

研究論文

초음파와 신경망을 이용한 오스테나이트계 스테인리스강 304 용접부의 결함 검출 및 평가

이 원* · 윤인식**

The Defect Detection and Evaluation of Austenitic Stainless Steel 304 Weld Zone using Ultrasonic Wave and Neuro

Won Yi* and In Sik Yun**

Key Words : Ultrasonic Wave (초음파), Neuro (신경망), Shear Wave (횡파), Probe (탐촉자), Heat Affected Zone (열영향부), Artificial Defect (인공결함), Reference Block (대비시험편), Beam Distance (빔거리), Refraction Angle (굴절각)

Abstract

This paper is concerned with defects detection and evaluation of heat affected zone (HAZ) in austenitic stainless steel type 304 by ultrasonic wave and neural network.

In experiment, the reflected ultrasonic defect signals from artificial defects (side hole, vertical hole, notch) of HAZ appears as beam distance of probe-defect, distance of probe-surface, depth of defect-surface on CRT. For defect classification simulation, neural network system was organized using total results of ultrasonic experiment.

The organized neural network system was learned with the accuracy of 99%. Also it could be classified with the accuracy of 80% in side hole, and 100% in vertical hole, 90% in notch about ultrasonic pattern recognition. Simulation results of neural network agree fairly well with results of ultrasonic experiment.

Thus we think that the constructed system (ultrasonic wave - neural network) in this work is useful for defects detection and classification such as holes and notches in HAZ of austenitic stainless steel 304.

* 1997년 12월 16일 접수

* 비회원, 숭실대학교 기계공학과

** 정회원, 숭실대 대학원 기계공학과

1. 서 론

용접부는 공정중의 많은 변수로 인하여 표면 및 내부 결함의 발생 가능성이 매우 높으며, 결함중에서도 언더컷이나 크랙등은 현저한 응력집중을 받게 되어 구조물의 강도저하를 초래한다. 따라서 용접부에 존재하는 각종 결함을 검출하고 이에 대해 정량적으로 평가하는 것은 구조물 전체의 건전성 및 안정성 측면에서 대단히 중요하다. 현재 용접부 내부 결함의 정량적 검출을 위하여 널리 사용되고 있는 초음파 검사법은 화학·화력·원자력 플랜트의 가동전·중에 실시하는 비파괴검사방법(ASME Sec. XI)중에서 체적검사방법¹⁾으로 상당히 중요한 역할을 하고 있다.

최근 오스테나이트계 스테인리스강의 사용 증가와 함께 신설되는 배관라인의 용접부 및 현재 가동중에 있는 화학 플랜트 및 원자력 플랜트 배관라인의 용접부에 대한 정량적 비파괴평가(Quantitative Non-Destructive Evaluation : QNDE)는 공학적으로 대단히 중요하며, 이에 대한 연구로는 방사선에 의한 방법²⁾, 액체침투탐상에 의한 방법³⁾, 자분탐상에 의한 방법⁴⁾, 초음파에 의한 방법⁵⁻⁷⁾등을 들 수 있다. 이러한 방법중에서 방사선에 의한 방법은 결함의 검출이 방사선 선원에 대해 평면적으로만 가능하며, 액체침투탐상 및 자분탐상에 의한 방법은 표면 및 표면 직하의 결함 검출에 한정되어 있는 등의 많은 문제점을 내포하고 있다. 그러나 초음파에 의한 방법은 결함의 크기 및 위치뿐만 아니라 형상까지도 파악할 수 있는 장점을 가지고 있으며, Schmerr⁸⁾, 이⁹⁾ 등에 의한 연구가 있다.

Schmerr⁸⁾은 용접부 결함으로부터의 신호를 이용한 초음파 형상 인식 기법을 사용하여 용접 결함 분류를 하였으며, 이⁹⁾는 디지털 신호 처리법, 통계적 신호형상 인식법, 신경 회로망을 결합한 패키지를 개발하여 용접부 인공 결함의 분류에 적용하였다. 그러나 기존의 연구들은 대부분이 오스테나이트계 스테인리스강 304 용접부의 용착 금속에 대하여 미시적 관점에서 실험실적 결과만을 제시한 것에 불과하며, 특히 용접부에서 가장 취약한 열영향부의 정량적 결함 검출을 위한 평가 및 해석 방법을 제시한 것은 없다.

오스테나이트계 스테인리스강 용접부는 결정립

이 조대한 주상정 조직으로 초음파의 재결내 진행시 산란에 의한 감쇠가 크고, 임상 에코가 많이 나타나므로 신호 대 잡음비(SNR)가 낮게 되며, 또한 주상정이 현저한 이방성을 나타내어 횡파가 도파관 역할을 하므로 의사 에코가 나타나는 등의 문제가 있다. 이로 인하여 기존의 탄소강 등 페라이트계에 적용되고 있는 초음파 탐상법인 횡파 사각법의 적용으로는 모재와 용착 금속과의 경계 근방에 있는 결함의 검출 만이 가능하고¹⁰⁾, 용착 금속내의 결함 검출 및 이에 대한 정량적 평가는 매우 어려운 것으로 알려져 있다.

따라서 본 연구에서는 오스테나이트계 스테인리스강 304의 용접부 인공 결함(횡공, 수직공, 노치)에 대하여 초음파 탐상기 CRT상의 결함 신호로부터 그 특성을 파악하고, 구한 결함 신호로부터 최근 결함 분류기로서 그 성능이 입증된 신경회로망을 구성하여 결함의 종류를 결정함으로써 향후 용접결함 분류 자동화를 위한 실용적인 평가 방법을 제시하고자 한다.

2. 신경회로망 기법

신경회로망은 Fig. 1과 같이 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있는 다층신경회로망¹¹⁾이 패턴 분류를 위하여 사용된다. 중간층과 출력층은 처리소자와 연결강도를 지니고 있으며, 노드마다의 처리소자는 강도를 곱한 각각의 입력값에 바이어스 값을 더해서 식(1)과 같은 시그모이드 함수 $f(x)$ 에 의해 출력을 만들어 낸다.

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

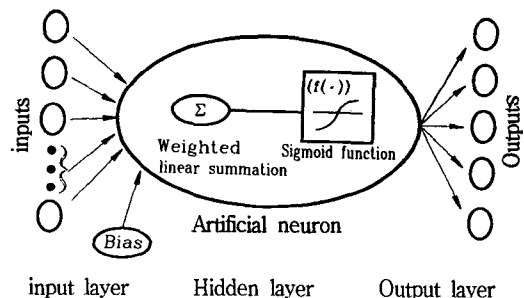


Fig. 1 Architecture of neural network system

여기서 θ_0 는 활성화수인 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)와 같이 된다.

$$net = \sum_{j=1}^m W_{ji}^k O_i^{k-1} \quad (2)$$

여기서, m : ($k-1$)번째층의 노드수

w_{ji}^k : ($k-1$)번째 층의 i 번째 노드에서 k 번째 층의 j 번째 노드사이의 연결강도

O_i^{k-1} : ($k-1$)번째층의 j 번째 노드의 출력

따라서 k 층의 j 노드에서의 출력은 식 (3)과 같다.

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

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 자승 오차항을 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 : 입력으로 선정한 데이터 패턴수, y_i : 목표치, O_i : 출력치이며, 식 (4)를 연결강도 W_{ji} 에 대해서 최소화시키는 것은 최급강하 (steepest-descent) 방법으로 가능하며, 역전과 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)와 (6)은 단순히 현재의 강도를 최급강하 방향으로 가도록 새로운 강도를 형성하는 것으로 그 정도는 학습율 η 에 의해서 조절된다. η 가 크면 빠른 학습을 가져오나 E 가 net^k 에 대하여 복잡한 함수인 경우 발산할 수 있으므로 식 (7)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 학습강도 w_{ji} 가 n 번째 단계의 값과 심한 차이를 갖지 못하도록 이전 단계에서 추정된 w_{ji} 를 현단계에서 이용하는 비율을 나타낸다.

3. 실험

본 연구에 사용된 주요 기기는 초음파 탐상기 (Panametrics사의 Epoch II), 범용 탐촉자 (krautkrämer사의 주파수 : 2MHz, 굴절각 : 70°, 진동자 크기 : 8×9mm), 기계유 (접촉매질¹²⁾) 등이며, 실험을 위하여 Fig. 2, Fig. 3과 같은 오스테나이트계 스테인리스강 304를 재질로 하여 대비 시험편 (Reference Block)을 기계 및 방전 가공하여 제작하였으며, 여기서 Fig. 2는 입사점 및 시간축의 조정에, Fig. 3은 굴절각의 측정 및 초음파 탐상기의 교정을 하기 위한 용도로 사용하였다.

Fig. 4는 Fig. 2, Fig. 3에 대한 실제의 시험편 형상을 나타낸다.

오스테나이트계 스테인리스강 304 용접부의 결함 검출을 위한 초음파 탐상에 있어서는 관심 대상재와 같은 재질, 두께의 선정과 동일 용접 조건에 의한 가공 등을 들 수 있다. 이를 위하여 Fig. 5, Fig. 6과 같은 시험편을 불활성 가스 텅스텐 아크 (TIG)

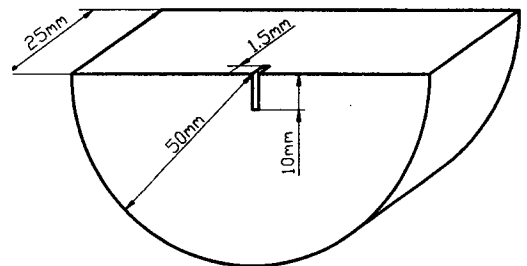


Fig. 2 Configuration of reference block (Incident point-Time axis Reference Block : ITRB)

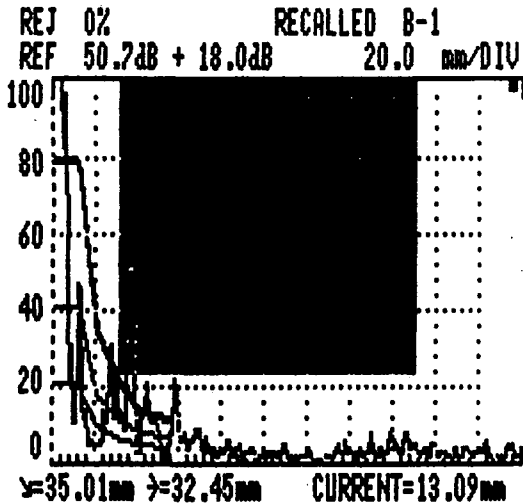


Fig. 8 The measured result of defect echo in deposited metal

에코 높이가 100%가 넘는 가장 좌측의 신호는 송신 에코이며, 3개의 실선은 거리진폭특성곡선을 나타낸다. 거리진폭특성곡선 작성시의 규정 탐상 감도는 50.7dB, 예비 탐상감도는 규정 탐상 감도에 18~24dB를 높인 68.7~74.7dB로 설정하였으며, 시간축의 조정에 있어서는 탐촉자의 굴절각과 초음파의 빔이 진행하는 1 스킵 빔거리 등을 고려하여 200mm로 하였다. CRT상의 게이트 설정 부위에서 55% 정도의 에코 강도로 나타난 용접 금속내의 결함 에코 위치는 진행한 빔거리, 탐촉자로부터 결함까지의 표면 거리, 깊이를 지시하고 있다. 그러나 실제로 측정된 빔거리와 깊이는 각각 38.82mm와 14.54mm로 CRT상의 지시값과는 다른 값들을 나타내고 있으며, 이는 황공 주위에 결함에코로 나타날 만한 결함이 없으므로 여기서 지시한 에코는 주상적 조직에 의한 도파 특성에 의하여 표면으로부터 되돌아온 의사 에코라고 생각된다.

Fig. 9, Fig. 10은 구멍의 직경에 따른 결함 검출성을 알아 보기 위하여 Fig. 6 시험편의 열영향부에 직경이 1.5, 2.5mm, 깊이가 17, 5mm인 수직공에 대하여 고찰한 결과로 CRT상에서는 78.1, 147.3mm를 지시하고 있으나, 실제 측정된 빔거리 59.31, 148.15mm의 경우와 다른 값들을 나타내었으며, 이런 결과들로부터 범용 황과 사각법에 의한 직경 3mm의 교정으로는 직경 3mm 이하의 결

함에 대해서는 검출이 불가능하다는 것을 알 수 있다. 따라서 오스테나이트계 스테인리스강 304에서의 결함의 검출성은 교정 관계, 결함의 크기와 형태, 진행한 빔거리에 따라 에코의 거동이 달라지게 되며, 이는 결함의 검출성에 가장 큰 영향을 주게 된다.

Fig. 11과 Fig. 12는 이런 현상을 나타내는 것으로, 특히 Fig. 11에서는 초음파 빔이 거의 1스킵 빔거리를 진행하여 수직공의 표면가까이에서 반사되어 돌아온 에코가 대단히 작게 나타나고 있다.

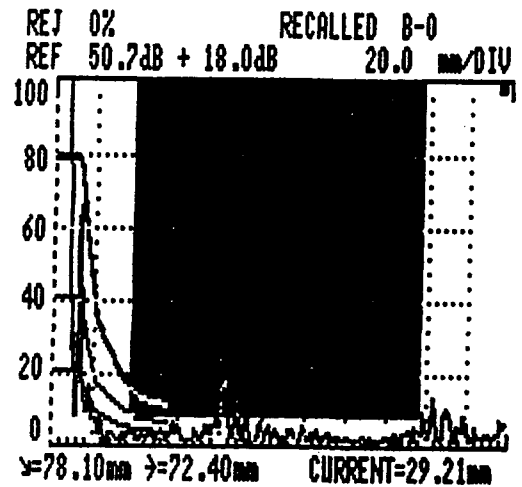


Fig. 9 The measured result of ϕ 1.5 mm vertical hole

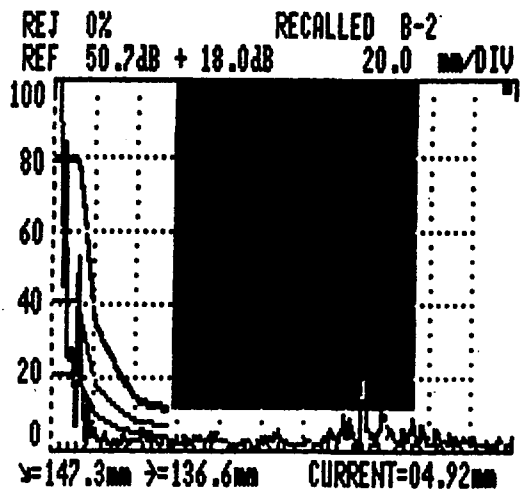


Fig. 10 The measured result of ϕ 2.5 mm vertical hole

Fig. 12에서는 약 1스킵 빔거리인 표면 노치에 대한 결과를 나타내는 것으로 빔이 진행한 거리는 Fig. 11의 경우와 비슷하지만 에코의 크기는 24% 정도로 거의 2배 이상 높게 나타나고 있으며, 이는 초음파가 수직공보다는 노치부위의 큰 면적으로부터 반사되어 돌아온 결과라고 생각된다.

Fig. 13, Fig. 14는 Fig. 12와는 위치가 다른 시험편의 안쪽 표면 노치에 대한 결과들이다. 0.5 스킵 빔거리 이내와 0.5 스킵과 1 스킵 빔거리 이내에서의 결함 검출은 모두 실측 결과와 상당히 잘

일치하였다.

이상의 결과에서 범용 횡과 사각 탐촉자에 의한 설정 예비 탐상 감도로부터 횡공, 수직공, 표면 노치 결함에 대한 초음파적 특성은 모재와 HAZ까지는 일정한 굴절각 및 지향성을 갖고 진행하므로서 정량적 결함 검출이 가능하지만, 용착금속에 대해서는 굴절각과 지향성이 달라져 결함과는 무관한 주상정 조직의 영향을 받게 되어 의사 에코의 특성을 나타내게 된다는 사실을 확인할 수 있었다.

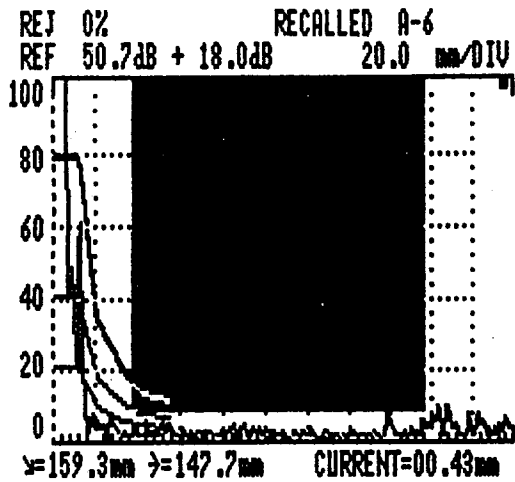


Fig. 11 The measured result of ϕ 3.0 mm vertical hole

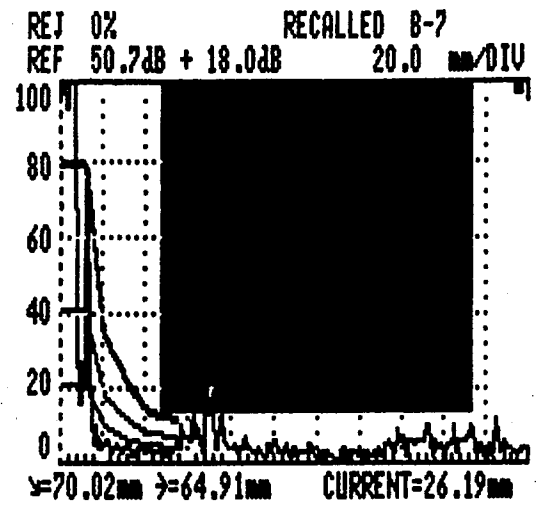


Fig. 13 The measured result of internal surface notch

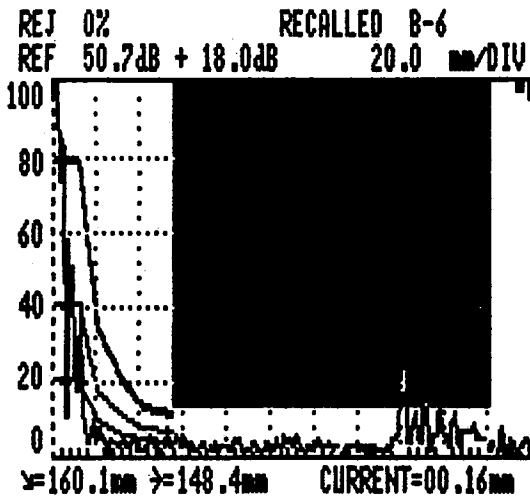


Fig. 12 The measured result of external surface notch

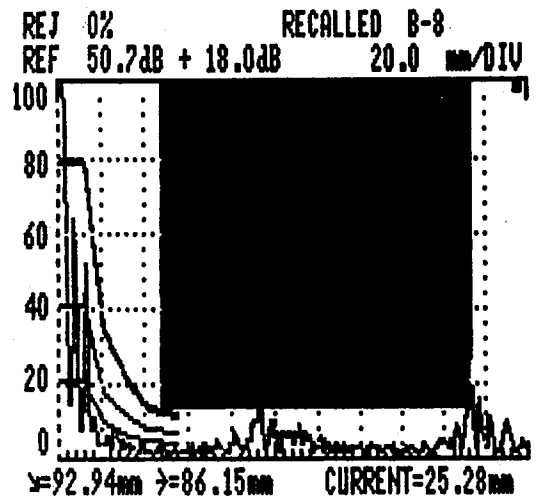


Fig. 14 The measured result of internal surface notch

5.2 신경회로망에 의한 결함의 분류

신경회로망은 몇개의 샘플 데이터를 학습하여 미학습의 데이터에 대한 입력 정보로부터 출력 정보를 추측하는 시스템으로 본 연구에서는 초음파 신호를 데이터로 하여 결함 분류 시스템을 구성하였다.

적용한 신경회로망의 구조와 입력 조건은 Table 1, Table 2와 같으며, 여기서 학습율과 모멘텀항은 신경회로망 시스템이 최적의 조건을 실행할 수 있도록 실행 시간과 해의 수렴성을 기본으로 많은 반복 시뮬레이션을 하여 결정하였다. 또한 결함의 종류를 인식시키는 방법으로는 부울 대수를 이용하여 횡공, 수직공, 노치 각각의 결함에 대하여 10개씩을 (1, 0, 0), (0, 1, 0), (0, 0, 1)의 목표값을 갖도록 하였다.

신경회로망은 탐촉자로부터 결함까지의 빔거리 및 표면상의 거리, 표면으로부터의 깊이, 에코높이에 따른 결함의 종류를 표본으로 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 학습시켰다. 학습은 30개의 패턴을 표본데이터(각각의 결함에 대하여 10 point 씩)로 하였으며, 전체 에러값을 0.0001로 학습시킨 결과, 거의 99%정도의 정확성으로 학습되었으며, 입력 패턴에 따른 결함 인식의 학습결과는 Table 3과 같다.

Table 1 Structure of neural network for training

Parameters	Structure
Number of input units	4
Number of hidden units	9
Number of output units	3
Number of hidden layers	1
Learning rate (η)	0.7
Momentum rate (γ)	0.9
Shape factor (θ_0)	1.0

Table 2 Relation of defect and defect type

Defect	Defect type
∅ 3mm side hole	1
∅ 3mm vertical hole	2
Notch	3

신경회로망의 네트워크 규모는 구성된 시스템의 특징을 해석하는 연산에 직결되는 양으로, 출력층과 은닉층, 은닉층과 입력층, 중간층, 출력층의 유니트 총수와 연결에 의하여 결정되는데, 구성된 네트워크의 규모는 75로 설정하였으며, 이에 대한 시스템의 최적화에는 471초가 소요되었다.

또한 학습된 처리 소자들에 의해 새로운 실험 조건(위치와 크기가 다른 용접 결함)을 테스트하여, 0.90 이하를 에러로 처리하여 횡공의 인식에서는 10개의 데이터중 2개가 에러로 나타났으며, 이는 내·외삽을 나타내는 신경회로망의 특성상 학습의 범위를 벗어난 경우에 해당된다고 생각되며, 전체에 대하여 80%의 성공율로, 노치에서는 1개를 에러로 판정하여 90%의 성공율로, 수직공의 인식에서는 100%의 성공률로 나타났으며, 그 결과는 Table 4, 5, 6과 같다.

30개의 테스트 데이터중에 3개를 에러로 판정하였으나 전체에 대해서는 90%의 높은 적중률을 나타내었다.

따라서 대상재에 대한 결함 정보를 가능한 많이 획득하여 학습시킨 후, 두께 및 크기 등이 다른 조건에 대해서 본 연구에서 구성한 신경회로망으로 테스트 할 경우 오스테나이트계 스테인리스강 304 용접부 HAZ의 결함 분류에 유용하다고 생각된다.

현재 세계적으로 오스테나이트계 스테인리스강 304 용접부에 대한 정량적 초음파 결함 검출은 어렵다고 알려져 있으며, 기존의 연구에서도 단편적인 결과나 가능성 정도를 추측한 몇몇 결과만이 제시되어 있는 실정이다.

따라서 본 연구에서 제시한 기준 예비 탐상 감도, DAC에 의한 HAZ의 정량적 결함 검출과 검출한 결함에 대하여 신경회로망에 의한 결함의 분류 및 평가 시스템은 오스테나이트계 스테인리스강 304 용접부의 HAZ에 대한 건전성 평가에 도움이 될 것으로 생각된다.

6. 결 론

내식성, 내열성을 목적으로 많이 사용되는 오스테나이트계 스테인리스강 304 용접부에 대하여 초음파와 신경회로망에 의한 정량적 결함 검출 및 평가를 위하여 오스테나이트계 스테인리스강 304의

Table 3 Learning condition and results

Experimental conditions				Actual defect types			Defect type of learning results		
Beam distance	Depth	Probe-defect distance	Echo height	1	2	3	1	2	3
0.107	0.225	0.107	1.00	1	0	0	0.99	0	0
0.113	0.237	0.113	1.00	1	0	0	0.99	0	0
0.119	0.250	0.120	1.00	1	0	0	0.99	0	0
0.131	0.275	0.131	1.00	1	0	0	0.99	0	0
0.137	0.288	0.137	1.00	1	0	0	0.99	0	0
0.781	0.369	0.781	0.25	1	0	0	0.99	0	0
0.787	0.336	0.786	0.30	1	0	0	0.99	0	0
0.798	0.332	0.799	0.30	1	0	0	0.99	0	0
0.811	0.307	0.811	0.25	1	0	0	0.99	0	0
0.829	0.266	0.830	0.25	1	0	0	0.99	0	0
0.221	0.463	0.221	0.35	0	1	0	0	0.99	0
0.233	0.487	0.233	0.32	0	1	0	0	0.99	0
0.263	0.550	0.263	0.30	0	1	0	0	0.99	0
0.466	0.976	0.466	0.30	0		1	0	0.99	0
0.477	1.000	0.487	0.37	0	1	0	0	0.99	0
0.585	0.780	0.585	0.35	0	1	0	0	0.99	0
0.602	0.744	0.602	0.35	0	1	0	0	0.99	0
0.621	0.704	0.622	0.30	0	1	0	0	0.99	0
0.769	0.393	0.770	0.17	0	1	0	0	0.99	0
0.950	0.014	0.95	0.10	0	1	0	0	0.99	0
0.890	0.141	0.890	0.30	0	0	1	0	0	0.99
0.901	0.117	0.901	0.28	0	0	1	0	0	0.99
0.913	0.192	0.193	0.28	0	0	1	0	0	0.99
0.925	0.067	0.925	0.28	0	0	1	0	0	0.99
0.937	0.041	0.938	0.28	0	0	1	0	0	0.99
0.955	0.005	0.955	0.25	0	0	1	0	0	0.99
0.968	0.022	0.968	0.22	0	0	1	0	0	0.99
0.986	0.060	0.986	0.20	0	0	1	0	0	0.99
0.990	0.070	0.991	0.17	0	0	1	0	0	0.99
1.000	0.090	1.00	0.15	0	0	1	0	0	0.99

Table 4 Test results of side hole

Experimental conditions				Defect type of test results			Actual defect types
Beam distance	Depth	Probe-defect	Echo height	1	2	3	
0.352	0.737	0.352	0.70	0.99	0	0	1
0.364	0.763	0.364	0.80	0.99	0	0	1
0.376	0.787	0.376	0.85	0.99	0	0	1
0.387	0.812	0.388	0.90	0.99	0	0	1
0.400	0.838	0.400	0.85	0.99	0	0	1
0.412	0.863	0.412	0.80	0.99	0	0	1
0.423	0.887	0.424	0.77	0.99	0	0	1
0.436	0.913	0.436	0.70	0.98	0.01	0	1
0.537	0.880	0.537	0.35	0	0.99	0	1
0.549	0.844	0.554	0.30	0	0.99	0	1

Table 5 Test results of vertical hole

Experimental conditions				Defect type of test results			Actual defect types
Beam distance	Depth	Probe-defect	Echo height	1	2	3	
0.179	0.375	0.179	0.10	0.01	0.98	0	2
0.197	0.415	0.197	0.30	0	0.99	0	2
0.292	0.613	0.293	0.38	0	0.99	0	2
0.448	0.938	0.448	0.28	0	0.98	0.01	2
0.466	0.976	0.466	0.40	0	0.99	0	2
0.483	0.994	0.483	0.35	0	0.99	0	2
0.495	0.968	0.496	0.35	0	0.99	0	2
0.519	0.919	0.519	0.35	0	0.99	0	2
0.530	0.894	0.531	0.35	0	0.99	0	2
0.548	0.856	0.549	0.35	0	0.99	0	2

Table 6 Test results of notch

Experimental conditions				Defect type of test results			Actual defect types
Beam distance	Depth	Probe-defect	Echo height	1	2	3	
0.430	0.900	0.430	0.22	0	0.04	0.95	3
0.448	0.938	0.448	0.18	0	0	0.99	3
0.471	0.986	0.471	0.18	0	0	0.99	3
0.495	0.968	0.496	0.15	0	0	0.99	3
0.525	0.905	0.525	0.15	0	0	0.99	3
0.901	0.117	0.901	0.28	0	0	0.99	3
0.925	0.067	0.925	0.28	0	0	0.99	3
0.955	0.005	0.955	0.25	0	0	0.99	3
0.986	0.060	0.986	0.20	0	0	0.99	3
1.000	0.090	1.000	0.15	0	0	0.92	3

용접 시험편에 횡공, 수직공, 노치를 가공하여 펄스-에코법에 의한 용접부 결함의 정량적 검출과 검출된 결함에 대하여 신경회로망을 이용하여 학습시킨 후 테스트하여 결함의 종류를 분류하고 평가한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 두께 30mm인 오스테나이트계 스테인리스강 304 용접부의 결함 검출을 위한 초음파 탐상에 있어서 횡파 사각에 의한 펄스-에코법으로 모재부와 열영향부의 결함 검출 가능성을 확인할 수 있었다.

(2) 구성된 신경회로망으로 학습시킨 처리 소자로 테스트를 한 결과, 횡공에서는 80%, 수직공에서는 100%, 노치에서는 90%의 높은 적중율로 결함의 종류를 판별하였다.

(3) 열영향부의 1.5mm, 2.5mm 수직공 및 전체 실험 결과로부터 결함의 검출은 3.0mm 이상 및 노치에 대해서 가능함을 확인하였다.

(4) 용착 금속내의 결함 검출은 범용 횡파 사각 탐촉자로는 불가능함을 확인하였으며 향후 새로운 방법의 제시가 필요할 것으로 생각된다.

후 기

본 연구는 1997년도 숭실대학교 교내 연구비의 도움으로 이루어졌으며 이에 관계자 여러분께 감사드립니다.

참 고 문 헌

- ASME Boiler & Pressure Vessel Code Sec. I : Rules for Inservice Inspection of Nuclear Power Plant Components, (1995), pp. 287-319
- Thomas F. Perrone : Principles of Radiographic Film Interpretation of Pipeline Welds, Journal of the American Society for Nondestructive Testing, Vol. 50, 11, (1992), pp. 1268-1273
- ASME Boiler & Pressure Vessel Code Sec. V : Standard Practice for Liquid Penetrant Inspection Method, (1995), pp. 455-472
- ASME Boiler & Pressure Vessel Code Sec. V : Magnetic Particle Examination, (1995), pp. 151-156
- 이 원, 윤인식, 황영택, 유영철, 정의섭 : 초음파법을 이용한 용접부의 결함 검출과 평가, 대한기계학회 추계학술대회 논문집 (I), (1996), pp. 41-46
- 이 원, 윤인식, 유영철, 정의섭 : 신경회로망을 이용한 초음파에코의 예측 및 평가, 대한기계학회논문집 (A), 제21권 제4호, (1997) pp. 586-595
- 이 원, 윤인식, 유영철, 정의섭 : 초음파에 의한 SM45C/STS410재의 접촉압력 측정에 관한 연구, 한국정밀공학회지, 제13권 제11호, (1996) pp. 92-99
- S. J. Song and L. W. Schmerr : Ultrasonic Flaw Classification in Weldments using Probabilistic Neural Networks, Journal of Nondestructive Evaluation, Vol. 11, (1995), pp. 395-406
- 이강용, 김준섭 : UT 신호형상 인식을 위한 Intelligence Package 개발과 Austenitic Stainless Steel Welding부 결함 분류에 관한 적용 연구, 한국비파괴 검사학회지, vol. 15, No. 4, (1995), pp. 531-539
- 岸上守孝 : オ-ステナイト系ステンレス鋼銲接部の超音波探傷試験方法に關する指針, 非破壊検査, 第34卷 2, (1985), pp. 60-76
- S. Nagata, M. Sekiguchi, K. Asakawa : Mobile Robot Control by a Structured Hierarchical Neural Network, IEEE Control System Magazine, Apr., (1990), pp. 469-476
- 윤인식, 이성식, 김영환, 이정기, 김호철 : 접촉식 초음파 시험에서 접촉매질의 영향에 관한 고찰, 한국비파괴검사학회 춘계학술발표회 논문집, (1996), pp. 206-211