 재조정된다.

$$W_{kj} = -\alpha_2 \cdot \frac{\delta E_p}{\delta W_{kj}} = \eta_2 \cdot \delta_k \cdot H_k \quad (3)$$

모든 패턴( $P$ )에 대한 2층오차( $E_t$ )는 식(4)로 나타낼 수 있다. 여기서, ( $T_{pk}$ )는 목표벡터이며, ( $O_{pk}$ )는 출력벡터이다.

$$E_t = \sum_p \sum_k (T_{pk} - O_{pk})^2 / 2 = \sum_p E_p \quad (4)$$

각 패턴  $P$ 의 학습으로 2층오차( $E_p$ )를 점차 줄임으로서 전체적으로 오차함수( $E_t$ )를 극소화 한다.

##### 2. 확률 신경망

PNN은 취득한 데이터로부터 특징값의 분포특성을 확률밀도함수(probabilistic density function)의 형태를 추론하는 특징을 가지고 있다. PNN의 구조를 살펴보면 [그림 2]와 같은 계층구조를 갖는다.

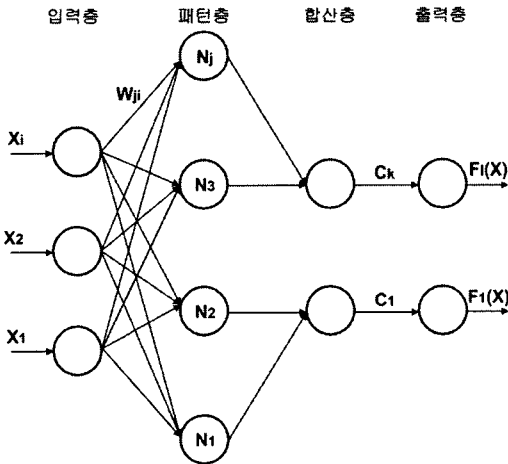


그림 2. 확률 신경망

[그림 2]는 입력유형  $X$ 를 두 개의 클래스로 분류하는 PNN 구조를 나타내고, 입력층은 모든 훈련유형에 동일한 입력유형을 입력하는 일종의 분배층이며, 패턴층은 각 훈련패턴에 대하여 가중치 벡터  $W_{ji}$ 와 입력유형  $X_i$ 의 내적  $Z_i$ 를 구한 후, 비선형 활성화 함수에  $Z_i$ 를 입력하여 비선형 연산을 수행한다. 합산층은 패턴층에서 계산된 비선형 출력결과를 합산한다.

확률 신경망은 역전파 신경망에서 사용되는 sigmoid 활성화함수 대신에 비선형 연산자인  $\exp[(Z_i - 1)/\sigma^2]$ 을 사용한다. 이와 같은 내용을 정규화 하면 식(5)로 정의된다.

$$G(z_j) = \exp[(Z_i - 1)/\sigma^2] \quad (5)$$

식(5)에서  $Z_i$ 는  $X_i$ 의 내적으로 식(6)으로 표현된다.

$$Z_i = \sum X_i \cdot W_{ji} \quad (6)$$

합산층은 식(5)와 식(6)에 의한 결과들을 단순히 합산하는 역할을 수행하여 식(7)과 같이 정의된다.

$$G_c(z_j) = \sum_{j=1}^N \exp[(Z_i - 1)/\sigma^2] \quad (7)$$

위의 수식들에 의하여 학습이 완료되면 사용자 정의 파라미터  $C_k(k=1,2,3)$ 와 평활화 계수  $\sigma$ 를 선택하여야 하며  $C_k$ 는 식(8)과 같이 표현된다.

$$C_k = \frac{h_k l_k}{n_k} \quad (8)$$

여기서,  $h_k$ 는  $k$ 번째 범주의 사전확률,  $l_k$ 는 손실계수,  $n_k$ 는  $k$ 번째 범주내의 학습표본수이다. 사용자가 균열과 같은 어떤 특정한 범주에 더 큰 비중을 두고 싶을 때는  $l_k$ 에 큰 값을 지정할 수 있으며, 특별히 특정범주에 비중이 필요 없다면 -1로 설정하면 된다. 본 연구에서는 -1로 설정하였다.

그러므로 출력층의 출력함수는 식(9)로 정의된다.

$$F_i(z_j) = \sum_{j=1}^N \exp[-(Z_i - 1)/\sigma^2] \quad (9)$$

평활화 계수  $\sigma$ 는 패턴층 내에 있는 각 패턴들의 분류에 있어서 개별적인 중요도를 조절하는 파라미터로서 이론적인 근거로부터 결정이 아닌 시행착오법에 의하여 적절한 값을 선택하여 주어야 한다.

## V. 실험장치

### 1. 용접시험편

용접결합의 탐상을 위한 용접시험편을 제작하기 위해서 사용한 재료는 일반 구조용 압연강재(SB41)로 평판에 아크용접을 사용하여 용접시험편을 제작하고, 내재된 결함들은 자연 결함들이다. 제작상의 난점으로 인하여 Sonaspection Co, England 에 제작을 의뢰하여 용접결합 시험편을 제작하였다. 본 실험에서 사용된 용접결합 시험편에 내재된 결함의 종류에 관한 사항들은 [표 1]에 나타내었다.

표 1. 학습용 용접결함의 구성

접합방법	개선면 형태	결함명칭 (사편번호)
맞대기 접합 (파이프)	V 형	루트균열 (87)
		기공 (88)
T 접합 (평판)	K 형	슬래그 (85)
		루트균열 (85)
		토우균열 (86)
맞대기 접합 (평판)	V 형	슬래그혼입 (89)
		미세기공 (90)
		사이드균열 (91)

[표 1]의 용접결함을 대상으로 하여 분류를 수행하였다. 분류에 사용된 데이터의 전체 수량은 각각의 결함에 대하여 5회의 반복검사를 통하여 110개를 적용하였으며, 결함패턴의 학습에 사용된 학습데이터의 수량은 40개로서 역전파 신경망과 확률 신경망에 동일하게 적용하였다. 또한, 분류하려는 결함은 스파이럴 용접 파이프(spiral weld pipe)에 내재하는 결함으로서 선형결함의 종류는 균열(crack)과 융합불량(lack of fusion)이고, 체적결함의 종류는 용입불량(lack of penetration), 슬래그(slag) 혼입, 기공(porosity)으로서 체적결함은 3종류이고, 선형결함은 2종류이다.

2. 장치구성

본 실험에서 사용된 초음파 측정 분석장비의 시스템은 [그림 3]과 같다. 초음파 탐촉자(5Z 10×10 A70)는 공진주파수 5MHz의 고감도형 경사각 탐촉자를 사용하였으며, 초음파 탐상기는 TOKIMEC사의 SM-300를 사용하였다. 결함으로부터 반사된 초음파 신호를 PC 기반의 오실로스코프를 사용하여 취득하였고 각각의 신호로부터 결함패턴으로 대표되는 형태의 순수한 결함 신호만을 특징변수로 사용하였다.

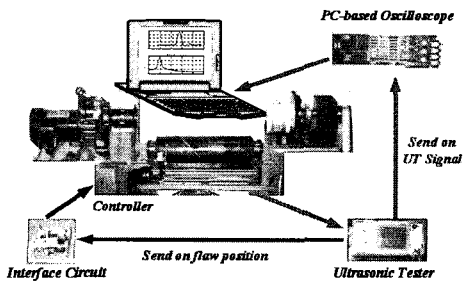


그림 3. 검사장치의 구성

VI. 실험결과 및 해석

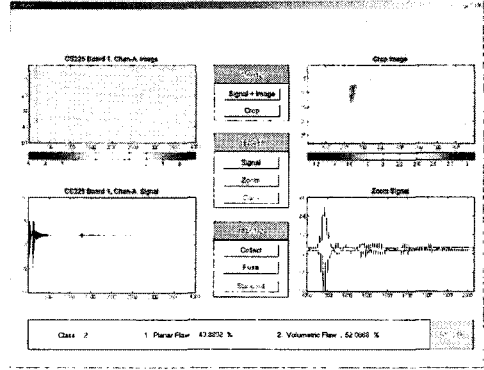


그림 4. 실험결과

[그림 7]은 [그림 6]의 zooming 신호를 각 결함의 종류별로 분류한 내용으로 본 연구에서 적용된 분류기인 PNN 분류기와 BPNN 분류기에 동일하게 적용된 학습 데이터로써 선형결함의 대표신호로 균열을 사용하였으며, 체적결함의 대표신호로서는 슬래그 혼입과 기공을 사용하였다.

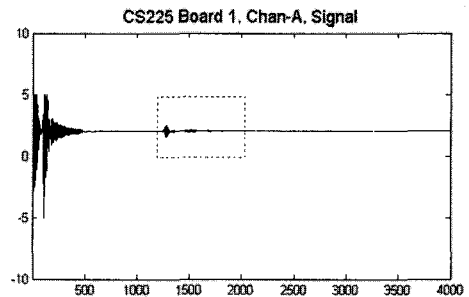


그림 5. 취득된 초음파 신호 : 원파형

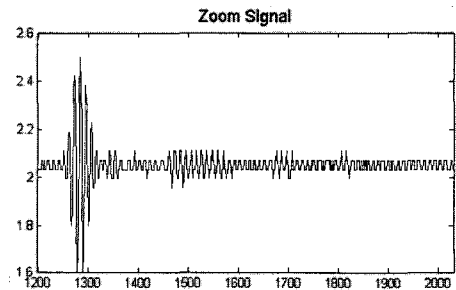


그림 6. 결함신호 : zooming 파형

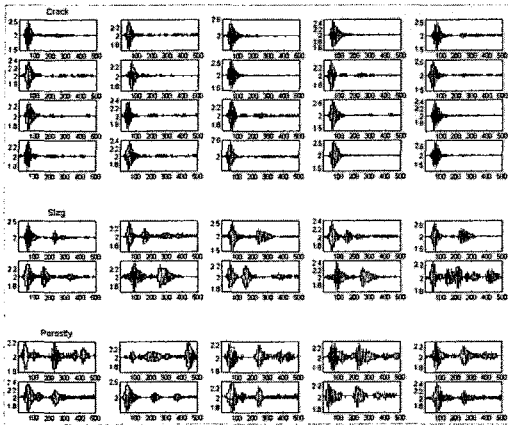


그림 7. 학습(시험)신호

[그림 8]은 BPNN 분류기의 학습결과를 나타내었다. 사용된 은닉층 뉴런의 개수는 125개이며, 출력오차의 한계는 0.2로 설정하고, 초기학습률은 0.02로 설정하여 학습한 결과는 22,947 사이클 후에 학습이 완료되었다.

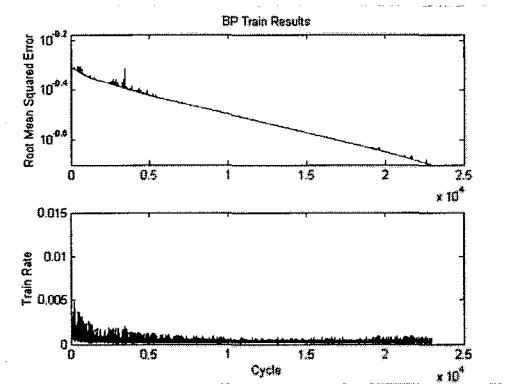


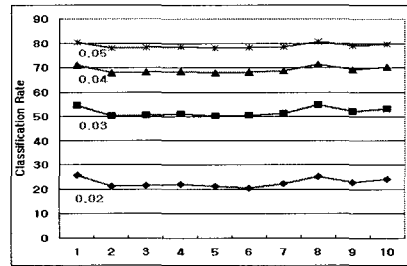
그림 8. 학습결과 : BPNN

[그림 9]는 본 연구에서 적용된 PNN 분류기의 성능에 영향을 미치는 확률밀도함수의 평활화 계수의 선정에 관한 샘플 10ea의 적용결과를 나타낸다.

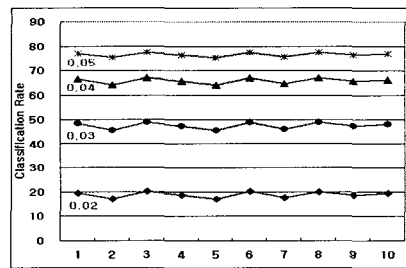
본 연구에서 분류하고자 하는 결함의 종류는 선형결함과 체적결함으로서 2가지로 분류하게 되므로 각 클래스에 소속이 될 확률은 50%를 기준으로 하여 표현되어야 타당하다.

[그림 9]에서 2개의 클래스 중에서 해당 클래스에 소속될 확률을 표현함에 있어서 50% 이상을 correct

accept로 그렇지 않을 경우를 false reject로 표현하였으며, 평활화 계수로서 0.03을 적용하여 적절한 분류 및 확률분포를 나타냄을 확인할 수 있다.



(a) Correct accept



(b) False reject

그림 9. 평활화 계수 : PNN

전체적인 분류율은 [그림 10]에 나타난 것처럼 BPNN 분류기의 성능이 우수함을 확인할 수 있다.

PNN은 각각의 데이터 간의 거리에 의한 확률밀도함수에 기반을 두는 관계로 [그림 11]에서처럼 충분한 확률밀도가 구성되는 선형결함(planar flaw; 균열과 용합 불량)의 2종류의 결함만이 존재하는 경우에 대하여서는 높은 분류율을 보인 반면에 확률밀도가 낮은 체적결함(volumetric flaw; 용입불량, 슬래그 혼입, 기공의 3종류의 결함이 존재할 경우는 확률밀도 함수가 분산되므로)에 대하여서는 낮은 분류율을 도출함으로써 확률밀도의 확보(충분한 데이터 수량)가 중요한 요소임을 확인하였다.

BPNN은 선형결함과 체적결함의 분류율이 유사하게 나타남으로서 우수한 분류기임을 확인하였다. [그림 11]처럼 확률밀도가 낮은 즉, 적은 수량의 데이터에 대하여도 안정적인 결과를 도출하였다.

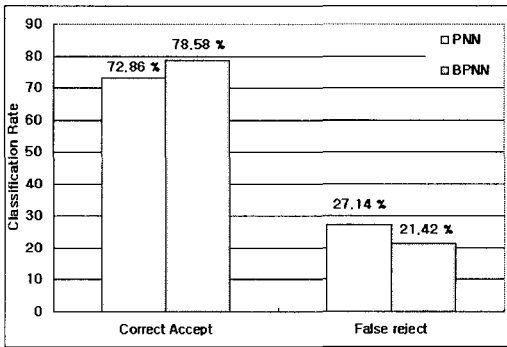


그림 10. 분류율 비교 : 분류기 기준

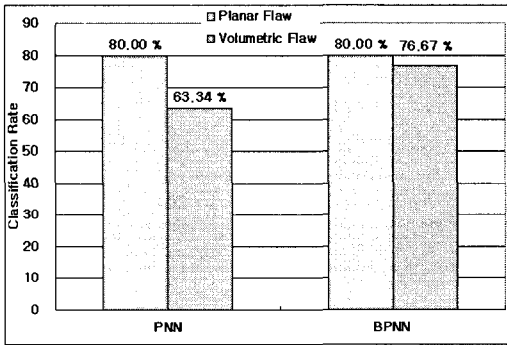


그림 11. 분류율 비교 : 결함 기준

그러나, 안정된 분류성능에도 불구하고 BPNN의 단점인 학습속도의 향상에 대한 문제점이 남는 관계로 차후로 BPNN의 학습속도 향상에 관한 연구가 필요하다. BPNN의 단점인 학습속도를 개선하기 위하여 학습가중치를 다양하게 적용한 연구가 진행 중에 있다.

## VII. 결론

본 연구에서는 용접결함으로부터 반사된 초음파 결함 신호의 패턴인식을 위한 분류기 알고리즘으로서 역전파 신경망(BPNN)과 확률 신경망(PNN)의 성능을 비교하였다. 두 분류기에 동일하게 적용된 학습/시험데이터로써 선형결함의 대표신호로 균열과 체적결함의 대표신호로서는 슬래그 혼입과 기공을 사용하였으며, PNN에 비하여 BPNN은 확률밀도가 낮은(즉, 적은 수량의 데이터를 갖는) 체적결함에 대하여서도 안정적인

분류율 결과를 도출하였으며, 확률밀도가 높은(즉, 많은 수량의 데이터를 갖는) 선형결함의 분류율과 유사한 결과가 나타남으로서 우수한 분류기임을 확인하였다. 우수한 성능을 갖는 BPNN 분류기의 단점인 학습속도의 향상을 통하여 용접결함 패턴 분류기의 성능을 극대화 하는 성능개선에 관한 연구가 진행되고 있다.

## 참고 문헌

- [1] J. L. Rose, *Ultrasonics Waves in Solid Media*, Cambridge University Press, 1999.
- [2] W. Zhu, J. L. Rose, J. N. Barshinger J. N, and V. S. Agarwala, "Ultrasonic guided wave NDT for hidden corrosion detection," *Research in Nondestructive Evaluation*, Vol.10, No.4, pp.205-225, 1998.
- [3] L. Liu, M. J. Avioli, and J. L. Rose, "Incident angle selection for the guided wave inspection of pipe defects," *J. of Insight*, Vol.43, No.2, 2001.
- [4] T. R. Hay, W. Luo, J. L. Rose, and T. Hayashi, "Rapid Inspection of Composite Skin-Honeycomb Core Structures with Ultrasonic Guided Waves," *J. of Composite Materials*, Vol.37, pp.929-939, 2003.
- [5] J. Y. Kim, B. O. Roh, S. You, C. H. Kim, and M. S. Ko, "A Study on the Extraction of Feature Variables for the Pattern Recognition of Welding Flaws," *J. of KSPE*, Vol.19, No.11, pp.103-111, 2002.
- [6] K. I. Vinay and G. P. John, *Digital Signal Processing*, Sigma-press Pub, pp.353-428, 1998.
- [7] L. Rutkowski, *New Soft Computing Techniques for System Modeling, Pattern Classification and Image Processing*, New York : Springer-Verlag, 2004.
- [8] 이현엽, 문경일, *Matlab을 이용한 퍼지-뉴로*, 아진출판사, pp.209-325, 1999.

[9] S. J. Song, "Nondestructive Flaw Classification by Pattern Recognition Approach," J. of KSNT, Vol.19, No.5, pp.378-391, 1999.

[10] T. Ganchev, N. Fakotakis, and G. Kokkinakis, "Text-Independent Speaker Verification Based on Probabilistic Neural Networks," Proc. of the Acoustics, pp.159-166, 2002.

[11] L. Rutkowski and K. Cpałka, "Flexible neuro-fuzzy systems," IEEE Trans. Neural Networks, Vol.14, pp.554-574, 2003.

[12] A. O. Mohammed and A. S. Walid, "Speeding Up Back-Propagation Neural Networks," Proc. of Informing Science IT Education Joint Conference, pp.167-173, 2005.

[13] I. K. Park, U. S. Park, Y. W. Kim, S. C. Kang, T. H. Choi, and J. H. Lee, "Models of Reliability Assessment of Ultrasonic Nondestructive Inspection," J. of KSNT, Vol.21, No.6, pp.607-611, 2001.

[14] W. Yi and I. S. Yun, "A Study on defect Classification and Evaluation in Weld Zone of Austenite Stainless Steel 304 Using Neural Network," J. of KSPE, Vol.15, No.7, pp.149-159, 1998.

유 홍 연(Hong-Yeon Yu)

정회원



- 2001년 2월 : 동신대학교 전자공학과 (공학사)
- 2004년 2월 : 전남대학교 전자공학과 (공학석사)
- 2006년 2월 : 전남대학교 전자공학과 (박사수료)

<관심분야> : 멀티미디어 시스템, 의료영상처리

홍 성 훈(Sung-Hoon Hong)

정회원



- 1991년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사)
- 1999년 8월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학박사)
- 2000년 7월 ~ 현재 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

<관심분야> : 영상부호화, 의료영상처리, 멀티미디어 시스템, 영상처리용 SoC, 객체분할

저자 소개

김 창 현(Chang-Hyun Kim)

정회원



- 1996년 2월 : 조선대학교 정밀기계공학과 (공학석사)
- 2005년 2월 : 조선대학교 정밀기계공학과 (공학박사)
- 2006년 10월 ~ 현재 : 전남대학교 산학협력단 연구원

<관심분야> : 비파괴검사, 신호/영상처리, 패턴인식