

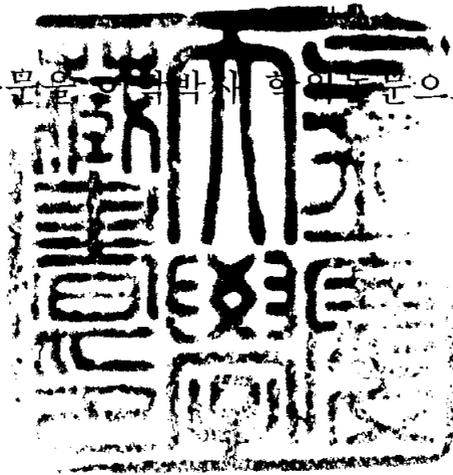
70
404.5
4
=2

이학박사 학위논문

신경회로망을 이용한 터빈로타 디스크 키웨이의 초음파 결함 검출

지도교수 이 종 규

이 논문을 이학박사 학위논문으로 제출함



2003년 2월

부경대학교 대학원

물리학과

손영호

손영호의 이학박사 학위논문을 인준함

2002년 12월 26일

주	심	이학박사	문	병	기	
부	심	이학박사	김	성	부	
위	원	공학박사	서	원	찬	
위	원	이학박사	이	종	오	
위	원	이학박사	이	종	규	

목 차

목차	i
표목차	iii
그림목차	iv
Abstract	vii
제 1 장 서 론	1
1.1 연구 배경	1
1.2 연구목적 및 내용	7
제 2 장 신경회로망	9
2.1 신경회로망 개요	9
2.2 신경회로망 구조	13
2.3 오차역전파 학습 알고리즘	19
2.4 초음파 결합 평가에 신경회로망의 적용	27
제 3 장 실험	36
3.1 모형시편 제작	36
3.2 실험 방법	38
제 4 장 결과 및 고찰	41
4.1 수침법을 이용한 인공균열의 평가	41
4.1.1 A-주사 신호분석	41

4.1.2	신호처리	44
4.1.3	A-주사 신호의 형상화를 통한 반사 신호의 분석	51
4.1.4	신경회로망을 이용한 인공결합 평가	59
4.1.5	결 언	71
4.2	수직 접촉법을 이용한 인공균열의 평가	72
4.2.1.	B-주사 이미지 분석	72
4.2.2	특징 추출	82
4.2.3	신경회로망 적용 및 결과	90
4.2.4	결 언	93
 제 5 장 결 론		 94
 참고문헌		 96
 감사의 글		 103

표 목 차

Table 1. Features of ultrasonic signals	29
Table 2. Specifications of specimens	37
Table 3. Transducers and couplants used in ultrasonic testing	38
Table 4. Features extracted from the A-scan ultrasonic signals	65
Table 5. Orientations and lengths of keyway cracks evaluated by neural network	69
Table 6. Features extracted from ultrasonic B-scan image and amplitude distribution curves	89
Table 7. Orientations and lengths of keyway cracks evaluated by neural network	91

그림 목 차

Fig. 1-1. Schematic diagrams of a) turbine rotor disk cross-section and b) rotor disk cracking problem area	2
Fig. 2-1. Typical biological neuron	10
Fig. 2-2. McCulloch-Pitts model of neuron	11
Fig. 2-3. Back-propagation neural network with one hidden layer	14
Fig. 2-4. Internal functioning of neuron	15
Fig. 2-5. Hard limit transfer function	18
Fig. 2-6. Linear transfer function	18
Fig. 2-7. Log-sigmoid transfer function	18
Fig. 2-8. Gradient descent method	21
Fig. 2-9. Learning algorithm of back-propagation neural network	22
Fig. 2-10. Typical features of ultrasonic signals	30
Fig. 3-1. Typical geometry of specimens	36
Fig. 3-2. Photograph of specimen	37
Fig. 3-3. a) Schematic diagram of ultrasonic system with water immersion method	39
Fig. 3-3. b) Schematic diagram of ultrasonic system with direct contact method	40
Fig. 4-1. Typical ultrasonic RF signals of specimens (S30, S45, S60 and S90)	42
Fig. 4-2. Typical ultrasonic signals after signal processing	45
Fig. 4-3. a) Ultrasonic signals of specimen S0	46
Fig. 4-3. b) Ultrasonic signals of specimen S30	47

Fig. 4-3. c) Ultrasonic signals of specimen S45	48
Fig. 4-3. d) Ultrasonic signals of specimen S60	49
Fig. 4-3. e) Ultrasonic signals of specimen S90	50
Fig. 4-4. a) 3-D plotting of ultrasonic signals of specimen S0 after signal processing, b) amplitude distribution of ultrasonic signals at keyway and c) amplitude distribution of ultrasonic signals at backwall	52
Fig. 4-5. a) 3-D plotting of ultrasonic signals of specimen S30 after signal processing, b) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack tip and c) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack corner	53
Fig. 4-6. a) 3-D plotting of ultrasonic signals of specimen S45 after signal processing, b) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack tip and c) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack corner	55
Fig. 4-7. a) 3-D plotting of ultrasonic signals of specimen S60 after signal processing, b) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack tip and c) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack corner	56
Fig. 4-8. a) 3-D plotting of ultrasonic signals of specimen S90 after signal processing, b) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack tip and c) amplitude distribution of ultrasonic signals at keyway	57
Fig. 4-9. Time and peak amplitude distribution of ultrasonic signals in specimen S30	61

Fig. 4-10. Time and peak amplitude distribution of ultrasonic signals in specimen S45	62
Fig. 4-11. Time and peak amplitude distribution of ultrasonic signals in specimen S60	63
Fig. 4-12. Time and peak amplitude distribution of ultrasonic signals in specimen S90	64
Fig. 4-13. a) training epochs and b) number of hidden neurons for crack evaluation neural network	67
Fig. 4-14. Configuration of actual cracks and cracks evaluated by neural network	70
Fig. 4-15. a) Typical ultrasonic RF signals of specimen S30 and b) ultrasonic signals after signal processing	73
Fig. 4-16. a) Schematic geometry of specimen S0 and transducer, and b) ultrasonic B-Scan image of specimen S0	76
Fig. 4-17. a) Schematic geometry of specimen S90_1 and transducer, and b) ultrasonic B-Scan image of specimen S90_1	77
Fig. 4-18. a) Schematic geometry of specimen S30_1 and transducer, and b) ultrasonic B-Scan image of specimen S30_1	78
Fig. 4-19. a) Schematic geometry of specimen S45_1 and transducer, and b) ultrasonic B-Scan image of specimen S45_1	79
Fig. 4-20. a) Schematic geometry of specimen S60_1 and transducer, and b) ultrasonic B-Scan image of specimen S60_1	80
Fig. 4-21. a) Schematic geometry of specimen S40 and transducer, and b) ultrasonic B-Scan image of specimen S40	81

Fig. 4-22. a) Amplitude distribution of ultrasonic signals over scanning position for S30_1	84
Fig. 4-22. b) Amplitude distribution of ultrasonic signals over scanning position for S45_1	85
Fig. 4-22. c) Amplitude distribution of ultrasonic signals over scanning position for S60_1	86
Fig. 4-22. d) Amplitude distribution of ultrasonic signals over scanning position for S90_1	87
Fig. 4-22. e) Amplitude distribution of ultrasonic signals over scanning position for S40_1	88
Fig. 4-23. Configuration of actual cracks and cracks evaluated by neural network	92

Ultrasonic Flaw Detection on the Keyway Cracks of Turbine Rotor Disk by Using Neural Network

Young-Ho Son

Department of Physics, Graduate School.

Pukyong National University

Abstract

Stress corrosion cracks were observed at the keyway of the turbine rotor disk in a power plant, and sometimes they had raised a significant failure of the turbine during the operation of a power plant. The ultrasonic flaw detection was used to detect and evaluate these cracks, but the characteristics of keyway cracks, i.e., the locations, the sizes and the orientations of keyway cracks, were not determined quantitatively because of the complex geometry of the turbine rotor disk, the beam spreading of the ultrasonic waves and the difficulty of ultrasonic signal processing. The most of keyway cracks designed with the length of 2 mm were vertical to the keyway surface, but one of these cracks made the angle of 12° with the vertical direction of the keyway surface. In order to determine quantitatively the characteristics of keyway cracks, the water immersion method and the direct-contact method of ultrasonic flaw detection were employed by using the neural network with the 3 layered back-propagation algorithm.

Ultrasonic RF signals were observed over the entire scanning range by using the water immersion method of ultrasonic flaw detection. They have 4 peaks corresponded with the top of the keyway, the crack tip, the corner between the keyway and the crack and the bottom of the specimen, respectively. The significant features (7 parameters) were extracted from the scanning positions and the arriving times having the maximum peak amplitude of ultrasonic signals corresponded to each peak, and then they were applied to the neural network with the 3 layered back-propagation algorithm. So the characteristics of keyway cracks estimated by using the neural network were similar to the actual cracks well designed within approximately 5% in the error of crack length.

Ultrasonic B-scan images were obtained by using direct-contact method of ultrasonic flaw detection, and the observed images showed the geometric configuration of the specimen and crack. The 3 peak amplitude distributions were obtained at the top of keyway, the crack tip and the corner between keyway and crack, respectively. The significant features (6 parameters) were extracted from the ultrasonic B-scan images and the peak amplitude distributions. So the characteristics of keyway cracks estimated by using the neural network were similar to the

actual cracks well designed within approximately 5% in the error of crack length. But one of keyway cracks having the angle of 12° with the vertical direction of the keyway surface had different characteristics of actual crack, and then it showed approximately 8% in the error of crack length. It may be considered that the learning of the neural network has carried out in the case of the cracks vertical to the keyway surface, but a crack having the angle of 12° made some errors because of mismatching between the learning and actual crack.

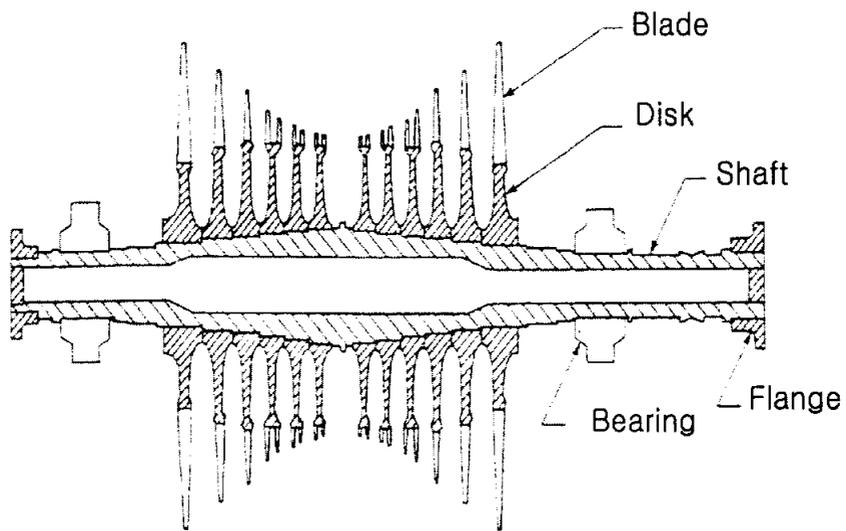
Therefore, the neural network with the back-propagation algorithm was applied to determine quantitatively the characteristics of keyway cracks by using ultrasonic flaw detection, and then it may be considered as a very useful technique to evaluate the characteristics of keyway cracks quantitatively.

제 1 장 서 론

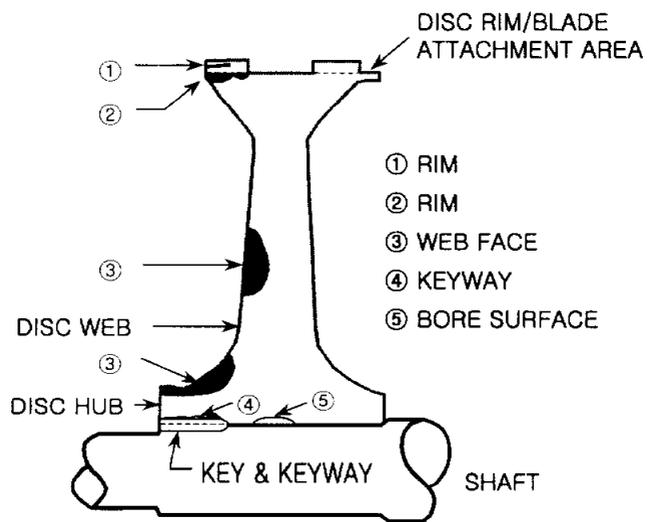
1.1 연구 배경

발전 설비의 안전성을 확보하고 가동율을 향상시키기 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 터빈설비의 경우, 가동 시 지속적인 부하를 받고 있으며, 시동(start-up)이나 가동정지(shutdown) 시 급격한 부하 변동상태에 놓이게 되고, 또한 고온 증기의 분위기 속에서 가동됨에 따라 균열발생의 원인이 되는 진동, 피로, 부식 및 침식 등의 조건에 놓이게 된다.

저압 증기 터빈 로타 디스크에서 균열이 발견된 부위는 Fig. 1-1에 나타낸 바와 같이 키웨이(keyway), 중심공, 디스크 표면 및 디스크 림(disk-rim) 등 여러 곳이 있으나, 거의 대부분의 균열은 응력이 가장 많이 집중되는 키웨이 부위에서 발생된 것으로 보고되었다. 이러한 균열들은 대부분 입계 균열이고 많은 가지를 형성한 형태이며, 균열 부근에는 나트륨, 염화물, 황산염, 탄산염, 수산화물, 구리, 및 구리 산화물이 존재하고, 균열의 틈 사이에 산화물이나 부식 생성물이 채워져 있는 것으로 조사되었다. 이러한 저압 터빈 디스크의 균열발생은 응력부식균열(stress corrosion crack), 수소 기인 균열(hydrogen induced crack) 및 부식 피로 등이 주원인이며, 그 중에서 응력부식균열의 형태가 두드러진 것으로 나타났다.^{1) 4)}



a)



b)

Fig. 1-1. Schematic diagrams of a) turbine rotor disk cross-section and b) rotor disk cracking problem area

응력부식균열은 응력 집중부위에서 단일적으로 일어날 수도 있고, 미세한 균열의 군집지역에서도 발생될 수 있다. 어떠한 경우에도 균열은 극히 미세하고 섬유모양의 균열 선단(crack tip)을 가진 많은 복잡한 형태의 가지(branch)를 형성하는 경향이 있다.^[5] 현장에서 검출된 균열은 재가동 전에 제거되어야 하며, 균열을 제거하기 위해서는 균열의 위치 및 크기를 알아야 하나 통상적인 검사방법에 의해서는 정확하게 평가하기 어렵다.

일반적으로 균열을 검사하는 비파괴검사 방법으로는 초음파탐상검사(UT), 자분탐상검사(MT) 및 침투탐상검사(PT) 등이 적용되고 있다. Fig. 1-1. b)에 나타낸 터빈로타 디스크의 경우, 웹(web) 및 림·블레이드 연결부는 접근성이 용이하기 때문에 자분탐상검사나 침투탐상검사 방법으로 검사가 가능하나, 허브(hub), 키웨이 및 중심공 표면 부위는 디스크를 로타에서 분리하지 않는 한 접근이 불가능하다. 또한 자분탐상검사는 투입되는 노동력, 블레이드의 분리, 발전소의 정기검사 기간의 장기화를 초래함에 따라 대체 검사방법이 요구되었다. 이에 따라 검사기간이 상대적으로 짧고 균열의 특성을 규명할 수 있는 초음파를 이용한 탐상장비 및 기법의 개발에 의한 비파괴시험방법이 적용되고 있다.^[6]

균열을 검출·평가하기 위한 초음파탐상법으로는 펄스-에코법(pulse-echo), 투과법(through transmission), 균열선단 회절신호(crack tip diffraction) 및 TOFD(time-of-flight-diffraction) 등이 사용되고 있으며, 반사파의 시간차이와 진폭의 크기로 균열의 위치와 크기를 평가하는 펄스-에코법이 주로 사용된다. 그러나 펄스-에코법은 탐촉자의 주파수 특성과 빔 폭의 영향으로 형상이 복잡한 피검체에서는 기하학적 형상에 의한 의사지시와 균열을 구분하는데 어려움이 있으며, 균열의 투명성(transparency), 방향성(orientation) 및 일반적인 균열 형태(morphology)와 같은 반사된 초음파의 진폭에 영향을 미치는 변수들로 인해, 특히 키

웨이 부위와 같이 그 기하학적 형상이 복잡한 경우, 균열의 크기를 평가하는데도 어려움이 있다.^[7-9]

일반적으로 초음파검사에서 결함을 검출하고 평가하기 위해서는 초음파 신호로부터 기하학적인 의사지시와 구별되는 결함신호만의 특징 추출이 요구되며, 현재 이러한 특징의 추출은 검사자(human operator)에 의해 거의 수행되고 있다. 사람의 눈은 적절한 훈련과 경험을 거친 후에 중요한 패턴을 인식하는 능력이 매우 뛰어나나 거대한 양의 데이터로부터 관련 정보를 추출하여 결정하는데는 효과적이지 않으며, 터빈 디스크 키웨이 부위처럼 형상이 복잡하고 결함이 미세한 경우 결함을 평가하려면 고도의 숙련도와 전문적인 지식이 필요하다. 최근에는 초음파탐상검사에서 알려진 몇 가지 특징을 신경회로망에 적용하여 결함 지시를 분석하기 위한 방법이 시도되고 있다.

인공 신경회로망(artificial neural network) 모델은 현대 신경생리학과 심리학을 기반으로 인간의 대뇌 신경세포의 구조적 특성을 모방하여 만든 비선형 네트워크 시스템으로, 많은 단순한 비선형 뉴런들이 서로 연결되어 인간 두뇌의 특성을 갖도록 한 수학적 모델이다.

신경회로망은 선형 및 비선형 최적화, 음성 및 영상 인식, 자동제어 등과 같은 다양한 영역에 적용될 수 있는 잠재력이 있다. 특히 신호 식별 및 분류에 적합하며, 표본 데이터 조합을 통한 입출력 사이의 함수를 학습할 수 있고, 이전의 지식에 근거한 새로운 데이터의 종류(class)를 결정할 수 있다. 이러한 이유로 비파괴검사분야, 특히 앞에서 언급한 초음파검사 분야의 신호해석 부분에도 신경회로망을 이용한 연구가 진행되고 있다. 초음파 결함 평가에 적용된 신경회로망과 지식기반 시스템을 이용한 인공지능 방법에 대한 McNab 등^[10]의 검토 논문 및 균열의 검출과 탄성계수의 측정에 집중된 정량적인 초음파 평가 등 비파괴분야에 신경회로망

의 적용 가능성에 대한 J. D. Achenbach^[11]의 논문에서 그 경향을 알 수 있다.

초음파 검사 분야에서 신경회로망을 이용한 연구를 살펴보면 다음과 같다. T. Raju Damarla^[12] 등은 역 전파 신경회로망을 이용하여 초음파검사 데이터를 시간도메인과 주파수 도메인에서 분류하였으며, 결함을 가진 대부분의 신호들이 정확하게 분류될 수 있었다고 밝혔다. X. Wu^[13] 등은 구조물에서 측정된 응답으로부터 개개 부재의 손상 위치 및 범위의 인식 가능성을 연구하는데 역 전파 신경회로망을 적용하였다. S. J. Song 등^[14, 15]은 초음파 산란 신호로부터 용접부의 결함을 분류하기 위해 다양한 신경회로망을 이용한 결과, 확률 신경회로망이 다른 신경회로망에서 보다 더 높은 성능을 나타낸다는 것을 보였다. A. Masnata 등^[16]은 초음파 주사시스템으로 검출된 용접 결함의 자동 인식에 대한 방법론을 Fischer 선형 분류 분석과 3층 역전파 신경회로망에 대한 연구를 수행하였다. F. W. Margrave 등^[17]은 강판의 초음파 결함 검출에 대한 다양한 형태 및 배열의 신경회로망에 대한 평가를 수행하였다. 이준현 등^[18]은 저면에 균열이 가공된 평판에 대해 저면 산란 초음파 신호의 진폭 및 전파시간을 역전파 신경회로망에 적용하여 균열의 크기 결정에 대한 연구를 수행하였고, 최상우 등^[19]은 알루미늄 판재의 리벳 홀에서 발생하는 균열의 크기를 평가하기 위해 리벳 홀 부위의 미소균열로부터 반사되어 오는 초음파 판파 신호의 시간 및 주파수 성분의 특징을 역전파 신경회로망의 학습에 적용하였다.

신경회로망의 학습에 적용할 인공결함 시편의 제작 및 초음파 신호 수집에 소요되는 시간과 노력을 줄이기 위해, 근래에는 실제 피검체를 주사하여 얻은 초음파신호 뿐만 아니라 수치해석을 통해서 얻은 모사 초음파신호를 신경회로망의 훈련에 사용하고자 하는 연구도 수행되고 있다. J.

Rhim 등^[20]은 유한 요소법과 결합된 역 전파 신경회로망을 이용하여 박리된(delamination) 다양한 적층 복합 재료의 손상 유무를 검출하고, 손상의 특성을 식별하였다. A. Oishi 등^[21]은 유한 요소법을 이용하여 표면 결함을 갖고 있는 직사각형 판재의 모형을 만든 다음, 결합 변수와 표면 응답 사이의 계산된 관계를 역 전파 신경회로망을 훈련하고 시험하는데 사용하였다. S. W. Liu 등^[22]은 충격하중이 가해진 균열이 내재된 매질의 표면 응답들에 대한 특징을 유한요소법과 경계적분공식을 이용하여 구한 후, 역전파 신경회로망에 적용하여 균열의 형태, 위치 및 길이를 결정하고자 하였다. M. Takadoya 등^[23]은 스테인레스강 저면에 존재하는 다양한 각도와 크기의 균열을 갖고 있는 판재에 대해 균열의 크기와 각도를 측정하기 위해 주파수 도메인에서 균열의 후방산란 파형 데이터를 경계요소법(BEM)으로 계산하여, 전체적인 파형을 신경회로망의 입력 값으로 적용하는 연구를 수행하였다. J. D. Achenbach^[24]와 Kornelija Zgonc^[25] 등은 자기-보상 초음파기법(self-calibrating ultrasonic technique)과 실험 데이터 및 유한 요소법으로 만들어진 합성 데이터의 조합으로 훈련된 신경회로망을 이용하여 리벳 홀에서 나온 균열을 크기를 결정하였다.

그러나 위에서 언급한 대부분의 연구는 모델링한 간단한 피검체의 인공 결함에서 반사된 초음파 신호 중 결함 신호만을 이용하여 결함을 분류하고 평가한 것이며, 형상이 복잡하여 결함신호와 구조물에 의한 의사신호가 구별되지 않는 경우에는 적용하기가 어렵다.

1.2 연구목적 및 내용

앞 절에서 언급한 것처럼 초음파탐상검사에서 결함을 검출하기 위한 신호의 해석은, 터빈 로타 디스크 키웨이와 같이 그 형상이 복잡한 경우, 검사자의 숙련도와 경험에 따라 크게 좌우되고 결함 신호와 기기의 기하학적 신호를 구분하기 어렵기 때문에 현재까지 연구된 신경회로망을 이용한 초음파 신호해석 방법의 적용으로 결함을 평가하기에는 어려움이 있다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 기하학적 형상이 복잡한 터빈로타 디스크 키웨이의 곡 경계면에 발생한 균열에서 반사된 신호뿐만 아니라 기하학적 신호를 포함하는 주사 시스템으로부터 수집된 전체적인 반사신호에서 추출한 특징과 주사위치에 대한 정보를 신경회로망에 적용하여 결함의 위치, 크기 및 방향성에 대한 정량적인 평가에 관한 연구를 수행하였다.

서론에서는 형상이 복잡한 터빈로타 디스크 키웨이에서 발생한 균열의 특성과 균열 검출에 대한 비파괴검사방법의 적용에 대한 문제점을 간략히 언급하였고, 특히 신경회로망을 이용한 초음파탐상검사에 관한 이전의 연구에 대한 검토와 본 연구의 목적 및 내용에 대해 기술하였다.

제 2장에서는 신경회로망의 개요와 본 연구에 사용된 역전파 신경회로망의 구조 및 오차 역전파 학습 알고리즘에 대해 설명하였다. 그리고 일반적으로 신경회로망에 적용되는 초음파 특징들에 대해서 관련 문헌을 토대로 간략히 기술하였다.

제 3장에서는 모형시편의 제작 및 초음파탐상 실험 방법에 대해 설명하였다.

제 4장에서는 키웨이 주변에서 수신된 반사 신호의 원시 데이터(raw data) 처리 방법, 반사 신호의 특징 분석, 신경회로망의 입력 값으로 적용

할 특징 추출 방법 및 신경회로망의 적용 결과에 대해 설명하였다.

제 5장에서는 본 연구의 주요 결론을 요약하였다.

제 2 장 신경회로망

2.1 신경회로망 개요

인간이 가지고 있는 신체 기능의 대부분은 뉴런(neuron)들의 유기적인 결합체인 신경회로망(neural network)에 의하여 조절되며, 신경회로망의 중추를 이루고 있는 것은 뇌이다. 인간의 뇌는 고도로 연결된 많은 수(약 10^{11} 개정도)의 뉴런으로 구성되어 있으며, 각 뉴런들은 약 10^4 개의 뉴런들과 서로 연결되어 있다. 신경생물학의 오랜 연구를 통해서 뉴런들 사이의 정보전달은 매우 복잡한 전기·화학적인 반응에 의해 이루어진다고 알려져 있다. 일반적으로 뉴런은 Fig. 2-1과 같이 가지돌기(dendrite), 세포체(soma 또는 cell body) 그리고 축삭(axon)이라는 세 가지의 주요한 요소로 구성되어 있다. 많은 수의 가지돌기는 전 단계의 다른 뉴런으로부터 전위 펄스를 받아들이는 기능을 한다. 세포체는 뉴런으로 들어오는 전위 펄스를 연산 처리하는 기능을 가지고 있으며, 연산 처리된 신호가 충분히 크면 신경회로망을 활성화시켜 출력을 내보낸다. 그리고, 뉴런에서 처리된 신호(이온 전류)는 가는 튜브형태의 축삭을 통해서 다른 뉴런의 가지돌기에 전달된다. 각 뉴런은 주위의 다른 뉴런들의 가지돌기나 세포체로 전위 펄스를 전달하는 신경가지인 시냅스(synapse)로 연결되어 있다.^[26, 27]

복잡한 전기·화학적 처리과정에 의해 결정되는 뉴런들의 배열(arrangement)과 각 시냅스의 강도(strength)가 신경회로망의 기능을 설정하며, 일부의 신경구조는 태어날 때 정의되고, 다른 부분들은 학습을 통해 개발된다. 신경 구조는 살아가면서 계속 변화하며, 최근의 변화가 시냅스의 연결을 강하게 또는 약하게 구성한다. 즉, 새로운 기억은 이러한 시

냅스의 연결 강도의 수정으로 형성된다고 할 수 있다.^[28]

경험과 학습을 통한 사람의 인지 또는 지식 습득 과정 즉, 생물학적 신경시스템을 모방하여 만든 여러 개의 처리요소(neuron, processing element)를 갖는 몇 개의 층으로 구성된 수학적 모델을 인공신경회로망(artificial neural network)이라 하며, 여기에서는 간단히 신경회로망으로 통일한다.

1943년 McCulloch와 Pitts^[29]는 Fig. 2-2와 같은 뉴런의 기능을 구현하는 최초의 모델을 제안하였고, 이러한 간단한 모델을 이용한 시스템을 구성하는 것에 관한 연구를 수행하였다. Fig. 2-2에서 x 값은 신경회로망의 입력을 나타내며, w 는 각 입력과 신경회로망 사이의 연결강도를 나타낸다.

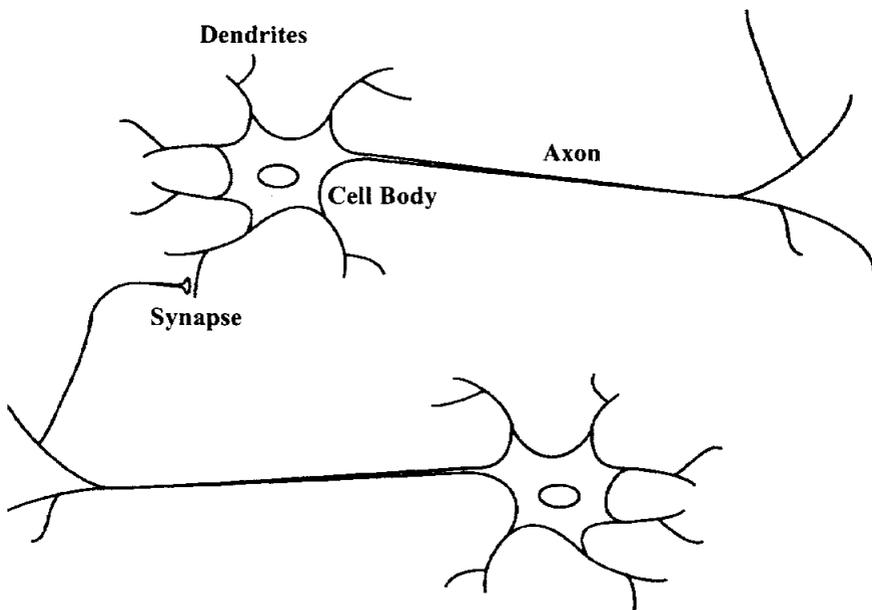


Fig. 2-1. Typical biological neuron

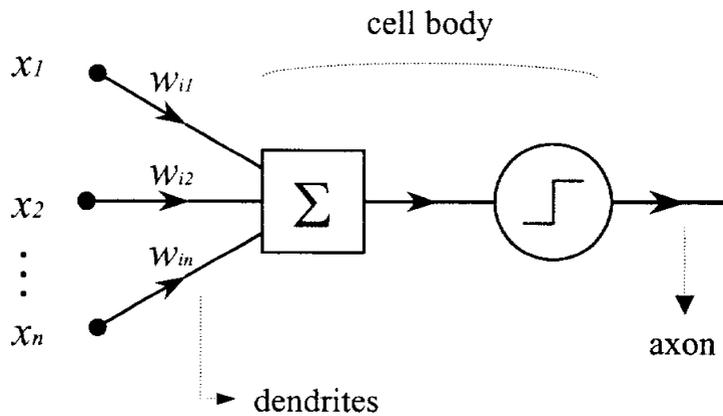


Fig. 2-2. McCulloch-Pitts model of neuron

Σ 는 신경회로망에 들어온 신호의 합성을 의미하며, f 는 처리한 신호를 활성화하는 함수(문턱값)이다.

1949년 Hebb^[30]이 생물학적 학습 원리를 발견하면서 신경회로망의 학습에 관한 많은 연구를 촉진시켰다. 1958년에 Rosenblatt^[31]가 발표한 신경회로망 구조인 퍼셉트론(perceptron)은 기존의 컴퓨터 알고리즘에 의한 연산으로 해결하기 어려운 문제를 효율적으로 접근할 수 있음을 보여주었다. 그 후 1960년에 Widrow와 Hoff^[32]가 새로운 신경회로망의 일종인 ADALINE(adaptive linear element)를 제안하는 등 약 20년간 신경회로망에 대한 연구가 활발히 진행되었다.

그러나 1969년 Minsky와 Papert^[33]가 퍼셉트론의 한계점을 기술한 “Perceptron”이라는 책에서 XOR과 같은 비선형 문제를 해결할 수 없다는 것을 입증하자 신경회로망에 대한 연구는 소강상태에 빠지게 되었다.

1982년에 Hopfield¹³⁴⁾가 퍼셉트론의 한계를 극복하기 위해 입출력 사이에는닉층(hidden layer)을 도입한 새 모델을 제시하였고, 연상기억모델로 물리학적 해석에서 유래된, 에너지를 최소화하는 새로운 모델을 제시하여 이의 활용성에 대한 연구가 다시 시작되었다. 이 후, 발전을 거듭하여 다층 신경회로망(multi-layer neural network), 확률신경회로망(probabilistic neural network), 자기조직화 신경망(self-organizing map, SOM), 방사형 기저함수망(radial basis function network, RBFN) 등 여러 신경회로망 모델이 연구되어 활용되고 있다.

이러한 신경회로망은 인간과 비슷한 학습 능력(learning capabilities)을 갖고 있으며, 학습이 완료된 신경회로망은 학습되지 않은 입력에 대해서도 올바른 결과를 출력하는 일반화 능력을 갖고 있다. 또한 뉴런들 사이에 연결이 매우 많아, 정보의 분산표현 및 처리가 가능하며, 연상기억특성을 갖고 있다.

2.2 신경회로망 구조

신경회로망의 종류에는 여러 가지가 있으나, 본 연구에서는 기술적 적용에 가장 유용한 것으로 판명되었고, 현재 널리 사용되고 있는 오차 역전파학습 알고리즘(error back-propagation learning algorithm)을 사용하는 다층 신경회로망(multi-layer neural network)을 사용하였다.^[7, 8, 11-15] 따라서 본 장에서는 역전파 신경회로망의 구성에 대해 설명하겠다.^[28, 35, 36]

역전파 신경회로망은 하나의 조정층으로 구성되어 있는 다른 신경망과는 달리 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 사이에 은닉층(hidden layer)이라고 하는 하나 이상의 중간층(intermediate layer)이 존재하기 때문에 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)이라 부르기도 한다. Fig. 2-3은 본 연구에서도 사용한 하나의 은닉층을 갖는 일반적인 역전파 신경회로망의 구조를 나타낸 것으로, 각 층에는 여러 개의 뉴런이 있다. 한 층의 뉴런들은 조절 가능한 연결 가중치(weight)로 다음 층의 모든 뉴런들과 연결되어 있으며, 같은 층의 뉴런들 사이의 연결과 입력층에서 출력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 전방향(feedforward) 신경망이다. 학습 정보가 역방향으로 진행하면서, 신경회로망의 학습이 이루어지므로 역전파 신경회로망이라 한다.

Fig. 2-4는 단일 뉴런의 내부를 나타낸 것으로, 먼저 입력 층 또는 이전 층의 모든 뉴런들로부터 들어오는 입력 값(x_i)에 각각의 연결 가중치(w_{ji})를 곱하여 합산한 가중합(weighted sum, $\sum_{i=1}^n w_{ji} x_i$)을 구하고, 이 값에 바이어스 값(bias, θ_j)을 더한 후, 전이함수(transfer function) f 를 적용하여 회로망의 출력 값(y_j)을 산출하게 된다.

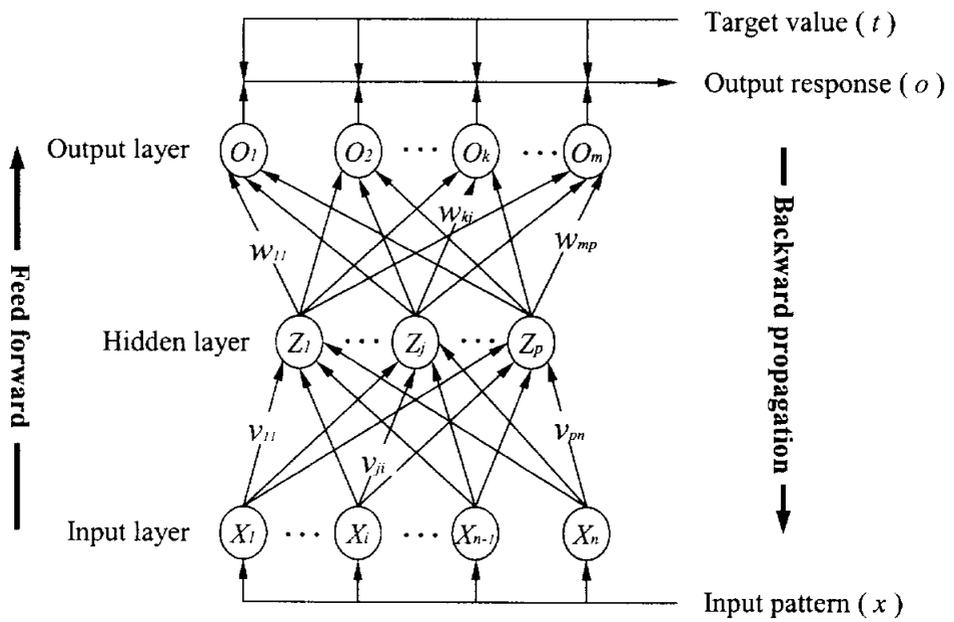


Fig. 2-3. Back-propagation neural network with one hidden layer

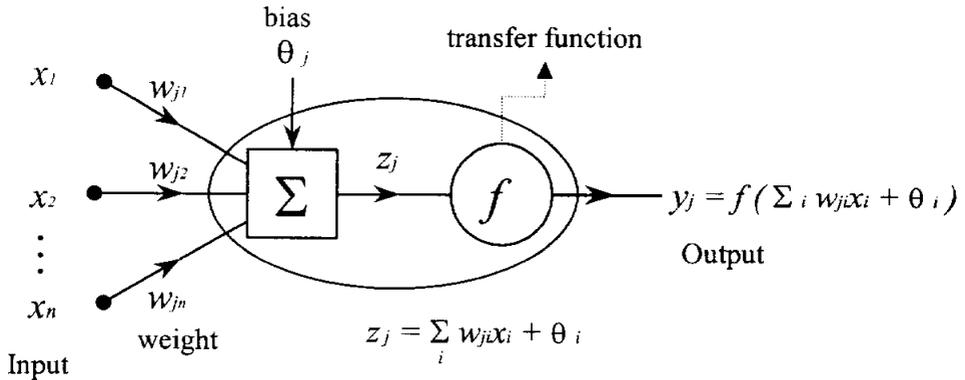


Fig. 2-4. Internal functioning of neuron

이와 같이 신경회로망에 사용되는 용어에는 뉴런(neuron), 입·출력(input, output), 연결 가중치(connection weight), 전이함수(transfer function), 학습(learning), 등이 있으며, 먼저 이들의 정의와 기능에 대해 알아보기로 한다.^[37,38]

1) 뉴런(neuron)

신경회로망 구조 중 가장 기본적인 단위인 뉴런은 노드(node) 혹은 처리단위(processing unit)라고도 불린다. 뉴런은 들어온 입력신호에 대한 평가(evaluation)를 하며 그 세기를 판단하는데, 입력신호들을 합성하고 의사 결정폭(threshold)과 비교시킨 후 출력을 결정하는 역할을 한다.

2) 입·출력(input, output)

입력에는 일반적인 입력과 바이어스 항(bias term)이 있다. 이 바이어스 항은 신경회로망에 학습되지 않은 부분에도 반응할 수 있도록 하는 기능

을 갖는다. 입력과 출력은 일반적인 회로망에서 목적으로 하는 시스템의 입출력을 의미하며, 일반적인 경우, 다입력 및 다출력의 벡터 값을 갖는다.

3) 연결 가중치(connection weight)

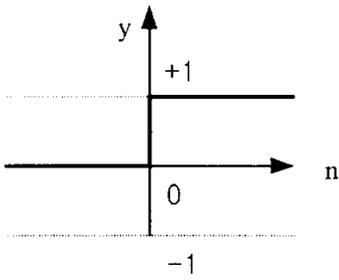
각각의 입력은 상대적인 연결 가중치를 갖는다. 이것은 생물학적으로 시냅스의 결합효율과 관계가 있는 양이다. 수학적으로는 입력벡터 상호간의 곱하기, 내적, 외적 등의 관계를 가질 수 있다. 결합의 결과는 벡터량이나 스칼라량이나 동시에 가질 수 있다. 이것은 입출력의 관계를 결정짓는 중요한 역할을 하는데 입력된 학습데이터에 따라 일정한 규칙에 의해 변화하여 학습을 진행하는 역할을 한다.

4) 전이함수 (transfer function)

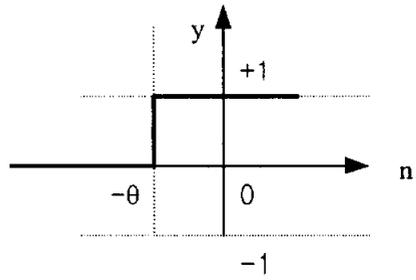
활성화 함수(activation function)라고도 하는 전이함수에는 여러 종류가 있으나, 신경회로망의 목표 값(target value)에 따라 사용자가 선택하여 사용한다. 전이함수는 연속적이고, 미분 가능한 단조증가 함수이며, 가장 많이 사용되는 세 가지 전이함수에는 계단응답(hard limit), 선형(pure line), 시그모이드형(sigmoid) 형태가 있다. Fig. 2-5에 나타난 계단응답 전이함수는 뉴런의 출력이 0이나 1로 한정되므로, 분류를 만드는 뉴런을 생성하는데 종종 사용된다. Fig. 2-6의 선형 전이함수는 입력과 바이어스의 합이 출력되며, 대개 선형근사기로 많이 사용된다. Fig.2-7의 로그-시그모이드 전이함수는 입력을 0과 1의 범위에서 양과 음의 무한 값을 가질 수 있다. 이와 같은 전이함수는 미분 가능하기 때문에 역전파 회로망에 많이 사용된다. 각 그림에서 좌측은 바이어스가 없는 경우이며, 우측은 바이어스를 갖는 경우를 나타내었다.

5) 학습(learning)

입출력패턴에 따라 신경회로망을 최적 근사화하기 위해, 연결 가중치를 매번 바꾸는 작용은 입력에 대한 반응특성에서 그 습성을 변경하는 것으로 이것을 “학습”이라 한다. 연결 가중치의 조정 또는 변경은 회로망의 출력 값과 목표 값과의 차이에서부터 되받아 조정되므로 오차역전파 학습 기법이라 하고, 현재 많은 신경회로망에서 이 기법을 사용하고 있다.

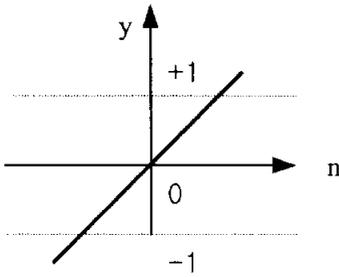


(a) without bias term

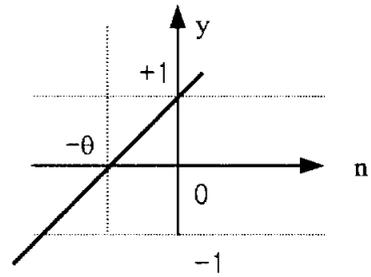


(b) with bias term

Fig. 2-5. Hard limit transfer function

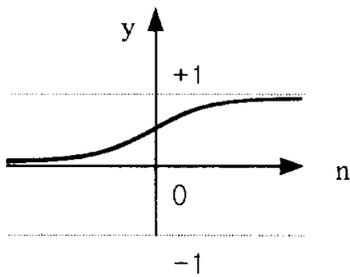


(a) without bias term

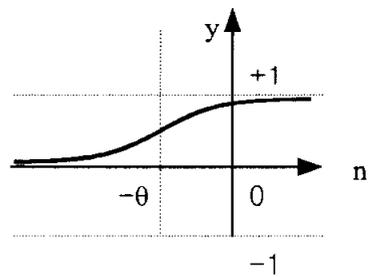


(b) with bias term

Fig. 2-6. Linear transfer function



(a) without bias term



(b) with bias term

Fig. 2-7. Log-sigmoid transfer function

2.3 오차역전파 학습 알고리즘

신경회로망의 학습은 크게 지도학습(supervised learning)과 비지도학습(unsupervised learning) 모델로 나눌 수 있다. 비지도학습은 주어진 입력 패턴들을 외부의 개입 없이 스스로 조직화하며, 대개 패턴 인식 분야에 사용된다. 이에 반해 지도학습은 입력 패턴에 대한 신경회로망의 출력 패턴을 외부에서 정해주어, 한 패턴이 입력될 때 그 정해진 패턴이 출력되도록 한다. 이러한 신경회로망의 학습은 연결 가중치를 변경시키는 형태로 이루어지며, 역전파 신경회로망도 목표 값이 주어지는 지도학습의 범주에 속한다.

입력층의 각 뉴런($X_i, i=1, \dots, n$)에 입력된 신호 x_i 는 그 상위의 은닉층으로 전달되고, 은닉층의 각 뉴런에서는 가중치 v_{ji} 가 곱해진 입력신호를 합하여, 즉 $\sum v_{ji} x_i$ 를 구하고, 이 값에 바이어스 값 θ_j 를 더한 후 은닉층의 전이함수 f_1 를 통하여 z_j 를 변환 출력하게 된다. 즉,

$$z_j = f_1 \left(\sum_i v_{ji} x_i + \theta_j \right) \quad (2.1)$$

이 은닉층 출력 신호 z_j 는 다시 상위의 출력층(O_k)으로 전달되고, 출력층에서는 가중치 w_{kj} 가 곱해진 입력신호를 합산하여 이 값에 바이어스 값 θ_k 를 더한 후 전이함수 f_2 를 적용하여 o_k 를 출력한다.

$$o_k = f_2 \left(\sum_j w_{kj} z_j + \theta_k \right) \quad (2.2)$$

본 연구에서는 실제 균열의 위치에 대한 공간상의 좌표를 출력 패턴으

로 하기 때문에 출력 값으로 0과 1사이의 값 이외의 값을 갖도록 하기 위해, 일반적으로 함수 근사나 보간법 문제에 좋은 성능을 보이는, 은닉층의 전이함수로 식 (2.3)과 같은 로그-시그모이드(log-sigmoid) 함수를 이용하고 출력층의 전이함수로 식 (2.4)와 같은 선형함수를 이용한다^[28].

$$f_1(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.3)$$

$$f_2(x) = x \quad (2.4)$$

역전파학습은 Fig. 2-8과 같은 최급하강법(경사하강법, gradient descent method)을 사용하며, 경사하강법이란 함수의 음의 경사 감소방향을 따라서 함수의 값을 최소화시키기 위한 해를 찾는 반복 해법이다. 오차함수 $E(w)$ 가 있을 경우, 최소의 오차를 갖는 해인 연결강도와 바이어스를 찾기 위해 임의의 초기 값으로부터 시작, 오차함수가 감소하는 방향으로 반복 계산하여 어느 한계치에 수렴할 때까지 반복을 계속한다. 한 과정을 반복할 때마다 연결 가중치(w_{jk} 와 v_{ij})와 바이어스(θ_j 와 θ_k)와 같은 매개변수가 보정된다. 역전파 알고리즘의 학습과정의 흐름도를 Fig. 2-9에 나타내었다.

오차함수를 다음과 같이 정의한다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (t_k - o_k)^2 \quad (2.5)$$

여기서, t_k 는 학습패턴의 목표 출력 패턴이며, o_k 는 출력층의 출력 값을 나타낸다.

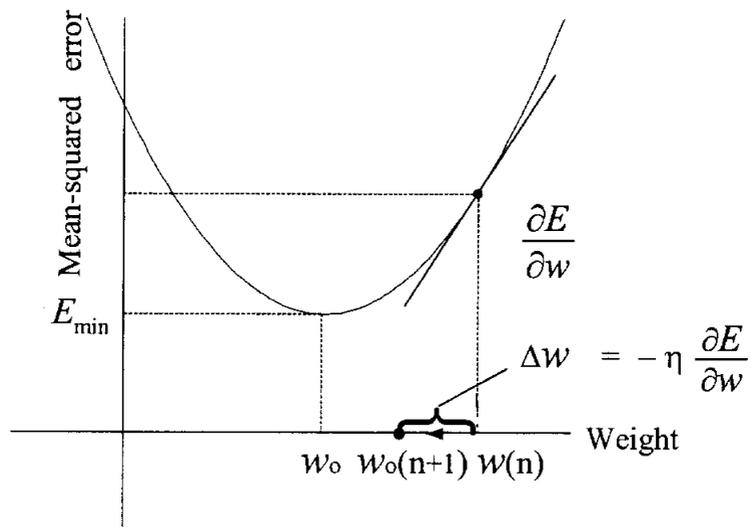


Fig. 2-8. Gradient descent method

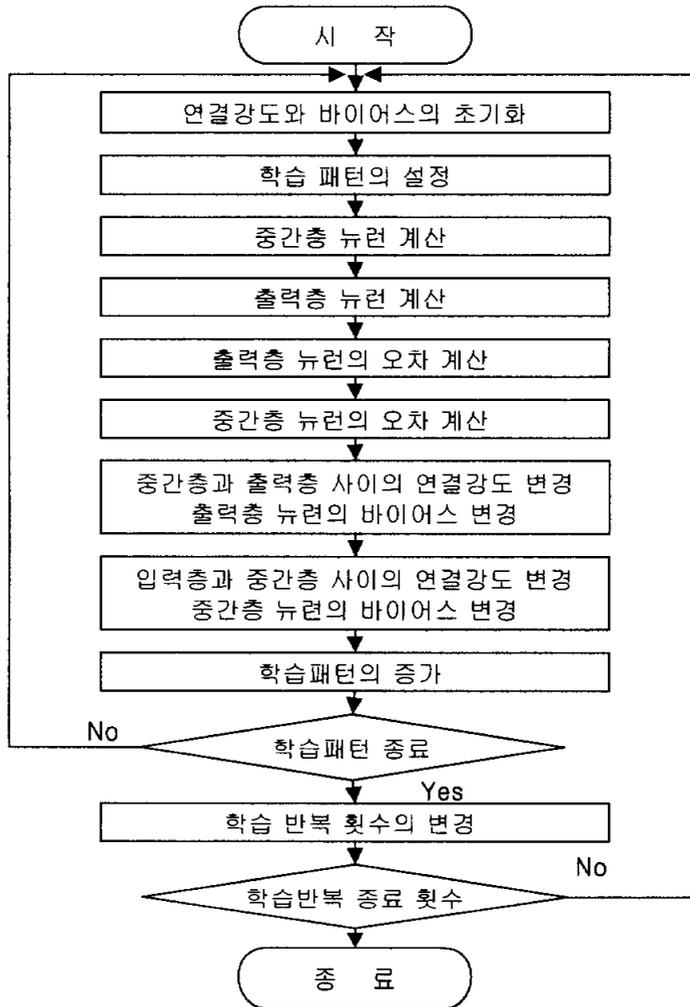


Fig. 2-9. Learning algorithm of back-propagation neural network

먼저 출력층의 연결가중치 w_{kj} 의 수정 값 Δw_{kj} 는 최급하강법에 의해 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (2.6)$$

여기에서 η 는 학습의 진행정도를 나타내는 양으로 학습률(learning rate)이다.

식 (2.6)의 우변을 연쇄법칙(chain rule)을 적용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial w_{kj}} \quad (2.7)$$

k 층이 출력층이고 선형 전이함수를 사용하기 때문에 식 (2.7)의 우변은 다음과 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial o_k} = -(t_k - o_k) \quad (2.8)$$

$$\frac{\partial o_k}{\partial w_{kj}} = f_2'(net_k) z_j \quad (2.9)$$

여기에서 $net_k (= \sum_j w_{kj} z_j + \theta_k)$ 는 출력층에서의 입력 값과 연결 가중치의 곱에 바이어스 값을 더한 값으로 정의한다. j 층은 은닉 층을 나타낸다. 편의상 출력층 오차정보 δ_k 를 다음과 같이 표현하자.

$$\delta_k = (t_k - o_k) f_2'(net_k) \quad (2.10)$$

식 (2.7)과 연결 가중치 변화량 Δw_{kj} 는 다음과 같이 구해진다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = -(t_k - o_k) f_2'(net_k) z_j = -\delta_k z_j \quad (2.10)$$

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_k z_j \quad (2.11)$$

위와 같은 방법으로 출력층의 바이어스 변화량은 다음과 같이 계산된다.

$$\Delta \theta_k = -\eta \frac{\partial E}{\partial \theta_k} \quad (2.12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_k} = \frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial \theta_k} \quad (2.13)$$

$$\Delta \theta_k = \eta \delta_k \quad (2.14)$$

은닉층인 j 층의 경우, 요구하는 j 층의 목표 출력 값 t_j 는 주어지지 않으므로 출력층의 오차를 이용하여 계산함으로써 j 층의 연결가중치와 바이어스를 보정하여야 한다. 연쇄법칙을 이용하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta v_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ji}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial z_j} \frac{\partial z_j}{\partial v_{ji}} \quad (2.15)$$

$$\frac{\partial E}{\partial z_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial z_j} \quad (2.16)$$

은닉층인 j 층의 출력은 다음과 같이 주어진다.

$$z_j = f_1(net_j) \quad (2.17)$$

$$net_j = \sum_i v_{ji} x_i + \theta_j \quad (2.18)$$

식 (2.16)의 우변은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\frac{\partial E}{\partial o_k} = -(t_k - o_k) \quad (2.19)$$

$$\frac{\partial o_k}{\partial z_j} = f_2'(net_k) w_{kj} \quad (2.20)$$

따라서 식(2.16)은 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial E}{\partial z_j} = - \sum_k (t_k - o_k) f_2'(net_k) w_{kj} = - \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (2.21)$$

또한 은닉층의 연결 가중치의 변화량을 나타내는 식 (2.15)는 다음과 같이 얻어진다.

$$\Delta v_{ji} = \eta \left(\sum_k \delta_k w_{kj} \right) f_1'(net_j) x_i = \eta \delta_j x_i \quad (2.22)$$

여기에서, k 는 출력층을 말하며, δ_j 는 은닉 층 j 의 델타함수이다. 따라서 은닉 층 j 의 오차(δ_j)는 출력층의 오차(δ_k)를 이용하여 구한다.

위와 같은 방법으로 바이어스의 변화량을 다음과 같이 계산한다.

$$\Delta\theta_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial \theta_j} \quad (2.23)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_j} = \frac{\partial E}{\partial z_j} \frac{\partial z_j}{\partial \theta_j} \quad (2.24)$$

$$\Delta\theta_j = \eta \delta_j \quad (2.25)$$

역전파학습 방법에서 수렴성을 높이기 위한 방법이 꾸준히 연구되고 있다. 그 중의 하나로 수렴성과 수렴속도를 증가시키기 위해서 모멘텀(momentum) 방법이 많이 사용된다. 경사 하강법을 사용할 때 종종 국부적 오차 최소값(local minima)에 도달하여 결국 최소 오차의 값으로 수렴되지 않는 경우가 발생하는데 이를 방지하기 위해 모멘텀 학습법을 사용한다. 이 방법은 각 매개변수의 수정량을 결정할 때, 이전 단계의 수정량을 고려하는 방식으로 이 방법을 이용하면 임의의 학습 단계에서의 수정량은 다음과 같다.

$$\Delta w_{kj}(t+1) = \eta \delta_k z_j + \mu [w_{kj}(t+1) - w_{kj}(t)] \quad (2.26)$$

$$\Delta v_{ji}(t+1) = \eta \delta_j x_i + \mu [v_{ji}(t+1) - v_{ji}(t)] \quad (2.27)$$

$$\Delta \theta_k(t+1) = \eta (t_k - o_k) + \mu [\theta_k(t+1) - \theta_k(t)] \quad (2.28)$$

$$\Delta \theta_j(t+1) = \eta (\sum_k \delta_k w_{kj}) + \mu [\theta_j(t+1) - \theta_j(t)] \quad (2.29)$$

여기에서 μ 는 모멘텀 계수이며, 0과 1사이의 값을 갖는다.

본 연구에서는 가능한 안정된 학습결과가 얻어지도록 학습속도 η 는 0.01 그리고 모멘텀 계수 μ 는 0.9로 하였다. 신경회로망 소프트웨어는 MathWork사의 Matlab Toolbox^[39]를 사용하였다.

2.4 초음파 결함 평가에 신경회로망의 적용

결함의 영향평가는 주로 파괴역학적인 방법을 사용하여 이루어지고 있는데, 이를 위해서는 먼저 결함에 대한 정량적인 정보가 필요하다. 결함의 위치, 종류, 크기, 방향 등 결함에 대한 정량적인 정보는 비파괴시험을 통해 얻어진다. 여러 가지 비파괴시험 중 초음파시험이 다른 비파괴시험법에 비해 결함의 검출능력이 우수하고 검사대상물에 적용이 비교적 용이하며 얻어지는 정보가 많기 때문에 많이 적용되고 있다.^[40]

초음파를 이용한 결함의 평가는 크게 결함의 종류 판별과 크기 산정으로 나눌 수 있다. 결함 종류 판별의 경우, 재료 중에 존재하는 결함의 종류를 초음파시험에 있어서의 기본표시(A-scope) 정보만으로 판정하는 것은 일반적으로 불가능하다. 그러나 재료 중에 존재하는 결함은 그 발생원인에 따라서 형상, 크기, 방향, 발생위치 등에 대한 특징을 가지고 있으므로, 그들의 특징으로부터 검출된 결함의 종류를 추정하는 것은 대부분의 경우에 가능하다.^[41] 이러한 특징들은 피검체의 제조방식에 따라 생길 수 있는 결함에 대한 검사자의 지식과 이러한 결함에 대응되는 초음파 에코의 특징에 대한 검사자의 경험에 크게 좌우될 뿐만 아니라, 많은 실제적인 문제를 해결하는데 미흡한 점이 많다.

결함 크기 산정의 경우, 현재 산업현장에서 사용되는 초음파 시험에서 결함의 크기 산정은 초음파 결함신호의 진폭을 이용하여 이루어지고 있다. 결함의 크기가 초음파 탐촉자의 직경보다 작은 경우에는 평저공(flat-bottom hole)이나 구(sphere)를 크기가 알려진 대비 산란체(reference scatterer)와 비교하여 결함의 크기를 산정하는 거리-진폭-크기(distance-Gain-Size ; DGS)곡선을 사용하는 방법이 이용되고 있다.^[42] 이 곡선은 결함의 크기가 대체로 탐촉자의 직경보다 작은 경우에만 적용이

가능하기 때문에, 결함의 크기가 큰 경우에는 dB drop법, 문턱값법 등과 같은 에코 동패턴을 사용하여 결함 크기를 선정한다. 그러나 이 방법으로는 결함의 위해도 평가를 위한 파괴역학적 계산에 이용할 수 있을 정도로 정량적인 결과를 얻기가 대단히 어려운 실정이다.

이러한 문제점을 보완하기 위해 초음파 시험에서 얻은 결함 신호의 진폭을 이론적 예측치와 비교함으로써 정량적인 결함 분류를 실시하는 기법들과 결함 신호의 주파수 영역상의 특징들을 사용하여 결함을 분류하는 기법들이 개발되었다.^[43 46] 이러한 연구들은 초음파 결함 신호에서 결함의 종류를 판별하는데 핵심적인 역할을 하는 “강한 특징(strong features)”을 추출해 내고 이를 활용하는 것을 전제로 하고 있다. 그러나 대부분의 실제적인 문제들은 이렇게 단순한 기법으로 해결할 수 없는 경우가 대부분이기 때문에, 이러한 복잡한 문제의 해결을 위해 초음파 형상인식(ultrasonic pattern recognition) 및 신경회로망 등을 이용한 분류기(classifier)에 대한 연구가 수행되고 있다.

결함 분류의 성패는 초음파 결함 신호에서 어떤 특징을 추출하여 사용하느냐에 달려 있기 때문에 가능한 한 강한 특징을 많이 선택하여야 한다. 신경회로망을 이용한 결함 분류에 대한 기존의 연구들에서 어떤 특징들이 추출되어 사용되었는지를 간략히 고찰해 보겠다.

Song 등^[15]은 용접부의 결함을 분류하기 위해 확률신경회로망 분류기를 적용하였다. 결함의 종류, 위치 그리고 대략적인 크기를 알고 있는 균열, 기공(porosity), 슬래그 혼입(slag inclusion) 등 3가지 종류의 용접 결함을 내포하고 있는 강용접 시편에서 채취한 A-주사 결함 신호로부터 특징들을 추출하였다. 시간영역 파형과 주파수영역 스펙트럼으로부터 Table 1에 나타낸 18개의 특징을 추출하였으며, 각 특징들의 정의는 Fig. 2-10과 같다. 이러한 특징들은 균열로부터 초음파 빔이 산란될 때 이론적으로 예견

되는 특징인 F10 (역 대칭성, antisymmetry)을 제외하고는 대개가 채취된 결함 신호의 특성을 고려하여 직관적으로 결정한 특징들이다.

Table 1. Features of ultrasonic signals^[15]

Time domain features	
F1	Number of signal groups
F2	Pulse duration of the 1st group
F3	Pulse duration of the 2nd group
F4	Pulse duration of the 3rd group
F5	Energy of the 1st group
F6	Energy of the 2nd group
F7	Energy of the 3rd group
F8	Interval between the first and the second group
F9	Interval between the second and the third group
F10	Antisymmetry of signal
F11	Rising time
F12	Falling time
F13	Skewness
Frequency domain features	
F14	Number of the maximum amplitudes
F15	Number of the minimum amplitudes
F16	Number of deep minimum amplitudes
F17	Number of shallow minimum amplitudes
F18	Frequency bandwidth

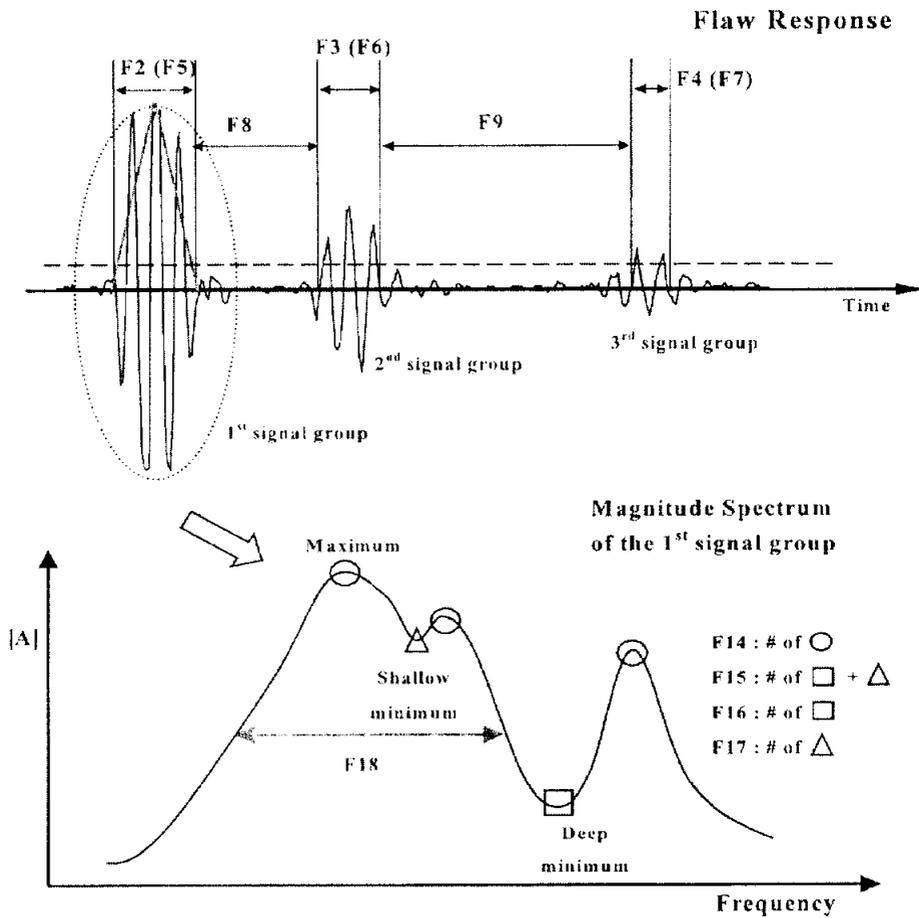


Fig. 2 10. Typical features of ultrasonic signals^[15]

A. Masnata 등^[16]은 역전과 신경회로망을 적용하여 균열, 기공 및 슬래그 혼입과 같은 용접 결함을 분류하였다. 이들은 결함에서 최대 진폭을 나타내는 하나의 A-주사 신호만을 이용한 것이 아니라, 탐촉자의 위치에 대한 진폭 패턴을 고려한 복합 A-주사(composite A-scan) 데이터에서 특징을 추출하였다. 시간 영역에서의 펄스-에코 포락선으로부터 16개의 특징을 추출하였으며, 각 특징은 다음과 같다.

rt) 상승시간 (rise time)

ft) 하강시간 (fall time)

pd) 펄스 지속시간 (pulse duration)

WEN) 규격화 에너지 (normalized energy) :

$$WEN = \frac{\sum_{k=1}^n [A(k)]^2}{PD}$$

여기에서 $A(k)$ 는 신호 포락선의 k 번째 진폭이며, n 은 신호 포락선의 표본 수이다.

SDEV) 최대 피크 에코 포락선의 표준 편차(standard deviation of the maximum peak echo envelope) :

$$SDEV = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n [A(k)]^2}{n}}$$

PE) Pearson :

$$PE = (n + 1) \frac{\left\{ \sum_{k=0}^n [A(k) - A]^3 \right\}^2}{\left\{ \sum_{k=0}^n [A(k) - A]^2 \right\}^2}$$

여기에서 A 는 신호 포락선 진폭의 평균값이고, PE 는 원래의 탐촉자 신호에 대한 결함에서 반사된 펄스 에코 형상을 정의한다. 특히, 대칭적인 정류 신호의 경우에는 0의 값을 가지는 것으로 가정한다.

THAN1) 최대 진폭과 상승시간의 비(ratio of maximum amplitude to rise time)

THAN2) 최대 진폭과 하강시간의 비 (ratio of maximum amplitude to fall time)

KU) 최대 피크 에코 포락선의 첨도 (Kurtosis of the maximum peak echo envelope) :

$$KU = (n + 1) \frac{\sum_{k=0}^n [A(k) - A]^4}{\left\{ \sum_{k=0}^n [A(k) - A]^2 \right\}^2}$$

첨도는 양의 값을 가진다; 만약 포락선이 가우시안 형태의 곡선 (Gaussian-like curve)이면 첨도 값이 3이고, 곡선이 두 개의 상대적인 최대값을 가질 때에는 1이라고 가정한다.

MMA) 탐촉자 결함 위치를 변화시키면서 검출된 최대 진폭의 평균 값 (mean of the maximum amplitudes detected varying the probe flaw

position(P-F pos.))

MRT) 상승시간의 평균값 (mean of rise time (varying P-F pos.))

MFT) 하강시간의 평균값 (mean of fall time (varying P-F pos.))

KUA) 최대 진폭들의 첨도 (Kurtosis of the maximum amplitudes (varying P-F pos.))

AW) 결함 가상길이와 전체적인 최대 진폭의 비 (ratio of the overall maximum amplitude to the defect virtual length (varying P-F pos.))

AA) 탐촉자-결함 거리의 변화와 관련한 최대 진폭 합과 가상 결함 길이 L 의 비 (ratio of the maximum amplitude summation, relevant to the variation of the probe-defect distance, to the virtual defect length L) :

$$AA = \frac{\sum_{k=0}^n [MA(k)]}{L}$$

G) 최대 진폭 fitting 곡선 정도(maximum amplitude fitting curve degree); fitting 곡선의 정도는 기대값과 이에 대응하는 실제 값 사이의 오차 제곱합을 최소화함으로써 결정된다.

*rt*에서 *THAN2*까지의 특징은 반사된 신호의 에너지가 최대인 탐촉자-결함 위치와 관련된 것이며, 나머지는 탐촉자-결함 거리가 변동됨에 따라 얻은 최대 진폭 포락선과 관련된 것들이다.

Choi 등^[19]은 초음파 판파를 이용하여 리벳홀 부위의 미소균열에 대한 크기를 평가하는데 역전파 신경회로망을 적용하였다. 신경회로망에 적용할 입력특징으로 시간영역과 주파수 영역에서 3개의 특징을 추출하였다.

시간영역에서는 리벳홀과 균열에서 반사된 초음파 파형의 지속시간을 그리고 초음파 진폭의 RMS 파형에서 균열선단과 리벳홀에서 반사된 두 피크의 시간차이를 특징으로 추출하였다. 그리고 주파수 영역에서는 초음파 신호에 대한 RMS 파형의 Fourier 변환을 통하여 구한 주파수 스펙트럼에서 균열 크기에 민감한 두 번째 피크 주파수를 신경회로망에 적용하였다.

M. Takadoya 등^[23]은 초음파 후방산란 데이터를 이용하여 스테인레스 판재의 경사진 표면 열린 결함(inclined surface-breaking crack)의 길이와 각도를 결정하기 위해 역전파 신경회로망을 적용하였다. 신경회로망을 학습시키기 위한 입력 특징으로 주파수 영역의 후방산란 파형 데이터를 경계요소법에 의한 수치해석으로 구하여 전체적인 파형을 이용하였다.

주파수 영역에서 실험으로 얻은 후방 산란 신호는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$Y_{\text{exp}}(\omega) = T_0 H_w H_b H_{ws} H_{\text{crack}}^{\text{exp}} H_{sw} H_w T_r \quad (2.30)$$

여기에서 $T_0(\omega)$: 탐촉자 출력, $H_w(\omega)$: 물 경로, $H_b(\omega)$: 빔 분산, $H_{ws}(\omega)$: 물 → 고체 경계, $H_{sw}(\omega)$: 고체 → 물 경계, $T_r(\omega)$: 탐촉자 응답 그리고 $H_{\text{crack}}^{\text{exp}}(\omega)$: 고체 내에서 균열과의 상호작용에 대한 응답함수들이다.

이론적 결과와 연관시키면, 균열의 응답에 대한 것을 제외하고는 완전하게 동일하다.

$$Y_{\text{theory}}(\omega) = T_0 H_w H_b H_{ws} H_{\text{crack}}^{\text{BEM}} H_{sw} H_w T_r \quad (2.31)$$

식(2.31)에서, $H_{\text{crack}}^{\text{BEM}}(\omega)$ 는 경계 요소법(BEM)으로 계산된 입사파와 균열의 상호작용을 나타낸다. 식(2.30)에서 $H_{\text{crack}}^{\text{BEM}}$ 을 제외한 응답함수를 상쇄

사키기 위해, 모서리에서 반사된 신호를 기준 신호로 도입하였다. 동일한 탐촉자 각도와 경사진 모서리의 표면이 입사파에 수직인 동일한 시험편에 대해, 이 기준 모서리 신호는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X_{ref}(\omega) = T_0 H_w H_b H_{ws} H_{cor} H_{sw} H_w T_r \quad (2.32)$$

여기에서 $H_{cor}(\omega)$ 는 고체 내에 경사진 모서리에서의 반사를 나타내며, 두 경우에 대한 초음파 전파 경로가 거의 동일하다고 가정하였다. 식 (2.32)의 기준 신호에 의한 식(2.30)의 실험 신호의 형식적인 디컨볼루션(deconvolution)은 다음과 같이 나타난다.

$$\frac{Y_{exp}(\omega)}{X_{ref}(\omega)} = \frac{H_{crack}^{exp}(\omega)}{H_{cor}(\omega)} \quad (2.33)$$

$H_{cor}(\omega)$ 항은 해석적으로 계산될 수 있기 때문에, 식(2.33)의 좌측 항은 이론적으로 계산된 상호작용 항으로 직접 비교될 수 있다.

경계요소법을 통하여 얻은 주파수 도메인에서 후방산란 파형 데이터는 7.5° 에서 72.5° 까지 2.5° 간격으로 총 27개의 경사각 영역에 대해 계산되었으며, 2.0mm에서 4.0mm까지 0.5mm 간격으로 총 5개의 깊이 영역에 대해 계산되었다. 이들 데이터 중 일부는 신경회로망의 학습에 사용되었으며, 다른 것들은 신경회로망 성능을 시험하는데 사용되었다.

제 3 장 실 험

3.1 모형시편 제작

본 연구에 사용된 터빈로타 디스크의 모형시편은 Fig. 3-1과 Fig. 3-2와 같이 아크릴 수지(180mm×150mm×34mm)에 실제 터빈의 키웨이 치수(Φ 19.05mm)와 동일한 키웨이를 가공하고, 키웨이 중심 O에서 저면을 기준으로 경사각이 30°, 45°, 60° 및 90°인 키웨이 곡면 상의 P에 경사각이 동일한 폭이 1mm이고 길이가 2mm인 인공균열을 가공하였으며, 경사각이 40°인 키웨이 곡면 상의 인공결함(S40)은 균열의 경사각을 52°로 제작하였다. Table 2에 시험편의 종류, 크기 및 인공균열의 각도를 나타내었다.

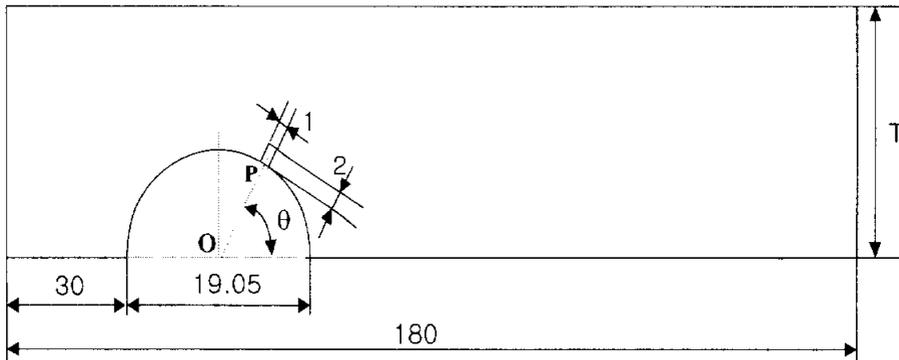


Fig. 3-1. Typical geometry of specimens

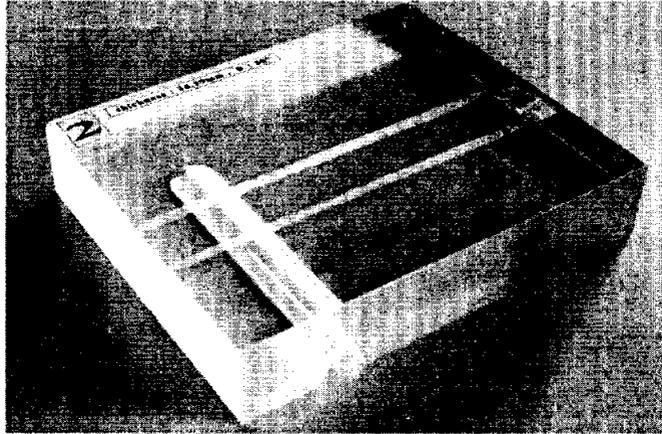


Fig. 3-2. Photograph of specimen

Table 2. Specifications of specimens

Specimen no.	Crack angle (θ ; deg.)	Crack length (mm)	Specimen thickness (mm)
S0	-	-	34.0
S30	30	2	33.4
S30_1	30	2	34.8
S40	52	2	34.5
S45	45	2	34.8
S45_1	45	2	34.3
S60	60	2	34.2
S60_1	60	2	34.1
S90	90	2	33.9
S90_1	90	2	34.1

3.2 실험 방법

Fig. 3-3은 인공결함을 가진 키웨이 시편에서 반사된 초음파 펄스의 발생, 수집, 표시 및 저장을 위해 사용된 시스템의 개략도를 나타낸 것이다. 인공결함 시험편에서 초음파탐상검사는 반사 신호가 주사속도나 주사 방향에 큰 영향을 받지 않아 안정된 반사 신호를 얻을 수 있는 수침법과 실제 터빈 로타 디스크와 같은 대형 설비에서 주로 적용되는 접촉법을 사용하여 수행하였다.

실험에 사용한 탐촉자는 진동자 직경이 0.375 in.이고 중심주파수가 5MHz인 탐촉자를 사용하였다. 펄서와 리시버는 임펄스 형태의 파형을 발생시킬 수 있는 Krautkramer사의 USD 15 초음파 결함 검출기를 사용하였으며, 수신된 초음파 아날로그 데이터(RF 신호)를 Tektronix TDS 410A 디지털 오실로스코프로 보내어 디지털화하여 저장하였다. 주사 시 시편에서 수집된 데이터의 저장 간격은 0.5mm이며, 수침 법에서 물거리는 75mm였다. 수침법과 접촉법에 사용한 탐촉자, 샘플링 시간 및 접촉매질은 Table 3과 같다.

Table 3. Transducers and couplants used in ultrasonic testing

	Water immersion technique	Contact technique
Transducer	Technisonic	Sigma transducers
Sampling time	40ns	10ns
Couplant	water	glycerine

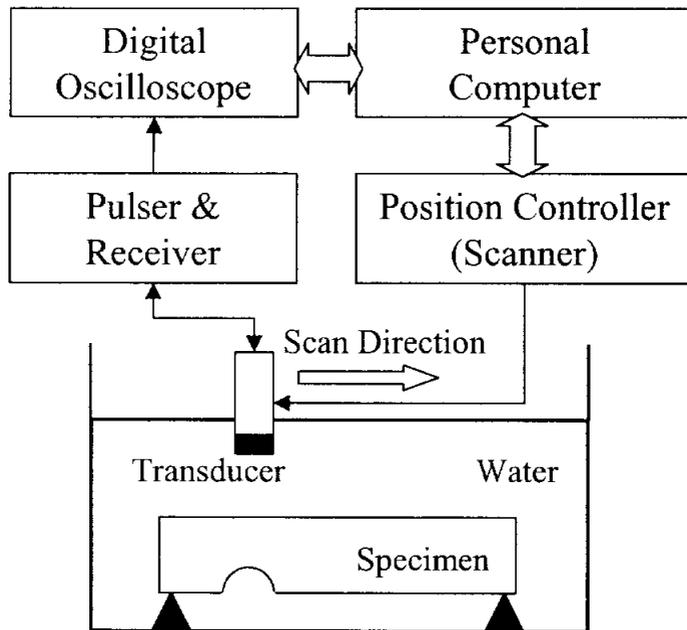


Fig. 3-3. a) Schematic diagram of ultrasonic system with water immersion method

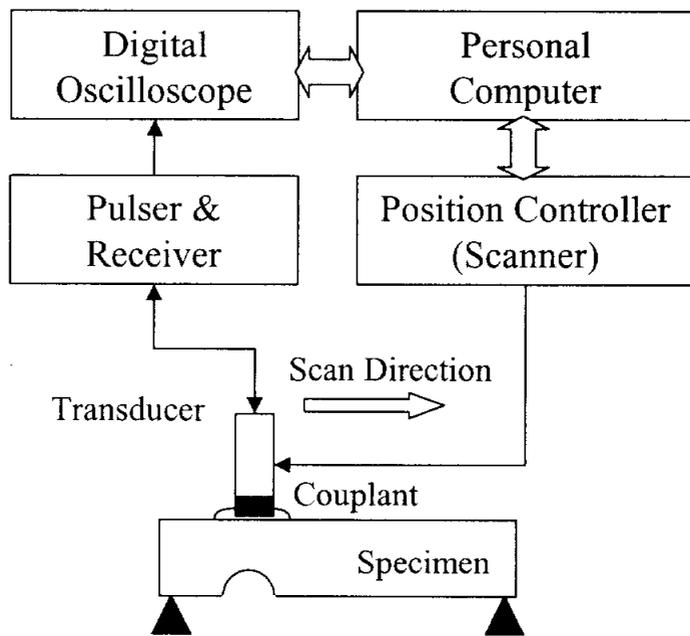


Fig. 3-3. b) Schematic diagram of ultrasonic system with direct contact method

제 4 장 결과 및 고찰

4.1 수침법을 이용한 인공균열의 평가

4.1.1 A-주사 신호분석

Fig. 4-1은 인공균열의 경사각이 30°, 45°, 60° 및 90°인 시편에서 수침법으로 주사한 초음파 반사 파형들 중 인공균열에서의 반사신호가 최대 진폭을 나타내는 지점의 파형을 나타낸 것이다. 30°, 45° 및 60°시편에서 반사된 신호들은 90°시편과 비교하여 인공균열에서 반사된 신호의 진폭이 상대적으로 작다. 이것은 수직 입사하는 초음파가 인공균열에 경사각을 가지고 입사하여 초음파를 반사하는 면적이 작고 결함의 위치에 따른 물 거리에 의한 감쇠의 영향으로 작은 진폭의 신호가 나타난 것으로 생각된다. 인공균열의 경사각이 작을수록 균열이 가공된 깊이 및 키웨이 정점으로부터의 수평거리가 증가하기 때문에, 각 시편에서 인공균열에 의한 반사신호가 최대 진폭을 나타내는 지점의 시간 축 상의 위치 및 검출위치가 균열 위치의 각도가 감소함에 따라 증가됨을 볼 수 있다.

Fig. 4-1에서 S90 시편의 경우에는 인공균열 선단이 키웨이 정점보다 2 mm 높기 때문에 키웨이 정점에서 반사된 신호보다 인공균열 선단에서 반사된 신호가 먼저 나타난다. 그리고 균열 선단에서 반사된 신호의 진폭이 키웨이에서 반사된 신호의 진폭보다 크게 나타난 것은 균열 선단이 초음파의 입사각과 수직인 1mm의 폭을 가지고 있고, 키웨이의 초음파반사 면적이 균열 선단에 비해 상대적으로 크지만 키웨이가 곡면을 가지고 있기 때문에 입사점으로 되돌아오지 못하고 산란되기 때문이다. 그리고 인공균

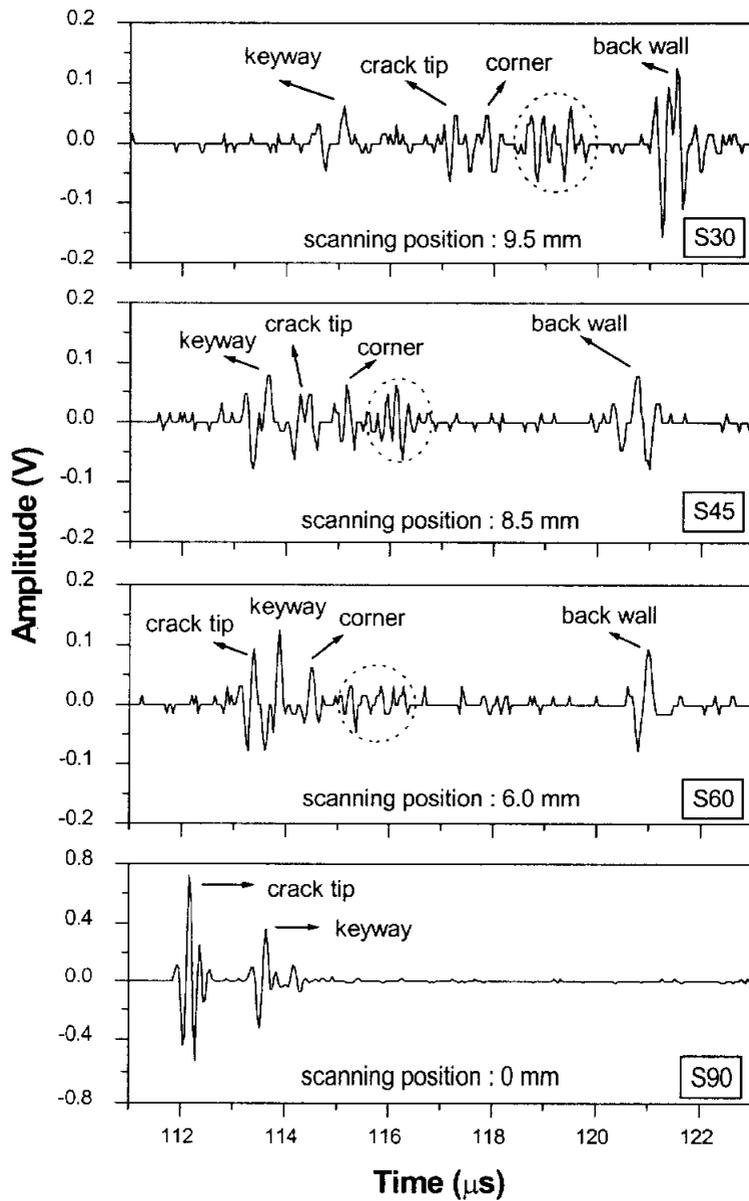


Fig. 4-1. Typical ultrasonic RF signals of specimens (S30, S45, S60 and S90)

열이 키웨이 정점에 가공되어 있기 때문에, 주사위치가 원점인 곳에서는 저면신호가 나타나지 않는다.

Fig. 4-1에서 S60 시편의 경우에는 인공균열 선단의 높이가 키웨이 정점보다 약간 높고 인공균열과 키웨이가 만나는 모서리 지점은 키웨이 정점 보다 낮기 때문에 균열 선단의 신호가 가장 먼저 나타나고, 키웨이에서 반사된 신호가 그 다음에 나타나며, 모서리 지점에서 반사된 신호는 키웨이 반사신호보다 약간 뒤에 피크를 보이고 있다. 그러나 균열 선단에서 반사된 신호와 키웨이에서 반사된 신호의 시간차가 S90 시편에서의 시간차보다 상대적으로 작다. 그리고 주사위치가 키웨이 정점에서 6.0mm 떨어져 있기 때문에 저면에서 반사된 신호가 나타났다.

Fig. 4-1에서 S45와 S30 시편의 경우, 균열 선단의 높이가 키웨이 정점보다 낮기 때문에 S90 및 S60 시편에서와 달리 키웨이 신호가 먼저 나타나고 경사각이 작아질수록 키웨이 정점과 균열 선단 사이의 거리가 커지기 때문에 초음파의 전파경로가 길어져 키웨이에서 반사된 신호와 균열 선단에서 반사된 신호의 시간차가 커진다.

한편, Fig. 4-1에서 균열의 경사각이 감소할수록 균열 선단에서 반사된 신호와 모서리에서 반사된 신호의 시간차가 감소하는 것을 볼 수 있다. 이것은 균열의 경사각이 감소할수록 균열 선단과 모서리의 높이 차가 작아짐으로 초음파의 전파경로가 짧아지기 때문이다.

S30, S45 및 S60 시편에서 인공균열과 키웨이가 만나는 모서리 영역 신호와 저면 신호사이에 나타난 반사신호(점선 원으로 표시)는 키웨이와 인공균열 주변의 복잡한 기하학적 형상과 키웨이 곡면을 따라 전파되는 creeping 파^[47]의 발생, 다중 반사 및 모드변환 등에 의해 발생된 것으로 예상되며 좀 더 연구가 필요한 부분이다.

4.1.2 신호처리

일반적으로 초음파탐상에서의 결함은 시간영역에서 두 개의 고정된 점 사이의 전파시간(time of flight)의 변화와 초음파의 진폭변화로 검출될 수 있다. K. Date 등, A. J. hayman, D. K. Mak에 의하면 전파시간의 변화와 진폭 변호에 대한 정보는 균열의 높이, 위치, 그리고 각도 측정에 유용하게 사용될 수 있음이 보고된 바 있다.^[7-9] 두 반사 신호사이의 시간차와 진폭을 고려하기 위해서는 각각의 반사 신호를 대표하는 점을 정하여야 하나, Fig. 4-1에서 볼 수 있는 바와 같이, 균열에서 반사된 신호가 미약하여 신호대 잡음비(S/N ratio)가 크지 않고, 복잡한 기하학적 형상으로 인해 파형이 변형되어 있으며, 여러 개의 교번신호로 나타나기 때문에 신호처리를 하지 않은 원래의 A-주사 데이터에서 대표점을 지정하기가 어렵다. 따라서 잡음 성분을 제거하고 각 반사영역에서 반사된 신호에 대해 하나의 대표점을 가지도록 원래의 A-주사 데이터에서 진폭의 절대값을 취한 후, 10점 근접 평균(10 points adjacent averaging)을 수행하여 진폭 포락선(amplitude envelope)을 구하였다.

Fig. 4-2는 인공균열의 경사각이 30°, 45°, 60° 및 90°인 시편에서 인공균열에 대한 반사신호가 최대 진폭을 나타내는 Fig. 4-1의 파형을 상기와 같이 신호 처리하여 나타낸 것이다. 이 그림에서 볼 수 있는 바와 같이 각 반사원에 대해 하나의 최대 진폭값을 잘 나타내고 있음을 알 수 있다.

Fig. 4-3은 S0, S30, S45, S60 및 S90 시편에 대해 주사 위치가 변화함에 따라 각 반사원으로부터 반사된 신호의 변화를 나타낸 것이다. 주사 위치가 증가함에 따라 키웨이에서 반사된 신호의 진폭이 감소하고 있으며, 저면에서 반사된 신호의 진폭이 증가하고 있음을 알 수 있다.

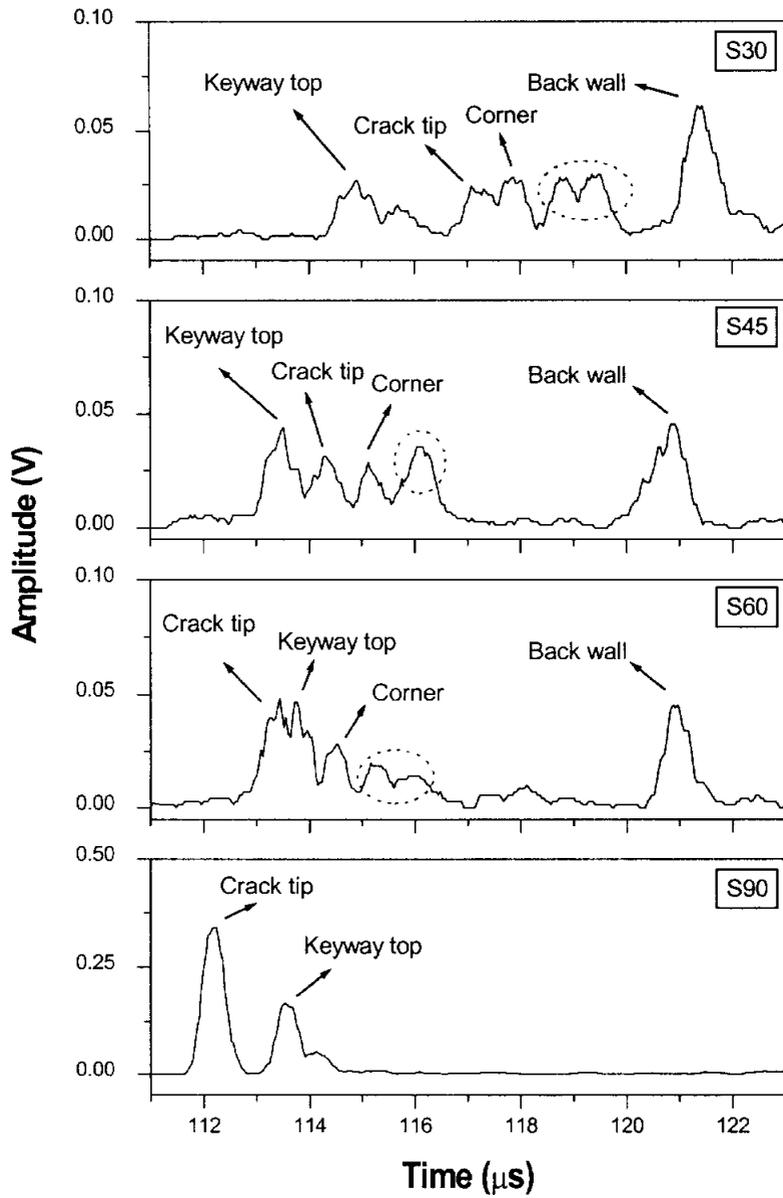


Fig. 4-2. Typical ultrasonic signals after signal processing

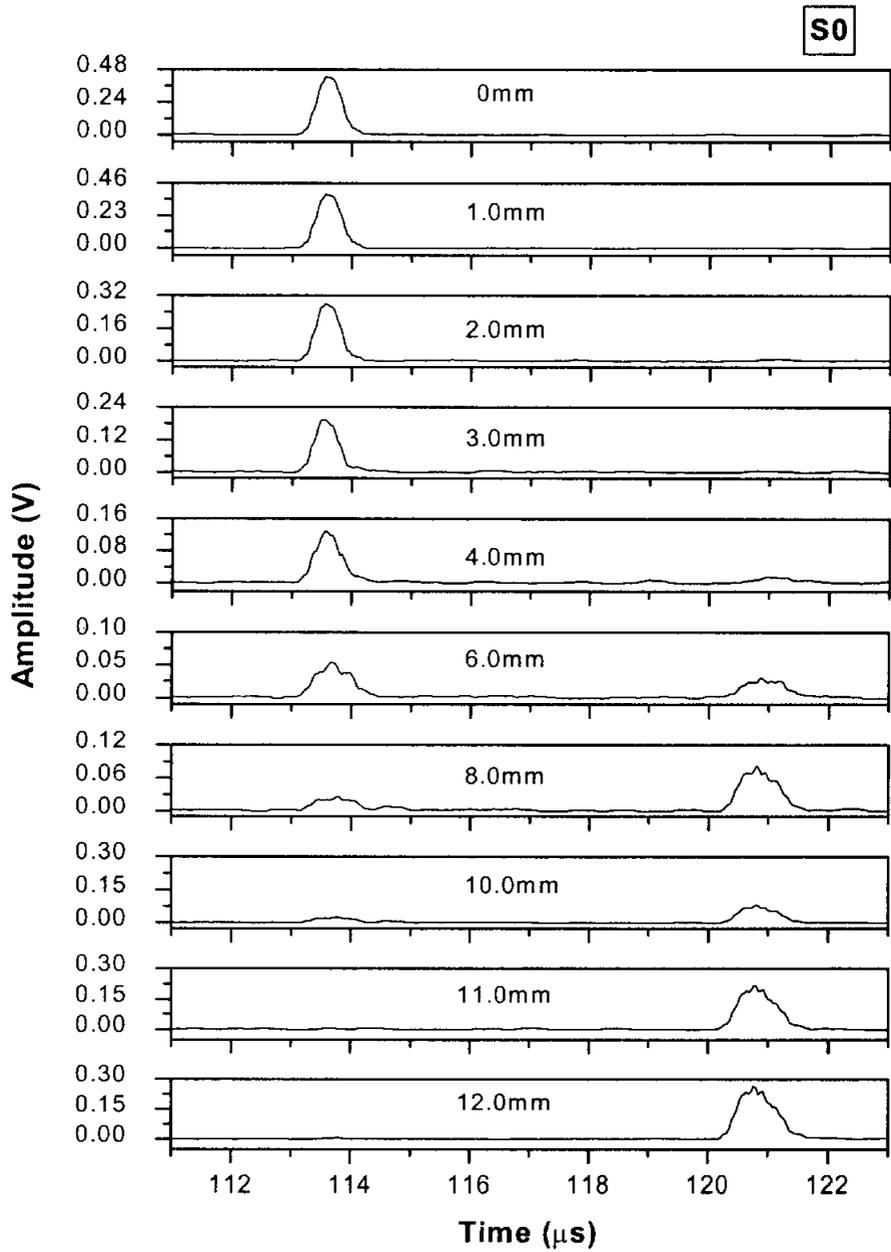


Fig. 4-3. a) Ultrasonic signals of specimen S0

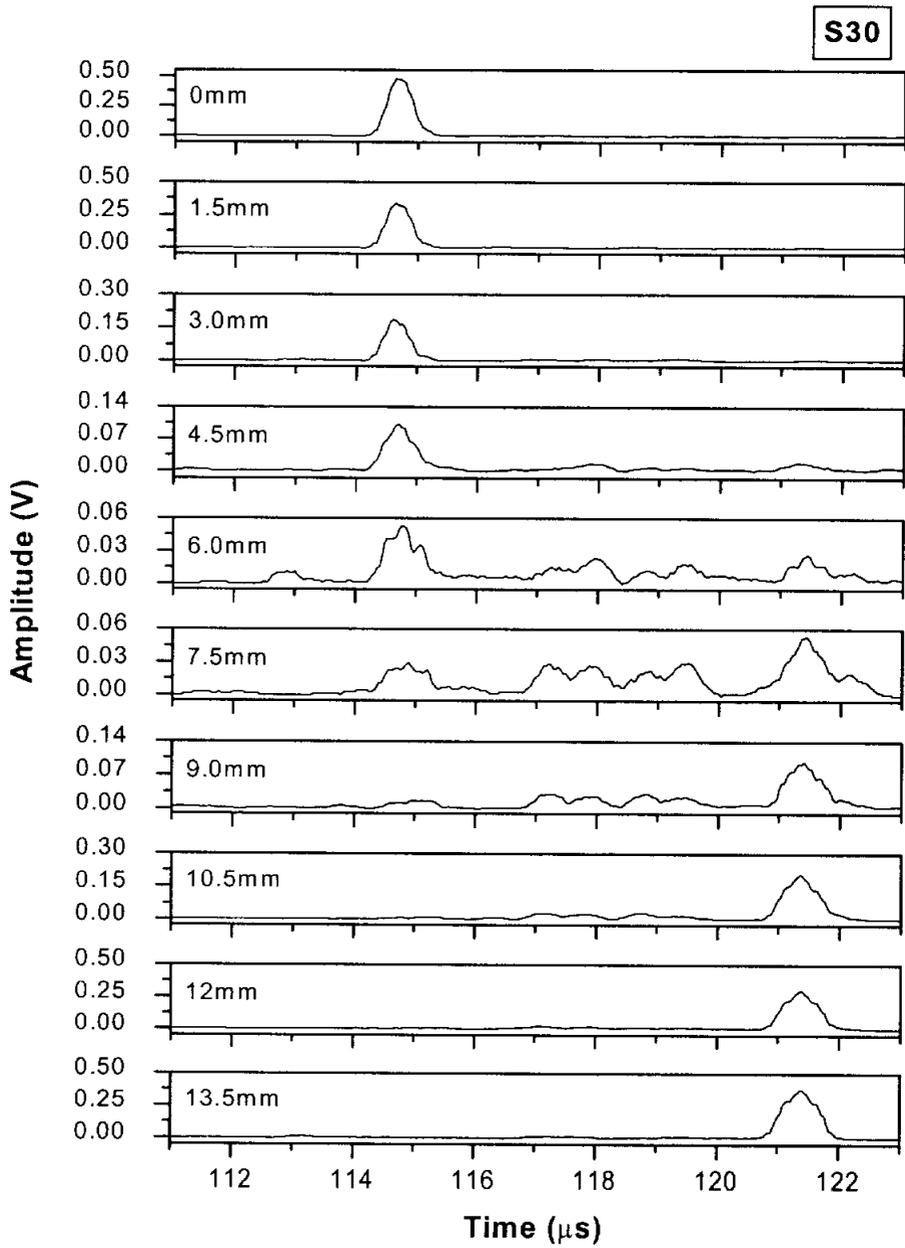


Fig. 4-3. b) Ultrasonic signals of specimen S30

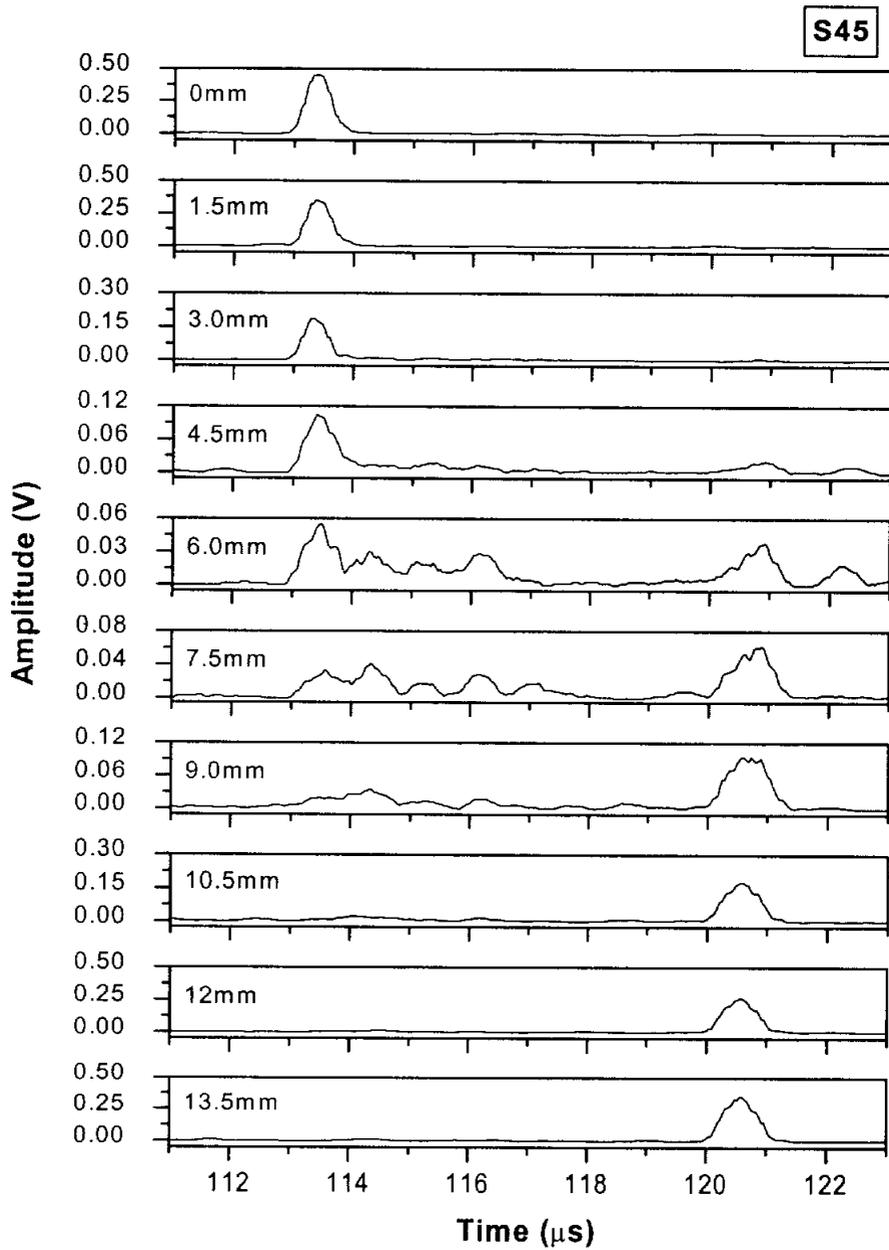


Fig. 4-3. c) Ultrasonic signals of specimen S45

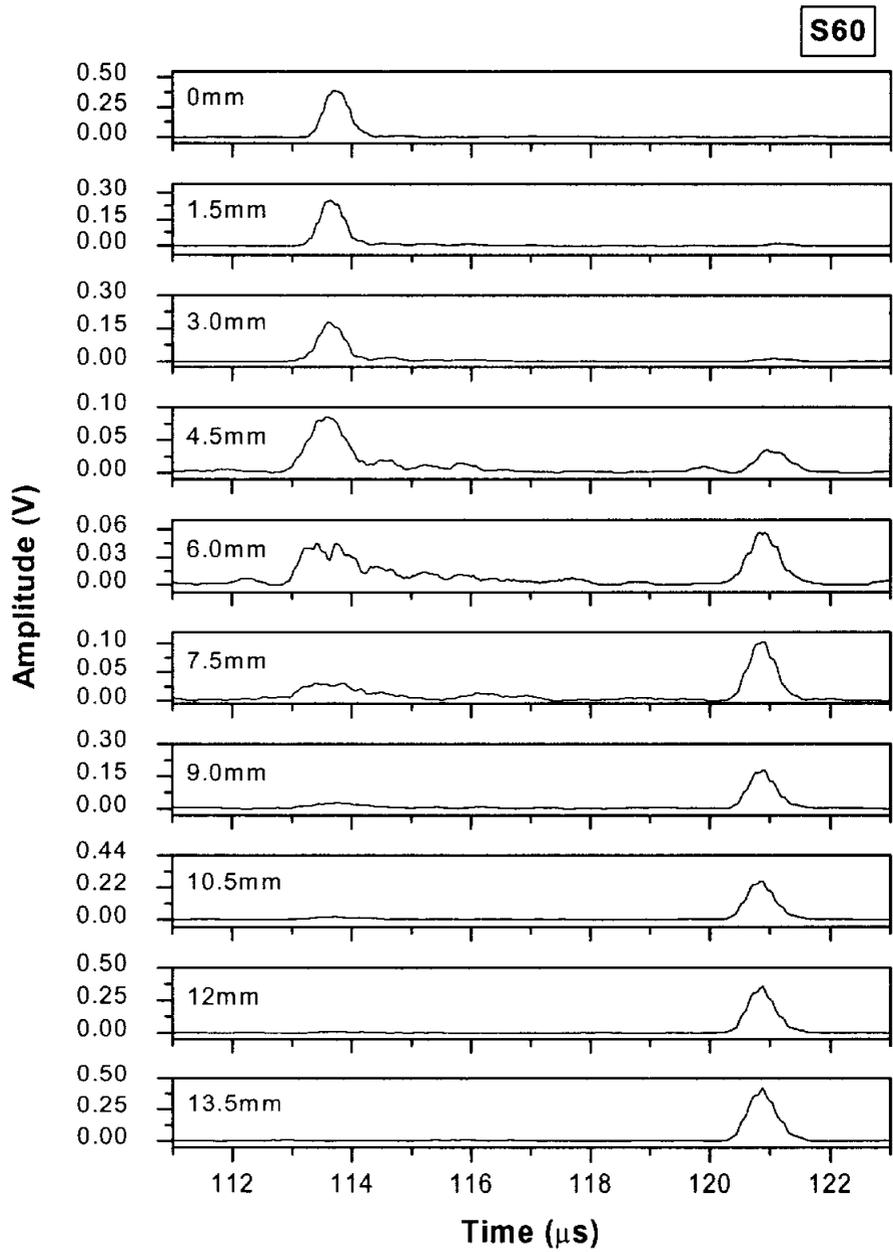


Fig. 4-3. d) Ultrasonic signals of specimen S60

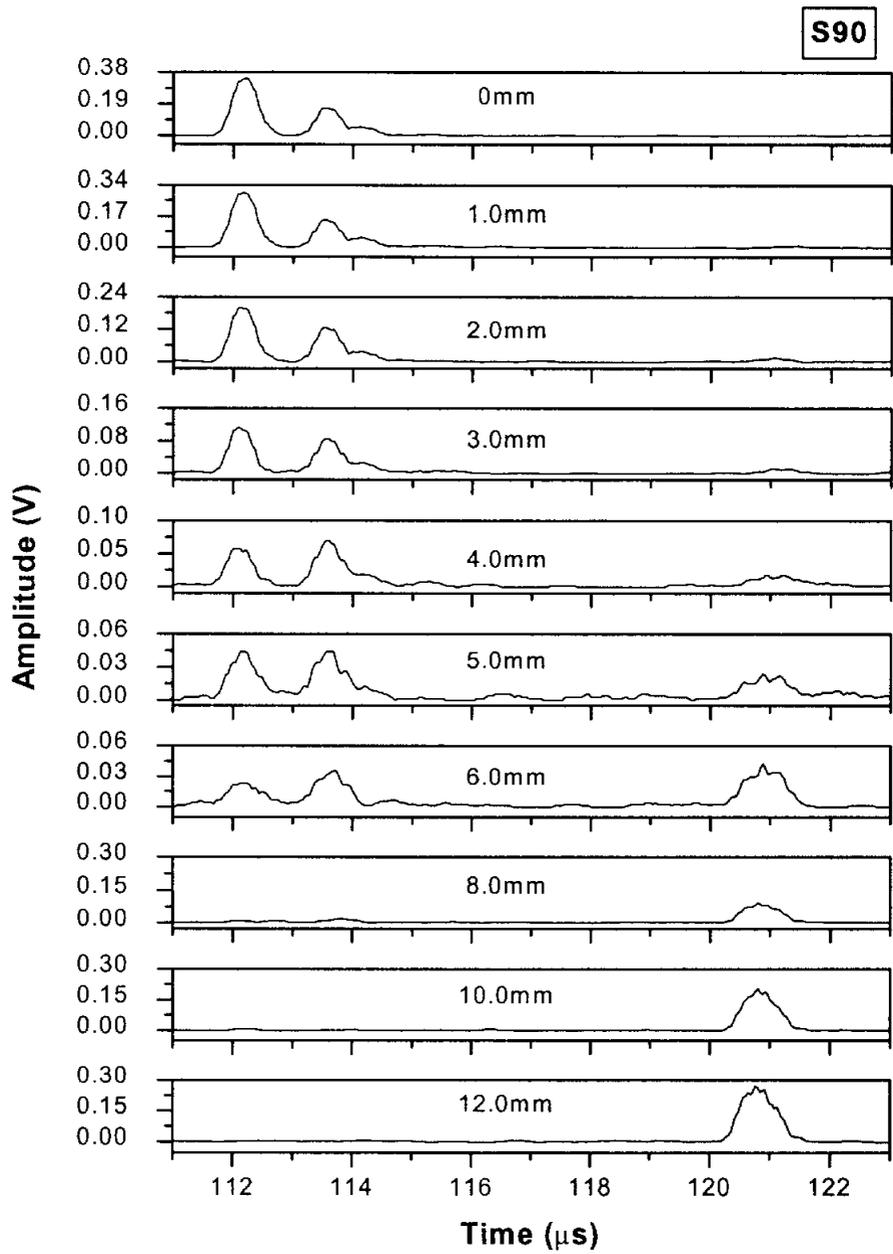


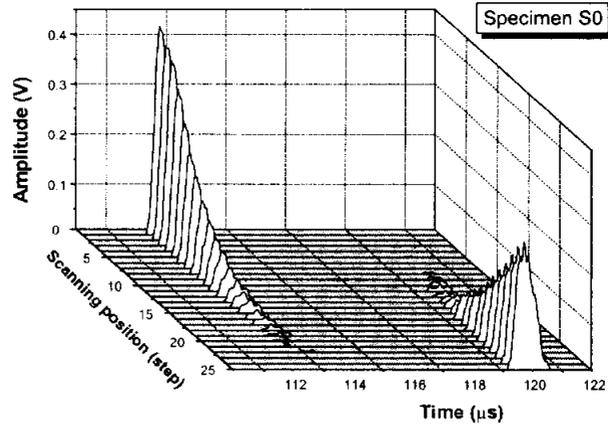
Fig. 4-3. e) Ultrasonic signals of specimen S90

4.1.3 A-주사 신호의 형상화를 통한 반사 신호의 분석

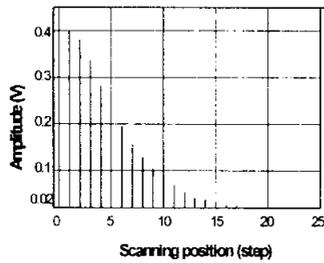
각 시편에 대해 4.1.2절에서 기술한 방식으로 처리된 각 주사 위치에 대한 진폭 포락선 파형을 탐촉자의 이동범위에 대해 누적하여 3차원으로 plotting한 것을 Fig. 4-4에서 Fig.4-8에 나타내었다.

Fig. 4-4는 결함이 없는 S0 시편에 대한 것으로, a)는 전체적인 반사신호를 형상화한 것이며 약 $114\mu\text{s}$ 부근에 나타난 돌출부(lobe)는 키웨이에서 반사된 신호를 나타내고, 약 $121\mu\text{s}$ 지점에 나타난 돌출부는 저면에서 반사된 신호를 나타낸다. 키웨이 신호와 저면 신호 사이에는 아무런 지시가 나타나지 않으며, 이것은 결함이 없다는 것을 의미한다. b)와 c)은 주사 위치에서 바라볼 때의 단면도로서 주사 위치에 대한 각 반사 신호의 진폭변화 추이를 나타낸다 것이다. b)는 키웨이에서 반사된 신호의 진폭변화를 나타낸 것이고, c)은 저면에서 반사된 신호의 진폭 변화를 나타낸 것이다. 키웨이 정점을 원점으로 주사를 시작하였으므로, 원점에서 키웨이 정점에 대한 반사 신호가 최대 진폭을 가지며, 탐촉자가 약 17단계 이동한 위치(시작점에서 8.5mm)에서 문턱 값(threshold: 0.02V)을 넘는 마지막 반사 신호가 검출되었다. 저면 신호는 탐촉자가 약 11단계 이동한 위치(시작점에서 5.5mm)에서 처음 문턱 값을 초과하는 반사 신호가 검출되었으며, 최종 주사지점에서 최대 진폭을 갖는다.

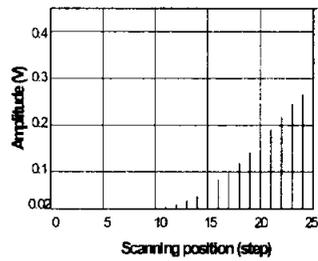
Fig. 4-5는 S30 시편에 대한 것으로, 키웨이에서 반사된 신호와 저면에서 반사된 신호 사이에 지시가 나타나며, 탐촉자가 주사 시작점에서 5mm 위치에서부터 12.5mm 위치에 이르기까지 시간 축 상의 $117\mu\text{s}$ 에서 $118\mu\text{s}$ 영역에서 균열에 대한 지시가 나타나는 것을 볼 수 있다. 또한 균열 선단의 지시와 균열과 키웨이가 만나는 모서리 영역의 지시가 구분되어 나타남을 알 수 있다. 이 경우에는 균열이 키웨이 정점과 저면에서 어느 정도



a) integrated echo pattern

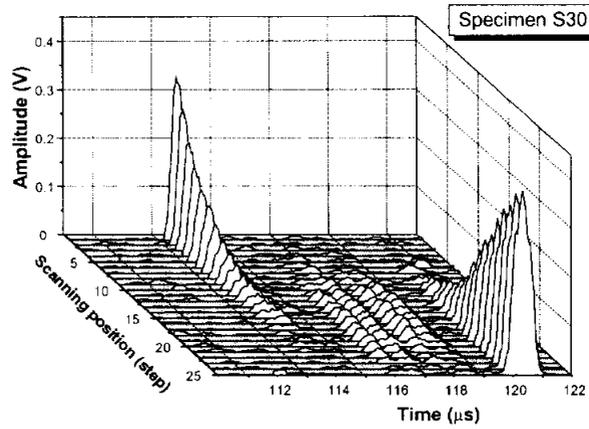


b) keyway echo

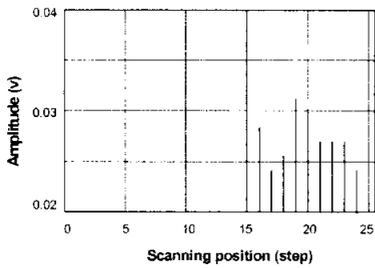


c) backwall echo

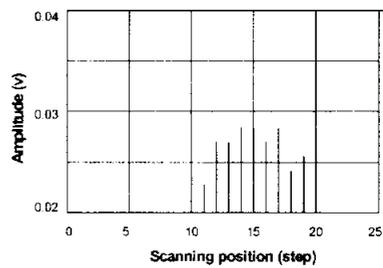
Fig. 4-4. a) 3-D plotting of ultrasonic signals of specimen S0 after signal processing, b) amplitude distribution of ultrasonic signals at keyway and c) amplitude distribution of ultrasonic signals at backwall



a) integrated echo pattern



b) crack tip



c) crack corner

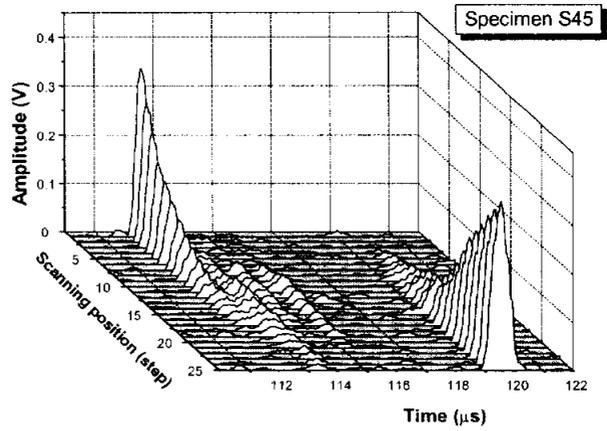
Fig. 4-5. a) 3-D plotting of ultrasonic signals of specimen S30 after signal processing, b) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack tip and c) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack corner

떨어진 위치(깊이)에 있기 때문에 실제 구조물의 기하학적 형상에 의한 지시와 잘 구분되는 것으로 판단된다. Fig. 4-5. b)와 c)를 보면, 주사위치에 대해서는 균열 모서리의 신호가 균열선단의 신호보다 먼저 검출되며, 최대 진폭을 나타내는 주사위치가 각각 다르다는 것을 알 수 있다. 또한 균열이 키웨이 정점에 상대적으로 가까운 곳에 가공된 S40, S60 시편에서보다 균열 신호가 검출되는 주사위치가 늦어짐을 알 수 있다.

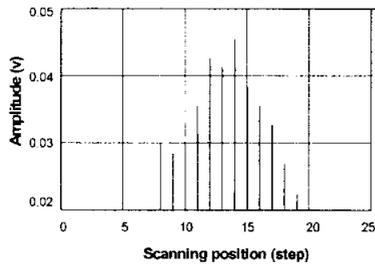
Fig. 4-6은 S45 시편에 대한 것으로, 전체적인 반사신호 형상을 보면, 균열 선단과 키웨이 정점과의 높이 차이가 크지 않아 균열 선단에서 반사된 신호와 키웨이에서 반사된 신호가 일부분은 중첩되어 있고, 일부분은 근접해 있으나, 균열 선단에서 반사된 신호가 키웨이에서 반사된 신호보다 약간 늦게 나타남을 볼 수 있다.

Fig. 4-7은 S60 시편의 경우를 나타낸 것이며, 키웨이에서 반사된 신호와 균열선단에서 반사된 신호가 일부 구간에서 중첩되어 있고, 모서리에서 반사된 신호도 키웨이에서 반사된 신호와 상당히 근접해 있다는 것을 알 수 있다.

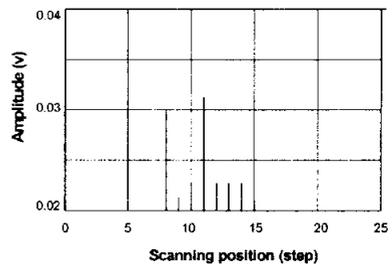
Fig. 4-8은 S90 시편에 대한 것으로, 균열 선단에서 반사된 신호와 키웨이에서 반사된 신호가 완전히 독립된 반사신호로 나타나는데, 시간 축 상에서 앞쪽에 나타난 신호가 균열선단에서 반사된 신호이며, 두 번째 나타난 신호가 키웨이에서 반사된 신호이다. 주사 방향(scan direction)이 키웨이 정점에서 멀어지는 방향으로 진행하기 때문에, 키웨이 신호가 나타나는 구간이 균열 선단의 신호가 나타나는 구간보다 더 길어진다. 키웨이에서 반사된 신호의 진폭보다 균열 선단 반사신호의 진폭이 더 큰 이유는 일반적으로 균열 선단에 폭이 없는 실제 균열과는 달리 인공균열 선단이 초음파의 입사각과 수직인 1mm의 폭을 가지는데 비해 키웨이는 곡면을 가지고 있으므로 키웨이에서 반사된 초음파가 입사점으로 되돌아오지 못하



a) integrated echo pattern

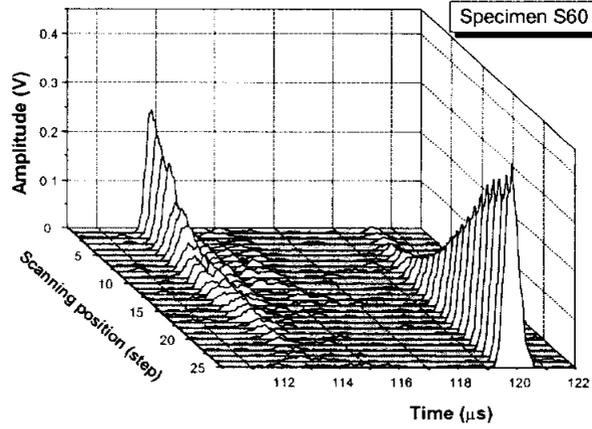


b) crack tip

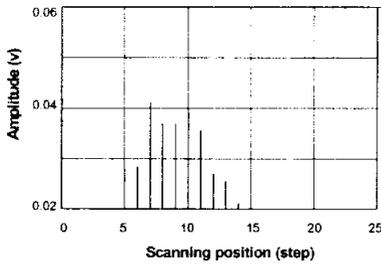


c) crack corner

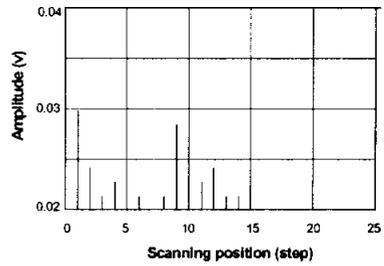
Fig. 4-6. a) 3-D plotting of ultrasonic signals of specimen S45 after signal processing, b) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack tip and c) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack corner



(i) integrated echo pattern

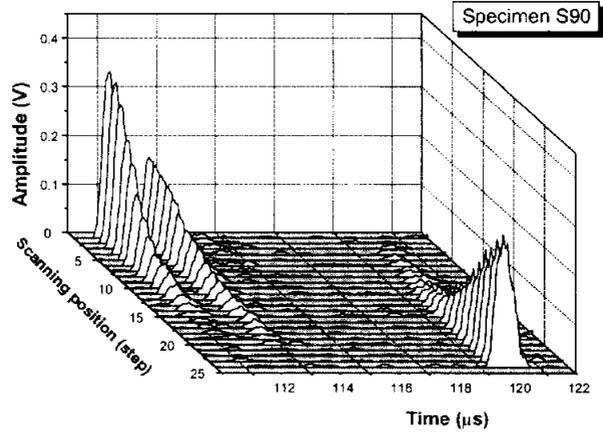


b) crack tip

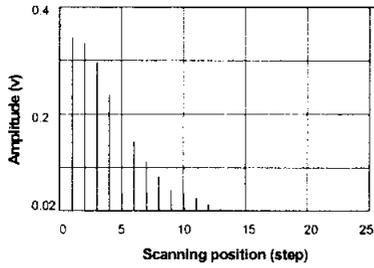


c) crack corner

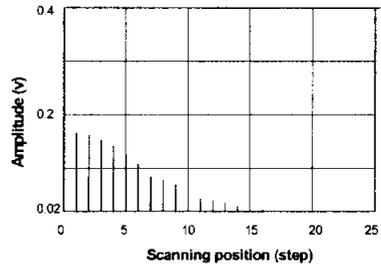
Fig. 4-7. a) 3-D plotting of ultrasonic signals of specimen S60 after signal processing, b) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack tip and c) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack corner



a) integrated echo pattern



b) crack tip



c) keyway

Fig. 4-8. a) 3-D plotting of ultrasonic signals of specimen S90 after signal processing, b) amplitude distribution of ultrasonic signals at crack tip and c) amplitude distribution of ultrasonic signals at keyway

고 산란되기 때문이다. 이러한 A-주사 신호의 형상화는 탐촉자의 위치와 초음파 빔의 경로 및 진폭정보를 동시에 분석할 수 있고, 결함이 없는 시편에 대한 A-주사 신호의 형상을 기준으로 삼아 결함이 있는 시편과 비교한다면 개략적인 결함의 위치 및 크기를 가시적으로 볼 수 있다. 특히 형상화된 3차원 그림을 여러 방향으로 회전시키면, 바라보는 방향에 따라 여러 관점에서 각 반사 신호의 패턴 및 정보를 추출할 수 있을 것으로 본다. 또한 재료나 피검사체의 특정 위치에 해당하는 시간 축 상의 정보만 확대하여 분석할 수도 있어 신호 식별, 해석 및 평가에 유용할 것으로 생각된다.

4.1.4 신경회로망을 이용한 인공결합 평가

A-주사 신호의 형상화 데이터를 분석한 결과, 키웨이의 기하학적 형상 지시와 균열 지시의 식별 및 균열의 위치에 대해서 어느 정도 알 수 있으나, 결합의 길이 및 방향성에 대해 정량적으로 평가하기에는 다소 부족한 점이 있다. 따라서 본 연구에서는 신경회로망을 이용하여 균열의 위치, 길이 및 방향성과 같은 기하학적 형상 정보를 정량적으로 평가하고자 한다.

1) 특징 추출

신경회로망을 이용한 균열의 평가와 관련하여서는 본 논문의 서론에서 기술한 바와 같이 많은 연구가 수행되어 왔다.^[18,19,22-25] 그러나 대부분의 연구에서는 특정 주사위치에서 균열로부터 반사된 초음파 파형의 특징을 추출하여 신경회로망에 적용하였으나, 본 연구에서는 특별한 수학적 계산이나, 복잡한 계산에 의한 신호처리를 하지 않고, 비교적 쉽게 얻을 수 있는 주사 시스템(scan system)에서 수신된 전체 주사영역에 대한 반사 신호로부터 특징을 추출하였다.

앞 절에서 각 시편에 대한 반사 신호 패턴을 분석한 결과, 균열 선단과 모서리에서 반사된 신호가 분리되어 있고, 각 반사 신호가 검출되는 주사 위치에 대한 차이가 나타남을 알 수 있었다. 따라서 각 반사 신호의 피크들 사이의 시간차이와 진폭정보를 고려한 주사 위치를 특징으로 추출하였다. 이러한 특징들은 초음파탐상검사에서 직관적으로 알 수 있는 특징들로서, 균열의 깊이와 직접적인 관계가 있는, 키웨이 정점에서 반사된 신호의 피크와 균열의 각 반사영역(선단 및 모서리)에서 반사된 신호의 피크 사이의 시간차이 그리고 균열의 각 반사영역에 대한 반사 신호가 검출되는 지점의 탐촉자 위치들이다. 이러한 특징들을 추출하기 위해, Fig. 4-4

에서 Fig. 4-8의 A-주사 신호를 누적하여 형상화한 자료에서 반사 신호를 분석하였다. 주사 위치에 대한 각 반사 신호의 진폭이 최대가 되는 파크의 도달 시간과 진폭 값을 도식화하여 S30, S45, S60 및 S90시편에 대한 것을 Fig. 4-9에서 Fig.4-12에 나타내었다. 이 그림들은 수신 파형을 신호 처리하여 나타낸 Fig. 4-3의 포락선 파형에서, 결함이 없는 시편에서 최대 잡음 신호의 진폭 값을 문턱 값으로 하여, 이 기준 값을 초과하는 진폭 값들을 나타낸 것이다. Fig. 4-9부터 Fig.4-12까지의 그림에서 위쪽 그림은 탐촉자의 위치에 대한 각 반사영역에서 최대 진폭을 가지는 반사 신호의 도달시간을 나타낸 것이다. 그리고 아래쪽은 각 도달시간에 대응되는 최대 진폭을 갖는 신호의 진폭 값을 나타낸 것으로, 각 반사 영역에 대한 진폭 값이 유사하여 구분이 잘 되지 않는 구간에 대해서는 균열 선단과 모서리 영역에 대한 부분을 확대하여 표시하였다.

Fig. 4-9에서 Fig. 4-12로부터 각 시편에 대해 각각 7개의 특징을 추출하여 Table 4에 나타내었다. Table 4에서 F1과 F2는 키웨이 정점에 대한 균열 선단과 모서리의 깊이에 대응되는 특징으로, F1은 키웨이 정점에 대한 최대 진폭을 갖는 반사 신호의 도달시간과 균열 선단에 대한 최대 진폭을 갖는 반사 신호의 도달 시간차이 이다. F2는 키웨이 정점에 대한 최대 진폭을 갖는 반사 신호의 도달시간과 균열 모서리에 대한 최대 진폭을 갖는 반사 신호의 도달 시간차이를 나타낸다. F3과 F4는 키웨이 정점에 대한 각 반사영역의 수평 위치에 대응되는, 균열 선단과 균열 모서리에서 반사된 신호가 최대 진폭을 나타낼 때의 주사 위치를 각각 나타낸다. F5, F6 및 F7은 탐촉자의 빔 분산(beam spread)과 주사 시 0.5mm의 저장 간격에 대한 사항을 고려한 특징으로, 균열 선단과 모서리 그리고 저면에서 반사된 신호의 진폭이 처음으로 기준 값을 초과하여 검출될 때의 주사 위치를 나타낸다.

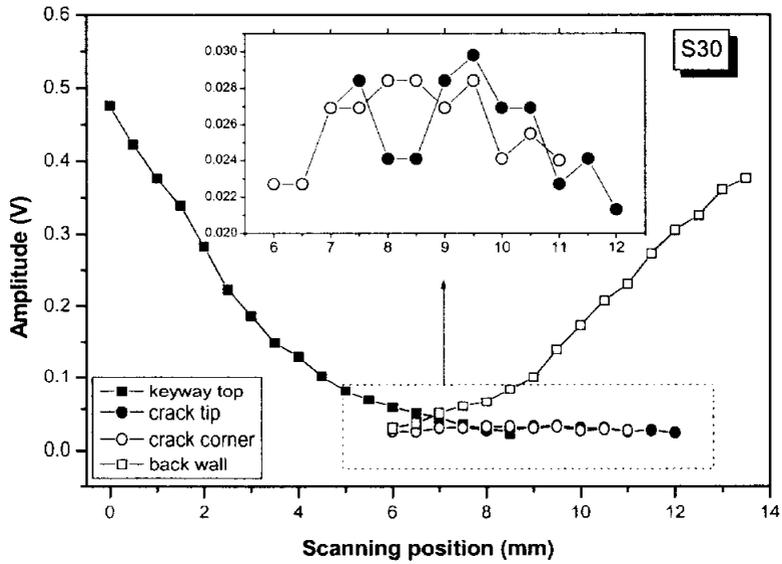
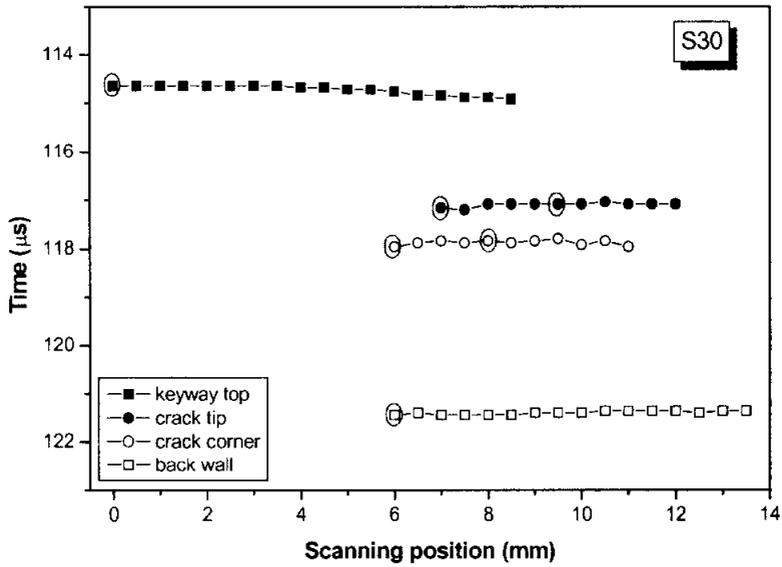


Fig. 4-9. Time and peak amplitude distribution of ultrasonic signals in specimen S30

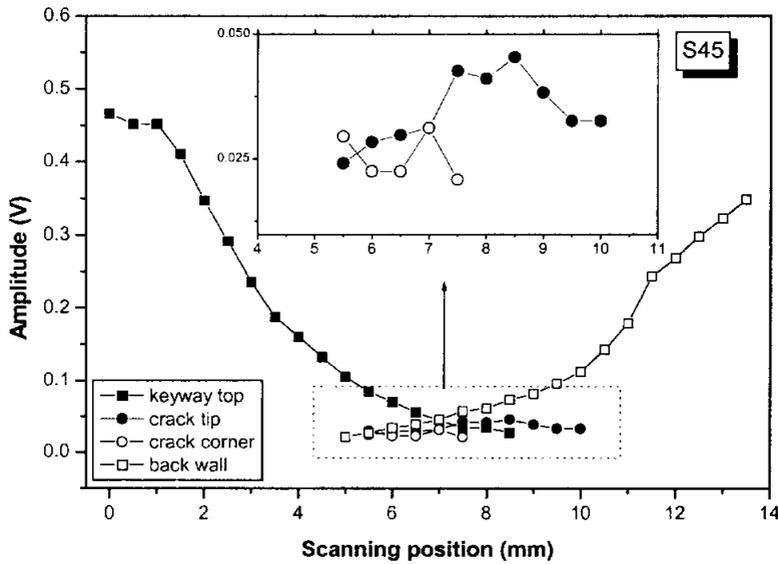
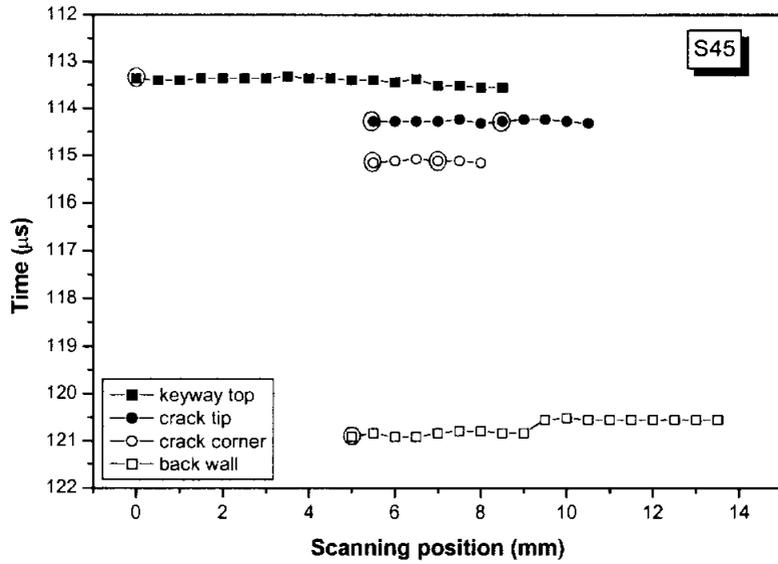


Fig. 4-10. Time and peak amplitude distribution of ultrasonic signals in specimen S45

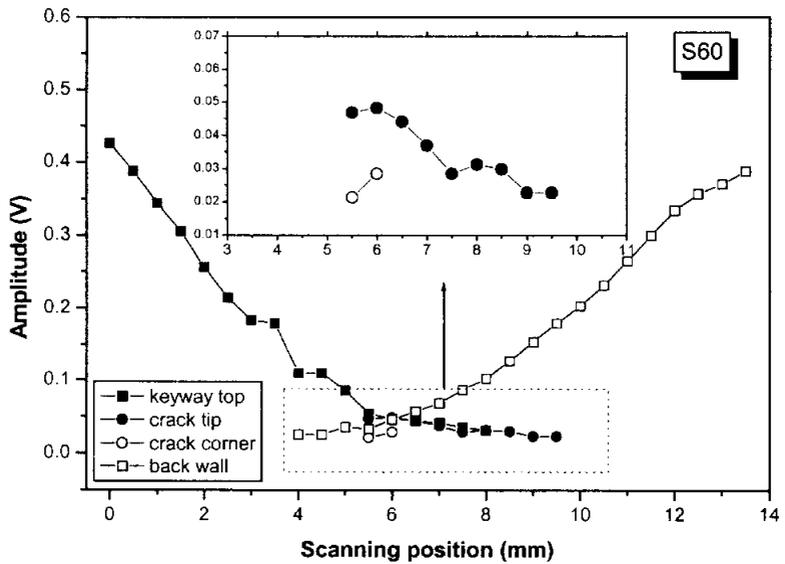
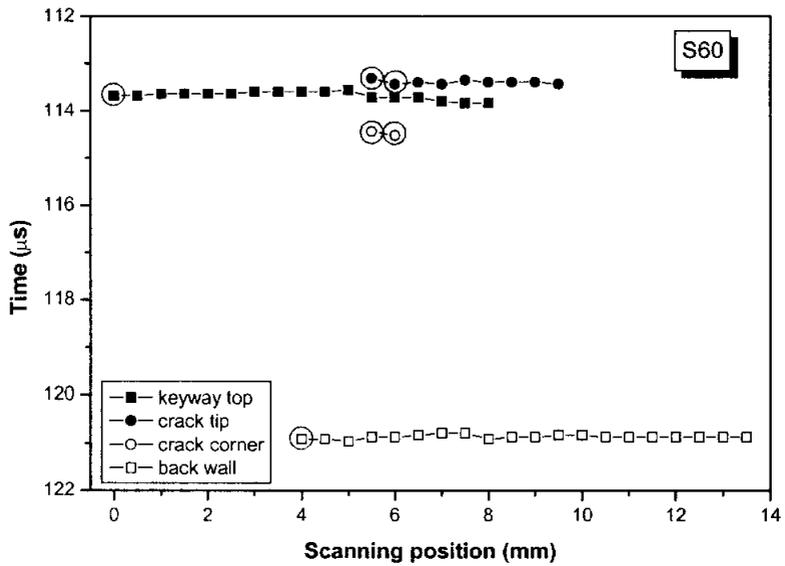


Fig. 4-11. Time and peak amplitude distribution of ultrasonic signals in specimen S60

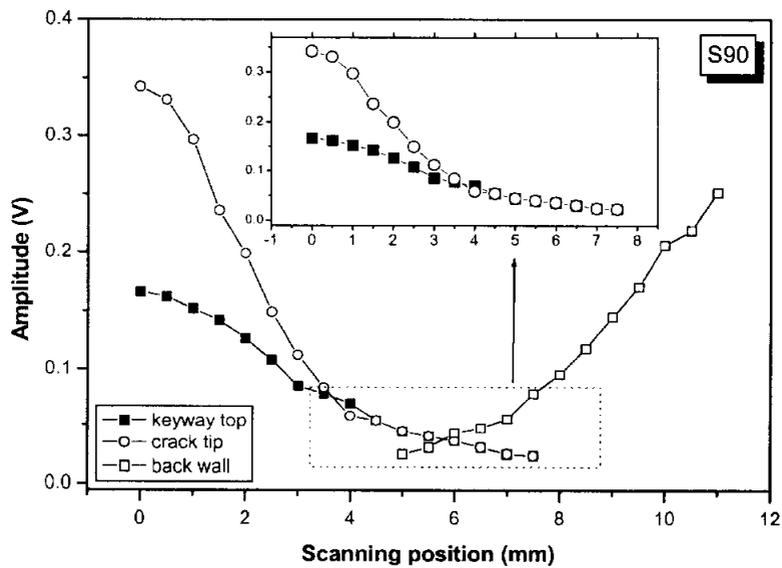
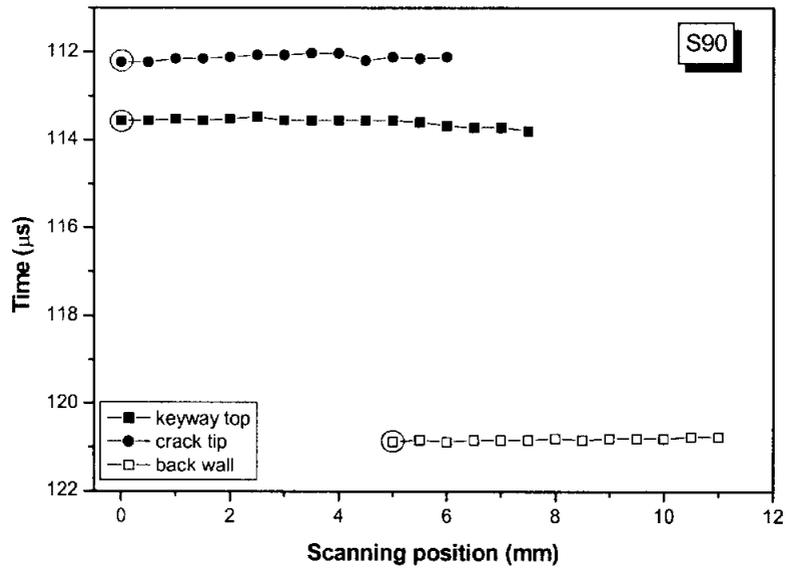


Fig. 4-12. Time and peak amplitude distribution of ultrasonic signals in specimen S90

Table 4. Features extracted from the A-scan ultrasonic signals

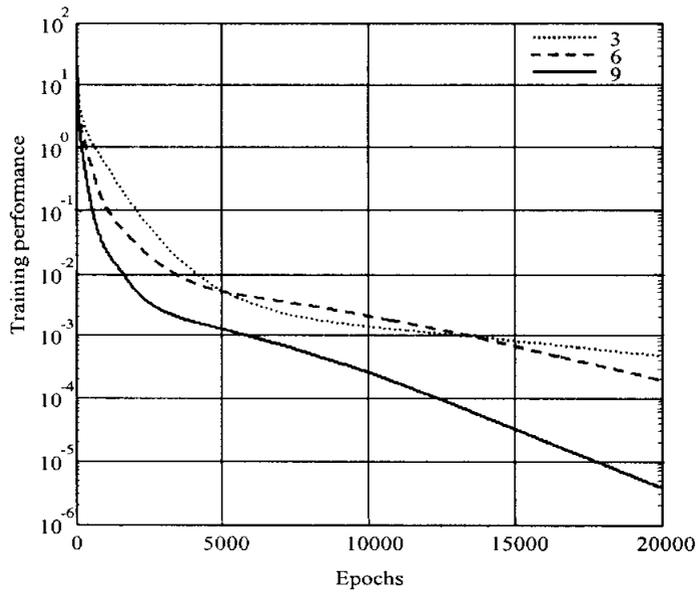
Feature no.	S30	S45	S60	S90
F1	2.44	0.92	-0.24	-1.32
F2	3.2	1.76	0.84	0
F3	9.5	8.5	6.0	0
F4	8.0	7.0	6.0	0
F5	7.0	5.5	5.5	0
F6	6.0	5.5	5.5	0
F7	6.0	5.0	4.0	5.0

2) 신경회로망 구성 및 인공결합 평가

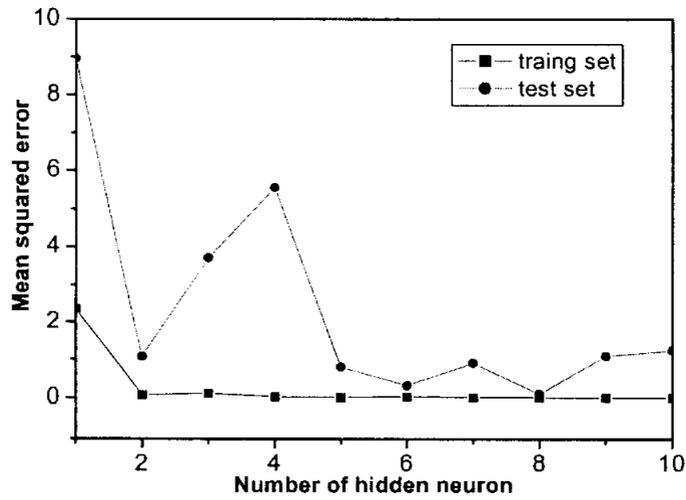
역전과 신경회로망은 지도학습 방식으로 학습되기 때문에 학습과정에서는 입력패턴에 대한 출력 패턴을 외부에서 정해 주어야 한다.

본 연구에서는 위치, 크기 및 방향성을 알고 있는 균열에서 추출한 입력 패턴에 대하여 균열의 특성을 잘 표현하는 값이 출력되도록 키웨이 정점을 원점으로 한 균열 선단과 모서리의 좌표를 출력 패턴으로 설정하였다. 즉, 키웨이 정점에 대한 균열 선단의 깊이, 키웨이 정점에 대한 균열 모서리의 깊이, 키웨이 정점에 대한 균열 선단 및 모서리의 수평거리를 출력 패턴으로 설정하였다.

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 과대학습 되기 때문에 실제 시험에서 정확한 평가가 되지 않을 수 있다. 반면 뉴런의 수가 너무 적으면, 만족스러운 학습이 이루어지지 않는다.^{138, 48)} 본 연구에서는 은닉층 뉴런의 수를 훈련과정에서 은닉 뉴런 수의 변화에 대한 신경회로망의 학습 성능에 의해 결정하였으며, Fig. 4-13에서 보는 것처럼 6개의 은닉 뉴런이 적절한 것으로 판단되었다. Fig. 4-13. a)는 은닉 뉴런의 수가 3, 6 및 9개 일 때, 학습 회수에 대한 회로망의 성능을 나타낸 것이며, b)는 학습 회수를 5,000회로 고정된 상태에서 은닉 뉴런의 수의 변화에 대한 학습 데이터와 시험데이터의 평균 제곱 오차를 나타낸 것이다.



a)



b)

Fig. 4-13. a) training epochs and b) number of hidden neurons for crack evaluation neural network

S30, S45, S60 및 S90 시편에서 추출한 7개의 입력패턴을 신경회로망에 입력하여 회로망을 학습시켰으며, 회로망의 학습은 회로망의 성능을 나타내는 오차함수 E값이 0.001이내의 범위에 수렴할 때까지 반복 수행되었다. 학습에 사용된 시편들과 균열의 각도 및 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 회로망의 성능을 시험하였다.

신경회로망을 이용한 인공 균열의 평가 결과를 Table 5에 나타내었으며, 그래프로 표현하여 Fig. 4-14에 나타내었다. Table 5에서 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. Table 5에서 t 는 목표 값을 나타내며, o는 실제 회로망의 출력 값을 그리고 e는 오차를 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 위치가 전반적으로 양호하게 평가되었다.

Table 5. Orientations and lengths of keyway cracks evaluated by 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
s40	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

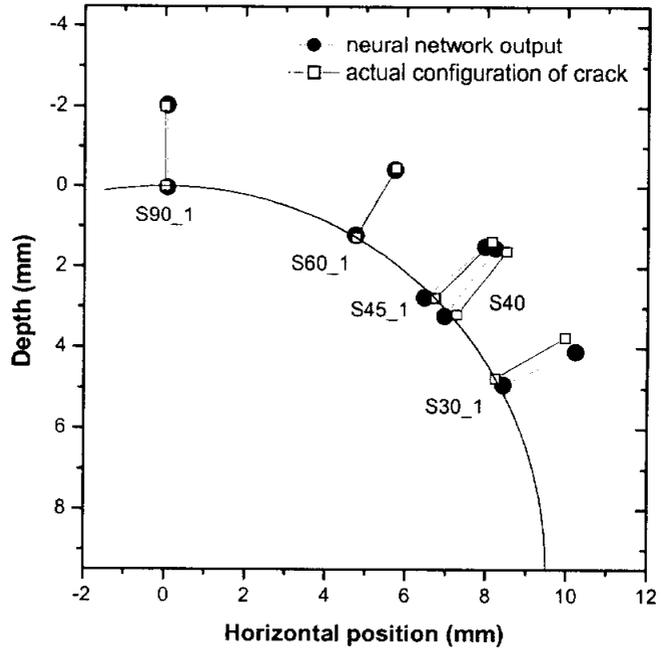


Fig. 4-14. Configuration of actual cracks and cracks evaluated by neural network

4.1.5 결 언

본 절에서는 수침법을 통한 초음파탐상검사를 이용하여 키웨이 주변에서 발생하는 균열을 평가하기 위하여 A-주사 신호에 대한 분석과 A-주사 신호에서 추출한 특징을 입력한 3층으로 구성된 역전파 신경회로망을 적용한 결과 다음과 같은 결론을 내릴 수 있었다.

균열이 시작된 위치 및 진전 방향에 따라 균열 선단과 키웨이에서 반사된 신호가 두 반사체 사이의 깊이 차이에 대응하는 시간 차이가 보임을 알 수 있었다. A-주사 신호의 형상화는 탐촉자의 위치와 초음파 빔의 경로 및 진폭정보를 동시에 분석할 수 있고, 결함이 없는 시편에 대한 A-주사 신호의 형상을 기준으로 삼아 결함이 있는 시편과 비교한다면 개략적인 결함의 위치 및 크기를 가시적으로 볼 수 있다. 특히 형상화된 3차원 그림을 여러 방향으로 회전시키면, 바라보는 방향에 따라 여러 관점에서 각 반사 신호의 패턴 및 정보를 추출할 수 있을 것으로 본다.

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 탐촉자의 위치에 대한 각 반사영역에서 산란된 파형의 시간 차이와 균열이 검출되는 지점의 탐촉자 위치를 입력 특성으로 선정하여 신경회로망에 적용하였으며, 그 결과 균열의 위치, 크기 및 방향성과 같은 기하학적 형상에 대한 정확한 평가가 가능함을 알 수 있었다.

4.2 수직 접촉법을 이용한 인공균열의 평가

4.1절에서는 반사 신호의 진폭이 시험체 표면상태의 영향을 거의 받지 않아 안정된 반사 신호를 얻을 수 있는 수침법을 적용하였다. 수신한 반사 신호를 분석하여 균열의 위치, 크기 및 방향에 민감한 각 반사 신호들 사이의 시간차이와 진폭을 고려한 주사 위치를 추출하여 신경회로망에 적용한 결과, 균열의 기하학적 특성 평가가 가능함을 알 수 있었다. 그러나 터빈 로타 디스크와 같은 대형 설비의 경우, 전물 수침법을 적용하는 것은 거의 불가능하다.

본 절에서는 실제 터빈 로타 디스크의 검사에 적용되는 접촉법을 통해 수신한 반사 신호들의 B-주사 이미지로부터 수침법에서 균열의 기하학적 특성 평가 가능성이 확인된 유사한 특징들을 추출하여 균열의 특성을 평가하고자 한다.

4.2.1. B-주사 이미지 분석

Fig. 4-15. a)는 인공결합이 있는 S30 시편에 대해 수직 접촉법으로 수신한 A-주사 RF 파형을 나타낸 것이다. 키웨이에서 반사된 신호와 저면에서 반사된 신호 사이에 균열에서 반사된 신호가 나타나나, 균열 선단과 모서리의 신호가 중첩되어 있다. 이것은 시편 표면에 탐촉자를 직접 접촉하는 접촉법이 시험편 표면과 탐촉자 사이에 물 거리가 있는 수침법에서 보다 초음파의 전파시간이 짧고, 탐촉자의 특성에 관련한 초음파 펄스의 ringing이 길어진 때문으로 생각된다. Fig. 4-15. b)는 a)의 RF 신호를 4.1.2절에서와 같은 방식으로 신호처리를 한 것으로, RF 파형 데이터에서 진폭의 절대값을 취한 후, 신호처리(40 points adjacent averaging)를 수행

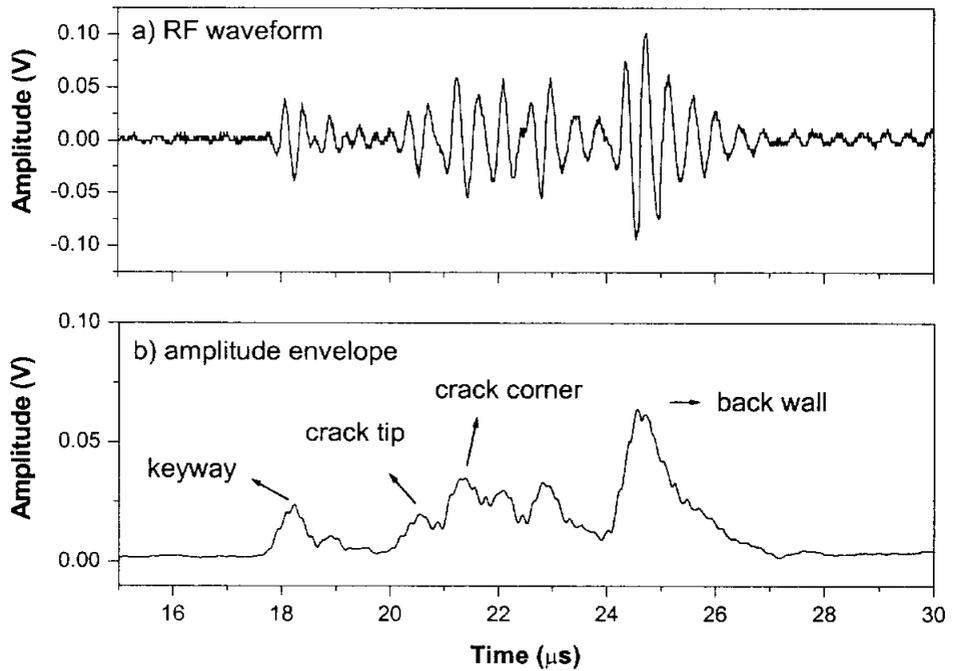


Fig. 4-15. a) Typical ultrasonic RF signals of specimen S30 and b) ultrasonic signals after signal processing

하여 각 반사영역의 신호에 대해 하나의 피크를 가지는 진폭 포락선을 구하여 나타낸 것이다. 40점 근접 평균을 취한 이유는 여러 가지의 근접 평균을 수행한 결과 40점 근접평균을 취했을 때 각 반사영역을 대표하는 하나의 피크가 가장 잘 나타났기 때문이다.

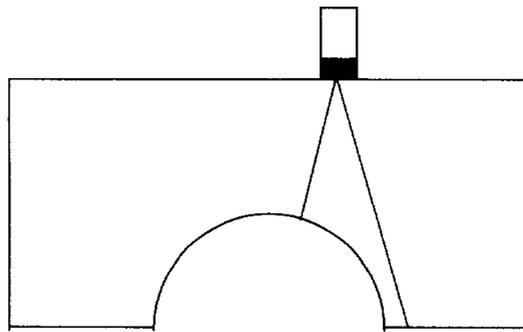
Fig. 4-16에서 Fig. 4-21까지는 각 시편에 대한 B-주사 이미지를 나타낸 것이다. 수평축은 주사 위치를 나타내며, 수직축은 초음파의 전파시간을 나타낸 것으로, 저면에서 반사된 신호를 기준으로 상대적인 전파시간

을 나타내었다. 색도는 진폭을 의미하며, 각 반사영역에 대한 이미지가 시간 축 상에서 폭을 가지는데, 이것은 펄스 지속시간을 나타낸다. 이 그림에서 약 $-7.5\mu\text{s}$ 주위의 이미지는 키웨이에서 반사된 신호이며, 약 $0\mu\text{s}$ 주위에 나타난 이미지는 시편의 저면에서 반사된 신호이다.

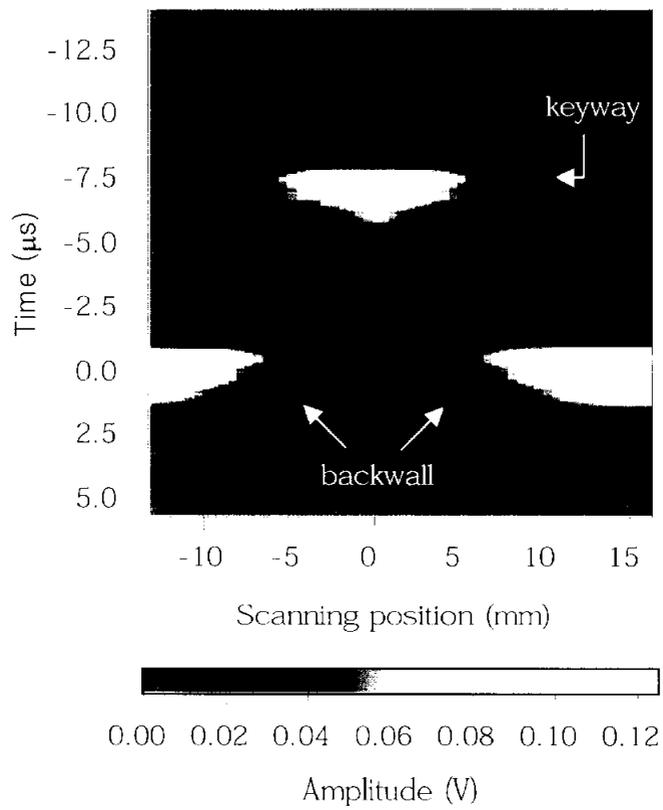
Fig. 4-16은 결함이 없는 시편에 대한 것으로 키웨이에서 반사된 신호와 저면에서 반사된 신호만 나타나며, 키웨이 신호 및 저면 신호가 상당히 대칭적임을 알 수 있다. S90_1 시편에 대한 Fig. 4-17의 경우에는 키웨이 이미지 위쪽에 균열 선단에 대한 이미지가 나타난다. 키웨이 및 균열 선단 이미지가 결함이 없는 시편의 이미지에서 보다 대칭성이 떨어지는데 있는데, 이것은 접촉식 초음파탐상법에서의 문제점인 탐촉자와 피검체 표면 사이의 커플링 영향(coupling effect)^[49]때문인 것으로 판단된다. 즉, 탐촉자가 이동하면서 진동자의 전체 면적이 시험체 표면에 완전히 접촉되지 않고 약간 기울어져서 대칭성이 떨어진 것으로 생각된다.

Fig. 4-18, 4-19 및 4-20은 S30_1, S45_1 그리고 S60_1 시편에 대한 것으로, 키웨이 정점을 중심으로 양쪽에 동일한 각도와 위치에 각각 균열이 가공된 시편에 대한 B-주사 이미지를 나타낸 것이다. 이 3개의 시편에서도 수침법에서와 동일하게 균열 모서리에서 반사된 신호 뒤에 복잡한 기하학적 형상 및 creeping 파, 모드 변환에 의한 반사신호가 나타났다. S30_1 시편에 대한 이미지 Fig. 4-18을 결함이 없는 시편의 이미지 Fig. 4-16과 비교해 볼 때, 균열에 대한 이미지가 키웨이에 대한 이미지와 완전히 분리되어 나타나며, 균열에 대한 이미지에서 첫 번째 이미지는 균열 선단을 나타내고, 두 번째 이미지는 균열 모서리 영역을 나타낸다. 그러나 S45_1 시편에 대한 이미지 Fig. 4-19와 S60_1 시편에 대한 이미지 Fig. 4-20의 경우, 균열에 대한 이미지가 키웨이 이미지와 일부 중첩되어 있어 균열에 대한 신호의 시작점을 찾기는 어려우나, 수침법에서와 같이 균열

선단과 모서리에 대한 이미지가 분리되어 나타남을 알 수 있다. 또한 균열의 각도가 증가할수록 균열에 대한 이미지가 위쪽으로 상승하고, 키웨이 정점에 대한 수평 위치가 원점에 근접해 있음을 알 수 있다. Fig. 4-21은 키웨이 중심에서 40° 의 위치에 해당하는 키웨이 꼭면 상에 균열의 경사각을 52° 로 가공한 S40에 대한 것으로, 균열에 대한 이미지가 S30_1 시편의 균열 이미지보다는 위쪽에 나타나고, S45_1 시편의 균열 이미지보다는 아래쪽에 나타남을 알 수 있다.

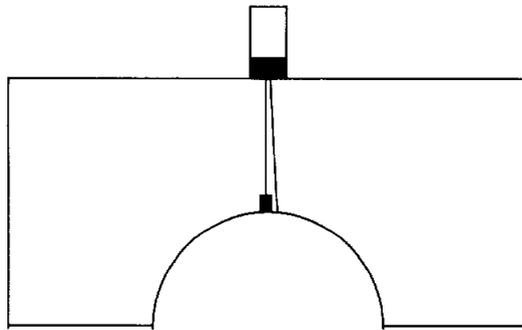


a)

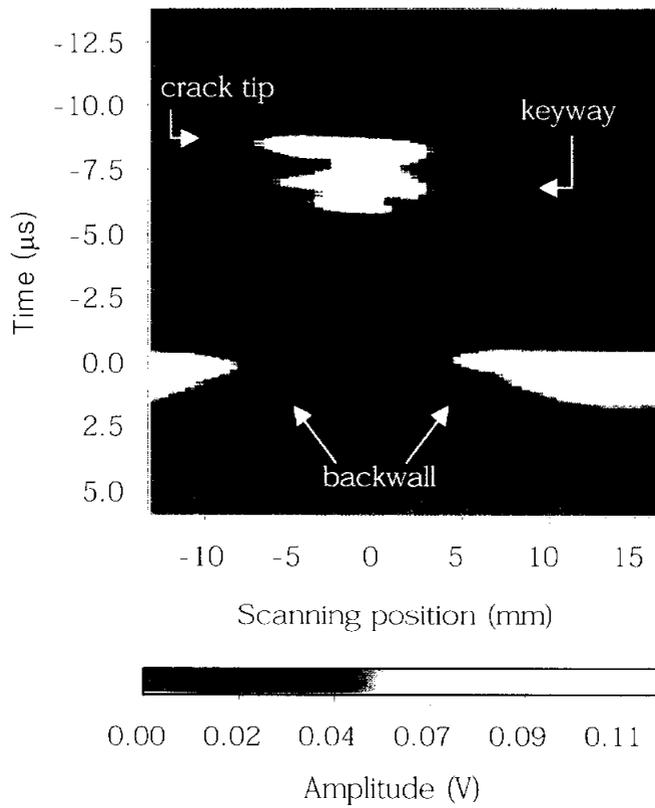


b)

Fig. 4 16. a) Schematic geometry of specimen S0 and transducer, and
b) ultrasonic B-Scan image of specimen S0

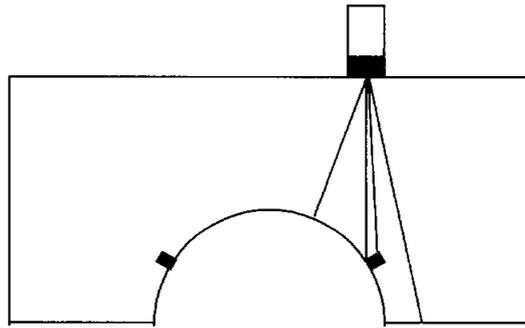


a)

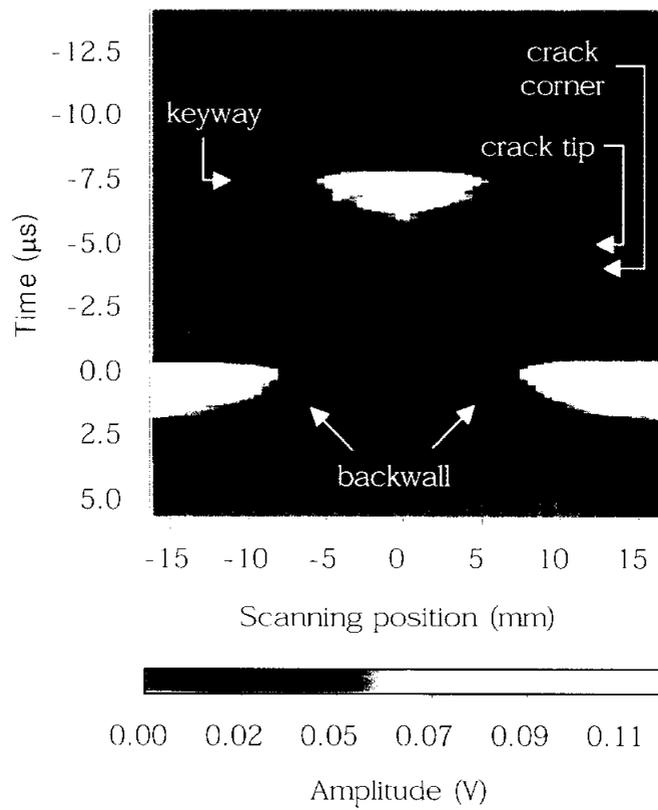


b)

Fig. 4-17. a) Schematic geometry of specimen S90_1 and transducer, and b) ultrasonic B Scan image of specimen S90_1

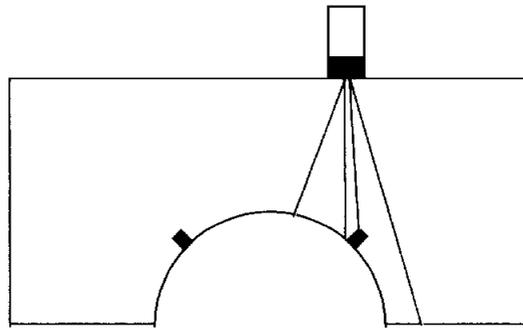


a)

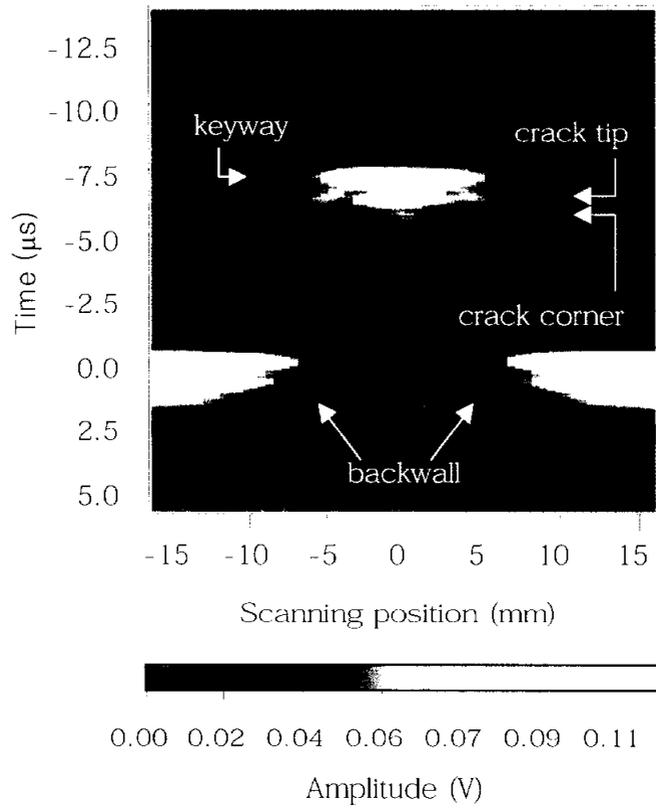


b)

Fig. 4 18. a) Schematic geometry of specimen S30_1 and transducer, and b) ultrasonic B-Scan image of specimen S30_1

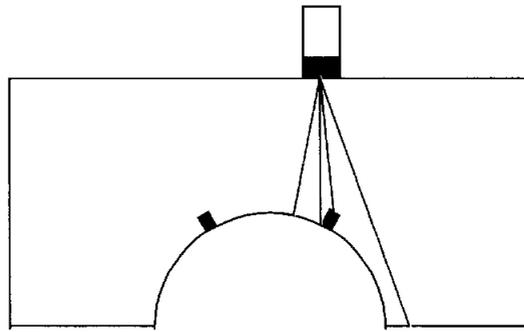


a)

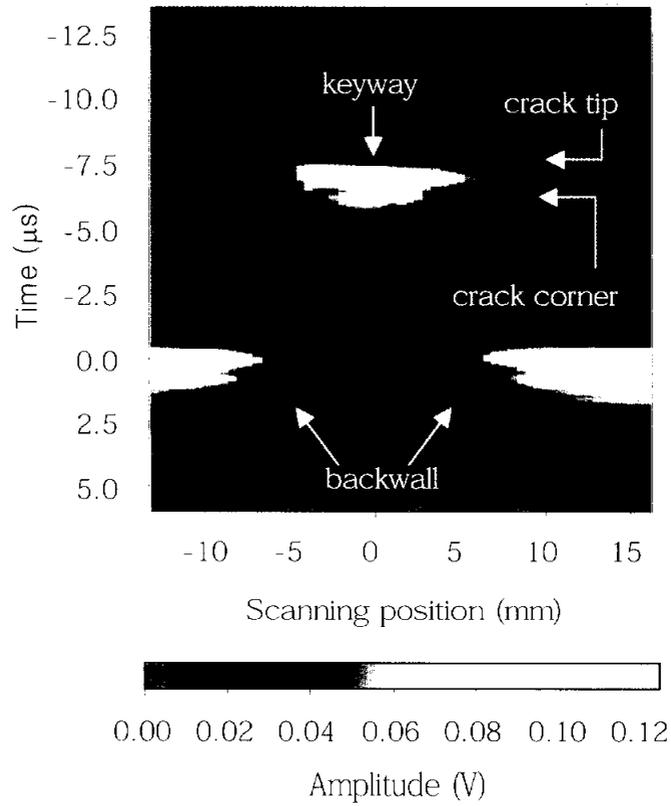


b)

Fig. 4 19. a) Schematic geometry of specimen S45_1 and transducer, and b) ultrasonic B-Scan image of specimen S45_1

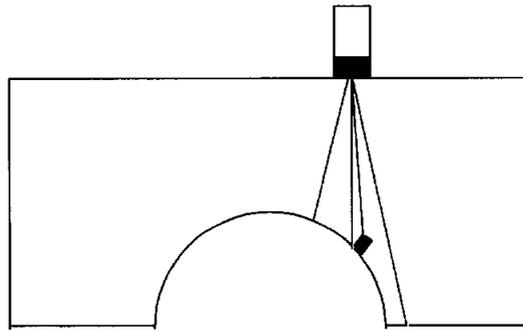


a)

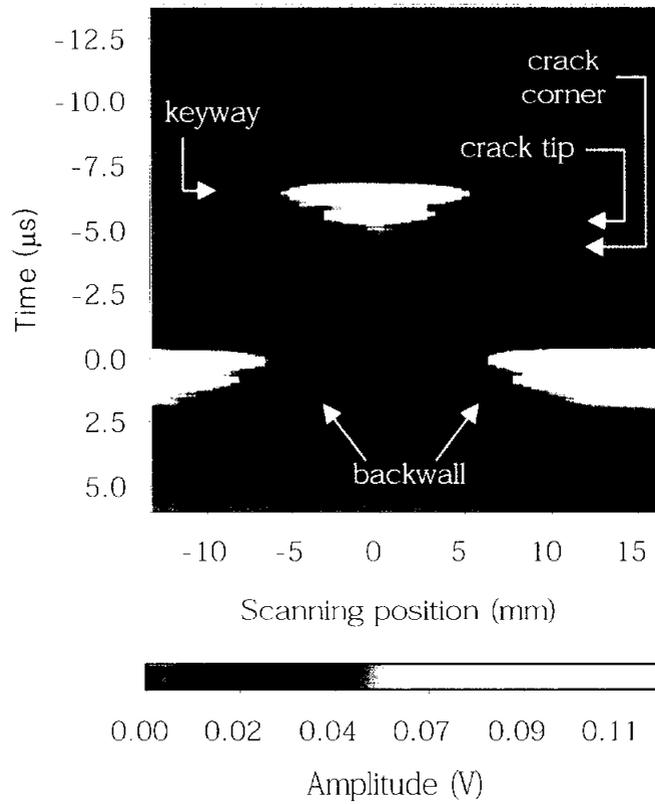


b)

Fig. 4-20. a) Schematic geometry of specimen S60_1 and transducer, and b) ultrasonic B Scan image of specimen S60_1



a)



b)

Fig. 4 21. a) Schematic geometry of specimen S40 and transducer, and
b) ultrasonic B-Scan image of specimen S40

4.2.2 특징 추출

B-주사 이미지로부터 결함의 개략적인 위치 정보는 알 수 있으나, 균열의 선단 및 모서리 지점의 위치, 크기 및 방향성을 정확히 알기는 어렵다. 초음파탐상에서의 결함은 두 개의 고정된 점 사이의 전파시간의 변화와 초음파의 진폭변화로 인해 검출될 수 있으므로, 두 반사 신호사이의 시간 차이와 진폭을 고려한 주사 위치에 대한 특징을 추출하여 신경회로망의 입력 값으로 적용하였다.

두 반사 신호사이의 시간 차이는 앞 절의 B-주사 이미지에서 키웨이 정점, 균열 선단 및 균열 모서리에 대한 반사 신호의 최대 진폭을 나타내는 지점의 개략적인 위치를 알 수 있으므로, 그 위치를 중심으로 국부적인 탐색(local search)을 수행하여 각 반사 신호의 최대 진폭을 나타내는 시간을 측정하였으며, 측정된 시간에서의 주사 위치에 대한 진폭 분포를 Fig. 4-22에 나타내었다.

Fig. 4-22. a)는 S30_1 시편에 대한 것으로, 주사 원점 및 $-7.14\mu\text{s}$ 시간 축 위치에서 키웨이 정점에 대한 최대 반사 신호가 나타났다. 키웨이 정점에서 오른쪽에 가공된 균열의 선단은 원점에서 10.5mm 떨어진 주사 위치 및 $-4.41\mu\text{s}$ 에서 최대 진폭을 갖는 반사 신호를 나타내고 있다. 그리고 균열 모서리는 9.5 mm 의 주사위치와 $-3.67\mu\text{s}$ 에서 최대 진폭을 갖는 반사 신호를 나타내고 있다. 또한 각 반사 신호의 진폭 분포를 보면 가우시안(Gaussian) 분포를 하고 있는데 이것은 진동자의 중앙 즉, 탐촉자의 특성상 음축에서 음압이 가장 높고, 반사체가 음축에서 벗어남에 따라 반사되는 신호의 진폭이 작아지는 반사신호 동패턴(echo-dynamics) 때문으로 판단된다.

Fig. 4-22. b)는 S45_1 시편에 대한 것으로, 균열 선단과 모서리의 반사

신호가 최대 진폭을 나타내는 주사위치가 8.0mm로 동일하게 나타났으며, 이것은 0.5 mm의 주사간격으로 인한 것으로 생각된다. 또한 진폭 분포를 보면 주사위치가 0인 지점에서 큰 피크가 볼 수 있는데 이것은 키웨이에서 반사된 신호를 나타내며, 키웨이에서 반사된 신호의 지속시간이 크기 때문에 생긴 것이다.

Fig. 4-22. c)는 S60_1 시편에 대한 것으로, 균열 선단과 모서리의 반사 신호가 최대 진폭을 나타내는 주사위치가 각각 6.5mm 및 5.5mm로 나타났다. 균열 선단이 키웨이 정점 보다 조금 높기 때문에 균열 선단 반사 신호가 최대 진폭을 나타내는 시간(-7.74 μ s)이 키웨이 반사 신호(-7.15 μ s)보다 빠르게 나타났다.

Fig. 4-22. d)와 e)는 S90_1 시편과 S40 시편에 대한 것이다. S90_1 시편의 경우에는 균열의 진전 방향이 초음파의 진행방향과 일치하기 때문에 균열 모서리의 신호는 키웨이 신호와 동일하며, B-주사 이미지에서 설명한 것과 같이 커플링 영향으로 인한 진폭 분포의 비대칭성을 볼 수 있다. S40 시편의 경우에는 균열 선단과 모서리의 반사 신호가 최대 진폭을 나타내는 주사위치가 각각 7.5mm 및 7.0mm로 나타났다.

B-주사 이미지와 진폭 분포 곡선으로부터 모두 6개의 특징을 추출하여, Table 6에 나타내었다. Table 6에서 처음 4개의 특징은 수침법에서 추출한 특징과 동일한 것으로, F1은 키웨이 정점에서 반사된 신호의 피크 시간과 균열 선단에서 반사된 신호의 피크 시간의 차이이다. F2는 키웨이 정점에서 반사된 신호의 피크 시간과 균열 모서리에서 반사된 신호의 피크 시간의 차이를 나타낸다. F3과 F4는 키웨이 정점에 대한 각 반사영역의 수평 위치에 대응되는 특징으로서, 균열 선단과 균열 모서리에서 수신된 반사 신호가 최대 진폭을 나타낼 때의 주사 위치를 각각 나타낸다. 수침법에서는 탐촉자의 빔 분산(beam spread)과 주사 시 0.5mm의 저장 간격

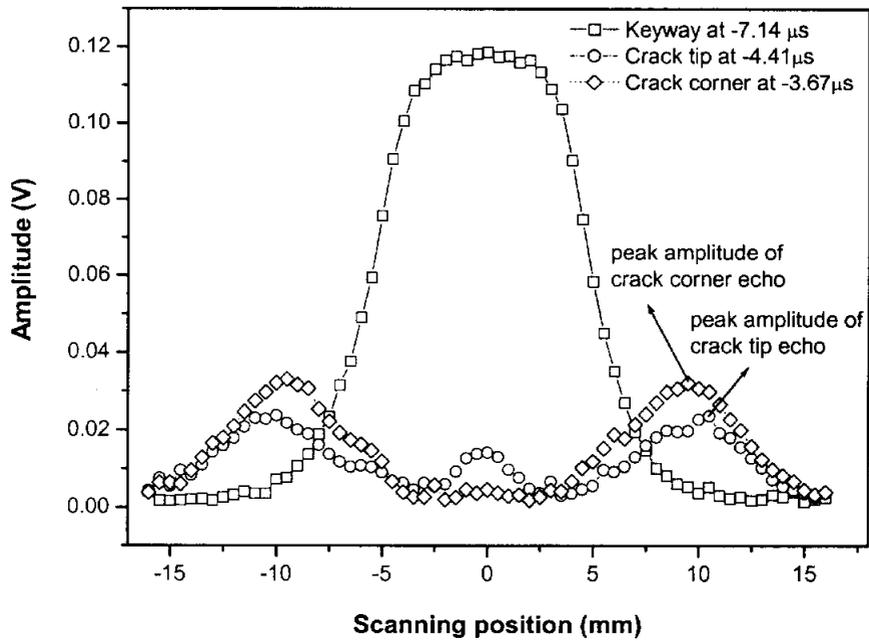


Fig. 4-22. a) Amplitude distribution of ultrasonic signals over scanning position for S30_1

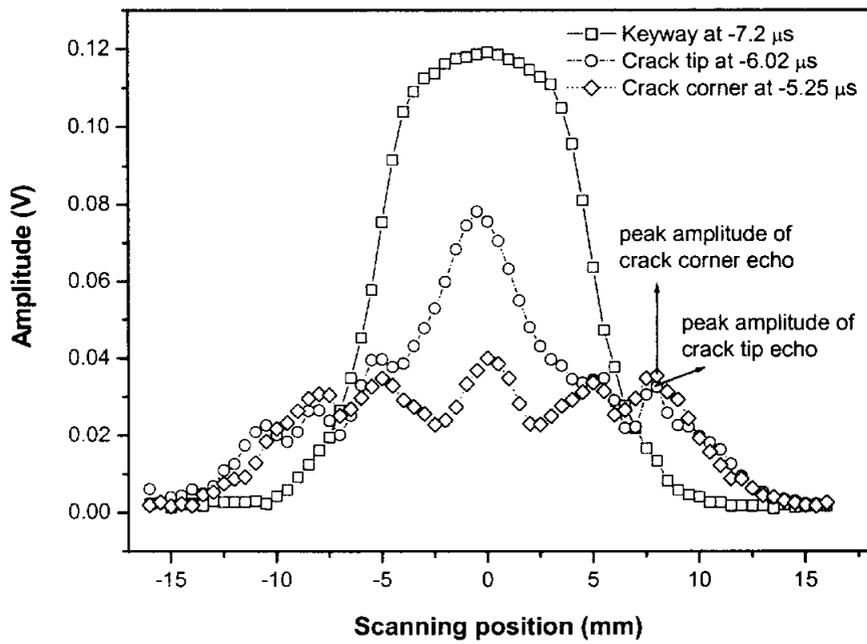


Fig. 4-22. b) Amplitude distribution of ultrasonic signals over scanning position for S45_1

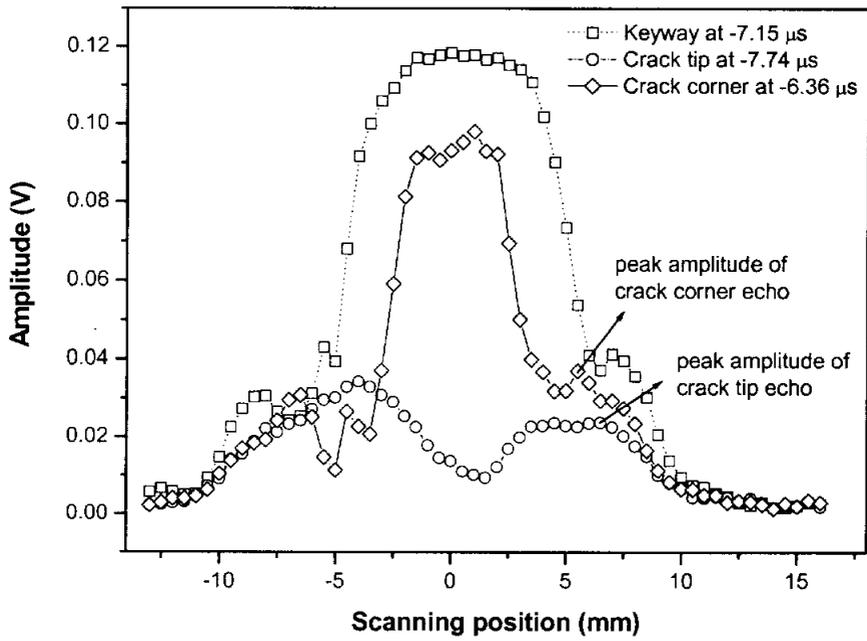


Fig. 4-22. c) Amplitude distribution of ultrasonic signals over scanning position for S60_1

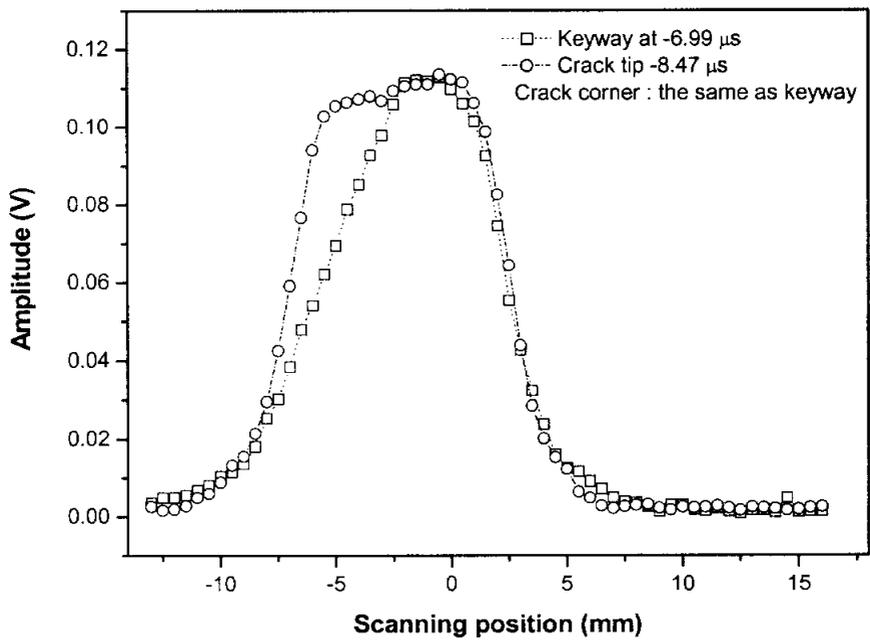


Fig. 4-22. d) Amplitude distribution of ultrasonic signals over scanning position for S90_1

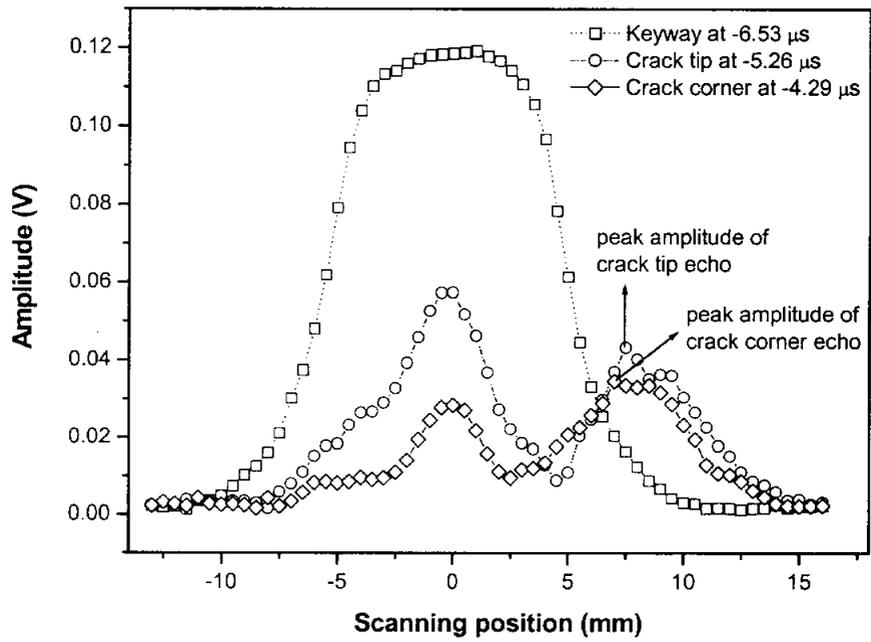


Fig. 4-22. e) Amplitude distribution of ultrasonic signals over scanning position for S40_1

에 대한 사항을 고려한 특징으로, 균열 선단과 모서리 및 저면에서 반사된 신호의 진폭이 처음으로 기준 값을 초과하여 검출될 때의 주사 위치를 적용하였으나, 접촉법에서는 탐촉자와 피검체 표면의 커플링영향으로 인해 저면에서 반사된 신호는 고려하지 않았다. 또한 균열 선단과 모서리에서 반사된 신호의 진폭이 처음 기준 값을 초과하여 검출될 때의 주사위치도 수신된 반사신호의 지속시간이 길어짐으로 인해 균열 신호와 키웨이 신호가 중첩되어 있어 적용하기가 어렵다. 따라서 접촉법에서는 저장 간격과 빔 분산에 대한 사항을 보상하기 위해 균열 선단과 모서리에 대한 진폭 분포곡선에서 최대 진폭 값을 갖는 지점으로부터 키웨이 정점에서 멀어지는 방향으로 최대 진폭의 50%가 되는 주사 위치 정보를 적용하였다.

Table 6. Features extracted from ultrasonic B-scan image and amplitude distribution curves

Feature no.	S30_1	S45_1	S60_1	S90_1
F1	2.73	1.18	-0.59	-1.48
F2	3.47	1.95	0.79	0
F3	10.5	8	6.5	0
F4	9.5	8	5.5	0
F5	12.5	11.5	8.5	2.5
F6	12.0	10.5	8.0	2

4.2.3 신경회로망 적용 및 결과

본 연구에서 사용한 신경회로망은 4.2.2절에서 추출한 6개의 특징이 입력 값으로 적용되며, 출력 값으로는 수침법에서와 동일하게 키웨이 정점에 대한 균열 모서리 및 선단의 상대적 위치(수평위치 및 깊이)를 나타내는 4개의 기하학적 위치 정보를 나타내도록 구성하였다. 출력층의 첫 번째 뉴런은 키웨이 정점에 대한 균열 선단의 깊이를 나타내고, 두 번째 뉴런은 키웨이 정점에 대한 균열 모서리의 깊이를 나타낸다. 세 번째 및 네 번째 뉴런은 키웨이 정점에 대한 균열 선단 및 모서리의 수평거리를 각각 나타낸다. 은닉층의 뉴런의 수는 훈련과정에서 은닉 뉴런 수의 변화에 대한 신경회로망의 학습 성능에 의해 결정하였으며, 4개의 은닉 뉴런이 적절한 것으로 판단되었다.

S30_1, S45_1, S60_1 및 S90_1 시편에 대한 특징을 신경회로망에 입력하여 회로망을 학습시켰으며, 회로망의 학습은 회로망의 성능을 나타내는 오차함수 E 값이 0.001이내의 범위에 수렴할 때까지 반복 수행되었다. 학습에 사용된 시편들과 균열의 각도와 길이가 동일하게 제작된 S30, S45, S60 및 S90 시편 그리고 학습에 전혀 사용되지 않았던 S40 시편에서 추출한 특징을 훈련된 신경회로망에 적용하여 회로망을 시험하였다.

신경회로망을 이용한 인공 균열의 평가 결과를 Table 7과 Fig. 4-23에 나타내었다. Table 7에서 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 학습에 사용되지 않았던 S40시편을 제외한 나머지 시편에 대해서는 상당히 정확하게 평가되었다. 길이의 경우에도 대부분의 시편에서

실제 치수와 근사한 오차를 보이며, 균열의 각도와 길이 및 위치가 전반적으로 양호하게 평가되었다. 다만 균열의 경사각이 52°인 S40시편에서 대해 42°로 평가된 이유는 회로망이 균열의 방향과 원점과 균열 모서리를 잇는 방향을 동일한 패턴으로 하는 학습이 이루어졌기 때문으로 사료된다.

Table 7. Orientations and lengths of keyway cracks evaluated by neural network

Specimen		Output neuron				Calculated result	
		#1	#2	#3	#4	Angle	Length
s30	t	3.75	4.75	9.96	8.23	30	2
	o	3.91	4.82	10.04	8.36	28.5	1.91
	e	-0.16	-0.07	-0.08	-0.13	1.5	0.09
s45	t	1.37	2.78	8.13	6.72	45	2
	o	1.37	2.86	8.12	6.66	45.5	2.09
	e	0.00	-0.08	0.01	0.06	0.5	-0.09
s60	t	-0.46	1.27	5.75	4.75	60	2
	o	-0.43	1.26	5.88	4.94	60.9	1.93
	e	-0.03	0.01	-0.13	-0.19	0.9	0.07
s90	t	-2.00	0.00	0.00	0.00	90	2
	o	-2.00	-0.00	0.01	0.01	90	1.99
	e	0.00	0.00	-0.01	-0.01	0	0.01
s40	t	1.61	3.39	8.50	7.27	52	2
	o	1.81	3.24	8.63	7.01	41.9	2.14
	e	-0.20	0.15	0.13	0.26	10.1	-0.14

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

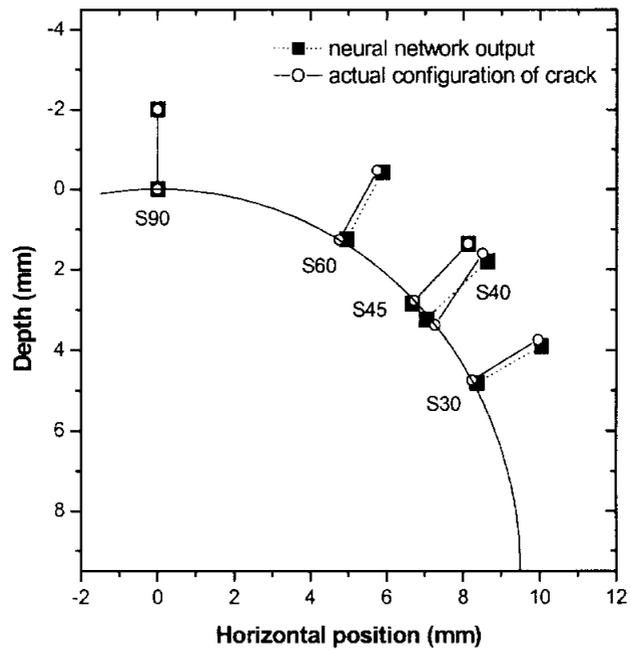


Fig. 4-23. Configurations of actual cracks and cracks evaluated by neural network

4.2.4 결 언

본 절에서는 실제 터빈 로타 디스크의 검사에 적용되는 접촉법을 통해 수신한 반사 신호들의 B-주사 이미지로부터 수침법에서 균열의 기하학적 특성 평가 가능성이 확인된 특징들을 추출하여 균열의 특성을 평가하였다.

B-주사 이미지를 분석한 결과, 키웨이의 기하학적 형상에 의한 반사 신호와 균열 선단 및 모서리에서 반사된 신호들이 일부 중첩되는 부분도 있으나, 시간 축 상에서 분리되어 나타남을 확인 할 수 있었다. 특별한 수학적 계산이나 복잡한 계산에 의한 신호처리를 하지 않고, 주사 시스템에서 비교적 쉽게 얻을 수 있는 B-주사 이미지에서 키웨이의 형상에 의한 반사 신호와 균열에 의한 반사 신호 사이의 시간 차이를 추출하였다. 그리고 각 반사 신호의 최대 피크가 검출되는 시간에서 주사위치에 대한 진폭 분포 곡선으로부터 진폭정보를 고려한 주사 위치를 추출하였다. 이렇게 추출된 특징을 신경회로망에 적용한 결과, 균열의 위치, 크기 및 방향성과 같은 기하학적 형상에 대한 정확한 평가가 가능함을 알 수 있었다.

제 5 장 결 론

본 연구에서는 터빈 로타 디스크의 키웨이 주변에서 발생하는 주요 결함인 균열을 정량적으로 평가하기 위하여 다양한 초음파 검사방법과 신경회로망을 적용하였으며, 이로부터 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1) 키웨이와 같은 곡 경계면에서 발생한 미세 균열을 검출하기 위해 수직 탐사를 수행할 경우, 균열이 시작된 위치 및 진전 방향에 따라 균열 선단과 키웨이에서 반사된 신호가 중첩되거나 분리되며, 분리되는 경우 대체로 두 반사체 사이의 깊이 변화에 대응하는 시간 차이가 보임을 알 수 있었다.

2) A-주사 신호의 형상화는 탐촉자의 위치와 초음파 빔의 경로 및 진폭정보를 동시에 분석할 수 있고, 결함이 없는 시편에 대한 A-주사 신호의 형상을 기준으로 삼아 결함이 있는 시편과 비교한다면 개략적인 결함의 위치 및 크기를 가시적으로 볼 수 있다. 특히 형상화된 3차원 그림을 여러 방향으로 회전시키면, 바라보는 방향에 따라 여러 관점에서 각 반사 신호의 패턴 및 정보를 추출할 수 있을 것으로 생각된다. 또한 재료나 검사체의 특정 부분에 해당하는 시간 축 상의 정보만 확대하여 분석할 수도 있다.

3) 신경회로망을 이용한 결함의 분류나 평가는 어떤 입력 특징을 선정하여 회로망에 적용하느냐에 따라 좌우되며, 좋은 입력 특징의 선정은 회로망의 성능을 더욱 좋게 할 것이다. 본 연구에서는 수신된 초음파 RF파형을 처리하여 나타낸 전체적인 3-D 반사 신호 패턴 및 B-주사 이미지에서, 탐촉자의 위치에 대한 각 반사영역에서 산란된 파형의 시간 차이와

균열이 검출되는 지점의 탐촉자 위치를 입력 특성으로 선정하여 신경회로망에 적용하였으며, 그 결과 균열의 위치, 크기 및 방향성과 같은 기하학적 형상에 대한 정확한 평가가 가능함을 알 수 있었다.

4) 본 연구에서는 각 반사체로부터 반사된 초음파 신호를 연구자가 분류하고 해석하여 신경회로망에 적용할 특징을 추출하였으나, 피검체로부터 수신한 초음파 원시 데이터(raw data)에서 각 특징들의 추출 분야에도 컴퓨터 프로그래밍을 이용한 자동화에 대한 연구가 계속적으로 이루어져야 할 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] F. F. Lyle, Jr. and H. C. Burghard, Jr., "Steam Turbine Disc Cracking Experience", EPRI Report NP-2429, Vol. 2, Project 1398-5, June 1982.
- [2] 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.
- [3] 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, July, 1973.
- [4] P. K. Nair, F. F. Lyle, Jr., J. E. Buckingham, 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, July, 1989.
- [5] John R Lilley, "Stress Corrosion Crack Sizing in Steam Turbine Disks & Generator Retaining Rings", EPRI Turbine/Generator Workshop, July 20-23, 1993.
- [6] M. Koike, F. Takahashi, S. Kajiyama, H. Chiba and Y. Yoshida, "Development of an ultrasonic inspection technique for the dovetail of turbine rotor disks", Proceedings of the 13th International

Conference on NDE in the Nuclear and Pressure Vessel Industries, pp.463-467, Kyoto, Japan, 22-25 May, 1995.

- [7] K. Date, H. Shimada and N. Ikenaga, "Crack height measurement - an evaluation of the accuracy of ultrasonic timing methods", NDT International. December pp. 315-319, 1982.
- [8] A. J. Hayman, "An Improved ultrasonic tip - corner timing method for sizing shallow surface breaking cracks", British Journal of NDT, September pp. 295-299, 1985.
- [9] D. K. Mak, "Ultrasonic methods for measuring crack location, crack height and crack angle", Ultrasonics, September pp. 223-226, 1985.
- [10] A. McNab, I. Dunlop, "A review of artificial intelligence applied to ultrasonic defect evaluation", Insight 37 (1), pp.11-16, 1995.
- [11] J. D. Achenbach, "Quantitative nondestructive evaluation", Int. J. Solids Struct., vol. 37, pp. 13-27, 2000.
- [12] T. Raju Damarla, P. Karpur, P. K. Bhagat, "A self-learning neural net for ultrasonic signal analysis", Ultrasonics 30 (5), pp. 317-324, 1992.
- [13] X. Wu, J. Ghaboussi, J. H. Garrett, "Use of neural networks in detection of structural damage", Comput. Struct. 42 (4), pp. 649-659, 1992
- [14] S. J. Song, L. W. Schmerr, "Ultrasonic flaw classification in weldments using probabilistic neural networks", J. Nondestr. Eval., Vol. 11, No.2, pp. 69-77, 1995.

- [15] Song-Jin Song, Hak-Joon Kim and Hyeon Cho, "Development of an intelligent system for ultrasonic flaw classification in weldments", Nuclear Engineering and Design, Vol. 212, pp. 307-320, 2002.
- [16] 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.
- [17] F. W. Margrave, K. Rigas, D.A. Bradley, P. Barrowcliffe, "The use of neural networks in ultrasonic flaw detection", Measurement 25, pp. 143-154, 1999.
- [18] 이준현, 최상우, "저면산란 초음파 신호 및 신경회로망을 이용한 균열크기 결정", 대한기계학회논문집, A권, 제24권, 제1호, pp. 52-61, 2000.
- [19] 최상우, 이준현, "초음파 판파와 신경회로망 기법을 적용한 리벳홀 부위의 균열 크기 평가", 한국비파괴검사학회지, Vol. 21, No. 4, pp. 398-405, 2001.
- [20] J. Rhim, S. W. Lee, "A neural network approach for damage detection and identification of structures", Comput. Mech. 16, pp. 437-443, 1995.
- [21] A. Oishi, K. Yamada, S. Yoshimura, G. Tagawa, "Quantitative nondestructive evaluation with ultrasonic method using neural networks and computational mechanics", Comput. Mech. Vol. 15, No. 6, pp. 521-533, 1995.

- [22] S. W. Liu, Jin H. Huang, J. C. Sung, C. C. Lee, "Detection of cracks using neural networks and computational mechanics", Computer methods in applied mechanics and engineering, Vol. 191. pp. 2831-2845, 2002.
- [23] M. Takadoya, T. Mandai, "Crack Parameter Characterization by a Neural Network", The First US-Japna Symposium on Advances in NDT, pp. 321-326, 1996.
- [24] J. D. Achenbach, I.N. Komsky, Y.C. Lee and Y.C. Angel, "Self-Calibrating Ultrasonic Technique for Crack Depth Measurement", Journal of Nondestructive Evaluation, Vol. 11, No. 2, pp. 103-108, 1992.
- [25] Kornelija Zgonc and Jan D. Achenbach, "A neural network for crack sizing trained by finite element calculations", NDT&E, Vol. 29, No. 3, pp. 147-155, 1996.
- [26] 권철안, "신경회로망과 통계물리학", 물리학과 첨단기술, 제7권 1호, pp. 6-11, 1998.
- [27] 한승기, "생물학적 신경회로망과 비선형 동력학", 물리학과 첨단기술, 제7권 1호, pp. 12-20, 1998.
- [28] Martin T. Hagan, "Neural network design", PWS Publishing Company, 1996.
- [29] W. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", Bulletin of Mathematical Biophysics., Vol. 5, pp. 115-133, 1943.

- [30] D. O. Hebb, "The Organization of Behavior", New York, Wiley, 1949.
- [31] F. Rosenblatt, "The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain", Psychological Review, Vol. 65, pp. 386-408, 1958.
- [32] B. Widrow and M. E. Hoff, "Adaptive switching circuits", 1960 IRE WESCON Convention Record, New York: IRE Part 4, pp. 96-104, 1960.
- [33] M. Minsky and S. Papert, "Perceptrons", Cambridge, MA: MIT Press, 1969.
- [34] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities", Proceedings of the National Academy of Sciences, Vol. 79, pp. 2554-2558, 1982.
- [35] L. Fausett, "Fundamentals of Neural Networks", Prentic-Hall, Inc., 1992.
- [36] J. M. Zurada, "Introduction to Artificial Neural System", Westing publishing Company, 1992.
- [37] 배동진, "신경회로망을 이용한 유도전동기의 해석 및 설계", 서울대학교 박사학위논문, 1997.
- [38] 황우현, 장순철, 안상모, "MATLAB 응용 I", 높이깊이, 1995.
- [39] H. Demuth, M. Beale, "Neural network toolbox for use with MATLAB", The Mathworks, Inc., 1993.

- [40] 송성진, “정량적 초음파 시험을 위한 결함분류와 크기산정의 새로운 기법”, 한국산업안전학회지, 제12권, 제2호, pp. 3-16, 1997.
- [41] 이의종, 박익근, “최신 초음파탐상검사”, 도서출판 골드, 1995.
- [42] J. Krautkramer and H. Krautkramer, “Ultrasonic Testing of Materials”, 4th Edition, New York, Springer-Verlag, 1990.
- [43] V. G. Shcherbinski and V. E. Belyi, “New Information Index for the Nature of Flaws in Ultrasonic Inspection”, Soviet Journal of Nondestructive Testing, Vol. 11, pp. 279-288, 1975.
- [44] G. J. Gruber, “Defect Identification and Sizing by the Ultrasonic Satellite-Pulse Technique”, Journal of Nondestructive Evaluation, Vol. 1, pp. 263-273, 1980.
- [45] C. P. Chiou and L. W. Schmerr, “A Quasi-pulse-Echo Technique for Ultrasonic Flaw Classification”, Ultrasonics, Vol. 29, pp. 471-481, 1991.
- [46] D. W. Fitting and L. Adler, “Ultrasonic Spectral Analysis for Nondestructive Evaluation”, New York, Plenum Press, 1981.
- [47] Hassan, Waled; Nagy, Peter B., “Dispersion and attenuation of circumferential creeping waves around a fluid-filled cylindrical cavity in an elastic medium”, Proceedings - National Conference on Noise Control Engineering, Vol. 1, pp. 543-548, 1997.
- [48] M. S. Unluturk, J. Sanie, “Deconvolution Neural Networks for Ultrasonic Testing”, 1995 IEEE ULTRASONICS SYMPOSIUM, pp. 715-719, 1995.

- [49] Guo, Qing Chun, "Crack Size Determination From Back-scattered Waves", Ph. D. Dissertation, Northwestern University, 1994.

감사의 글

이 작은 연구결과를 내놓고 보니 참으로 많은 분들의 노고와 격려 그리고 사랑과 가르침 덕분이라 생각되며, 이 글을 빌어 감사의 말씀을 드리 고자 합니다.

부족함이 많은 저에게 배움의 길을 열어 주시고, 새로운 지식을 접하고 연구하는 방법들에 대한 많은 가르침과 본 논문을 진행해 나감에 있어서 세심한 배려와 지도를 해 주신 이종규 지도교수님께 고개 숙여 진심으로 감사를 드립니다. 그리고 바쁘신 가운데도 따뜻한 관심과 조언으로 저를 이끌어 주신 문병기 교수님과 김성부 교수님께 진심으로 감사드리며, 많은 충고와 지도를 아끼지 않으시고 어려움을 극복할 수 있도록 도와주신 서원찬 교수님과 항상 가까이에서 친형처럼 저를 아껴주시고 보살펴 주신 이종오 박사님께 감사의 마음을 올립니다.

연구소 생활과 학교생활을 동시에 하느라 많은 시간을 함께 하지는 못 했지만, 항상 함께 고민하고 위로하며 격려해 준 초음파실험실의 조승일, 김우성, 노지현, 김유미 후배에게 고마운 마음을 전하며, 항상 격려를 아끼지 않으셨던 옥치일 박사님께도 감사드립니다. 자신의 논문을 쓰는 와중에도 학사와 관련한 일들을 도와준 배종성 박사께도 고마움을 전하며 축하를 드립니다.

바쁘신 중에도 실험을 위해 많은 시간을 내어준 두산 중공업의 성운학 님과 카이텍(주)의 임형택 실장님을 비롯한 여러 분들에게도 감사의 말씀을 드립니다.

어려운 여건 속에서도 학업을 계속할 수 있도록 많은 배려와 지원을 아끼지 않으신 한국기계연구원 황해웅 원장님과 이용태 소장님께 감사드리

며, 연구에 전념할 수 있도록 물심양면으로 지원을 아끼지 않으신 박반옥 원자력공인검사단장님께 진심으로 감사드립니다. 항상 따뜻한 미소로 격려해 주신 박혜을 선생님을 비롯한 우리 원자력공인검사단의 모든 선배님과 후배님들에게도 감사의 마음을 전합니다. 실험을 할 수 있도록 많은 도움을 주신 비파괴실험실의 모든 분들과 프로그램을 작성해서 많은 데이터의 정리를 도와주신 김용호님에게도 감사 드립니다. 항상 옆에서 염려해 주고 위로해 준 친구 윤운하 박사에게 진심으로 우정의 마음을 전합니다. 그 외에도 많은 도움을 주신 한국기계연구원의 모든 분께도 감사드립니다.

언제나 한결같은 사랑으로 자식의 앞날을 위해 기도하시고 염려해 주신 사랑하는 부모님, 할머니, 동생들 내외에게 이루 다할 수 없는 감사의 말씀을 드립니다. 또한 항상 따뜻하게 맞아주신 장인어른, 장모님께도 고마움의 뜻을 전합니다. 남편의 늦은 귀가에도 한번의 불평도 없이 잘 참아 주고, 기쁨과 슬픔을 함께 나눈 사랑하는 아내 정희 그리고 두 아들 성하와 진하에게 오늘의 작은 결실을 바칩니다.