

신경회로망을 이용한 터빈로타 디스크 키웨이의 결함 검출

Ultrasonic Flaw Detection in Turbine Rotor Disc Keyway Using Neural Network

손영호*[†], 이종오*, 윤운하*, 이병우**, 서원찬**, 이종규***

Young-Ho Son*[†], Jong-O Lee*, Woon-Ha Yoon*, Byung-Woo Lee
 Won-Chan Seo** and Jong-Kyu Lee***

초 록 최근 터빈 로타 디스크 키웨이에서 많은 응력부식균열이 발견되었으며, 터빈설비의 중대한 파손을 예방하기 위해 이러한 균열은 조기에 검출 및 평가되어야 한다. 본 연구에서는 초음파탐상의 RF(radio frequency) 신호를 역전파 알고리즘에 근거한 신경회로망에 적용하여 키웨이 주변의 균열에 대한 위치, 크기 및 방향성을 평가하였다. 각 반사영역에서 수신된 여러개의 피크로 나타나는 RF 신호를 각 반사영역에 대해 하나의 최대 피크를 가지도록 처리한 후, 트랜스듀서의 위치 정보와 각 반사파의 도달시간이 들어있는 주사 데이터를 작성하였다. 이 주사 데이터로부터 각 반사영역 사이의 시간차이와 트랜스듀서의 위치 정보를 신경회로망에 적용한 결과 키웨이에서 시작된 균열의 위치, 크기 및 방향성을 평가하는데 유용함을 알 수 있었다.

주요용어 : 균열, 키웨이, 초음파검사, 신경회로망

Abstract A number of stress corrosion cracks in turbine rotor disk keyway in power plants have been found and the necessity has been raised to detect and evaluate the cracks prior to the catastrophic failure of turbine disk. By ultrasonic RF signal analysis and using a neural network based on back-propagation algorithm, we tried to evaluate the location, size and orientation of cracks around keyway. Because RF signals received from each reflector have a number of peaks, they were processed to have a single peak for each reflector. Using the processed RF signals, scan data that contain the information on the position of transducer and the arrival time of reflected waves from each reflector were obtained. The time difference between each reflector and the position of transducer extracted from the scan data were then applied to the back-propagation neural network. As a result, the neural network was found useful to evaluate the location, size and orientation of cracks initiated from keyway.

Keywords: crack, keyway, ultrasonic testing, neural network

1. 서 론

발전 설비의 안전성을 확보하고 가동율을 향상시

키기 위하여 강제 및 불시 정지의 사고 예방에 노력하고 있지만, 발전소의 가동 년 수가 증가함에 따라 설비의 주요 부품이 손상되어 발전설비의 가동 중지

사례가 증가하고 있는 실정이다. 특히 터빈과 같은 회전 기계류들은 고온 고압의 조건에서 고속으로 회전하는 설비이므로 장시간 운전하는 동안에 터빈 블레이드, 터빈로타 또는 터빈 디스크 부위에 결함이 발생할 가능성이 매우 높으며, 최근 보고에 따르면 저압 증기 터빈로타 디스크에서 응력부식, 부식피로 (corrosion fatigue) 등에 의한 균열이 발견되었고, 이러한 균열의 발생 원인은 응력부식균열(SCC), 수소에 기인된 균열(HIC) 및 부식피로 등이며, 그 중에서 응력부식균열의 형태가 두드러진 것으로 나타났다[1-3].

일반적으로 터빈 디스크의 균열을 조사하는 비파괴시험방법은 자분탐상이 적용되고 있지만 허브, 키웨이 및 중심공의 표면 부위는 디스크를 로타에서 분리하지 않는 한 접근이 불가능하여 초음파탐상에 의존하고 있다[4].

초음파탐상검사서 결함을 검출하기 위한 신호의 해석은 검사자의 숙련도와 경험에 따라 크게 좌우되고, 특히 그 기하학적 형상이 복잡한 경우 결함을 평가하는데 어려움이 있다. 이를 보완하기 위해 정량적인 비파괴평가[5], 신경회로망을 이용한 결함의 분류[6-8]와 결함의 형상, 위치, 크기 및 방향성 등의 평가에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[9-12]. 그러나 대부분의 연구는 결함에서 반사된 초음파 신호만을 이용한 결함의 분류 및 평가에 대한 것이며, 형상이 복잡한 구조물에 대한 실제 초음파탐상검사시 결함에서 반사된 신호를 정확하게 알지 못하는 어려움이 있다.

본 연구에서는 초음파를 이용한 터빈 로타 디스크 키웨이 주변 결함의 정량적 평가에 신경회로망의 적용 가능성에 대한 기본적인 연구를 수행하였다. 키웨이를 모델링한 모형 시편을 제작, 여러 위치에 인공 결함을 가공하였으며, 결함에서 반사된 초음파 신호만을 고려한 것이 아니라 키웨이 주변에서 수신된 초음파 주사데이터(scan data)에서 특징을 추출하였으며, 이 데이터를 신경회로망에 학습시켜 키웨이 주변의 균열에 대한 위치, 크기 및 방향성을 평가하였다.

2. 실험

2.1. 시편 제작

본 연구에 사용된 터빈로타 디스크의 모형시편은 Fig. 1, 2에 나타난 것처럼, 아크릴 수지에 실제 터

빈의 키웨이 치수($\phi 19.05\text{mm}$)와 동일한 키웨이를 ball end mill 가공하고, 키웨이 중심에서 경사각이 30° , 40° , 45° , 60° 및 90° 인 키웨이 곡면 상에 폭이 1mm 이고 길이가 2mm 인 인공균열을 가공하였다. 특히 키웨이 중심에서 경사각(θ)이 40° 인 키웨이 곡면 상에 가공된 인공균열(S52)은 저면에 대한 균열의 경사각을 52° 로 제작하였다. Table 1에 시험편의 종류, 크기 및 인공균열의 각도를 나타내었다.

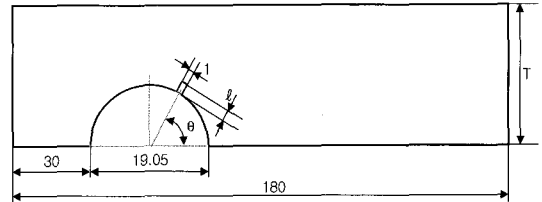


Fig. 1 A schematic of test specimen

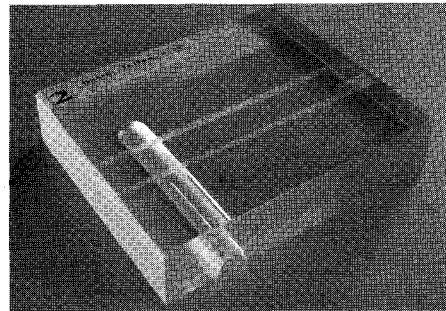


Fig. 2 Photograph of test specimen

Table 1 Detailed specifications of test specimens

Specimen no.	Crack angle (θ ; $^\circ$)	Crack length (l ; mm)	Specimen thickness (T; mm)
SN	-	-	34.0
S30	30	2	33.4
S30_1	30	2	34.8
S45	45	2	34.8
S45_1	45	2	34.3
S52	52	2	34.5
S60	60	2	34.2
S60_1	60	2	34.1
S90	90	2	33.9
S90_1	90	2	34.1

2.2. 실험 방법

Fig. 3은 인공균열을 가진 키웨이 시편에서 반사된 초음파 펄스의 발생, 수집, 표시 및 저장을 위해 사용된 시스템을 나타낸 것이다.

인공균열에 대한 시험은 펄스-에코 수침법을 사용하여 수행하였으며, 트랜스듀서는 Technisonic사에서 제작한 진동자 직경이 0.375 in.인 5MHz 수침용 수직 트랜스듀서를 사용하였다.

초음파 결합 검출기에서 수신된 아날로그 데이터(RF 신호)를 디지털 오실로스코프로 보내어 40ns의 샘플링 시간 간격으로 디지털화하여 저장하였다.

각 시편에 대해 키웨이 정점을 원점으로 하여 키웨이에 수직인 방향으로 0.5mm간격으로 14mm를 주사하여 신호를 수집하였으며, 각 시편 당 29개의 A-주사 RF 파형을 데이터 파일로 저장하였다. 저장된 RF 파형에 대해 신호처리 및 분석을 통하여 신경회로망의 입력 값으로 사용할 특징을 추출하였다.

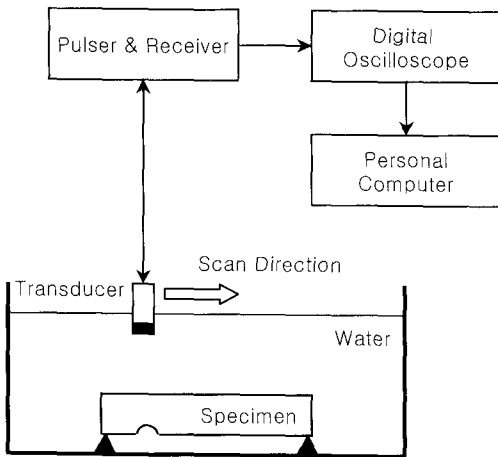


Fig. 3 Schematic diagram of ultrasonic pulse-echo immersion technique

2.3. 신경회로망

본 연구에서는 역전파 알고리즘으로 학습된 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron) 회로망을 이용하였다. 다층 퍼셉트론 회로망은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 은닉층을 가지는 전방향 신경회로망으로서, 두 개의 층을 가진 다층 퍼셉트론 회로망의 일반적인 구조를 Fig. 4에 나타내었다. 은닉

층의 뉴런들은 대응되는 각 입력 값과 연결가중치(w)와 곱하여 가중 합을 구한 다음, 바이어스(bias) 값을 더한 값(x_j')에 전달함수(transfer function)를 적용하여 은닉층의 출력 값(y_j)을 산출한다. 이 값이 출력층의 입력 값이 되며, 출력층의 결과 값(z_k) 또한 은닉층의 결과 값을 산출하는 동일한 방식으로 산출한다. 함수 근사나 보간법 문제에 역전파 다층 신경회로망을 사용할 경우, 대개 은닉층의 전달함수로 식 (1)과 같은 로그-시그모이드함수를 선택하고 출력층의 전달함수로 식 (2)와 같은 선형함수를 선택한다[13].

$$f_1(x_j') = \frac{1}{1 + e^{-x_j'}} = \frac{1}{1 + e^{-(\sum_i w_{ji} x_i + b_j^1)}} \dots\dots\dots (1)$$

$$f_2(y_k') = y_k' = \sum_j w_{kj} y_j + b_k^2 \dots\dots\dots (2)$$

역전파 알고리즘은 요구되는 목표 값(t)과 실제 출력 값(o) 사이의 오차 제곱합으로 정의되는(식 (3)) 비용함수(cost function) E 의 값을 경사하강 추적법(gradient-descent method)에 의해 최소화하는 방향으로 학습된다.

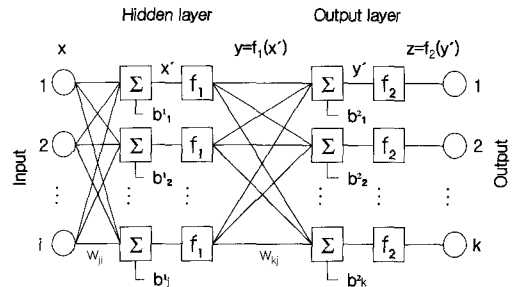


Fig. 4 Multi-layer perceptron neural network

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2 \dots\dots\dots (3)$$

$$E = \frac{1}{p} \sum_p E_p$$

여기에서 p 는 p 번째 학습패턴이고, E_p 는 p 번째 패턴에 대한 오차이며, t_{pk} 는 p 번째 패턴에 대한 k 번째 요소를 나타내고, o_{pk} 는 실제 출력의 k 번째 요소를 나타낸다. 즉 오차 E_p 를 역전파하여, 신경회로망은

연결장도 w_{ij} 와 바이어스 값 b_j 를 연속적으로 조절하며, 출력 값이 목표 값에 근접하도록 계속 반복학습을 수행한다. 모든 E_p 가 지정한 오차범위 이내에 들어오게 되면 학습은 종료된다.

본 연구에서 사용된 신경회로망은 MATLAB 소프트웨어의 신경회로망 도구상자(toolbox)를 활용하였으며, 입력층 뉴런의 수는 7개, 은닉층 뉴런의 수는 6개, 출력층 뉴런의 수는 4개로 구성하였다. S30, S45, S60 및 S90 시편의 데이터에서 추출한 특징을 신경회로망에 입력하여 회로망을 학습시켰으며, 학습에 사용하지 않았던 S30_1, S45_1, S60_1, S90_1 및 S52 시편의 데이터로부터 추출한 특징으로 신경회로망의 정확성을 평가하였다.

3. 결과 및 고찰

3.1. 인공균열에 의해 발생하는 신호의 분석

Fig. 5는 인공균열의 경사각이 30° , 45° , 60° 및 90° 인 시편에서 수신한 파형들 중 인공균열에서 반사된 에코가 최대 진폭을 나타내는 지점의 파형을 나타낸 것이다. 인공균열에서 산란된 에코들은 인공균열 주위의 기하학적 형상이 복잡하고, 길이가 2mm인 미소 균열이 가공되어 있기 때문에 초음파를 반사하는 면적이 작고, 또한 탐상기법으로 수침법을 사용하였기 때문에 물거리에 의한 감쇠의 영향으로 진폭이 작은 회절 신호 형상을 나타내는 것으로 생각된다. 인공균열의 경사각이 작을수록 균열이 가공된 깊이 및 키웨이 정점으로부터의 수평거리가 증가하기 때문에, 각 시편에서 인공균열의 에코가 최대 진폭을 나타내는 지점의 검출위치(트랜스듀서 위치) 및 균열에코의 시간 축 상의 위치가 증가됨을 볼 수 있다.

S90 시편의 경우에는 인공균열 선단이 키웨이 정점에서 보다 2mm 높기 때문에 키웨이 정점에서 산란된 에코보다 인공균열 선단에서 산란된 에코가 먼저 나타난다. S60 시편의 경우에는 인공균열 선단의 높이가 키웨이 정점 보다 약간 높고, 인공균열과 키웨이가 만나는 모서리 지점은 키웨이 정점 보다 낮기 때문에 균열 선에서 산란된 에코는 키웨이에서 발생하는 신호와 중첩되어 다른 시편의 키웨이에서 산란된 파형과 다른 양상을 나타내고 있으며, 키웨이와 인공균열이 만나는 모서리 지점에

서 산란된 에코는 키웨이 에코보다 약간 뒤에 피크를 보이고 있다. S30 시편의 경우, 키웨이 신호가 다른 시편에 비해 약간 뒤에 나타나는데 이것은 키웨이 직경이 다른 시편에서보다 약간 작게 가공되어 빔 경로가 증가하였기 때문이다.

S30, S45 및 S60 시편에서 인공균열과 키웨이가 만나는 모서리 영역 신호와 저면 신호사이에 나타난 에코(점선 원으로 표시)는 키웨이와 인공균열의 복잡한 기하학적 형상과 키웨이 곡면을 따라 전파되는 creeping 파[14]의 발생, 다중 반사 및 모드변환 등에 의해 발생된 것으로 예상되나 정확하게 해석할 수는 없었으며, 본 연구에서는 고려하지 않았다.

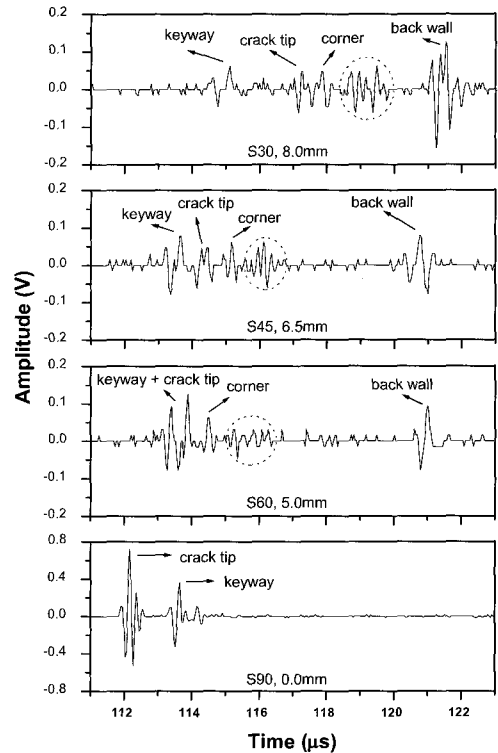


Fig. 5 Time domain echo signals from specimen S30, S45, S60 and S90

일반적으로 초음파탐상에서의 결함은 두 개의 고정된 점 사이의 비행시간(time of flight)의 변화와 초음파의 진폭변화로 인해 검출될 수 있다. 본 연구에서도 두 에코사이의 시간차이와 진폭을 고려한 주사 위치에 대한 정보를 이용하였다. 두 에코사이의 시간 차이를 측정하기 위해 각각의 에코를 대표하는 점을 정하여야 하나 Fig. 5에서 볼 수 있는 바

와 같이, 균열에서 반사된 신호가 미약하여 잡음과의 비(S/N ratio)가 크지 않고, 복잡한 기하학적 형상으로 인해 파형이 변환되어 있으며, 여러 개의 교번신호로 나타나기 때문에 신호처리를 하지 않은 원래의 A-주사 데이터에서 대표점을 지정하기 위해 Fig. 6에 나타낸 것처럼 원래의 A-주사 데이터에서 진폭의 절대값을 취한 후, 10점 근접 평균(10 points adjacent averaging)을 취하여 각 반사영역의 에코에 대해 하나의 피크를 가지는 진폭 포락선(envelop)을 구하였다.

3.2. 신경회로망을 이용한 인공균열 분석

본 연구에서는 균열로부터 반사된 초음파 파형의 특성만을 고려한 것이 아니라 주사 시스템에서와 같이 트랜스듀서의 위치에 대한 각 반사에코의 도달시간과 트랜스듀서의 위치(scanning position)를 이용하여 균열의 기하학적 형상을 평가하고자 하였다. 즉, 균열의 위치 및 깊이와 직접적인 관계가 있는 키웨이 정점에서 반사된 에코의 피크와 각 반사영역(균열의 선단 및 모서리)에서 반사된 에코의 피크 사이의 시간차이와 각 반사영역의 반사에코가 검출되는 지점의 트랜스듀서 위치를 신경회로망에 적용하였다. Fig. 6의 에코 신호를 분석하여, 트랜스듀서의 위치에 대한 각 피크의 도달 시간과 진폭 값을 도식화하여 30° 및 45° 시편에 대한 것을 예로 Fig. 7 a), b)에 나타내었다. Fig. 7은 수신 파형을 신호 처리하여 나타낸 Fig. 6의 파형에서, 결함이 없는 시편에서 최대 잡음 신호의 진폭 값을 기준 값으로 하여, 이 기준 값을 초과하는 영역의 진폭 값들을 나타낸 것이다. Fig. 7 a), b)에서 위쪽 그림은 트랜스듀서의 위치에 대한 각 반사영역에서 산란된 최대 에코의 도달시간을 나타낸 것이며, 아래쪽은 각 도달시간에 대응되는 피크의 진폭 값을 나타낸 것으로 4개의 반사 영역에 대한 진폭 값이 유사하여 구분이 잘 되지 않는 구간에 대해서는 균열 선단과 모서리 영역에 대한 부분을 확대하여 표시하였다.

본 연구에서 사용한 신경회로망은 7-6-4 구조로서 7개의 입력 값과 4개의 목표 출력 값을 가지고 있다. 각시편에 대한 주사 데이터로부터 각 반사영역에서 산란된 에코의 피크들 사이의 시간 차이와 트랜스듀서의 위치 정보로부터 7개의 특성을 추출하여 신경회로망의 입력 값으로 적용하였다. 각 입력

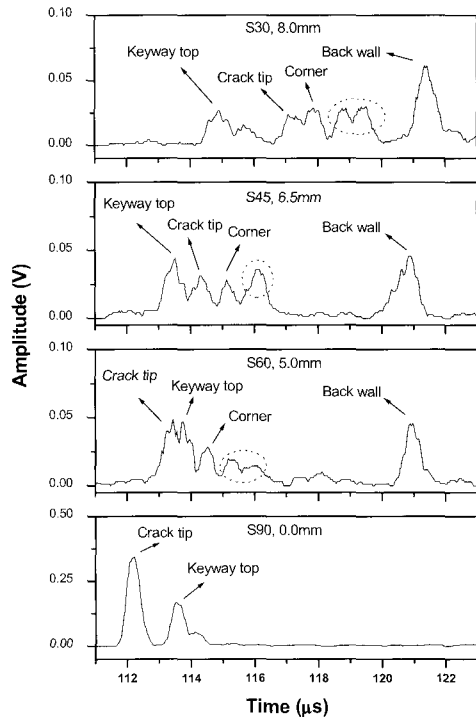


Fig. 6 Echo signal after processing

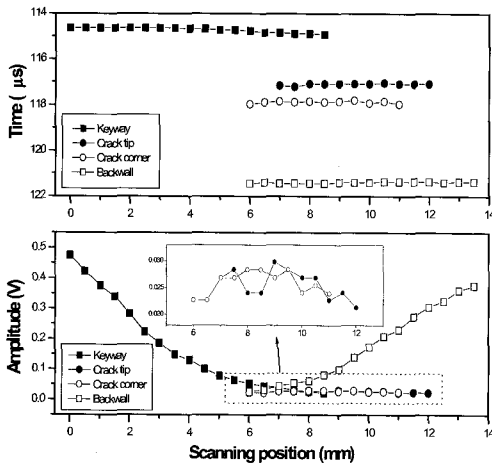
특성은 키웨이 정점에 대한 각 반사영역(균열 선단 및 모서리)의 깊이에 대응되는 키웨이 정점과 각 반사영역에서 산란된 에코들의 피크 사이의 시간차이에 대한 2개의 특성과 키웨이 정점에 대한 각 반사영역의 수평 위치에 대응되는 각 반사영역에서 수신된 에코가 최대 진폭을 나타낼 때의 트랜스듀서의 위치 정보 2개를 포함하고 있다. 그리고 트랜스듀서의 빔 분산(beam spread)과 주사 시 0.5mm의 저장 간격에 대한 사항을 고려하여 각 반사영역 및 저면에서 반사된 신호의 진폭이 처음으로 기준 값을 초과하여 검출될 때의 트랜스듀서의 위치 정보 3개를 입력 특성으로 고려하였다. 출력 값으로는 키웨이 정점에 대한 균열 모서리 및 선단의 상대적 위치(수평위치 및 깊이)를 나타내는 4개의 기하학적 정보로 하였으며, 출력층의 첫 번째 뉴런은 키웨이 정점에 대한 균열 선단의 깊이를 나타내고, 두 번째 뉴런은 키웨이 정점에 대한 균열 모서리의 깊이, 세 번째 및 네 번째 뉴런은 키웨이 정점에 대한 균열 선단 및 모서리의 수평거리를 각각 나타낸다. 은닉층의 뉴런의 수는 주로 데이터의 본질에 의존적이나 은닉층의 수와 은닉층의 뉴런의 수를

선택하는데는 엄격한 규칙이 없다. 그러나 은닉 뉴런의 수가 너무 많으면, 모든 학습의 점들이 잘 맞도록 학습을 지나치게 하여 이 점들 사이에 격렬한 진동이 일어나며, 뉴런의 수가 너무 적으면, 학습이 만족스럽게 진행되지 않는다[15, 16]. 본 연구에서는 은닉층의 뉴런의 수를 훈련과정에서 은닉 뉴런 수의 변화에 대한 신경회로망의 학습 성능에 의해 결정하였으며, 6개의 은닉 뉴런이 적절한 것으로 판단되었다.

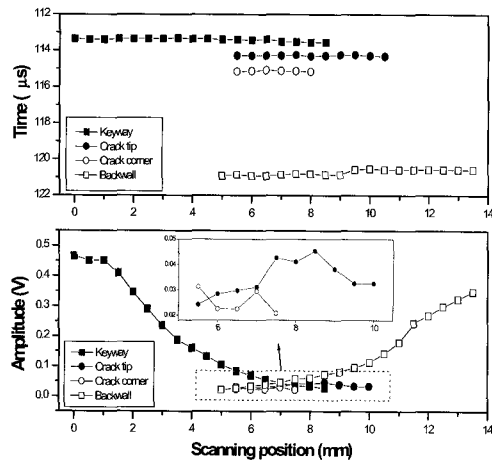
S30, S45, S60 및 S90 시편에 대한 특성을 신경회로망에 입력하여 회로망을 학습시켰으며, 회로망의 학습은 회로망의 성능을 나타내는 오차함수 E값이

0.001이내의 범위에 수렴할 때까지 반복 수행되었다. 학습에 사용된 시편들과 균열의 각도와 길이가 동일하게 제작된 S30_1, S45_1, S60_1 및 S90_1 시편 그리고 학습에 전혀 사용되지 않았던 S52 시편에서 추출한 특징을 훈련된 신경회로망에 적용하여 회로망을 시험하였다.

신경회로망을 이용한 인공균열의 평가 결과를 Table 2에 나타내었으며, 그래프로 표현하여 Fig. 8에 나타내었다. Table 2에서 출력 뉴런 #1과 #2는 키웨이 정점에 대한 균열 선단과 모서리의 높이 (mm 단위)를 각각 나타내며, 뉴런 #3과 #4는 키웨이 정점에 대한 균열선단과 모서리의 수평거리(mm 단위)를 각각 나타낸다. 신경회로망의 출력 값으로 균열의 각도와 길이를 계산한 결과, 각도에 대해서는 30° 및 45° 시편에서 약간의 차이를 보이나, 회로망의 학습에 적용하지 않았던 52°의 경우에도 거의 유사하게 나타내고 있으며, 길이의 경우에도 대부분의 시편에서 0.1mm 내외의 오차를 보이는 등, 균열의 각도와 길이 및 위치에 전반적으로 양호하게 평가되었다.



a) Specimen S30



b) Specimen S45

Fig. 7 Peak amplitude and its position at time domain vs. scanning position

Table 2 Test results of neural network

Specimen	Output neuron				Calculated result		
	#1	#2	#3	#4	Angle	Length	
s30_1	t	3.75	4.75	9.96	8.23	30	2
	o	4.0984	4.9153	10.2192	8.4309	24.55	1.9660
	e	-0.3484	-0.1652	-0.2592	-0.2009	5.45	0.034
s45_1	t	1.37	2.78	8.13	6.72	45	2
	o	1.4939	2.7666	7.9740	6.4567	39.99	1.9803
	e	-0.1239	0.0134	0.1560	0.2633	5.1	0.0197
s60_1	t	-0.46	1.27	5.75	4.75	60	2
	o	-0.4175	1.2185	5.7151	4.7422	59.26	1.9034
	e	-0.0424	0.5150	0.0349	0.0078	0.74	0.0966
s90_1	t	-2.00	0.00	0.00	0.00	90	2
	o	-2.0287	0.0387	0.0527	0.0576	90	2.0287
	e	0.0287	-0.0387	-0.0527	-0.0576	0	-0.0287
s52	t	1.61	3.18	8.50	7.27	52	2
	o	1.5395	3.2274	8.2242	6.9560	53.08	2.1114
	e	0.0705	-0.0474	0.2758	0.3140	-1.08	-0.1114

t : target value, o : output value, e : error

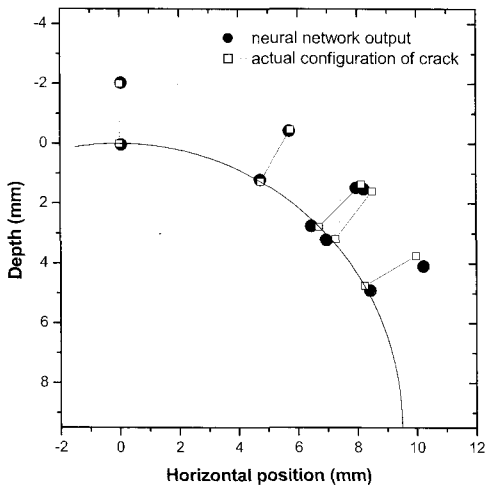


Fig. 8 Comparison of results of neural network with the actual geometric configuration of crack

4. 결 론

본 연구에서는 초음파를 이용하여 터빈 로타 디스크와 같은 회전기계류에서 응력을 많이 받는 키웨이 주변에 발생하는 균열에 대한 위치, 크기 및 방향성을 평가하기 위해, 3층으로 구성된 역전파 신경회로망을 적용하였다. 일반적으로 신경회로망을 이용한 결함의 분류나 평가는 어떤 입력 특징을 선정하여 회로망에 적용하느냐에 따라 좌우되며, 좋은 입력 특징의 선정은 회로망의 성능을 더욱 좋게 할 것이다. 여기에서는 수신된 초음파 RF파형을 처리하여 주사시스템의 데이터 형태로 나타낸 다음, 주사 데이터에서 트랜스듀서의 위치에 대한 각 반사영역에서 산란된 파형의 시간 차이와 균열이 검출되는 지점의 트랜스듀서 위치를 입력 특성으로 선정하여 신경회로망에 적용하였으며, 그 결과 균열의 위치, 크기 및 방향성과 같은 기하학적 형상에 대한 정확한 평가가 가능함을 알 수 있었다.

그러나 본 논문은 초음파를 이용한 키웨이 주변 균열의 평가에 신경회로망의 적용 가능성에 대한 기본적인 것을 연구한 것으로, 각 반사체로부터 반사된 초음파 신호를 연구자가 분류하고 해석하였으나, 각 반사체에서 반사된 신호의 분류 및 해석분야에도 컴퓨터 프로그래밍을 이용한 자동화에 대한 연구가 계속적으로 이루어져야 할 것으로 생각된다.

후 기

이 논문은 부경대학교 학술연구재단의 연구비 지원에 의해 연구되었음.

참고문헌

- [1] G. P. Singh, R. A. Cervantes and R. L. Spinks, "Ultrasonic Nondestructive Testing Technique for the Examination of Low-Pressure Turbine Disc Rims," *Material Evaluation*, Vol. 41, No. 13, pp. 1511-1516 (1983)
- [2] J. F. Newman, "The Corrosion Potential of a 3% Cr-Mo Steel in Sodium Hydroxide Solutions and its Relationship to Stress Corrosion Cracking," CERL Note No. RD/2/N186/73, Central Electricity Research Laboratories, Leatherhead, England, July (1973)
- [3] P. K. Nair, F. F. Lyle, Jr., J. E. Buckingham and H. G. Pennick, "Guidelines for Predicting the Life of Steam Turbine Disks Exhibiting Stress Corrosion Cracking," EPRI Report Np-6444, Vol. 1, Project 1929-16, 2518-1, Palo Alto, California, July (1989)
- [4] M. Koike, F. Takahashi, S. Kajiyama, H. Chiba and Y. Yoshida, "Development of an ultrasonic inspection technique for the dovetail of turbine rotor disks," *Proc. of the 13th International Conference on NDE in the Nuclear and Pressure Vessel Industries*, pp. 463-467, Kyoto, Japan, May (1995)
- [5] J. D. Achenbach, "Quantitative nondestructive evaluation," *Int. J. Solids Struct.*, Vol. 37, pp. 13-27 (2000)
- [6] J. B. Santos and F. Perdigao, "Automatic defects classification - a contribution," *NDT & E Int.*, Vol. 34, pp. 313-318 (2001)
- [7] A. Masnata and M. Sunseri, "Neural network classification of flaws detected by ultrasonic means," *NDT & E Int.*, Vol. 34, No. 2, pp. 87-93 (1996)

- [8] 송성진, "용접 결함 분류를 위한 초음파 형상 인식 기법", 비파괴검사학회지, Vol. 15, No. 4, pp. 395-405 (1995)
- [9] M. Takadoya and T. Mandai, "Crack Parameter Characterization by a Neural Network," The First US-Japan Symposium on Advances in NDT, pp. 321-326 (1996)
- [10] S. W. Liu et. al, "Detection of cracks using neural networks and computational mechanics," Comput. Methods Appl. Mech. Engr., 191, pp. 2831-2845 (2002)
- [11] 최상우, 이준현, "초음파 판파와 신경회로망 기법을 적용한 리벳홀 부위의 균열 크기 평가", 비파괴검사학회지, 제21권, 제4호, pp. 398-405, (2001)
- [12] 이준현, 최상우, "저면산란 초음파 신호 및 신경회로망을 이용한 균열크기 결정", 대한기계학회논문집 A권, 제24권, 제1호, pp. 52-61 (2000)
- [13] M. T. Hagan, H. B. Demuth and M. Beale, *Neural network design*, PWS Publishing Company, Boston, MA (1996)
- [14] W. Hassan and P. B. Nagy, "Dispersion and attenuation of circumferential creeping waves around a fluid-filled cylindrical cavity in an elastic medium," Proc. National Conf. on Noise Control Engineering, Vol. 1, pp. 543-548 (1997)
- [15] 황우현, 장순철, 안상모, "MATLAB 응용 I", 높이깊이 (1995)
- [16] M. S. Unluturk, J. Saniie, "Deconvolution Neural Networks for Ultrasonic Testing", Proceedings of the 1995 IEEE Ultrasonic Symposium, pp. 715-719 (1995)