

신경회로망을 이용한 페라이트계 탄소강 용접부의 초음파 신호 인식 향상에 관한 연구

윤인식*, 박원규**, 이원***

A Study on the Enhancement of Ultrasonic Signal Recognition in Ferrite Carbon Steel Weld Zone Using Neural Networks

In Sik Yun*, Won Kyou Park**, Won Yi***

ABSTRACT

This paper proposes the optimization of ultrasonic signal recognition in ferrite carbon steel weld zone using neural networks. For these purposes, the ultrasonic signals for defects as porosity, incomplete penetration and slag inclusion in the weld zone are acquired in the type of time series data. And then their applications evaluated feature extraction based on the time-frequency-attractor domain(peak to peak, rise time, rise slope, fall time, fall slope, pulse duration, power spectrum, and bandwidth) and attractor characteristics (fractal dimension and attractor quadrant) etc.

The proposed neural networks system in this study can enhances performance of ultrasonic signal recognition.

Key Words : Neural Network(신경회로망), Ultrasonic Wave(초음파), Weld Zone(용접부), Time Delay(시간지연), Embedding Dimension(임베딩차원), Attractor(어트랙터), Fractal Dimension(프랙탈차원)

1. 서론

모재와 용가재의 용융으로 형성된 용접부(weld zone)는 구조상, 전체적으로 불안정한 상태를 나타내게 된다. 특히 용접부내의 체적 결함인 기공(porosity), 불완전 용입(incomplete penetration), 슬래그 혼입(slag inclusion) 등은 응력 집중에 의한 강도 저하를 초래하여 파괴, 손상과정으로의 열화(degradation)에 직접적 원인이 되기도 한다. 따라서 이러한 용접부에 존재하는 각종 결함을 검출하고 이에 대해 정량적으로 평가하기 위하여 현재 널리

사용되고 있는 방법으로는 방사선 투과⁽¹⁾와 초음파 탐상^{(2)~(3)} 등과 같은 비파괴 검사법을 들 수 있다. 특히 초음파에 의한 용접부의 결함 종류 판별^{(4)~(5)}은 정량적 강도 평가를 가능하게 하므로서 피로파괴와 같은 대형 사고를 미연에 방지할 수 있어 그 중요성이 더욱 높아 가고 있다. 이러한 용접부 결함의 종류 판별에 있어서는 결함으로부터의 초음파 신호에 대한 정량적 특징 추출(feature extraction)과 추출한 특징으로부터 초음파와의 관계를 해석하는 것이 첫번째 선결 과제이다. 용접부 결함 특징 추출을 위한 기존의 방법^{(6)~(7)}에 있어서

††† 2001년 7월 25일 접수

* 경기공업대학 메카트로닉스과

** 경기공업대학 컴퓨터응용설계과

*** 숭실대학교 기계공학과

는 주로 시간 영역(time domain)상의 가장 첫 번째 에코를 대상으로 하고 있으나, 결합의 종류에 따라 파형이 각각 다르며, 또한 노이즈(noise) 수준을 고려한 임계치의 설정과 결합으로부터의 초음파 신호 중 해석이 가능한 부분 파형만을 적용하는 단점으로 인하여 정밀도가 낮아지는 등의 문제점을 갖고 있다. 이와 같이 일반적인 신호 분석법으로 전체 파형을 고려한 정량적 특징을 추출하기 어려운 경우에 대하여 최근 어트랙터 해석(attractor analysis)에 의한 방법의 시도가 모색되고 있다.^{(8)~(9)}

따라서 본 연구에서는 페라이트계 탄소강 용접부의 인공 결합(기공, 불완전 용입, 슬래그 혼입)에 대하여 시간 영역상의 특징 6개와 주파수 영역상의 특징 2개를 기준으로 하는 분류기를 구성하여 평가한 후, 결합으로부터의 전체 파형을 고려한 시간 지연과 임베딩 차원⁽¹⁰⁾을 설정하여 어트랙터의 사분면 특징과 프랙탈 차원⁽¹¹⁾ 추출 등의 프랙탈 특징 추출에 의한 고찰 결과와 비교하여 결합의 종류와 위치에 따른 어트랙터 재구성의 사분면 형상과 프랙탈성의 정도를 평가하고 이로부터 초음파 신호 인식 최적화를 위한 방법을 제시한다.

2. 신경회로망의 원리

신경회로망⁽¹²⁾은 인간의 뇌에 존재하는 생물학적 신경세포와 이들의 연결 관계를 단순화시켜 수학적 모델링 함으로써 병렬 시스템인 인간의 두뇌와 같은 지능적 형태를 구현하는 것이다. 다층 계층형 신경회로망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며, 패턴분류를 위하여 사용된다. 중간층과 출력층은 처리소자와 연결강도를 지니고 있으며, 노드마다의 처리소자는 강도를 곱한 각각의 입력값에 바이어스값을 더해서 식(1)⁽¹²⁾과 같은 시그모이드 함수 $f(x)$ 에 의해 출력을 만들어 낸다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{x}{\theta_0}}} \quad (1)$$

여기서 θ_0 는 활성화함수인 시그모이드 곡선의 형태를 결정하는 형태상수이다. 입력층을 제외한 각 노드에 대한 총입력은 그 전층의 모든 노드의 출력값에 강도를 곱한 값들이다. 즉, k 층의 j 노드에 대한 총

입력은 식(2)⁽¹²⁾과 같이 된다.

$$net_j^k = \sum_{i=1}^m w_{ji}^k o_i^{k-1} \quad (2)$$

여기서 m 은 $(k-1)$ 번째층의 노드수, w_{ji}^k 은 $(k-1)$ 번째층의 i 번째 노드와 k 번째층의 j 번째 노드간의 연결강도, o_i^{k-1} 은 $(k-1)$ 번째층의 i 번째 노드의 출력이다. 따라서 k 층의 j 노드에서의 출력은 식(3)⁽¹²⁾과 같다.

$$o_j^k = \frac{1}{1 + e^{-\frac{net_j^k + \theta_j^k}{\theta_0}}} \quad (3)$$

식(3)에서 계수 θ_j 는 바이어스값이다.

은닉층에서의 노드의 출력을 식(3)으로 계산하고 출력단에서의 출력을 계산한 후, 식(4)와 같이 주어지는 출력단에서의 각 입력패턴에 따라서 발생하는 추정치의 자승오차항을 평균으로 하는 오차 E 를 최소화하는 방향으로 입력과 출력단사이의 연결강도를 수정하는 과정을 반복한다.

일반적으로 출력값은 목표값과 같지 않고, 따라서 평균시스템 오차를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$E = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (y_i - o_i)^2 \quad (4)$$

여기서 m 은 입력으로 선정한 데이터 패턴수, y_i 는 목표치, o_i 는 출력치이다.

식(4)⁽¹²⁾를 연결강도 w_j 에 대해서 최소화시키는 것은 최급강하(steepest-descent)방법으로 가능하며, 역전파 학습알고리즘을 이용하였다.

$$w_{ji}^k(n+1) = w_{ji}^k(n) + \Delta w_{ji}^k(n) \quad (5)$$

$$\Delta w_{ji}^k(n) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}^k} \quad (6)$$

식(5)⁽¹²⁾와 (6)⁽¹²⁾은 단순히 현재의 강도를 최속강하 방향으로 가도록 새로운 강도를 형성하는 것으로

그 정도는 학습을 η 에 의해서 조절된다. η 가 크면 빠른 학습을 가져오나 E 가 net^k 에 대하여 복잡한 함수인 경우 발산할 수 있으므로 식(7)⁽¹²⁾과 같은 모멘텀항을 갖는 수정된 학습식이 도입되었다.

$$\Delta w_{ji}^k(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}^k} + \alpha \Delta w_{ji}^k(n) \quad (7)$$

여기서 α 는 모멘텀율로 $(n+1)$ 단계에서의 학습 강도 w_{ji} 가 n 번째 단계의 값과 심한 차이를 갖지 못하도록 이전 단계에서 추정된 w_{ji} 를 현단계에서 이용하는 비율을 나타낸다.

3. 초음파실험

3.1 시스템의 구성 및 실험방법

본 연구에 사용된 주요 기기로는 초음파 신호를 송수신하는 펄서 리시버(JSR사의 PR35), 펄서 리시버로부터의 신호를 처리하여 디스 플레이하는 디지털 오실로스코프(Lecroy사의 9354A), 결함 신호를 송·수신하는 횡파 사각 탐촉자(krautkrämer사의 주파수 4MHz, 굴절각 : 70°, 진동자 크기 : 8×9mm), 접촉매질(기계유)⁽¹³⁾ 등이다. 실험에 있어서는 사각 탐촉자의 굴절각, 주파수, 시험편의 두께와 성질 등의 상관 관계를 고려하여 오실로스코프의 CRT상에 나타나는 결함 신호의 특성을 파악하고자 하였다. 이를 위하여 Fig. 1, Fig. 2, Fig. 3과 같은 형상을 대상으로 Table 1의 특성을 갖는 기공, 불완전 용입, 슬래그 혼입 등의 정량적 결함을 내재하고 있는 용접 시험편(Flaw Manufacturing Tech. 사 제작)으로부터 데이터를 획득하였다.

3.2 맞대기 용접부의 초음파 결함 신호

실험에 의하여 측정된 시계열 신호는 페라이트계 탄소강 용접부의 기공, 불완전 용입, 슬래그 혼입 등에 대한 결함 신호이며, 용접부로부터 0.5 스킵 거리(skip distance) ~ 1.0 스킵 거리내를 이동하면서 오실로스코프로 획득한 것으로 Fig. 4는 이를 나타낸다. 신호 취득에 있어서 한 결함당 23~25 위치에 대하여 100MHz로 샘플링하였으며, 총 데이터의 크기는 5000샘플이다. Fig. 4의 (a)는 용접부내의 기공 결함에 대한 신호, (b)는 불완전

용입, (c)는 슬래그 혼입에 대한 결함 신호를 나타낸다.

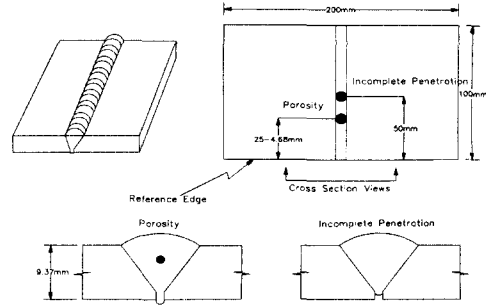


Fig. 1 Configuration of porosity and incomplete penetration welding defects(learning)

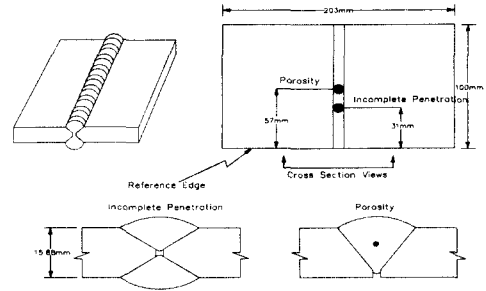


Fig. 2 Configuration of porosity and incomplete penetration welding defects(test)

Table 1 Property according to welding defects (unit : mm)

Defect type	Learning or test	Start of defect to reference	Total defect length	Defect depth	
				Height	Below surface
Porosity	Learning	25	1.56	1.56	3.12
	Test	50	7.81	1.56	4.68
Incomplete penetration	Learning	50	4.16	1.56	surface
	Test	25	9.37	1.56	7.81
Slag inclusion	Learning	175	6.25	3.12	3.12
	Test	275	12.5	3.12	6.25

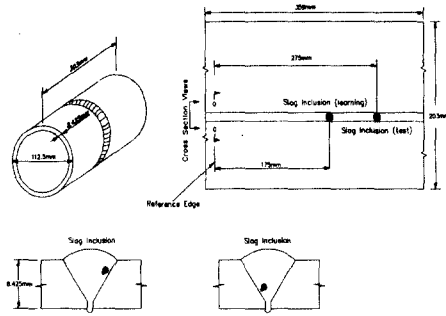


Fig. 3 Configuration of slag inclusion welding defects(learning and test)

횡과 사각 탐촉자를 용접부에 최대한 근접시켜 스캔하면서 결함 신호를 취득 한 후, 최적의 특징 추출을 하고자 하였다.

4. 결과 및 고찰

4.1 시간-주파수-어트랙터 영역에 대한 특징 추출

용접부 결함에 대하여 초음파를 이용하여 획득한 신호는 오실로스코프상에 시간 영역상의 파형으로 나타낼 수 있으며, 이러한 파형은 푸리에 변환을 하게 되면 주파수 영역상의 특성을 갖게 된다. 따라서 본 연구에서는 각각의 용접 결함에 대하여 시간, 주파수, 어트랙터 영역상의 신호를 대상으로 특징을 추출하였다.

시간 영역상의 대상 특징으로는 상승 시간, 상승 기울기, 피크 대 피크, 하강 시간, 하강 기울기, 펄스 폭 등의 6개 특징을, 주파수 영역상에서는 파워 스펙트럼과 대역폭 등의 2개 특징을 추출하였으며, 구체적인 추출 성분 및 방법은 Fig. 5와 같다.

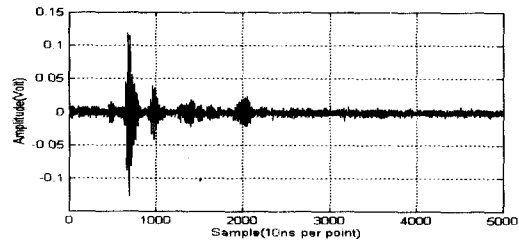
시간 영역상의 특징 추출에 있어서는 획득한 전체 결함 신호를 기준으로 잡음 수준(noise level)을 고려하여 임계값을 설정하였다. 펄스 폭에 대하여는 최대 진폭을 기준으로 5% 수준을, 상승 및 하강 관계에 대해서는 20%와 90% 수준을, 피크 대 피크에 대해서는 100% 수준으로 설정하였다.

주파수 영역상의 특징 추출에 있어서는 획득한 데이터를 푸리에 변환하여 파워 스펙트럼과 중심 주

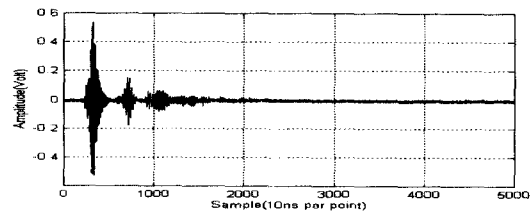
파수를 기준으로 한 주파수의 대역폭을 특징으로 추출하였다.

Fig. 6은 슬래그 혼입 결함에 대하여 1.0 스킵거리에서 획득한 신호를 어트랙터 재구성한 결과로 어트랙터상에서 휘돌아 안으로 향하는 것을 기준으로 x, y축을 중심으로 한 사분면(1~4분면) 특징을 평가하고자 하였다. x축은 최대 에너지를 기준으로 한 상대진폭을 나타내며, y축은 상대진폭과 시간지연이 포함된 것을 의미한다.

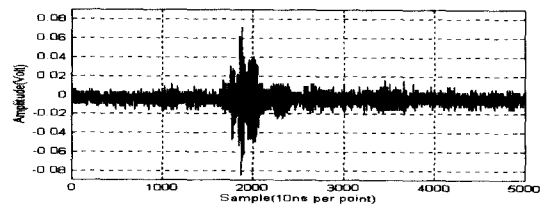
또한 설정한 각각의 수준에 대하여 결함 신호를 파형 특징 추출 프로그램으로 시뮬레이션하여 각 결함당 0.5 스킵, 0.5 스킵 거리 근방, 1.0 스킵 거리 근방을 기준으로 3개씩을 서로 비교하면서 프로그램의 정밀도를 확인하였다.



(a) Defects signal within 0.5 skip (porosity)



(b) Defects signal within 0.5 skip (IP)



(c) Defects signal within 1.0 skip (SI)

Fig. 4 Time series signal from welding defects

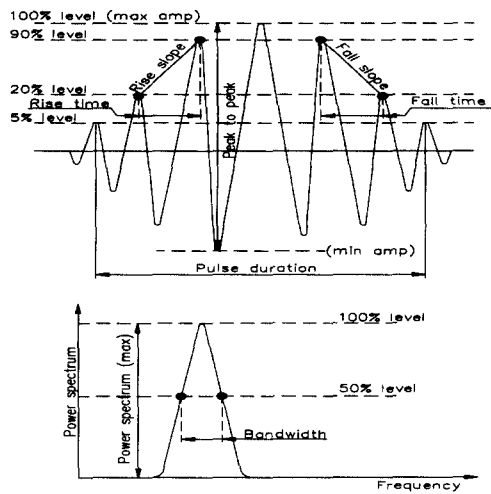


Fig. 5 Schematic of feature extraction

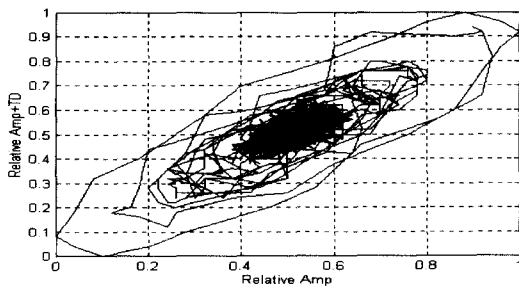


Fig. 6 Dimensional attractor of 1.0 skip(SI)

4.2 신경회로망 시스템의 구성

초음파 결함 신호를 해석하는데 있어서 최근 비선형 해석에서 그 유효성이 입증된 역전파 학습 알고리즘에 의한 계층형 신경회로망을 적용하고, 전체 시스템은 크게 2 단계로 구성하였으며, 첫 번째 단계에서 해석을 위한 주요 사항들이 대부분 결정된다.

첫 번째 단계에서 이루어지는 사항으로는 1)페 라이트계 탄소강 용접부의 용접 결함(기공, 불완전 용입, 슬래그 혼입)에 대하여 0.5~1.0 스킵 거리 내 각각의 측정위치들에 대한 초음파의 동에코 패턴 정보를 획득하고, 2)획득한 정보에 대하여 최적의 특징 선택 및 추출을 하며, 3) 이렇게 결정된 특징들에 대하여 최대 실제값을 기준으로 무차원화하여 데이터를 전처리하고, 4) 입력층, 은닉

층, 출력층에 관계되는 사항들을 결정하게 되며, 5) 학습에 의하여 각층간의 결합 계수값이 결정됨으로서 시스템이 완성되어진다.

두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 구축한 시스템을 이용하여 1)초음파 빔 거리와 위치가 다른 결함의 정보로부터 특징 선택 또는 특징 추출을 하며, 2)결정된 특징들에 대하여 학습시에 적용한 기준을 함께 고려하여 최대 실제값에 대하여 무차원화한 데이터를 전처리 하고, 3)학습된 처리 소자로 덧셈과 곱셈에 의한 테스트를 한 후, 4) 최종적으로 패턴에 대한 성공 인식율(목표값의 90%)을 기준으로 에러율을 계산하여 결함에 대한 전체 패턴 인식율을 평가한다.

4.3 신경회로망에 의한 초음파 신호 인식의 평가

신경회로망은 몇 개의 샘플 데이터를 학습하여 미학습의 데이터에 대한 입력 정보로부터 출력 정보를 추측하는 시스템이다. 본 연구에서는 초음파 신호를 데이터로 하여 결함 분류 시스템을 구성하였으며, Table 2는 학습을 위하여 구성한 신경회로망의 구조, Table 3은 결함을 인식하도록 지정한 패턴을 나타낸다.

Table 2 Structure of neural network for training

Parameters	Structure
Number of input units	7~10
Number of hidden units	20
Number of output units	3
Number of hidden layers	1
Learning rate(η)	0.7
Momentum rate(α)	0.9
Shape factor(θ_0)	1.0

Table 3 Relation of defect and defect type

Defect	Defect type
Porosity	1
Incomplete penetration	2
Slag inclusion	3

초음파 신호 해석의 최적화를 위해서는 주어진 패턴에 대하여 결합의 특성을 대표하는 특징을 선별하는 것이 중요하며, 시간 영역상, 주파수 영역상, 어트랙터로부터 추출한 총 10개 특징들의 학습 및 테스트 세트에 대하여 인식율의 결과를 기준으로 선정하였다.

Table 4는 특징 선택을 위하여 구성한 시스템을 나타내며, 각각의 특징을 1개의 시스템으로 구성하여 전체 12개의 시스템으로 시뮬레이션 한 결과, Fig. 7과 같이 A 시스템은 3종류의 결합에 대하여 전체적으로 59.9%의 인식율을, B 시스템은 68.8%의 인식율을, C-I 시스템은 거의 51%의 인식율로 나타났다. 시뮬레이션한 A~I 시스템중에서 피크 대 피크를 완전히 제외한 B 시스템의 경우가 인식율이 가장 높으며, 피크 대 피크가 포함된 경우에는 거의 51%의 인식율로 낮게 나타났다. 따라서 이러한 결과로부터 피크 대 피크는 패턴 인식용 특징으로는 적합치 않음을 알 수 있다.

Table 4 System construction for feature selection

Type of system	Domain	Application feature	Exclusion feature	Total features
A system		8 features	not	8
B system	• time	7 features	peak-peak	8
	• frequency			
C~I system		7 features	1 feature each among 8 features	8
J system	• time	8 features	7 features+attractor quadrant	10
K system	• frequency	8 features	7 features+fractal dim	10
L system	• attractor	9 features	7 features+attractor quadrant+fractal dim	10

테스트 대상 시스템으로는 어트랙터 특성을 고려한 J, K, L 시스템으로 하였으며, 테스트에 대한 전체 패턴 중에 기공의 경우는 세 패턴이 에러로, 불완전 용입의 경우는 네 패턴이 에러로, 슬래그 혼입의 경우는 다섯 패턴이 에러로 처리되었다. 에러로 처리된 패턴들은 전반적으로 목표값과는 커다란 차이를 나타내었으며, 특히 불완전 용입과 슬래그 혼입의 경우는 인식율이 50% 대의 패턴도 1개씩 존재하였다. K시스템의 경우는 기공에 대해서는 J 시스템과 비교하여 같은 인식율을 나타내

었지만, 불완전 용입과 슬래그 혼입은 한개씩 높은 인식율의 향상을 나타내었다. 또한 L 시스템의 경우도 J 시스템의 경우와 비교할 때, 기공과 슬래그 혼입의 경우는 두 개, 불완전 용입의 경우는 한 개씩의 인식율 향상을 나타내었으며, 전체적인 인식율의 결과는 Fig. 8과 같다.

이상의 결과로부터 시간 영역상과 주파수 영역상의 추출 특징을 적용하는 경우보다는 시간 영역상과 주파수 영역상에서의 적합한 특징을 선택한 후, 어트랙터의 특성을 나타내는 사분면 특징과 전체 데이터 대한 직선 기울기를 나타내는 프랙탈 차원을 조합하여 적용한 경우가 초음파 신호 인식의 정밀도를 향상시킬 수 있었다.

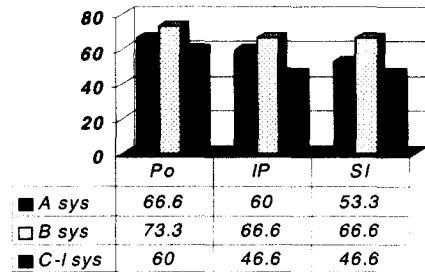


Fig. 7 Simulation results of selected features in time-frequency domain

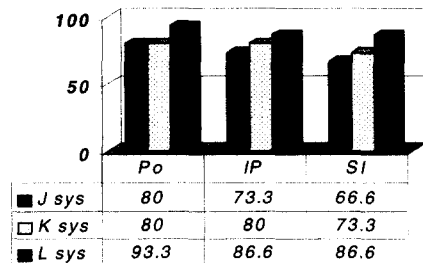


Fig. 8 Simulation results of feature selection including attractor characteristics

5. 결론

페라이트계 탄소강 용접부의 초음파 신호 인식을 하기 위한 적합한 특징 추출과 정밀도 향상

을 위한 분류기의 구성 및 평가는 대단히 어렵다고 하는 것이 세계적으로 공통된 견해이다. 특히 우리나라에서는 초음파 신호 인식 분야의 중요성은 인정하면서도 연구 자체는 실험실적이고 단편적인 몇몇 결과에 머물러 있는 실정이다. 따라서 본 연구에서는 이러한 점을 고려하여 페라이트계 탄소강 인공 용접 시험편을 대상으로 초음파에 의한 용접부 결함 신호의 획득과 적합한 특징 추출을 하였으며, 역전과 학습 알고리즘에 의한 계층형 신경회로망으로 학습시킨 후, 프랙탈 차원 및 어트랙터 사분면 특징을 고려한 테스트로부터 결함의 종류를 분류함으로써 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 초음파 신호 인식 특징 추출에 있어서 용접 결함신호 중 부분 파형만을 고려한 기존의 방법을 보완하는 어트랙터 사분면과 프랙탈 차원 특징 추출에 의한 방법을 새로이 제시하였다.
- (2) 인공 용접 결함 시험편으로부터 획득한 초음파 결함 신호에 대하여 초음파 신호 인식을 위한 적합한 특징 선택을 한 결과, 피크 대 피크는 시스템의 현저한 인식을 저하를 나타내는 부적합한 특징임을 확인하였다.
- (3) 프랙탈 차원과 어트랙터 사분면 특징을 함께 고려한 평가 시스템으로부터 기공에서 93.3%, 불완전 용입에서 86.6%, 슬래그 혼입에서 86.6%의 인식율을 나타내었으며, 전체 45개의 패턴에 대하여 88.8%의 높은 적중율로 결함의 종류를 판정하였다.
- (4) 시간 영역상과 주파수 영역상의 적합한 특징 선택을 한 후, 어트랙터 특성을 포함시켜 조합한 경우를 가장 우수한 신호 인식 정밀도 향상 방법으로 제시하였다.

참고문헌

1. Thomas, F. P., 1992, "Principles of Radiographic Film Interpretation of Pipeline Welds," *Materials Evaluation*, Vol. 50, No. 11, pp. 1268~1273.
2. 이 원, 윤인식, 1997, "산업체 적용을 위한 초음파 검사 기술 개발에 관한 연구," 한국정밀공학회지, 제14권, 제8호, pp. 49~56.

3. S. J. Song and L. W. Schmerr. 1995, "Ultrasonic Flaw Classification in Weldments using Probabilistic Neural Networks," *Journal of Nondestructive Evaluation*, Vol. 11, pp.395~406.
4. 이강용, 김준섭, 1995, "UT신호형상 인식을 위한 Intelligence Package 개발과 Austenitic Stainless Steel Welding부 결함 분류에 관한 적용 연구," 한국비파괴검사학회지, Vol. 15, No. 4, pp. 531~539.
5. 심철무, 최하림, 백흥기, 1997, "퍼지 이론을 이용한 압력용기 용접부 초음파 결함 특성분류," 비파괴검사학회지, 제17권, 제1호, pp. 11~21.
6. 이 원, 윤인식, 1998, "초음파와 신경망을 이용한 오스테나이트계 스테인리스강 304 용접부의 결함 검출 및 평가," 대한용접학회지, 제16권, 제3호, pp. 192~201.
7. 이 원, 윤인식, 1998, "신경회로망을 이용한 오스테나이트계 스테인리스강 304 용접부의 결함 분류 및 평가에 관한 연구," 한국정밀공학회지, 제15권, 제7호, pp. 149~159.
8. 이 원, 윤인식, 이병채, 1998, "카오스 특징 추출에 의한 용접 결함의 초음파 형상 인식," 한국정밀공학회지, 제15권, 제6호, pp. 167~174.
9. 이 원, 윤인식, 1998, "프랙탈 해석을 고려한 용접결함의 초음파 형상 인식 최적화에 관한 연구," 대한기계학회논문집, 제22권, 제11호, pp. 1973~1982.
10. Yun In-Sik, Yi Won, 1998, "The Defect Detect and Nondestructive Evaluation in Weld Zone Austenitic Stainless Steel 304 using Neural Network-Ultrasonic Waves," *KSME International Journal*, Vol. 12, No. 6, pp. 295~306.
11. 이 원, 윤인식, 1999, "6dB drop법에 의한 용접 결함 초음파 신호의 카오스성 평가," 대한기계학회논문집, 제23권, 제7호, pp. 1065~1074.
12. 방승석 역, 1990, "신경회로망 모델의 기초," 교학사, pp. 111~136.
13. 윤인식, 1996, "접촉식 초음파 시험에서 접촉매질의 영향에 관한 고찰," 한국비파괴검사학회 춘계학술발표회 논문집, pp. 206~211.