

강 구조물 접합부의 건전성 감시를 위한 램 웨이브와 확률 신경망의 적용

Application of Lamb Waves and Probabilistic Neural Networks for Health Monitoring of Joint Steel Structures

박 승 희* · 이 종 재** · 윤 정 방† · 노 용 래***

Park, Seung-Hee, Lee, Jong-Jae, Yun, Chung-Bang and Roh, Yongrae

(2004년 10월 6일 접수 : 2004년 12월 28일 심사완료)

Key Words : Health Monitoring(건전성 감시), PZT Sensors(압전센서), Lamb Waves(램 웨이브), Pattern Recognitions(패턴인식), Probabilistic Neural Networks(확률 신경망), Steel Structures(강 구조물)

ABSTRACT

This study presents the NDE (non-destructive evaluation) technique for detecting the loosened bolts on joint steel structures on the basis of TOF (time of flight) and amplitudes of Lamb waves. Probabilistic neural network (PNN) technique which is an effective tool for pattern classification problem was applied to the damage estimation using PZT induced Lamb waves. Two kinds of damages were introduced by dominant damages (DD) which mean loosened bolts within the Lamb waves beam width and minor damages (MD) which mean loosened bolts out of the Lamb waves beam width. They were investigated for the establishment of the optimal decision boundaries which divide each damage class's region including the intact class. In this study, the applicability of the probabilistic neural networks was identified through the test results for the damage cases within and out of wave beam path. It has been found that the present methods are very efficient and reasonable in predicting the loosened bolts on the joint steel structures probabilistically.

1. 서 론

기존의 초음파를 바탕으로 한 비파괴 검사 기법들은 센서에 근접한 구조물의 영역만을 점검하는데 그쳤었다. 그러나, 대형 토목 구조물의 비파괴 검사가 필요하다면, 구조물 표면 전체에 대한 검사가 이루어져야 하므로, 전 영역을 세밀히 살필 수 있는 방법이 적용되어야 한다. 이 과정은 시간과 비용적인 면에서

매우 비효율적이므로 이에 대한 적절한 대안으로, PZT transducer의 초음파로부터 유도된 램 웨이브(lamb waves)를 이용하는 방법이 대두되었다.^(1~3) Lamb waves란 판형 구조물(plate-like or layer structure)의 양면 자유단 지지조건에 부합된 탄성변형 운동을 따라가는 파동을 가리킨다.(viktorov (1967) 이 때, 파동 입자의 변위는 판자면을 따라가는 전파방향과 이에 수직한 면을 따라 전파하는 방향의 두 방향으로 동시에 일어나는데, 구조물의 재료 물성치와 기하학적 특성에 따라 나타나는 여러 가지 모드를 가지고 판 내부로 전파하면서, 수 미터 이상의 거리까지 도달할 수 있다. 두 개의 PZT를 각각 가진기(transmitter)와 감지기(receiver)로 이용하여 감지기에서 받은 파동의 신호는 가진기와 감지기 사이의 파동 경로의 건전성에 관한 정보를 가지고 있

† 책임저자 : 정희원, 한국과학기술원 건설 및 환경공학과
E-mail : ycb@kaist.ac.kr

Tel : (042) 869-3612, Fax : (042) 869-8290

* 정희원, 한국과학기술원 건설 및 환경공학과

** 한국과학기술원 건설 및 환경공학과

*** 정희원, 경북대학교 기계공학과

어, 이를 이용해 파동 경로 상의 구조물의 상태를 점검할 수 있게 된다.⁽⁴⁾ 여기서, lamb waves가 볼트 풀림 등의 손상부위를 지나갈 때, 건전한 상태에는 없었던 손상부위에 인접한 공기 층에 의한 waves의 반사, 굴절, 분산 등으로 인하여 전파 되는 lamb waves의 진폭을 나타내는 voltage의 크기가 감소하고 전달속도를 나타내는 TOF도 또한 늦어질 것이다. 따라서, 우리는 구조물에 전파하는 lamb waves의 TOF 및 voltage의 크기가 구조물의 손상 위치와 정도에 따라 매우 좋은 상관성을 갖고 변화할 것이라고 판단할 수 있으며, 이들을 감시함으로써, 대상 구조물의 접합부의 볼트 풀림 손상 또한 효율적으로 탐색해 낼 수 있을 것이다.^(5,6)

이 연구에서는 100 kHz의 중심주파수를 갖는 PZT transducer를 이용하여 강 구조물의 접합부에서 lamb waves 경로의 빔 폭 내부에 위치한 볼트의 풀림 손상을 측정신호의 TOF와 voltage의 크기 변화로부터 정확하게 추정할 수 있음을 확인하였다. 여기서, lamb waves의 경로는 PZT transducer의 빔 폭에 의해 결정되고, 이 PZT transducer의 빔 폭을 lamb waves 경로의 폭으로 생각할 수 있는데, 이 폭에서 벗어나는 볼트 풀림의 경우, 도달된 lamb waves의 TOF나 voltage의 크기 변화만을 고려하여 건전한 상태와 비교해 볼 때, 손상의 유무를 판단하기가 매우 어려웠다. 결국, 손상 전후에 나타나는 lamb waves 신호상의 특징벡터(feature vector)들의 공간(feature vector space)에서 손상의 유무에 따라 나뉘어지는 해당 클래스를 정확히 구분짓는 경계조건(decision boundary)을 결정짓기 위해 측정 신호의 해석 과정에서 패턴인식의 한 방법으로 확률론에 입각한 신경망(neural networks) 기법을 적용하여 보았다.

인공 신경망과 같은 소프트 컴퓨팅 기법은 이와 같이 수학적으로 엄밀한 모델을 구성하기 힘든 입출력 관계를 효과적으로 다룰 수 있는 장점이 있다. 입력된 특징벡터들로부터 역전파(back-propagation) 학습 알고리즘을 사용한 다층 신경망을 이용하여 해당하는 손상 클래스를 추정하는 경우, 다중 입출력을 효과적으로 처리할 수 있으나, 추정결과가 확정적인 값으로 나타나게 되며, 훈련패턴을 이용하여 신경망을 학습시키는 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 그러나, 확률 신경망을 사용할 경우 신경망을 구성하는데 훈련 패턴을 직접 이용하므로, 신경망을 학습시키는 과정이 필요하지 않아 해석시간이 비교적 적게 걸리고,

해석결과도 확률적인 분포값으로 나타난다는 장점이 있다. 뿐만 아니라, 새로운 특징벡터가 추가될 경우에도, 기존의 신경망 이론은 재학습을 통해 신경망을 새로 구성해야 하나, 확률 신경망 이론은 단지 새로운 독립된 별개의 유형으로 고려함으로써, 쉽게 재해석이 가능하다.^(7,8)

이 연구는 PZT의 초음파로부터 유도된 lamb waves기반의 비파괴 기법을 이용함에 있어 확률이론과 신경망 이론을 결합한 확률신경망을 사용하여 강 구조물의 접합부에서 일어나는 볼트 풀림 손상의 유무를 매우 높은 정확도를 가지고 검색해 냄으로써, 위의 제안된 방법의 적용성과 효율성을 입증해 주었다.

2. Lamb Waves의 기본이론

Lamb waves는 Fig. 1에서와 같이 대칭 모드(symmetric mode)와 비대칭 모드(asymmetric mode)의 두 가지 모드에 의해 지배적으로 전파되는데, 이 모드들은 가진 주파수와 판 두께의 곱한 값에 따라 파동 속도가 달라지는 분산(dispersive) 특성을 갖는다.⁽⁹⁾ 따라서, 광역 주파수 대역의 lamb waves를 그대로 비파괴 검사에 이용할 경우 다중모드가 중첩되어 각각의 모드가 대상재료 특성에 따라 자신에 해당하는 전파 속도로 전파되면서, 파동의 감쇄, 반사 및 산란 등에 의해 매우 복잡한 신호로 전달되어 대상 구조물의 특성을 정확하게 규명하는데 많은 어려움이 뒤따른다. 이러한 복잡성을 경감시키기 위해 특정 중심 주파수를 갖는 PZT transducer를 주어진 대상 구조물에 알맞도록 잘 선정하여 발생되는 lamb waves에서 단일모드가 선택적으로 감지될 수 있도록 해주는 선행 작업이 반드시 필요하다. 이 연구에서는 제 1차 비대칭 모드인 A₀ 모드를 이용하였는데, 우

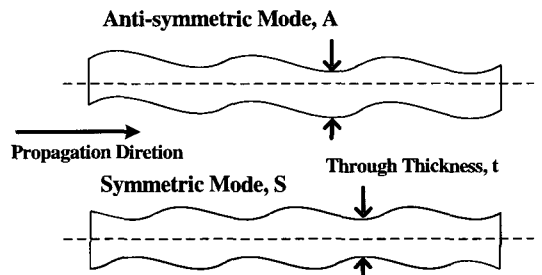


Fig. 1 A mode and S mode of lamb waves

선 lamb waves의 분산특성에 대한 이해를 위해 비대칭 모드의 분산곡선에 대하여 알아보도록 하겠다. 비대칭 모드의 분산곡선은 다음의 식 (1)과 같은 비대칭 lamb waves를 위한 파동방정식의 해로부터 유도된다.(Viktorov (1967))

$$\frac{\tan(\bar{d}\sqrt{1-\zeta^2})}{\tan(\bar{d}\sqrt{\xi^2-\zeta^2})} + \frac{(2\zeta^2-1)^2}{4\zeta^2\sqrt{1-\zeta^2}\sqrt{\xi^2-\zeta^2}} = 0 \quad (1)$$

여기서 무차원 변수들을 다음과 같이 정의하면 다음과 같다.

$$\xi^2 = \frac{c_t^2}{c_l^2}, \quad \zeta^2 = \frac{c_l^2}{c_{phase}^2}, \quad \bar{d} = \frac{k_l t}{2} \quad (2)$$

c_t : 강재에서의 횡방향 파동속도

c_l : 강재에서의 종방향 파동속도

c_{phase} : 강재에서의 lamb waves 위상속도

k_l : 파수, t : 강판의 두께

한편, 이 속도를 나타내는 변수들은 다음과 같이 표현되는 두 개의 Lamé's constants

$$\mu = \frac{E}{2(1+\nu)}, \quad \lambda = \frac{E\nu}{(1-2\nu)(1+\nu)} \quad (3)$$

에 의해, 다음과 같이 정의되므로,

$$c_l^2 = \frac{\mu}{\rho}, \quad c_t^2 = \frac{(\lambda+2\mu)}{\rho}, \quad k_l = \frac{\omega}{c_l}, \quad (4)$$

ω : 가진 주파수

이 표현들을 모두 무차원 변수들로 대체하면, 식 (5)로 표현된다.

$$\xi^2 = \frac{\mu}{(\lambda+2\mu)} = \frac{1-2\nu}{2-2\nu}, \quad \zeta^2 = \frac{\mu}{\rho c_{phase}^2} = \frac{E}{2\rho(1+\nu)c_{phase}^2}$$

$$\bar{d} = \frac{\omega t}{2c_l} = \frac{\omega t}{2} \sqrt{\frac{\rho}{\mu}} = \frac{\omega t}{2} \sqrt{\frac{2\rho(1+\nu)}{E}} \quad (5)$$

이리하여, 식 (5)가 수치적으로 풀어져서 식 (1)로 대체되고, 이와 같은 과정을 통해 주어진 대상 구조물의 탄성계수(Young's modulus) E , 푸아송 비(Poisson ratio) ν 그리고 단위밀도 ρ 가 주어지면 lamb waves의 위상 속도, c_{phase} 가 얻어지게 된다. 이 때 이 과정은 가진 주파수인 ω 와 대상 구조물의

두께 t 의 곱에 대해 반복적으로 계산될 수 있는데, 결론적으로 lamb waves의 위상속도 분산곡선이 얻어진다. 이와 다른 유용한 분산곡선으로 군속도, C_{group} 를 이용한 군속도 분산곡선이 있다. 이는 다음의 식 (6)과 같이 c_{phase} 로부터 쉽게 유도된다.

$$C_{group} = c_{phase} + \frac{\partial c_{phase}}{\partial k} k = \frac{c_{phase}}{1 - (f/c_{phase}) \partial c_{phase} / \partial f} \quad (6)$$

여기서 $k = \frac{2\pi}{\lambda_\omega}$ (파수), $\lambda_\omega = \frac{c_{phase}}{f}$ (파장).

대칭모드에 대한 분산 곡선도 유사한 과정을 거쳐 얻을 수 있으며, 이렇게 얻어진 분산곡선의 예로, 강재에서 lamb waves의 군속도 분산곡선이 Fig. 2에서 보여진다.

이 그림에서도 볼 수 있듯이, lamb waves의 군속도(group velocity)가 가진 주파수와 두께의 곱의 함수에 따라 여러 가지 모드로 분산되어 나타내어짐을 알 수 있다. 이번 연구에서는 특정 중심 주파수를 갖는 PZT transducer를 이용함으로써 2mm 두께의 강판에서 첫 번째 비대칭 lamb 모드인 A_0 를 채택하여, 실험을 수행하였다. 위의 Fig. 2의 분산곡선으로부터 특정 중심 주파수(1 MHz)를 가진 PZT transducer로부터 발생된 lamb waves의 군속도는 두께가 2mm인 강판에서 약 2900 m/sec가 됨을 알 수 있는데, 이는 두 개의 transducer를 각각 가진기와 감지기로 사용한 through-transmission 방식의 실험 결과로부터 쉽게 확인 가능하다. 구조물에 올려진 가진기에서 발생된 lamb waves는 구조물의 어떠한 손상이나 경계 등을 접하게 되면, 반사 및 부분적인 투과 등을 일으키며, 이 때 손상 검색은 해당 모드의 감쇄 및 변형에 의해 결정될 것이다.

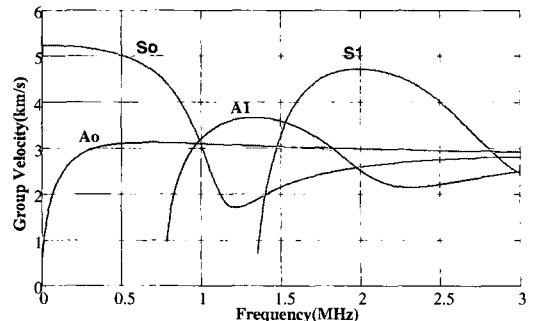


Fig. 2 Dispersion curves for lamb waves propagating in a steel plate(thickness:2 mm)

3. Lamb Waves를 이용한 강 구조물 접합부의 볼트 풀림 손상 검색

Fig. 3에서 보는 바와 같이 400×100×2 mm 강판 2개가 100 mm 너비로 겹쳐 볼트/너트로 채운 조인트 시편을 제작하였고, 특정 중심 주파수가 100 kHz 인 2개의 PZT transducer를 가진기(T)와 감지기(R)로 각각 이용하였는데, 가진기에서 PZT transducer를 구동하고 감지기에서 lamb wave 신호를 얻기 위해 pulser/reciever로써, 5077PR을 사용하였으며, lamb waves 신호 취득을 위한 오시실로스코프로는 TDS2022를 이용하였다. 접합부의 볼트 풀림 검색을 위한 손상 시나리오는 Table 1에 보여지는 바와 같이 #1~#8까지의 지정된 곳에 위치한 볼트/너트가 해체되는 것으로 가정하였다.

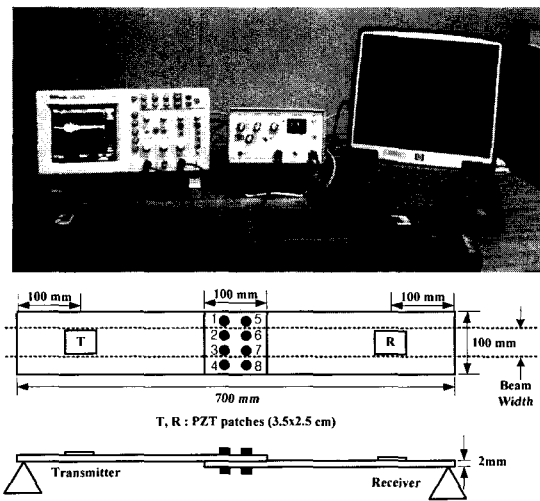


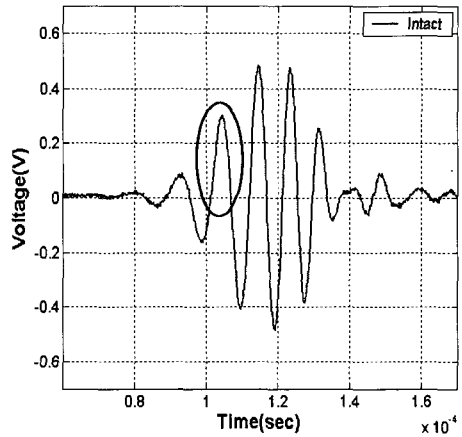
Fig. 3 Experimental setup

Table 1 Damage scenario

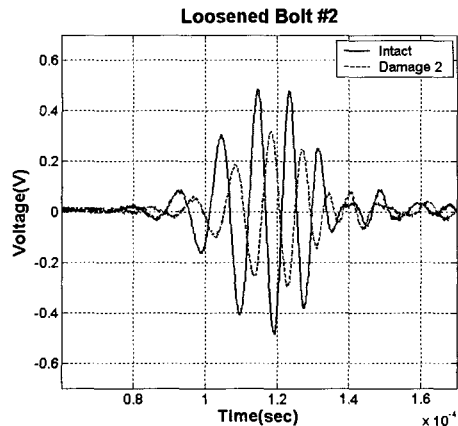
Damage cases	Locations of loosened bolts
Case 1	#1
Case 2	#2
Case 3	#1 & 4
Case 4	#2 & 3
Case 5	#1,2,3 & 4
Case 6	#1,2,3,4,5 & 8
Case 7	#1,2,3,4,6 & 7
Case 8	#1,2,3,4,5,6 & 8

손상검색 실험은 해체되는 볼트/너트 위치와 개수에 따라 through transmission 방법을 이용하여 R(감지기)에서 받아들여진 lamb waves 신호를 분석하는 방법으로 수행되었다. 우선 볼트/너트가 완전히 체결되어 있는 상태에서 측정된 lamb waves 신호는 Fig. 4(a)와 같다. 그리고 손상 단계 2번째에서 변화된 lamb waves의 신호는 Fig. 4(b)와 같이 얻어졌다. 이처럼 각각의 손상 단계에 따라 측정된 lamb waves 결과들의 일관성 있는 비교를 위해 두 번째 peak value만을 추출하여 비교대상으로 고려하였다.

두 번째 peak point의 time(TOF)과 amplitude (voltage 크기)를 측정하여 각 단계별로 Table 2에 정리하였다. 정리된 결과들로부터, lamb waves 경로의 빔 폭 영역 내부에 속하는 곳에 위치한 볼트 (#2,3,6,7)에서 일어나는 손상이 증가할수록 전파되



(a) Intact case



(b) Damage case 2

Fig. 4 Lamb waves variation due to damage

는 lamb waves의 TOF가 늦어지고, 그 때 얻어지는 voltage의 크기 또한 점점 감소하는 경향을 확인하였고, 그 상관관계를 Fig.5에 나타내었다.

그러나, lamb waves 경로의 빔 폭에서 벗어나는

Table 2 Test results

손상 단계	TOF (μ s)	Voltage (V)	Time delay (μ s)	Voltage 변화 (V)	Waves빔 폭 내부 손상 수
Intact	104.5	0.3035	0	0	0
Case 1	105.1	0.3035	0.6	0	0
Case 2	108.2	0.18475	3.7	-0.11875	1
Case 3	106.1	0.2172	1.6	-0.0863	0
Case 4	109.2	0.1285	4.7	-0.175	2
Case 5	108.3	0.1348	3.8	-0.1687	2
Case 6	108.2	0.0848	3.7	-0.2187	2
Case 7	109.7	0.0223	5.2	-0.2812	4
Case 8	108	0.0347	3.5	-0.2688	3

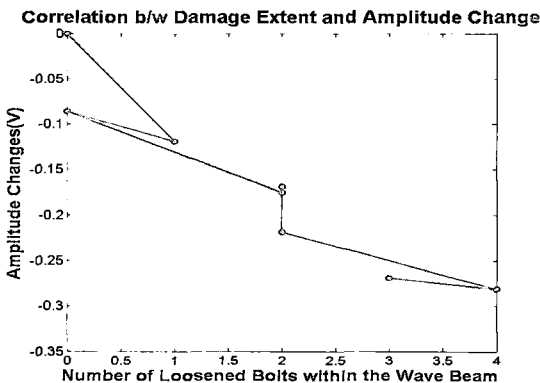
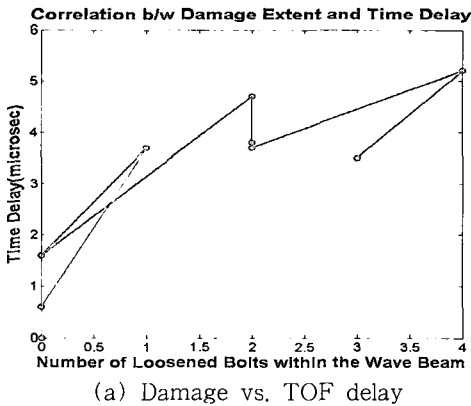


Fig. 5 Correlation between damage extend and measurement data

곳에 위치한 볼트(#1,4,5,8)에서는 그 변화 정도가 상대적으로 작음을 확인할 수 있었는데, 이에 따라, 위에서 적용되었던 TOF와 voltage의 크기 변화가 lamb waves 경로의 빔 폭 외부에 위치한 볼트의 손상 유무를 결정짓는 데에는 정확한 결정 근거를 주지 못함을 알 수 있었다.

따라서, 이번 연구에서 고려되는 손상 부류를 lamb waves 신호 변화에 상대적으로 큰 영향을 주는 주손상(dominant damages, DD)들과 별 영향을 주지 못하는 부손상(minor damages, MD)들로 나눌 수 있으며, 이들 두 손상 부류를 건전한 상태로부터 정확하게 구분 짓기 위하여 측정신호로부터 특징벡터 추출을 통한 패턴인식의 한 방법으로 확률 신경망 기법을 적용해 보았다.

4. 확률 신경망

4.1. 기본이론

실험의 결과나 표본 등에서 얻은 자료들을 어떤 성질에 따라 동질적인 몇 개의 클래스(class, cluster)로 나누어 분류할 경우가 있다. 다변량 통계분석(multivariate analysis) 방법 중에 하나인 클래스 분석(class analysis)이란 N개의 개체들을 대상으로 P개의 변수를 측정했을 경우에, 관측한 P개의 변수들을 이용하여 N개 개체들 사이의 유사성(similarity)의 정도를 거리(distance)로 나타내어, 개체들을 거리가 가까운 순서대로 군집화하는 통계적 분석 방법이다. 클래스 분석의 과정은 통상 다음과 같다.

- (1) N개의 개체에 대하여 P개의 변수를 설정하여 측정한다.
- (2) 모든 개체들간의 유사성을 나타내는 거리를 계산하여 거리행렬을 구한다.



Fig. 6 Pattern classification by PNN

(3) 거리행렬에 근거하여 개체들을 클래스로 분류한다.

일반적으로 두 개의 벡터에 대한 거리를 나타내는 주요 측도로는 유클리드 거리(euclidean distance), 체비셰프 거리(chebychev distance), 시가 거리(city-block 또는 manhattan distance) 등이 있으며, 거리는 두 개체간의 유사성이 클수록 작고, 적을수록 크게 나타난다. 확률 신경망은 어떤 개체가 어떤 클래스에 속하는지를 판별하는 분류자(classifier)이다. (Fig. 6) 확률 신경망은 두 개 이상의 훈련패턴들에서 학습된 알고리즘으로 모형화되며, 어떤 입력 개체에 대해, 클래스들과의 거리를 계산하고, 그 개체가 속한 클래스를 결정한다.

4.2 유형분류를 위한 Bayesian 확률방법

유형을 분류하는 방법은 근본적으로 유형 분류에 있어서 기대 위험(expected risk)을 최소화하는 것이다. 이런 방법 중에는 "bayesian 확률방법"이 있고, 이 방법은 다수의 클래스를 포함하는 문제에 적용할 수 있다. θ 가 클래스 A와 B중에 하나인 θ_A 혹은 θ_B 라고 가정하자. 차수가 P인 벡터 $X^T = [X_1 \dots X_j \dots X_p]$ 로 나타낸 측도를 사용하여 $\theta = \theta_A$ 인지 $\theta = \theta_B$ 인지를 결정하는 bayesian 확률방법은 다음과 같다.

$$(1) h_A l_A f_A(X) > h_B l_B f_B(X) : d(X) = \theta_A \quad (7a)$$

$$(2) h_A l_A f_A(X) < h_B l_B f_B(X) : d(X) = \theta_B \quad (7b)$$

여기서 $f_A(X)$ 와 $f_B(X)$ 는 각각 클래스 A와 B에 대한 확률밀도함수(PDF : probabilistic density function)이며, l_A 와 l_B 는 각각 잘못된 결정과 관련된 손실계수(loss coefficient)이다. 만약 오류가 없는 정확한 결정이라면 손실계수는 0이다. 또한, h_A 는 $\theta = \theta_A$ 가 될 사전확률(priori probability)이고, $h_B (= 1 - h_A)$ 는 $\theta = \theta_B$ 가 될 사전확률이다. Bayesian 확률방법을 사용할 경우에 $d(X) = \theta_A$ 인 영역과 $d(X) = \theta_B$ 인 영역 사이의 경계는 다음과 같다.

$$f_A(X) = K f_B(X) \quad (8)$$

여기서 K는 다음과 같다.

$$K = h_B l_B / h_A l_A \quad (9)$$

모든 확률밀도함수는 항상 양이고, 적분가능하고, 전체 면적은 1이라는 제한조건 이외에 어떠한 제약도 없으므로, 식 (8)로 정의한 2개 클래스의 영역경계는 매우 복잡할 수 있다. 식 (8)를 사용하는데 있어서 중요한 것은 훈련패턴에 기초한 확률밀도함수를 추정하는 것이다.

4.3 밀도함수추정을위한 Parzen 방법

Bayesian 확률방법을 사용할 경우에 사전확률 h 와 손실계수 l 을 모든 클래스에 대하여 같다고 가정하면, 식 (7)을 사용하여 유형을 분류하는 경우 확률밀도함수를 알아야 한다. 각각의 클래스에 대한 확률밀도함수는 미지의 값이고, 훈련패턴만을 사용할 수 있다면, 전체 밀도함수는 훈련패턴만을 사용하여 결정하여야 한다. Parzen은 클래스들의 확률밀도함수들의 합이 연속이라면, 이것은 전체 밀도함수로 접근한다는 것을 보였다.⁽¹⁰⁾ (Fig. 7) Gaussian 분포의 경우, 다변량 추정값은 다음과 같다.

$$f_A(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} \cdot \sigma^p} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp\left(-\frac{\|X - X_{Ai}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

여기서 m 은 클래스 θ_A 에 속한 훈련패턴의 수, X_{Ai} 는 클래스 θ_A 에서 i 번째 훈련 유형, σ 는 편차, 그리고 p 는 훈련벡터의 차원이다. $f_A(X)$ 는 Gaussian 다변량 분포들의 단순한 합이지만, 반드시 Gaussian일 필요는 없으며, 어떠한 밀도함수로 접근할 수도 있다. 작은 σ 를 사용할 경우, $f_A(X)$ 는 훈련패턴들의 위치에서 서로 완전히 구분되는 peak값을 가지는 형상을 나타내며, 큰 σ 를 사용할수록 $f_A(X)$ 는 점차 평탄화되고, 매우 큰 값을 사용할 경우에는 Gaussian 분포

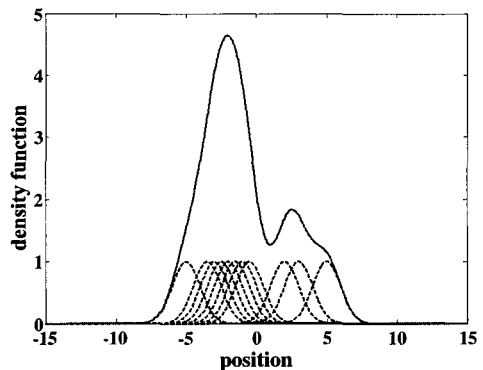


Fig. 7 Parzen's density estimation

로 접근한다.

4.4 확률 신경망 구성

Fig. 8에 입력유형 X 를 두 개의 클래스로 분류하는 확률 신경망 구조를 나타냈다. 입력층(input layer)은 모든 훈련 유형에 동일한 입력유형을 입력하는 일종의 분배하는 층이며, 패턴층(pattern layer)은 각 훈련패턴에 대해 가중치 벡터 W_i 와 입력 유형 X 의 내적($Z_i = X \cdot W_i$)을 구한 후, 비선형 활성화 함수(activation function)에 Z_i 를 입력하여 비선형 연산을 수행한다.(Fig. 9) 또한, 합산층(summation layer)은 패턴층에서 구한 비선형 출력결과를 합산한다.(Fig. 10) Fig.9에 보인 바와 같이 확률신경망 이론은 기존의 신경망 이론인 back propagation (rumelhart et al., 1986) 신경망에서 사용되었던 sigmoid 활성화 함수 대신에, 비선형 연산자인 $\exp[(Z_i - 1)/\sigma^2]$ 을 사용한다. X 와 W_i 를 단위 크

기로 정규화하면, 식 (10)은 다음과 같다

$$\exp[-(W_i - X)^T(W_i - X)/2\sigma^2] \quad (11)$$

합산층은 식 (11)로 구한 결과들을 클래스 별로 각각 단순히 합하는 역할을 한다. 출력층은 Fig.10에 보인 바와 같이 2개의 입력 신경을 갖고, 하나의 가중치 C 를 갖고 있으며, 0과 1로 구성된 2진수를 출력한다. k 번째 출력 절점에서 가중치는 다음과 같다.

$$C_k = -\frac{h_B l_B \cdot n_A}{h_A l_A \cdot n_B} \quad (12)$$

여기서, n_A 는 클래스 A_k 에 대한 훈련유형의 수이고, n_B 는 클래스 B_k 에 대한 훈련유형의 수이며, 결정을 특별히 한 쪽으로 치우치게 할 이유가 없다면, C_k 는 -1로 놓을 수 있다. 또한, 그림 7에 보인 바와 같이, 훈련 유형이 많을 경우에 패턴층을 군집으로 분류할 수도 있다

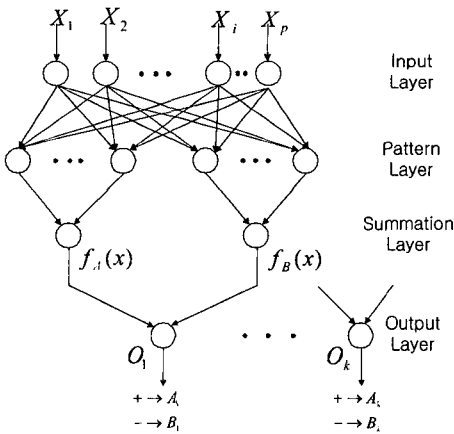


Fig. 8 Structure of PNN

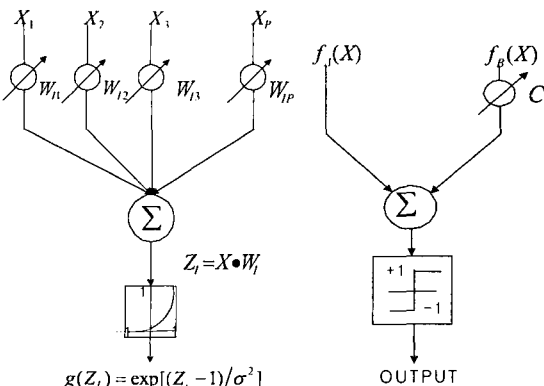


Fig. 9 Structure of pattern layer

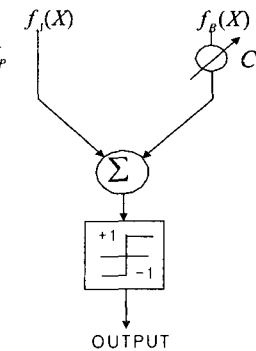


Fig. 10 Structure of output layer

5. 확률 신경망을 사용한 강 구조물 접합부의 볼트 풀림 검색

5.1 확률신경망을 위한 훈련패턴 구성

앞의 3절에서와 같이, lamb wave경로의 beam 폭 내부에서 발생하는 접합부의 손상(주손상, dominant damages)과 감지기에 도달된 lamb waves의 TOF 및 voltage의 크기와는 매우 밀접한 상관관계가 있다는 사실을 확인하였다. 그러나 lamb waves경로의 beam 폭에서 벗어나는 볼트 풀림(부손상, minor damages)의 경우 lamb waves의 TOF나 voltage의 크기변화로부터 손상에 의한 영향을 판단하기가 어려웠다. 이러한 어려움을 해결해 보고자 이 연구에서는 확률이론에 입각한 손상추정의 한 방법으로 확률신경망을 적용하였다. 확률신경망의 훈련패턴 구성을 위해 감지기에 도달된 lamb waves의 TOF와 voltage 크기를 특징벡터(feature)들로 추출하여 입력자료로 사용하고, 각각의 입력자료에 해당하는 손상상태를 클래스로 정의하였다. 그리고, 입력자료에 사용된 모든 변수들을 균등한 가중치를 주기 위해서 0.1과 0.9 사이 값으로 정규화 하였다. Table 3에서와 같이 손상상태를 손상이 없는 건전한 상태, lamb waves경로의 빔 폭 밖의 손상상태 (부손상), lamb waves경로

의 빔 폭 내부의 손상상태 (주손상)의 3개의 클래스로 각각 정의하였다.

훈련패턴 구성을 위해 각 클래스 별로 20회씩의 실험을 수행하였는데, 앞의 실험에서와 마찬가지로 도달된 lamb waves의 두 번째 peak의 값만을 측정 대상으로 고려하였다. 우선 첫 번째 클래스의 훈련패턴을 위해 건전한 상태에서 20회를 측정하였고, 두 번째 클래스의 훈련패턴을 위해 lamb waves경로의 빔 폭 외부에 위치한 볼트 1번을 탈락 시킨 상태에서 20회를 측정하였다. 마지막으로 세 번째 클래스의 훈련패턴을 위해 lamb waves 경로의 빔 폭 내부에 위치한 볼트 2번을 탈락 시킨 상태에서 20회를 측정하였다. 이렇게 해서 Fig.11에 나타난 분포와 같은 총 60개의 훈련패턴을 사전 실험을 통하여 얻어내었다. 이 분포 형상으로부터 TOF와 voltage 크기 두 양을 특징벡터로 하여 나타낸 벡터공간에서 lamb waves 경로의 빔 폭 내부에서의 손상의 경우(주손상)는 건전한 상태와 비교하여 영역 경계가 확실하게 나타남을 알 수 있지만, lamb waves 경로의 빔 폭 외부에서의 손상인 경우(부손상)는 손상의 유무를 결정짓는 영역 경계가 매우 애매모호하게 나타남을 알 수 있다. 이에 건전한 상태와 손상 클래스 2상태의 영역을

분명하게 구분 짓는 경계를 설정하기 위해 60개의 훈련패턴들을 이용하여 확률론에 입각한 확률 신경망 이론을 적용시켜 보았다. 그 결과, lamb waves의 TOF와 amplitude를 두 개의 특징 벡터로 하는 특징 공간(feature space)이 3개의 영역으로 나뉘어졌는데, Fig.12에서 2차원과 3차원으로 각각 나타내 보았다.

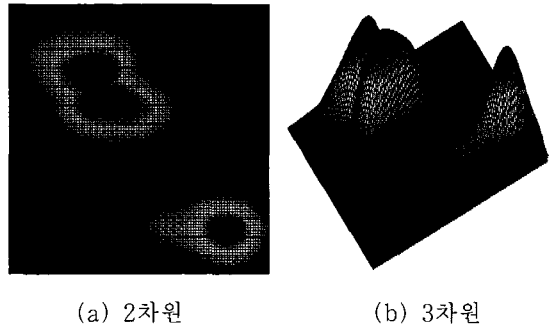


Fig. 12 Feature space divided by PNN

Table 3 Three classes divided by damage state

Classes	Descriptions
1	건전상태
2	Lamb waves경로의 빔 폭 외부에서의 손상 (부손상, Minor damages)
3	Lamb waves경로의 빔 폭 내부에서의 손상 (주손상, Dominant damages)

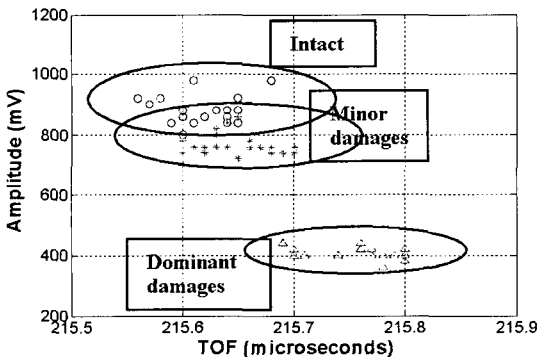
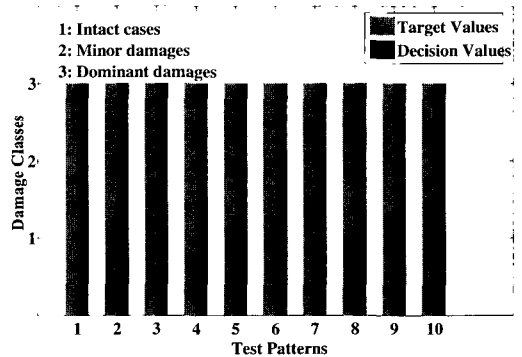
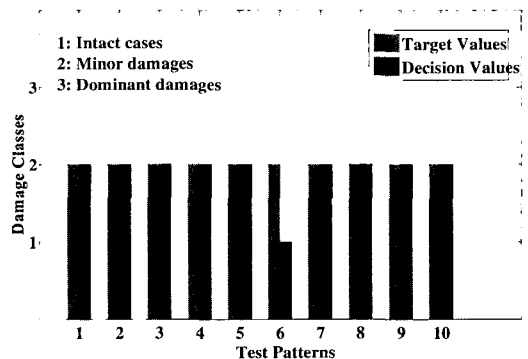


Fig. 11 Test results for Training patterns



(a) 100 % detection rate for damage class 3



(b) 90 % detection rate for damage class 2

Fig. 13 PNN-based damage estimation

5.2 확률신경망을 이용한 패턴인식 검증

이 연구에서는 제시한 확률 신경망에 의해 나뉜진 3개의 손상 상태 클래스가 어느 정도의 효율성과 적용성이 있는지를 검증하였다. 우선 확률 신경망을 검증하기 위한 20개의 검증용 테스트패턴을 추출하였는데, 첫째로 lamb waves경로의 빔 폭 내부에 위치한 2번, 3번, 6번, 7번 볼트 중 한 개를 무작위로 선택하여 풀어 놓은 경우에 대해 10회의 실험에 걸쳐 테스트 패턴을 추출하였고, 둘째로, lamb waves경로의 빔 폭 외부에 위치한 1번, 4번, 5번, 8번 볼트 중 한 개를 무작위로 풀어 놓은 경우에 대해 10회의 실험을 통하여 테스트 패턴을 추출하였다. 이렇게 얻어진 20개의 테스트 패턴을 이용하여 확률 신경망 해석을 한 결과가 Fig. 13에서와 같이 보여진다.

Fig. 13(a)는 lamb waves경로 빔 폭 내부에서 손상(주손상)이 일어난 경우에 대하여 해석한 결과를 보여주는데, 목표값이 손상 클래스 3(빨간색 막대그래프)인 10개의 테스트에서 모두 결정값이 손상 클래스 3(파란색 막대그래프)으로 얻어졌다.(100%의 손상 검색율) 한편, 13(b)는 lamb waves경로 빔 폭 외부에서 손상(부손상)이 일어난 경우에 대하여 해석한 결과를 보여주는데, 목표값이 손상 클래스 2(빨간색 막대그래프)인 10개의 테스트 중 9개의 테스트에서 결정값이 손상 클래스 2(파란색 막대그래프)로 얻어졌고, 나머지 1개의 테스트에서는 결정값이 손상 클래스 1인 건전한 상태로 얻어졌다.(90%의 손상 검색율) 이로써, 확률 신경망을 통해 얻어진 영역 경계에 의해 나뉜진 3개의 손상 클래스들이 매우 효율적으로 나뉘어졌음을 알 수 있고, 이에 근거한 접합부에서의 볼트 풀림 손상 검색 결과가 주손상 뿐 아니라, 부손상에서도 상당히 정확하게 추정되었음을 결론 지을 수 있다.

6. 결 론

이 논문은 도복 구조물에서 널리 이용되는 강 구조부재에서 접합부에서의 볼트 풀림 등의 국부적인 손상을 감지하는데 있어, PZT의 초음파로 유도된 lamb waves의 적용 가능성을 실험적으로 입증하였다. 8개의 볼트/너트로 채워진 조인트 강판을 이용한 실험에서 풀려진 볼트의 위치와 개수에 따라 전달되는 lamb waves의 TOF와 voltage의 크기가 달라지는

경향성을 분석하여 보았다. 특히, lamb waves경로의 빔 폭 영역 내부에 위치한 볼트 풀림(주손상)의 수와 측정된 신호와의 상관관계로부터, lamb waves의 두 번째 peak의 TOF는 손상 정도가 증가할수록 더 지체되었으며, 측정된 voltage의 크기는 손상 정도가 증가할수록 감소하는 경향을 보임을 확인하였다. PZT transducer에 의해 lamb waves를 유도할 경우, 파동경로는 PZT transducer의 빔 폭에 따라 결정되고, lamb waves의 대부분의 에너지는 이 빔 폭을 따라 전파하게 되므로, lamb waves 경로의 빔 폭을 벗어나는 외부에서 일어나는 손상(부손상)은 쉽게 감지될 수 없으리라 판단된다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 확률론에 입각한 신경망 이론을 lamb waves 신호상에서 손상 유무를 판단하는 패턴 인식의 한 방법으로 적용해 보았는데, 패턴 인식을 위한 클래스를 건전상태, lamb waves경로의 빔 폭 내부 손상상태(주손상), lamb waves경로의 빔 폭 외부 손상상태(부손상)의 3개로 분류하였으며, lamb waves의 TOF와 voltage 크기를 특징벡터(feature)들로 추출하였다.

각 클래스에 해당하는 20회씩의 사전 실험으로 얻어진 60개의 훈련패턴들과 손상 클래스 2와 손상 클래스 3에 해당하는 볼트 풀림 손상을 각각에 대해 10회씩 무작위로 준 실험으로부터 얻어진 20개의 테스트 패턴들을 이용한 확률 신경망 해석 결과, TOF와 voltage 크기의 특징벡터로 이루어진 벡터 공간이 3개의 손상 클래스로 매우 효율적으로 나뉘어졌으며, 이에 근거한 접합부에서의 볼트 풀림 검색 결과가 손상 클래스 3에서 100%, 손상 클래스 2에서 90%로 상당히 정확하게 추정되었음을 알 수 있었다.

이 연구는, PZT의 초음파로부터 유도된 lamb waves기반의 비파괴 기법을 이용함에 있어 확률이론과 신경망 이론을 결합한 확률신경망을 사용하여 강 구조물의 접합부에서 일어나는 볼트 풀림 손상의 유무를 매우 높은 정확도를 가지고 검색해 냄으로써, 위의 제안된 방법의 적용성과 효율성을 입증해 주었다.

후 기

This study is supported by Smart Infra-Structure Technology Center (SISTeC) sponsored by Ministry of Science and Technology (MOST) and the Korea Science and Engineering Foundation

(KOSEF). Their Financial Supports are Greatly Acknowledged.

참 고 문 헌

- (1) Peter, C. and David, A., 1996, "The use of Lamb Waves for the Long Range Inspection of Large Structures", *Ultrasonics* 34, pp. 287~290.
- (2) Ghosh, T., Kundu, T. and Karpur, P., 1998, "Efficient use of Lamb Modes for Detecting Defects in Large Plages", *Ultrasonics* 36, pp. 791~801.
- (3) Kritsakorn Luangvilai, Wonsiri Punurai and Laurence J. Jacobs, 2002, "Guided Lamb Wave Propagation in Composite Plate/Concrete Component", *Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 128, No. 12, Dec. 1, pp. 1337~1341.
- (4) Na, W. B., Kundu, T. and Ehsani, M. R., 2003, "Lamb Waves for Detecting Delamination between Steel Bars and Concrete", *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 18, pp. 58~63.
- (5) Zensheu Chang and Ajit Mal, 1999, "Scattering of Lamb Waves from a Rivet Hole with Edge Cracks", *Mechanics of Materials* 31, pp. 197~204.
- (6) Roberto Osegueda and Vladik Kreinovich, "Detecting and Locating Curved Cracks in Thin Plates by Lamb Wave Reflection: Validated Geometric Approach".
- (7) Specht, D. F., 1990, "Probabilistic Neural Networks", *Neural Networks* 3, pp. 109~118.
- (8) Schalkoff R.J., 1997, McGraw-Hill, *Pattern Recognition: Statistical, Structural and Neural Approaches*.
- (9) Riichi Murayama and Koichi Mizutani, 2002, "Conventional Electromagnetic Acoustic Transducer Development for Optimum Lamb Wave Modes", *Ultrasonics* 40, pp. 491~495.
- (10) Parzen, E., 1962, "On Estimation of a Probability Density Function and Mode", *Annals of Mathematical Statistics*, 33, pp. 1065~1076.