

저면산란 초음파 신호 및 신경회로망을 이용한 균열크기 결정

이 준 현* · 최 상 우**
(1998년 10월 19일 접수)

Crack Size Determination Through Neural Network Using Back Scattered Ultrasonic Signal

Joon-Hyun Lee and Sang-Woo Choi

Key Words: Ultrasonic Wave(초음파), Nondestructive Test(비파괴검사), Neural Network(신경회로망), Crack(균열), Pulse Echo(펄스에코), Artificial Defect(인공결함)

Abstract

The role of quantitative nondestructive evaluation of defects is becoming more important to assure the reliability and the safety of structure, which can eventually be used for residual life evaluation of structure on the basis of fracture mechanics approach. Although ultrasonic technique is one of the most widely used techniques for application of practical field test among the various nondestructive evaluation technique, there are still some problems to be solved in effective extraction and classification of ultrasonic signal from their noisy ultrasonic waveforms. Therefore, crack size determination through a neural network based on the back-propagation algorithm using back-scattered ultrasonic signals is established in this study. For this purpose, aluminum plate containing vertical or inclined surface breaking crack with different crack length was used to receive the back-scattered ultrasonic signals by pulse echo method. Some features extracted from these signals and sizes of cracks were used to train neural network and the neural network's output of the crack size are compared with the true answer.

1. 서 론

최근 국내에서는 성수대교 및 삼풍백화점 붕괴 사고 등과 같은 대형구조물의 파손사고들로 인하여 구조물의 건전성 확보의 중요성이 강하게 대두되고 있다. 일반적으로 구조물의 파손방지 및 건전성 확보를 위해서는 그 구조물의 잔존수명 예측이 필요하고, 이를 위하여 구조물 내부에 존재하는 균열의 정량적인 균열크기의 측정이 필요하다. 따라서, 최근 미국, 일본 등의 선진국에서는 구조물내부에 존재하는 균열의 크기 측정을

위한 정량적인 비파괴평가(Quantitative Non-Destructive Evaluation) 기술확립에 대한 많은 연구가 활발히 진행중에 있다. 비파괴 평가 방법에는 방사선투과시험법, 자분탐상법, 초음파탐상법, 액체침투탐상법등 여러 가지가 있지만 그중 초음파를 이용한 방법은 안전하고 가장 신뢰성 있는 평가방법으로 인정되어 폭넓게 이용되고 있으며, 또한 초음파를 이용한 비파괴 평가방법은 재료의 결함탐상뿐만 아니라 물성치 측정 등에도 많이 이용되고 있다.^(1~3) 특히 초음파를 이용하는 방법은 검사자의 숙련도에 많이 의존하는 단점이 존재하므로 이를 보완하기 위하여 신경회로망을 통한 결함의 정량적인 평가에 대한 연구가 활발히 진행중이다. 신경회로망은 초기에 비파괴 평가분야 중 AE법에서 결함의 분류⁽⁴⁾에서 사용되기 시작하였지만 최근 초음파 신호를 적용하여 결함의 분류^(5~6)와 결함의 크기 측정에도 응용되고 있다.

* 회원, 부산대학교 기계기술연구소 재료
강도 및 비파괴 평가실

E-mail : johlee@hyowon.cc.pusan.ac.kr

TEL : (051)510-2430 FAX : (051)512-9835

** 부산대학교 대학원

Takadoya⁽⁷⁾는 스테인리스 스틸 저면에 존재하는 다양한 각도의 균열을 가진 재료에 대하여 균열의 크기와 경사각도를 동시에 측정하고자 하였다. 이 방법은 균열에서 산란된 신호의 주파수역 파형을 경계요소법(BEM)으로 계산하여 계산된 파형을 신경회로망에 적용하였다. 그러나 추정된 결과에서는 균열의 각도가 틀리게 분류되는 경우도 있었다. 그리고, Guo⁽⁸⁻⁹⁾는 알루미늄 저면에 30°기울어진(60°경사) 균열에 수직으로 반사되는 횡파(TV-wave)를 경계요소법을 이용하여 계산한 후 그 파형을 신경회로망에 적용하여 균열크기를 측정하고자 하였다. 그러나 실제의 경우는 앞의 이론에 의한 결과와 달리 초음파 신호에는 잡음과 재료의 불균질성에서 기인되는 오차 등이 존재한다. 따라서, 본 연구에서는 실제 재료에서의 균열 크기 측정을 위하여 실험적으로 시험편 저면의 균열에서 산란되는 초음파 신호를 수신 후 신경회로망에 적용시키는 과정에서 수신된 초음파 신호의 진폭 크기뿐만 아니라 초음파 전파 시간 특성 등을 이용하여 계측시 발생하는 잡음신호등의 외란에 강한 균열크기 결정 방법을 확립하고자 하였다.

2. 신경회로망

일반적으로 초음파를 이용한 비파괴 평가 방법은 초음파를 이용한 간접 측정이고, 또한 균열 탐상에 있어서 균열의 크기와 위치는 재료의 물성치 차이에 따라 동일한 균열의 크기와 위치임에도 불구하고 측정장비에서 동일하지 않은 결과를 출력할 수 있으므로 측정의 정확성은 검사자의 숙련도에 따라 달라질 수 있다. 따라서 최근 정량적인 탐상을 위하여 이러한 검사자로부터 발생하는 오차를 감소시킬 수 있는 신경회로망을 이용하는 연구가 활발히 수행되고 있다.⁽¹⁰⁻¹¹⁾

본 연구에서 사용된 백프로퍼게이션 알고리즘을 이용하는 다층퍼셉트론의 일반적인 신경회로망의 구조는 Fig. 1과 같이 입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer) 그리고 출력층(Output layer)의 3개의 층으로 구성되어 있다.

$i(i=1,2,\dots,i)$ 이 입력패턴의 값이고 $y_n(n=1,2,\dots,k)$ 이 출력패턴의 값일 때 j 개의 은닉유니트값 $x_m(m=1,2,\dots,j)$ 와 k 개의 출력유니트의 값 $o_n(n=1,2,\dots,k)$

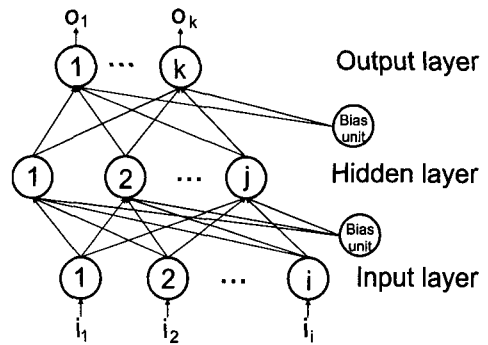


Fig. 1 Neural Network architecture

은 다음 식 (1), (2)와 같다. 여기서 w 는 연결강도, θ 는 바이어스값 그리고 $f()$ 는 시그모이드(sigmoid)함수를 나타낸다. 식 (1)과 같이 입력유니트 값 i_l 은 연결강도 w_{ml}^h 와 곱하고 바이어스 값 θ_m^h 과 합하여 시그모이드 함수 $f()$ 를 취하여 은닉유니트 값 x_m 이 된다. 식 (2)에서 동일한 방법으로 은닉유니트 값 x_m 은 연결강도 w_{nm}^o 와 곱하고 바이어스 값 θ_n^o 과 합하여 시그모이드 함수 $f()$ 를 취하여 출력유니트를 통하여 출력값 o_n 으로 출력된다.

$$net_m^h = \sum_{l=1}^i w_{ml}^h i_l + \theta_m^h \quad (1)$$

$$x_m = f_m^h(net_m^h)$$

$$net_n^o = \sum_{m=1}^j w_{nm}^o x_m + \theta_n^o \quad (2)$$

$$o_n = f_n^o(net_n^o)$$

출력패턴과 출력층의 출력유니트값의 오차 E 는 다음 식 (3) 같이 정의된다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^k (y_n - o_n)^2 \quad (3)$$

신경회로망의 학습은 식 (3)의 E 가 0에 근접한 값을 가지도록 즉 신경회로망의 출력값 o_n 이 실제값 y_n 에 근접하도록 백프로퍼게이션 알고리즘(Back propagation algorithm)을 통하여 연결강도 w 를 수정하는 과정이다.

본 연구에서는 초음파 파형을 수신하고 수신된 파형 데이터로부터 신경회로망의 입력을 위한 특성을 추출하였다. 그리고, 추출된 특성 중 일부를

신경회로망에 학습시키고 신경회로망의 학습에 사용되지 않은 나머지 데이터로 학습된 신경회로망을 평가하였다.

3. 실험방법

본 연구에서 사용한 시험편의 재료는 고강도 경량화 재료로써 항공기 구조용 재료로 많이 사용되는 Al6061을 사용하였다. 두께 20mm의 Al6061 시험편 저면에 90°에서 50°까지 10°단위의 각도와 0.5mm간격의 1.0mm 또는 1.5mm에서 3.5mm까지 높이 h 또는 깊이 d 의 균열을 와이어 커팅 가공을 통하여 인공결함으로 가공하였다. 본 연구에서는 Fig. 2와 같이 수침법으로 펄스에 코법에 의해 Al6061 시험편 저면에 존재하는 균열에서 산란된 초음파 신호를 펄서리시버를 통하여 디지털 오실로스코프(LeCroy 9310A)에서 수신하였다.

이때 사용된 탐촉자는 5MHz의 수침용 탐촉자이며 수중에서 경사가 입사되어 재료내부에서 횡파(TV wave)로 변환되어 45° 또는 50°방향으로 전파된다. 탐촉자의 경사각은 I매질의 입사각이 α_I 이고 II매질의 굴절각이 α_{II} 이고 각 매질의 음속이 C_I, C_{II} 일때 식 (4)로 표현되는 Snell의 법칙에 의해 계산되었다. 디지털 오실로스코프에서는 수신된 초음파 파형 신호의 잡음을 감소시키기 위하여 200개(200 sweeps)의 파형을 동기가산 후 평균화(time-averaging)하여 저장하였다. 저장된 초음파 파형 신호는 워크스테이션(HP B132I)으로 전송되어 특성 추출을 위한 신호처리 후 C언어 프로그램으로 구성된 백프로퍼게이션 알고리즘을 사용하는 신경회로망에 학습되었다. 일부 신경회로망에 학습되지 않은 초음파 신호의 특성을 학습된 신경회로망에 입력하여 출력된 값을 실제 균열크기와 비교하여 신경회로망의 정확성을 평가하였다.

$$\frac{\sin \alpha_I}{\sin \alpha_{II}} = \frac{C_I}{C_{II}} \quad (4)$$

4. 실험결과 및 신경회로망 적용

Fig. 3 (a) Type I과 (b) Type II는 시험편 저면에 존재하는 인공결함을 검출하기 위한 두 가지

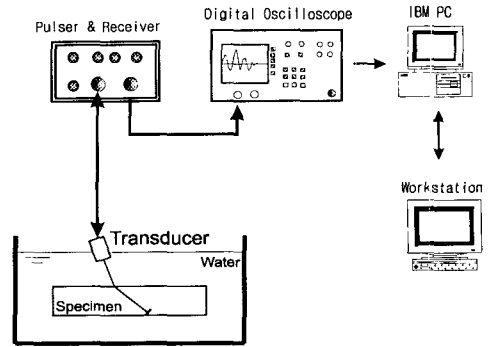
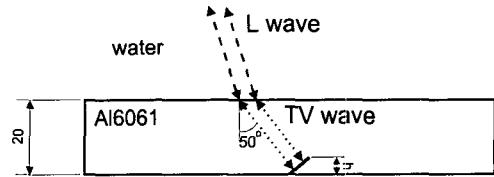
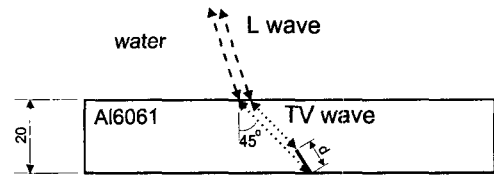


Fig. 2 Schematic diagram of ultrasonic immersion measurement



(a) Type I



(b) Type II

Fig. 3 Dimension of specimen and ultrasonic wave propagation path ($h=1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 3.5\text{mm}$, $d=1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 3.5\text{mm}$)

초음파 전파 경로이다. Type I과 Type II는 수중에서 전파되는 종파(L-wave)가 시험편 표면에서 모드변환되어 50°, 45° 수직횡파(TV-wave)가 전파되고 반사되는 초음파 전파 경로이다. Type I은 시험편 내부에서 50°로 굴절된 횡파가 인공결함에 대하여 수직으로 전파하고 반사되는 경로를 보여준다. Type II는 시험편 내부에서 45°로 굴절된 횡파(TV-wave)가 인공결함의 예각부분을 향해 전파되어 균열선단에서 반사되고, 균열면과 시험편 저면 사이에서 산란된 후 반사되어 나오는 경

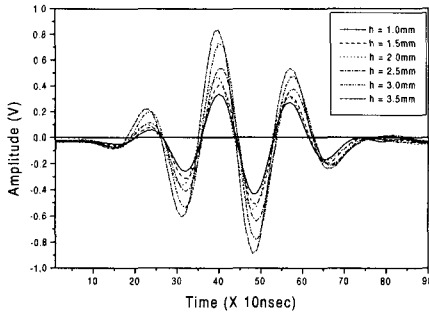


Fig. 4 Ultrasonic waveform for six different crack heights (type I, crack angle : 50°)

로를 보여준다. 이때 수중에서 초음파의 입사각은 앞의 식 (4)에 의해 Type I의 경우 20.6°이고 Type II의 경우 18.9°로 종파의 임계각 크기 13.65°를 초과하였으므로 시험편 내부로 모드변환에 의해 횡파만이 굴절되어 전파된다.

4.1 50°경사 균열의 높이에 대한 초음파 신호 특성

Fig. 4는 각 시험편의 균열높이 h의 변화에 따른 Fig. 3 (a) Type I의 방식으로 즉, 50°의 횡파 (TV-wave)를 시험편 저면에 존재하는 50°경사 균열면에 수직으로 전파시켜 균열면에서 반사된 초음파를 수신한 초음파 진폭 파형을 나타낸 것이다. 균열의 높이 h가 높을수록 초음파 신호의 진폭 크기도 높아진다. 이는 균열의 높이가 높아질수록 균열의 면적이 증가하며, 따라서 초음파가 반사되는 불연속 경계면의 면적이 증가하여 반사되는 초음파의 진폭 크기가 증가하기 때문이다.

앞의 Fig. 4의 초음파 진폭 파형 데이터에서 신경회로망의 입력을 위한 특성을 추출하기 위하여 파형 데이터 y_j 를 다음 식 (5)를 이용하여 시간변화에 대한 구간별 표준편차 s_i 를 계산하였다. 즉, 각 구간에서 초음파 진폭 데이터 y_j 값의 평균값 m_i 를 구한다. 그리고, 그 구간에서의 초음파 진폭 데이터 y_j 값과 평균값과 차이의 제곱의 평균을 구하고 그 값의 제곱근 값을 계산하였다.

Fig. 5와 같이 한 구간의 크기 n은 초음파의 한 주기에 해당하는 18개의 샘플링(sampling) 데이터

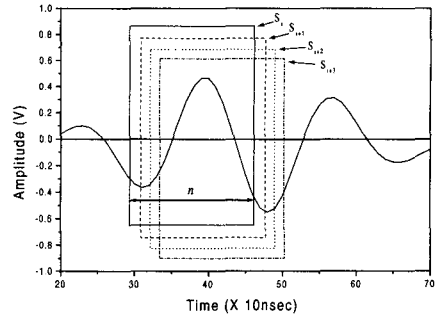


Fig. 5 Time range for calculating standard deviation of ultrasonic amplitude by moving window method

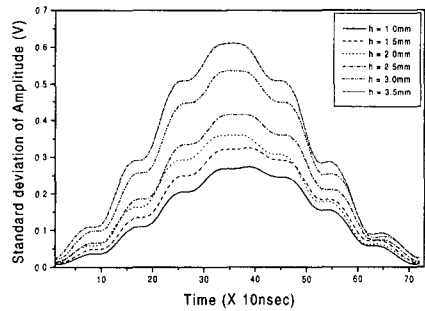


Fig. 6 Standard deviation of ultrasonic amplitude waveform as a function of time for six different crack heights (type I, crack angle 50°)

$$s_i = \sqrt{\frac{i + \sum_{j=i}^{i+(n-1)} (y_j - m_i)^2}{n}} \tag{5}$$

여기서, $m_i = \frac{i + \sum_{k=i}^{i+(n-1)} y_k}{n}$

점이고, 각 구간을 1 샘플링 데이터 점씩 이동하였다. 식 (5)에서 m_i 는 각 구간에서의 평균값이고 n은 한 주기의 샘플링 데이터 점의 수인 18이다.

Fig. 6은 앞의 Fig. 5와 식 (5)를 이용하여 시간변화에 대한 표준편차 s_i 를 계산하여 나타낸 결과이다. 본 결과에서는 여러 개의 피크로 나타났던 초음파 진폭 파형의 각 에코가 하나의 피크(peak)

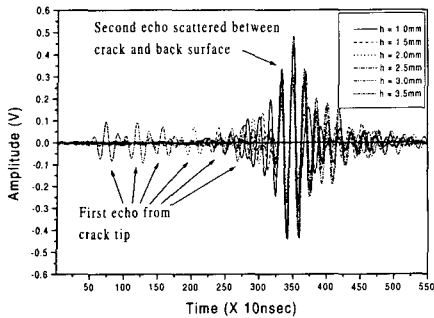


Fig. 7 Ultrasonic waveform measured for six different crack heights (type II, crack angle : 50°)

로 대표되게 되었으며, Fig. 4에서 균열의 높이 h 가 증가할수록 초음파 진폭도 증가하는 특성은 Fig. 6의 결과에서 균열의 높이 h 가 증가할수록 균열 높이 h 에 대한 피크의 높이도 증가함으로써 동일하게 나타났다.

Fig. 7은 Fig. 3 (b) Type II의 방식으로 수신된 초음파 진폭 파형이다. 균열선단에서 반사된 그리고 균열면과 시험편 저면 사이에서 산란된 초음파 신호를 수신할 때 탐촉자의 위치를 이동하여 두 번째 에코 즉 균열면과 시험편 저면 사이에서 산란된 초음파 신호의 진폭이 가장 크게 나타나도록 하였다. Fig. 4의 파형과 비교하면 전체적으로 파형의 진폭은 낮아졌으나 전반부에 작은 에코가 추가적으로 나타난다. 이 작은 에코는 균열의 선단에서 반사된 것이고, 후반부의 큰 에코는 균열면과 시험편 저면 사이에서 산란된 신호이다. 균열선단에서 반사된 첫 번째, 작은 에코가 먼저 나타나는 이유는 수침용 탐촉자로부터 균열선단까지의 초음파 전파 시간(time of flight)이 가장 짧기 때문이다. 두 번째 에코는 균열면과 시험편 저면 사이에서 산란되는 것이므로 균열선단에서 반사된 에코보다 초음파 전파 시간이 길다. 따라서 첫 번째 에코보다 늦게 도달한다. 그리고 균열 높이 h 가 증가할수록 이 두 에코 사이의 시간차이는 증가하고 있다. 이것은 균열높이 h 가 증가할수록 탐촉자로부터 균열선단까지의 거리가 감소하기 때문에 균열면과 시험편저면 사이의 모서리까지의 초음파 전파시간이 고정되어 있는 반면 균열선단까지의 초음파 전파시간이 감소하기 때문이다. 또한, 균열의 높이 h 가 증가할수록 그

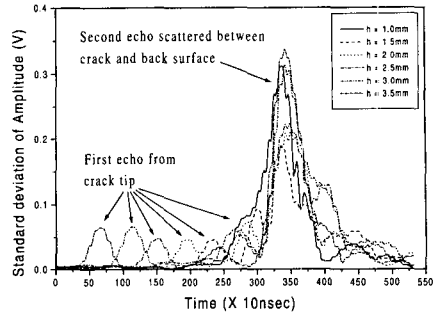


Fig. 8 Standard deviation of ultrasonic amplitude waveform as a function of time for six different crack heights (type II, crack angle : 50°)

에코의 진폭이 증가하는 이유는 균열의 높이 h 가 높아질수록 균열면의 면적이 증가하므로 균열과 시험편 저면 사이에서 산란되는 초음파의 진폭이 증가한다.

Fig. 8은 Fig. 7의 파형을 앞의 식 (5)를 이용하여 시간 변화에 따른 표준편차를 계산한 결과이다. 여러 개의 피크로 나타나던 각각의 에코가 각각 하나의 피크로 대표되게 되었다. 즉, 균열선단에서 반사된 첫 번째 에코는 첫 번째 피크로 나타나고, 균열면과 시험편 저면 사이에서 산란된 두 번째 에코는 두 번째 피크로 나타나게 되므로 Fig. 7에서 균열높이 변화에 따른 두 에코의 특성인 두 에코 사이의 초음파 전파 시간 차이의 변화 그리고 균열면과 시험편 저면 사이에서 산란되는 두 번째 에코의 크기 변화 등이 피크의 최대값으로 쉽게 계산할 수 있도록 나타났다.

4.2 신경회로망 적용방법

50° 경사 균열에 대한 균열 높이 측정을 위하여 다음과 같이 5가지 방법으로 신경회로망을 적용하여 최적의 적용방법을 찾고자 하였다.

방법 A는 각 균열높이 h 에 대한 Fig. 3의 (a) Type I의 방법으로 균열면에 수직으로 반사되어 수신되는 초음파 신호를 이용하여 Fig. 9에서 보여주는 바와 같이 Fig. 4의 초음파 진폭 데이터에서 최대값(maximum peak value)을 신경회로망의 입력으로 하였고, 출력력을 균열의 높이로 하였다. 방법 A의 신경회로망 구조는 입력 유니트 1개, 은닉 유니트 5개, 출력유니트 1개이다. 균열 높이

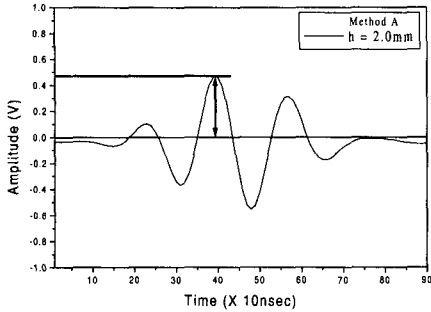


Fig. 9 Feature extraction of maximum value in ultrasonic wave amplitude (method A)

$h=1.0, 2.0, 3.0, 3.5\text{mm}$ 에 대한 데이터가 신경회로망의 학습에 이용되었고, $h=1.5, 2.5\text{mm}$ 에 대한 데이터는 학습된 신경회로망을 평가하는데 이용되었다.

방법 B는 방법 A에서와 동일한 Fig. 3의 (a) Type I의 방법으로 균열면에서 수직으로 반사되어 수신된 초음파 신호 즉, Fig. 4의 초음파 진폭 데이터의 제곱 합을 신경회로망의 입력으로 하였고, 출력을 균열의 높이로 하였다. 방법 B의 신경회로망 구조는 입력 유니트 1개, 은닉 유니트 5개, 출력 유니트 1개이다. 균열 높이 $h=1.0, 2.0, 3.0, 3.5\text{mm}$ 에 대한 데이터를 신경회로망의 학습에 이용하였고, $h=1.5, 2.5\text{mm}$ 에 대한 데이터를 학습된 신경회로망을 평가하는데 이용되었다.

방법 C는 각 균열높이 h 에 대하여 Fig. 3의 (a) Type I의 방법으로 균열면에서 수직으로 반사되어 수신된 Fig. 4의 초음파 신호의 진폭 데이터를 Fig. 5와 식(5)에 의하여 계산된 Fig. 6의 시간변화에 따른 표준편차 파형에서 Fig. 10에서 보여주는 바와 같이 최대값을 신경회로망의 입력으로 하였고, 균열 높이를 출력으로 하였다. 방법 C의 신경회로망 구조는 입력 유니트 1개, 은닉 유니트 5개, 출력 유니트 1개이다. 균열 높이 $h=1.0, 2.0, 3.0, 3.5\text{mm}$ 에 대한 데이터를 신경회로망의 학습에 이용하였고, $h=1.5, 2.5\text{mm}$ 에 대한 데이터는 학습된 신경회로망의 평가에 이용되었다.

방법 D는 균열의 높이 h 를 신경회로망의 입력으로 하였고, Fig. 3(a) Type I의 방법으로 균열면에서 수직으로 반사되어 수신된 각 균열높이 h 에 대한 초음파 신호 즉, Fig. 4의 초음파 진폭 데이

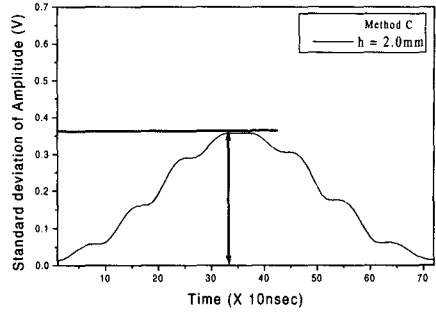


Fig. 10 Feature extraction of maximum value in standard deviation (method C)

터를 출력으로 하였다. 방법 D의 신경회로망 구조는 입력 유니트 1개, 은닉 유니트 20개, 출력 유니트는 초음파 진폭 데이터 수와 동일한 90개이다. 균열높이 $h=1.0, 2.0, 3.0, 3.5\text{mm}$ 에 대한 데이터를 학습에 이용하여 신경회로망을 구성하였다. 0.1mm 단위로 0.5mm 부터 4.5mm 까지의 균열의 높이를 신경회로망에 입력하여 출력된 파형 데이터를 $h=1.5, 2.5\text{mm}$ 의 파형 데이터와 비교하여 오차가 가장 적은 것을 균열의 높이로 결정하였다.

방법 E는 Fig. 3(b) Type II의 방법으로 즉, 균열선단에서 반사된 초음파와 균열면과 시험편 저면사이에서 반사된 초음파 신호를 수신한 Fig. 7의 초음파 진폭 데이터를 Fig. 5와 식 (5)에 의해 계산된 Fig. 8의 시간변화에 따른 표준편차 파형 데이터에서 두 가지 특성을 신경회로망의 입력으로 하였고 출력을 균열의 높이로 하였다. 즉, Fig. 11에서 보여주는 바와 같이 균열면과 시험편 저면사이에서 반사된 에코인 두 번째 피크의 최대값을 신경회로망의 첫 번째 입력으로 하였고, 이 피크와 균열선단에서 반사된 에코인 첫 번째 피크 사이의 초음파 전파 시간차이 δt 를 신경회로망의 나머지 하나의 입력으로 하며 균열의 높이를 출력으로 하였다. 방법 E의 신경회로망 구조는 입력 유니트 2개, 은닉 유니트 5개, 출력 유니트 1개이다. 균열높이 $h=1.5, 2.5, 3.5\text{mm}$ 에 대한 특성(feature)을 신경회로망의 학습에 이용하였고 $h=2.0, 3.0\text{mm}$ 에 대한 특성을 신경회로망의 평가에 이용하였다.

Table 1은 위의 5가지 방법을 통하여 학습된 신경회로망의 50° 경사 균열에 대한 균열높이 추

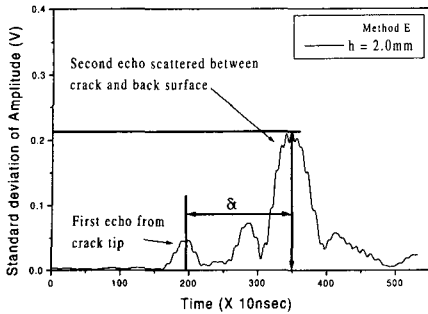


Fig. 11 Feature Extraction of maximum value in amplitude and time interval δt between two echoes reflected from crack tip and the root of crack (method E)

Table 1 Result from trained neural network (crack angle : 50°)

Method	Real size h (mm)	Estimated size (mm)	error (%)	Training cycle
A	1.5	1.6596	10.6	796,938
	2.5	2.2729	9.1	
B	1.5	1.6971	13.1	49,023
	2.5	2.3303	6.8	
C	1.5	1.6869	12.5	1,737,892
	2.5	2.3497	6.0	
D	1.5	1.7	13.3	2,141,048
	2.5	2.5	0.0	
E	2.0	1.9776	1.1	29,923
	3.0	2.9555	1.5	

정 결과로서 신경회로망의 학습에 이용되지 않은 나머지 균열 높이 추정결과와 실제 균열 높이의 오차 그리고 각 방법에 대한 신경회로망의 학습 횟수(cycle)를 나타내었다.

Table 1에서 방법 E의 신경회로망 출력 결과가 실제 균열 높이 h 와 가장 근접하며, 신경회로망의 학습횟수도 가장 적은 것으로 나타나 가장 적합한 방법으로 선택되었다. 이것은 초음파 파형 신호의 진폭 크기는 균열면의 거칠기 상태나 재료 내부의 감쇠변화등의 요인으로 동일한 균열 높이 대하여 일정하지 않다. 그러나 균열 선단에서 반사되는 에코와 균열면에서 산란되는 에코의

초음파 전파 시간(time of flight) 차이는 측정하고자 하는 균열의 높이의 크기와 직접적인 관계가 있으므로 이를 이용하는 경우 정확한 균열 측정이 가능함을 보여주었다.

4.3 균열 경사각도의 변화에 따른 초음파 신호 특성

앞에서 균열크기 측정법으로 가장 정확했던 방법 E를 다양한 각도의 균열에 대해서 적용하기 위하여 $90^\circ \sim 50^\circ$ 경사 균열에 대하여 동일한 방법으로 균열크기를 측정하였다. 다음의 Fig. 12는 80° 경사균열에 대하여 Fig. 3(b) Type II의 방법으로 즉 45° 의 횡파(TV-wave)를 이용하여 균열선단에서 반사된 초음파와 시험편 저면과 균열면사이에서 산란된 초음파신호를 수신한 초음파 진폭 데이터를 Fig. 5와 식 (5)의 방법으로 구한 각 균열 깊이 d 에 대한 시간변화에 따른 표준편차 파형이다. 탐촉자의 위치 이동에 대하여 첫 번째 에코 즉, 균열선단에서 반사된 에코의 진폭이 가장 크게 나타나는 탐촉자의 위치에서 초음파 신호를 수신하였다. Fig. 12의 결과에서도 알 수 있듯이 각 경사 균열에 대하여 균열의 깊이 d 가 증가할수록 첫 번째 에코 즉 균열선단에서 반사된 에코의 위치가 점차 전반부로 이동한다. 즉, 균열면과 시험편 저면사이에서 산란된 두 번째 에코의 위치가 고정되어 있으므로 두 에코 사이의 초음파 전파 시간 차이가 증가한다. 이것은 어떤 각도의 경사 균열에서 균열의 깊이 d 가 증가할수록 균열선단과 탐촉자 사이의 거리가 감소하기 때문이다. 그리고 균열의 깊이 d 가 증가할수록 균열면과 시험편 저면 사이에서 산란되는 두 번째 에코의 진폭 높이가 점차 낮아진다. 이것은 탐촉자에서 발생되어 전파되는 초음파 빔의 중심부를 균열선단에 위치하게 되므로 균열의 깊이가 증가할수록 두 번째 에코의 원인이 되는 균열면과 시험편 저면 사이의 모서리 부분은 초음파 빔의 중심영역에서 점차 멀어지기 때문이다.

다음의 Fig. 13은 60° 경사균열에 대하여 Fig. 12와 동일한 방법으로 즉 Fig. 3 (b) Type II 방법의 45° 의 횡파(TV-wave)를 이용한 방법으로 균열선단에서 반사된 초음파와 균열면과 시험편 저면사이에서 산란된 초음파를 수신한 초음파 진폭 데이터를 Fig. 5와 식 (5)의 방법을 통하여 구한 시간변화에 따른 표준편차 파형이다. Fig. 13의

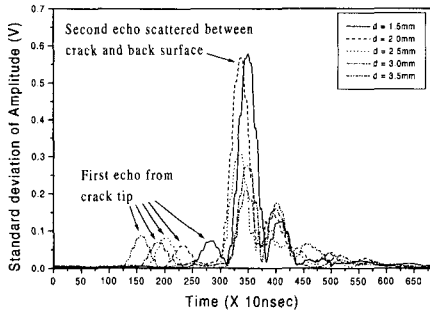


Fig. 12 Standard deviation of ultrasonic amplitude waveform as a function of time for five different crack depths (type II, crack angle : 80°)

60° 경사균열의 시간변화에 따른 표준편차 결과는 Fig. 12의 결과와 동일하게 각 경사 균열에 대하여 균열의 깊이 d 가 증가할수록 균열선단에서 반사된 첫 번째 에코의 위치가 점차 전반부로 이동하여 두 에코 사이의 초음파 전파 시간 차이가 증가하며 또한 균열면과 시험편 저면사이에서 산란된 초음파 에코의 크기가 감소한다. Fig. 12와 13을 비교해보면 같은 균열 깊이 d 에서 경사 균열의 각도가 감소할수록 두 에코 사이의 시간 차이가 증가한다. 이것은 균열면의 각도가 감소함에 따라 균열면과 초음파의 전파방향이 점차 평행에 가까워져 두 에코에 대한 초음파 전파 시간 차이가 증가하기 때문이다.

4.4 균열 경사각도의 변화에 따른 초음파 신호의 신경회로망 적용

50°부터 90°까지의 각 경사 균열에 대해서 균열 깊이 추정을 위하여 신경회로망을 균열의 경사각도 변화에 대하여 각각 적용하였다. 적용방법은 앞의 50°경사 균열에 대한 균열 높이 추정에서 사용한 신경회로망 적용 방법에서 가장 정확한 결과를 출력한 방법E를 이용하였다. 신경회로망의 구조는 입력 유닛 3개, 은닉 유닛 5개, 출력 유닛 1개로 구성되었다. 앞의 각 시간변화에 따른 표준편차 파형에서 3가지 데이터를 신경회로망의 입력을 위한 특성으로 추출하였다. 두가지는 앞의 방법E와 동일한 시간변화에 따른 표준편차 파형에서 두 에코 사이의 초음파 전파 시

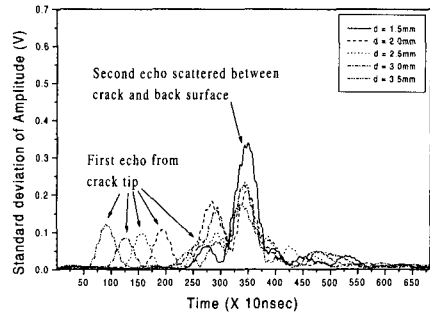


Fig. 13 Standard deviation of ultrasonic amplitude waveform as a function of time for five different crack depths (type II, crack angle : 60°)

Table 2 Result from trained neural network (crack angle : 90°~50°)

Angle	Real size d (mm)	Estimated size (mm)	error (%)	Cycle
90°	2.0	1.9875	0.6	6,555
	3.0	3.1263	4.2	
80°	2.0	1.7432	12.8	29,651
	3.0	2.9496	1.7	
70°	2.0	1.7055	14.7	38,936
	3.0	2.9460	1.8	
60°	2.0	2.1383	6.9	33,494
	3.0	2.9114	2.9	
50°	2.0	1.8413	7.9	3,323
	3.0	2.9132	2.9	

간차이 δt 와 두 번째 에코의 최대값이고, 나머지 하나는 각 균열 깊이에 대한 표준편차 데이터 값들의 합이다. 그리고, 균열의 깊이를 신경회로망의 출력으로 하였다. 각 균열의 경사각도에 대하여 균열 깊이 $d=1.5, 2.5, 3.5\text{mm}$ 의 데이터를 각 신경회로망의 학습에 사용하였고 나머지 $d=2.0, 3.0\text{mm}$ 의 데이터를 학습된 신경회로망의 평가에 사용하였다. 각 균열의 경사각도에 대한 신경회로망의 학습결과는 Table 2와 같다.

Table 2의 결과에서 90°와 50°의 경사균열에서 신경회로망의 균열 깊이 출력은 평균오차가 4% 이내로 정확하였고, 학습속도도 학습 사이클수가

10,000회 이내로 빠르게 나타났다. 경사균열 70°의 경우 신경회로망의 가장 나쁜 학습 결과를 나타내었는데 학습 사이클 수가 38,936회이고 균열 깊이가 2.0mm에 대하여 14.7%의 오차를 나타내었다. 이것은 각 균열의 깊이에 대한 초음파 파형의 표준편차 그래프에서 두 번째 에코의 최대값이 균열 깊이의 변화에 대한 경향이 뚜렷하지 못하기 때문이다. 전체적인 균열 깊이의 신경회로망 출력 결과는 파반수 이상의 결과에서 5%이내의 오차를 나타내어 양호한 결과를 나타내었다.

5. 결론

본 연구에서는 시험편 저면에 존재하는 균열의 크기를 측정하기 위하여 시험편 저면과 균열에서 산란된 초음파 신호를 신경회로망에 적용하였으며, 특히 신경회로망의 정확한 출력 결과를 얻기 위하여 여러가지 방법을 이용하였다. 본 연구에서 이용한 다섯 가지 균열 크기 측정 방법들을 통하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 일반적으로 초음파 탐상기의 수신신호로부터 얻어지는 정보는 결함등 불연속 경계면에서 반사된 에코의 시간역(time domain)에서의 위치(time of flight)와 높이이고 이들 정보를 이용하여 결함의 크기와 위치를 판별한다. 본 연구의 방법 A, B, C, D 등에서는 에코의 높이를 이용한 균열 크기의 평가는 오차가 크게 나타남을 알 수 있었다. 이것은 균열면에서 반사되는 에코의 초음파 진폭 높이는 균열면의 상태나 재료내부에서의 초음파 감쇠 변화 등 재료의 불균질성 때문에 균일한 초음파의 반사 및 전파가 이루어지지 않기 때문이다.

(2) 본 연구에서는 실험을 통한 다양한 각도의 균열에 대하여 45° 수직횡파(TV-wave)를 이용한 방법으로부터 균열선단에서 반사된 에코와 균열면에서 산란된 에코 사이의 초음파 전파 시간 차이 δt 를 시간 변화에 따른 표준편차 파형을 이용하여 얻었다. 그리고 이때 얻어진 두 에코의 초음파 전파 시간 차이 δt 는 균열의 크기가 증가할수록 그리고 균열의 경사각이 수직에서 45°에 가까워질수록 점차 증가함을 알 수 있었다.

(3) 본 연구에서는 다양한 각도의 균열에 대하여 45° 횡파(TV-wave)를 이용하여 수신한 초음파 신호를 이용하는 방법으로부터 균열의 크기와 직

접적으로 관련 있는 균열선단에서 반사된 에코와 균열면에서 산란된 에코의 초음파 전파 시간 차이 δt , 균열면에서 산란된 초음파 진폭 크기를 신경회로망에 학습시킨 경우 수신된 초음파 신호에서 초음파 진폭 데이터를 신경회로망에 학습시킨 경우보다 정확한 균열크기 측정이 가능하였다. 그리고 나머지 다른 방법에 비하여 최소의 신경회로망 학습 사이클 수를 나타내었다.

후기

본 연구는 한국과학재단 산하 성균관대학교 산업설비 안전성 평가 연구센터의 지원하에 이루어졌으며 이에 감사드립니다.

참고문헌

- (1) Lee, Joon-Hyun, 1995, "Application of Ultrasonic Technique for Evaluation of JIC of High Manganese Steel at Low temperatures," *KSME Journal*, Vol 9, No. 1, pp. 1~7.
- (2) Lee, Joon-Hyun and Park, Young-Chul, 1995, "Nondestructive Characterization of Metal Matrix Composite by Ultrasonic Measurement," *J. of Composite Engineering*, Vol. 5, No. 12, pp. 1423~1431.
- (3) 이진경, 1997, "세라믹의 열충격 손상거동 및 초음파를 이용한 비파괴 기법 적용," 공학석사학위논문, 부산대학교, 부산.
- (4) 이강용, 임장묵, 김준섭, 1996, "적응형 신호형상 인식 프로그램 개발과 AE법에 의한 용접부 결함 분류에 관한 적용 연구," 한국비파괴검사학회지, Vol. 16, No. 1, pp. 34~44.
- (5) Rose, J. L., 1996, "Neural Nets for Flaw Classification Potential with Guided Waves," *14th World Conference on Non Destructive Testing*, Vol. 1, pp. 41~46.
- (6) Berry, D., Udpa, L. and Udpa, S. S., 1991, "Classification of Ultrasonic Signals via Neural Networks," *Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*, Vol. 10A, pp. 659~666.
- (7) Takadoya, M. and Mandai, T., 1996, "Crack Parameter Characterization by a Neural Network,"

The First US-Japan Symposium on Advances in NDT, pp. 321~326.

- (8) Kitahara, M., Achenbach, J. D., Guo Q. C., Peterson M., Ogi T. and Notake M., 1991, "Depth Determination of Surface-breaking Cracks by a Neural Network," *Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*, Vol. 10A, pp. 689~696.
- (9) Guo, Qing-Chun, 1994, "Crack Size Determination From Back-scattered Waves," Ph.D.

Dissertation, Northwestern University, Evanston Illinois.

- (10) 최상우, 이준현, 1997, "지면산란 초음파 신호 및 신경회로망을 이용한 균열크기 결정," 대한기계학회 1997년도 추계학술대회 논문집A, pp. 35~40, 부산.
- (11) 최상우, 이준현, 1998, "초음파 관파와 신경회로망을 이용한 리벳홀 부위 균열 크기 평가," 한국비파괴검사학회 1998년도 춘계학술발표회 논문집, pp. 117~127.