

[논문] - 비파괴검사학회지  
*Journal of the Korean Society  
 for Nondestructive Testing*  
 Vol. 31, No. 4 (2011. 8)

## 자율 감지 및 확률론적 신경망 기반 패턴 인식을 이용한 배관 구조물 손상 진단 기법

### Pipeline Structural Damage Detection Using Self-Sensing Technology and PNN-Based Pattern Recognition

이창길\*, 박용기\*\*, 박승희\*\*\*†

Changgil Lee\*, Woong-Ki Park\*\* and Seunghee Park\*\*\*†

초 록 최근 토목, 기계 및 항공 분야에서 구조물의 안전성 및 적정 성능 수준 확보를 위하여 구조물의 결함 및 노후화에 의한 성능저하 등을 상시적으로 모니터링하기 위한 관심이 높아지고 있다. 실제 구조물에서는 내부 미세 균열에서부터 국부 좌굴, 볼트 풀림, 피로 균열 등과 같이 다양한 형태의 손상이 복합적으로 발생 가능한데, 복합 손상을 단일 모드 계측 시스템으로부터 진단하기는 매우 어렵다. 따라서 본 연구에서는 이러한 복합 손상을 효율적으로 진단하기 위하여 선행 연구에서 제안된 압전센서를 이용한 자가 계측 회로 기반의 다중 모드 계측 시스템을 적용하였다. 자가 계측 회로 기반 다중 모드 계측 시스템은 크게 두 가지 형태의 신호를 계측한다. 첫 번째 모드는 임피던스 계측으로부터 특정 주파수 대역의 구조 응답을 계측하며, 두 번째 모드는 유도 초음파 계측으로부터 단일 중심 주파수에 해당하는 구조 응답을 계측한다. 복합 손상을 손상 유형별로 분류하기 위하여 E/M 임피던스와 유도 초음파의 계측으로부터 추출한 특성을 이용하여 2차원 손상지수를 계산하고 이를 지도학습 기반 패턴인식 기법 중 확률론적 신경망 기법에 적용한다. 제안된 기법의 적용성 검토를 배관 구조물에 인위적으로 다중 손상을 생성시켜 실험을 수행하였다.

주요용어: 배관 건전성 모니터링, 압전센서, 다중 모드 계측, 손상 분류, 지도학습, 패턴인식

**Abstract** In a structure, damage can occur at several scales from micro-cracking to corrosion or loose bolts. This makes the identification of damage difficult with one mode of sensing. Hence, a multi-mode actuated sensing system is proposed based on a self-sensing circuit using a piezoelectric sensor. In the self sensing-based multi-mode actuated sensing, one mode provides a wide frequency-band structural response from the self-sensed impedance measurement and the other mode provides a specific frequency-induced structural wavelet response from the self-sensed guided wave measurement. In this study, an experimental study on the pipeline system is carried out to verify the effectiveness and the robustness of the proposed structural health monitoring approach. Different types of structural damage are artificially inflicted on the pipeline system. To classify the multiple types of structural damage, a supervised learning-based statistical pattern recognition is implemented by composing a two-dimensional space using the damage indices extracted from the impedance and guided wave features. For more systematic damage classification, several control parameters to determine an optimal decision boundary for the supervised learning-based pattern recognition are optimized. Finally, further research issues will be discussed for real-world implementation of the proposed approach.

**Keywords:** Pipeline Health Monitoring, Piezoelectric Sensors, Multi-Mode Actuated Sensing, Damage Classification, Supervised Learning, Pattern Recognition

## 1. 서론

최근 토목, 기계 및 항공 구조물의 안전성 및 적정 성능 수준을 확보하기 위하여 구조물의 결합 및 노후화에 의한 성능 저하 등을 상시적으로 모니터링하기 위한 관심이 높아지고 있다. 실제 구조물에서는 내부 미세 균열에서부터 국부 좌굴, 볼트 풀림, 피로 균열 등과 같이 다양한 형태의 손상이 복합적으로 발생 가능하다. 이러한 복합 손상은 단일 모드 계측 시스템으로부터 진단하기는 매우 어렵다. 따라서 본 연구에서는 이러한 복합 손상을 효율적으로 진단하기 위하여 선행 연구에서 제안된 압전센서를 이용한 자가 계측 회로[1] 기반의 다중 모드 계측 시스템을 구조물의 복합 손상 진단에 적용하였다. 압전센서는 구조물에 부착이 용이하며, 동적 응력 및 변형을 응답과 관련한 정보를 다양한 형태로써 직관적으로 표현이 가능하다는 장점이 있어 구조물 건전성 모니터링 분야에서 널리 사용되고 있다. 자가 계측 회로 기반 다중 모드 계측 시스템은 크게 두 가지 형태의 신호를 계측한다. 첫 번째 모드는 임피던스 계측으로부터 특정 주파수 대역폭에 대한 구조 응답을 계측하며, 두 번째 모드는 유도 초음파 계측으로부터 단일 중심 주파수에 해당하는 구조물의 응답을 계측한다.

복합 손상을 손상 유형별로 분류하기 위하여 E/M 임피던스 (electro-mechanical impedance) 및 유도 초음파 (guided wave) 계측으로부터 추출한 특성을 이용하여 2차원 손상지수를 계산하고 이를 지도학습 기반 패턴인식 기법 (supervised learning based pattern recognition) 중 확률론적 신경망 기법 (probabilistic neural network, PNN)에 적용한다. 제안된 기법의 적용성 검토를 위하여 파이프 구조물에 인위적으로 다중 손상을 생성시켜 시험을 수행하였다.

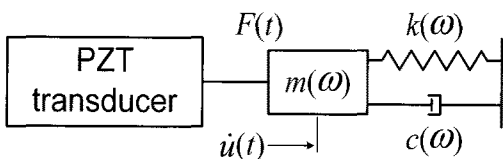


Fig. 1 A scheme of electro-mechanical coupling between the PZT transducer and structure[3]

## 2. 다중 모드 계측 및 확률론적 신경망 기법의 이론적 배경

본 연구에서는 다중 모드 계측 기법을 위해 압전소자 중 압전센서 (PZT, lead zirconate titanate)를 기반으로 한 E/M 임피던스 기법과 유도 초음파 기법이 동시에 적용되었다. 압전센서는 Fig. 1과 같이 전기역학적으로 기계적 변형이 가해질 경우 전압을 발생시키는 정 압전효과 (direct effect)와 이와 반대로 인가된 전압에 의해 기계적 변형을 발생시키는 역 압전효과 (converse effect)의 특성을 가진다[2-6].

먼저, E/M 임피던스 계측 기반 구조 건전성 모니터링 기법에 대해 살펴보면, 각각 비손상 상태와 현재 잠재적으로 손상이 발생한 상태에서 계측한 임피던스 주파수 스펙트럼을 비교하여 손상을 진단할 수 있다. 이는, 손상은 구조물의 공진 주파수, 강성 등과 같은 물성치를 변화시키게 되는데 이러한 변화는 임피던스 신호의 주파수 변화를 유발하는 특성을 이용한 것이다[7]. 다음으로 유도 초음파는 전달파의 적은 감쇠와 함께 상대적으로 긴 거리를 전파할 수 있다는 장점으로 구조물 건전성 모니터링 및 비파괴검사 기법에서 각광을 받고 있다[8-11]. 전달파가 균열과 같은 불연속적인 점을 만나면 그 점에서 파는 반사되거나 회절, 굴절 및 분산되는 특성을 갖는데 이러한 특성을 이용하여 손상을 진단할 수 있다 [12]. 본 연구에서는 자가 계측 시스템을 이용하므로 유도 초음파의 반사파를 계측한다.

### 2.1. 자가 계측 기반 다중 모드 계측 시스템 개요

E/M 임피던스와 유도 초음파를 계측하기 위하여 두 가지 입력 파형이 사용된다. 먼저, E/M 임피던스 계측에 사용되는 입력 파형은 식(1)에 의해 계산되며 Fig. 2와 같이 선형 chirp 패턴의 신호로써 주파수 범위를 갖는 신호이다.

$$x(t) = A \times \sin \left\{ t \left( \omega_0 + \frac{\omega_1 - \omega_0}{2N} t \right) \right\} \quad (1)$$

여기서,  $A$ ,  $\omega_0$ ,  $\omega_1$  및  $N$ 은 각각 진폭, 가진 주파수 범위의 시작 각주파수와 끝 각주파수 및 샘플수이다.

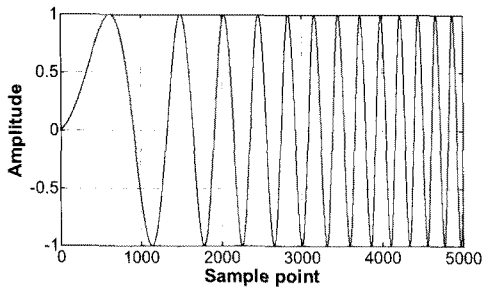


Fig. 2 Linear chirp band signal for the E/M impedance measurement

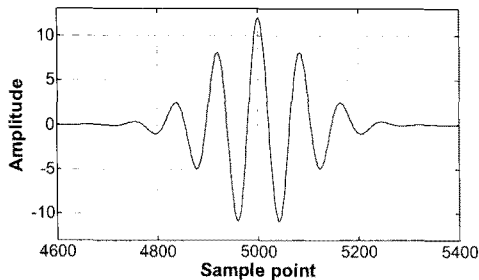


Fig. 3 Morlet wavelet based tone-burst signal for the guided wave measurement

다음으로 유도 초음파 계측에 사용되는 입력파 형은 식(2)에 의해 계산되며 Fig. 3과 같은 Morlet wavelet 형태의 tone-burst 신호이다.

$$x(t) = A \times \exp\left\{-\left(\frac{\omega t}{p}\right)^2 \frac{1}{2}\right\} \times \cos(\omega t) \quad (2)$$

여기서,  $A$ ,  $\omega$  및  $p$ 는 각각 진폭, 가진 중심 각주파수 및 첨두점의 개수이다. 두 가지 파형을 사용하므로 손상의 유형에 따라 다른 계측 신호 패턴의 추출이 가능해진다.

최근, 압전소자 기반의 저가형 자가 계측 시스템이 제안되었는데[1], 이는 Fig. 4와 같이 참조 캐패시터 (reference capacitor)를 이용하여 구성할 수 있다.

### 2.2. 신호 처리 과정

출력 전압 신호를 시간 영역에서 계측한 후, 두 가지 신호 처리 기법이 적용된다. 먼저, E/M 임피던스 기법에 대해 FFT (fast fourier transform)를 기반으로 하여 시간 영역의 신호를 주파수 영역의 신호로 변환하는데, 이 주파수 영역 신호를 임피던스 신호라 한다. 유도 초음파 신호의 경우, 시간 영역의 신호 자체로 물리적인 의미를 가지는데, 신호의 신호 대 잡음비를 개선시키기 위하여 wavelet 변환을 적용한다[13].

신호 처리를 거친 신호를 이용하여 RMSD (root mean square deviation) 기반의 손상 지수를 산출하는데, 식(3)과 같이 계산한다.

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [Re(f_{0,i}) - Re(f_{1,i})]^2}{\sum_{i=1}^n Re(f_{0,i})^2}} \quad (3)$$

여기서,  $Re(f_{0,i})$  및  $Re(f_{1,i})$ 는 각각 기저 신호 및 현재 계측된 신호의 시간 또는 주파수 영역에서의 실수부를,  $n$ 은 신호의 샘플 수를 나타낸다. 기존의 연구에서 RMSD는 1차원적 손상 지수로 이용되었는데[14-16], 본 연구에서는 RMSD 기반의 손상 지수를 이용하여 2차원 손상 지수를 제

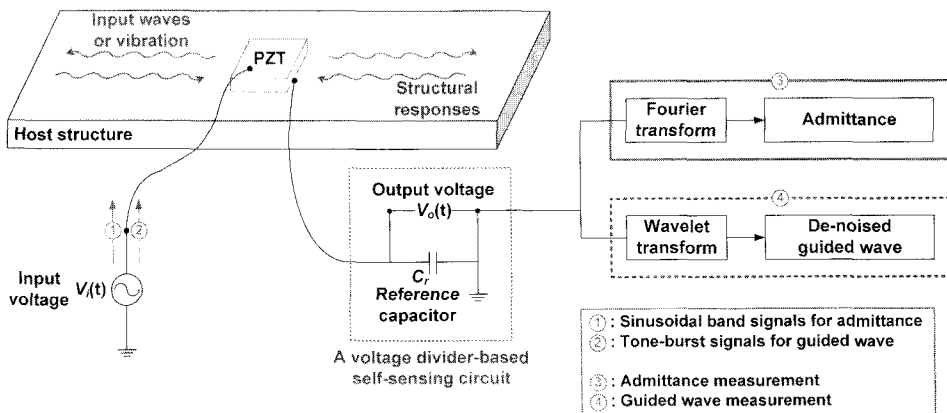


Fig. 4 Overview of multi-mode actuated sensing based on a self-sensing scheme

안하였다. E/M 임피던스 계측 신호와 유도 초음파 계측 신호로부터 계산된 RMSD 값을 Fig. 5와 같이 각각 x축과 y축으로 갖는 2차원 평면에 맵핑하고 맵핑된 RMSD 값의 그룹에 따라 손상의 유형별 분류 및 손상의 정량화를 수행하였다. 2차원 손상 지수에 대한 자세한 사항은 시험 결과에 나타내었다.

### 2.3. 확률론적 신경망 기법 기반 의사 결정 알고리즘

확률론적 신경망 기법(이후 PNN)은 기본적으로 Bayes 의사 결정법(Bayes decision strategy)과 상이한 클래스 간의 확률 밀도 함수를 추정하기 위한 Parzen의 비매개변수적 추정량(Parzen's nonparametric estimator)을 기반으로 한 패턴인식 기법이다[17]. 먼저, 계측한 데이터를  $\bar{X} = [X_1 \dots X_j \dots X_p]$ 인  $p$ 차 벡터라 했을 때, 이 벡터의 범주를  $\theta$ 라 한다. 만약, 이 범주  $\theta$ 가  $m$ 개의 범주를 가지는 데이터 중  $k$ 번째 범주에 속하는 범주라 하면 이 범주를  $\theta_k$ 라 할 수 있는데 [18], 이 과정에서 Bayes 의사 결정법은 식(4)와 같이 표현할 수 있다.

$$d(\bar{X}) = \theta_k \text{ for } \arg \max_{1 \leq k \leq m} \{h_k l_k f_k(\bar{X})\} \quad (4)$$

여기서,  $f_k(\bar{X})$ 는  $k$ 번째 카테고리의 확률 밀도 함수,  $l_k$ 는 의사 결정 시 분류 오차에 의해 발생하는 손실함수(loss function)이며  $h_k$ 는  $k$ 번째 범주로부터 추정할 수 있는 패턴의 사전확률(priori probability)이다. Fig. 6는 입력 패턴  $\bar{X}$ 를  $m$ 개의 범주에 따라 분류하기 위한 PNN의 구성을 나타낸다. Fig. 6에서 첫 번째 층인 입력층(input layer)은 평가 데이터로부터 입력 받은 값을 두 번째 층인 패턴층(pattern layer)에 분포시켜주는 역할을 한다. 본 연구에서는, 입력층에 입력되는 평가 데이터는 E/M 임피던스와 유도 초음파 계측을 통하여 계산된 RMSD 값이다. 패턴층에는 손상의 유형별 정도별 패턴이 학습 데이터로부터 미리 학습되어 있다. 이 패턴층을 거친 평가 데이터의 값은 다시 세 번째 층인 합계층(summation layer)에 입력되는데, 이 층에서 확률

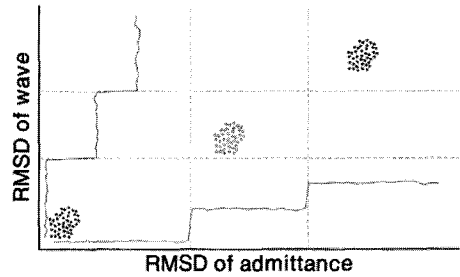


Fig. 5 A scheme of 2-dimensional damage indices

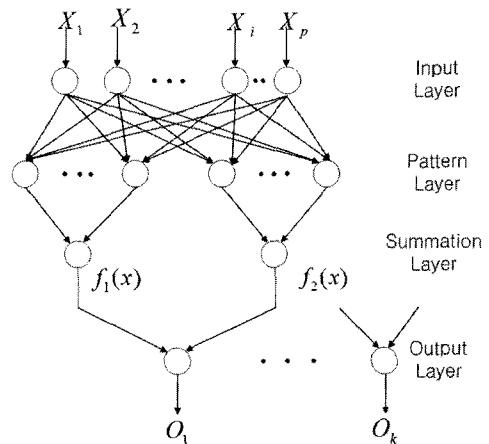


Fig. 6 Structure of probabilistic neural networks[17, 18]

밀도 함수들에 해당하는 범주를 결정한다. 합계층에서는 미리 학습되어 있는 범주 중 평가 데이터에 해당하는 범주들을 합산한다. 합산 결과가 마지막 층인 출력층(output layer)에 입력되는데, 여기서 평가 데이터의 입력 값이 해당하는 범주로 분류되어 결과 값이 출력된다. 본 연구에서는 PNN을 적용하여 손상의 유형별 분류 및 손상의 정량화를 수행하였다.

## 3. 손상 분류 및 정량화 실험

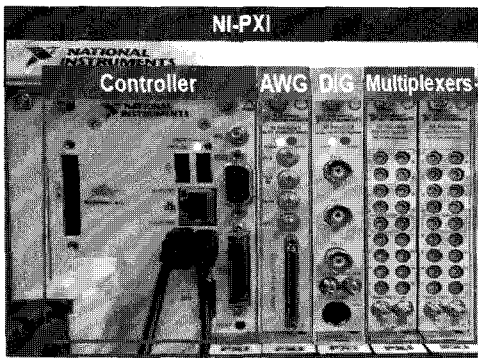
### 3.1. 실험 준비

본 연구에서 사용된 장치 구성이 Fig. 7에 나타나 있다. 데이터 계측 시스템은 Fig. 7(a)와 같이 내장형 컨트롤러(embedded controller)와 임의 파형 생성기(arbitrary waveform generator, 이후 AWG), 고속 신호 디지털라이저(high-speed signal digitizer, 이후 DIG) 및 멀티플렉서(multiplexer,

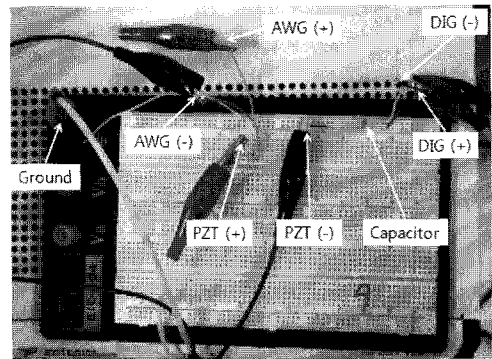
이후 MUX)로 구성된다. 먼저, 본 연구에서는 AWG를 이용하여 중심 주파수가 60 kHz인 Morlet wavelet 형태의 tone-burst 신호 및 92 kHz ~ 100 kHz의 주파수 범위를 갖는 선형 chirp 패턴 신호를 생성하여 압전센서를 가진시킨다. 이때 가진 신호의 전압 진폭은  $\pm 12V$ 이다. 압전센서에 의해 가진된 구조물로부터 응답 신호가 발생하는데, Fig 7(a)에 나타낸 바와 같이 자가 계측 회로 내의 커패시터를 통하여 DIG에서 전압의 형태로 계측된다. 계측 센서의 위치로 자동으로 바꿔주기 위하여 MUX가 추가로 사용되었다. 신호 대 잡음비를 개선하기 위하여 E/M 임피던스 신호 및 유도 초음파 신호를 각각 5회, 10회씩 계측하고 시간영역에서 산술 평균되었다.

위 모든 일련의 과정은 LabVIEW S/W를 통하여 수행되었다.

시험체 구성은 Fig. 8에 나타나있다. 계측을 위한 센서는 압전센서의 한 종류인 P1 type MFC (25×46 mm)를 사용하였다. 두 개의 MFC를 Fig. 8과 같이 학습을 위한 위치 및 테스트를 위한 위치에 각각 하나씩 부착하였다. 손상 진단을 위하여 인위적으로 손상을 생성시켰는데, notch 손상과 두께 변화 손상의 두 가지 유형의 손상을 생성시켰다. Notch 손상의 경우는 적용된 알고리즘의 손상 정량화에 대한 적용성을 검토하기 위하여 순차적으로 두 개의 notch를 생성시켰다. Notch 손상의 깊이는 약 2 mm이며, 두께 변화 손상의 깊이는 약 1 mm, 직경은 약 20 mm이다.



(a)



(b)

Fig. 7 Equipment setup for multi-mode actuated sensing based on the self-sensing scheme: (a) NI DAQ system, (b) Self-sensing circuit board

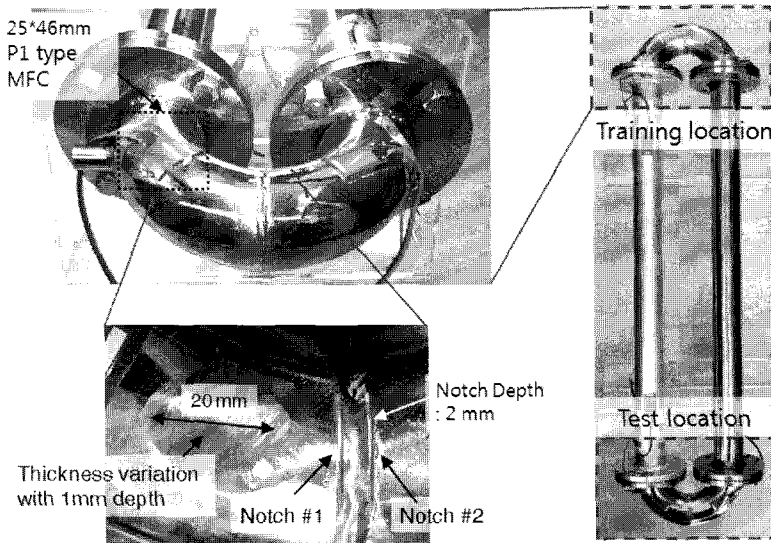


Fig. 8 Specimen (sensor and damage) configuration

3.2. 실험 결과

본 절에서는 실험 결과에 대해 고찰한다. Fig. 9 및 Fig. 10에서 나타난 바와 같이 각각 E/M 임피던스 및 유도 초음파 계측 신호에서 손상의 발생에 따라 신호의 변화가 발생함을 알 수 있다. E/M 임피던스 및 유도 초음파는 학습 데이터 구축 및 평가 데이터 수집을 위해 손상 유형별 및 정도별에 따라 Fig. 8에서 설명된 학습 데이터 및 평가 데이터 위치에서 각각 10번씩 계측 되었

으며 이를 이용하여 1차원 손상 지수인 RMSD를 계산한 결과는 Fig. 11 및 Fig. 12과 같다. 여기서 손상 진단을 위하여 임계값(threshold value)을 각 경우에 대하여 비손상 상태의 RMSD 값의 일반화된 극치 분포(generalized extreme value distribution, GEV)의 99.9% 신뢰도 구간에 해당하는 값으로 설정하였다. Fig. 11 및 Fig. 12와 같이 모든 경우에 손상 상태에서의 RMSD 값이 임계값을 초과함으로써 1차적으로 손상이 검출되었음을 알 수 있다. 특히, notch 손상의 경우 notch의

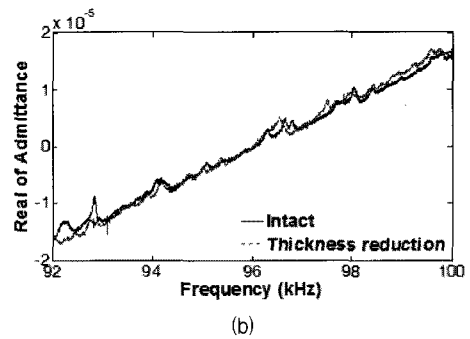
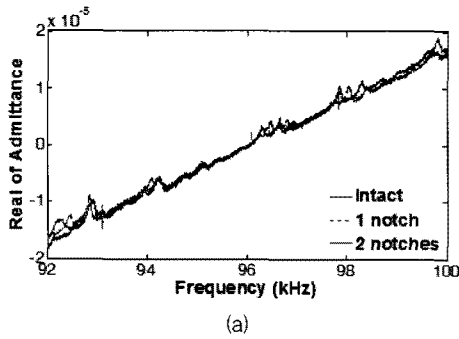


Fig. 9 Comparison of E/M impedance signals in the intact and damage condition: (a) Notch cases, (b) Thickness reduction case

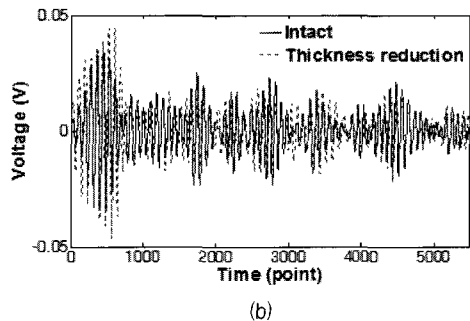
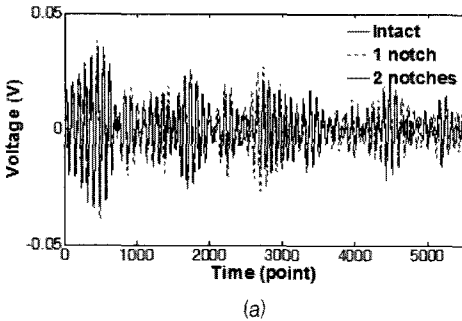


Fig. 10 Comparison of guided wave signals in the intact and damage condition: (a) Notch cases, (b) Thickness reduction case

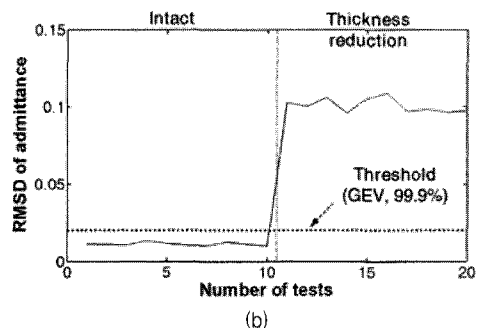
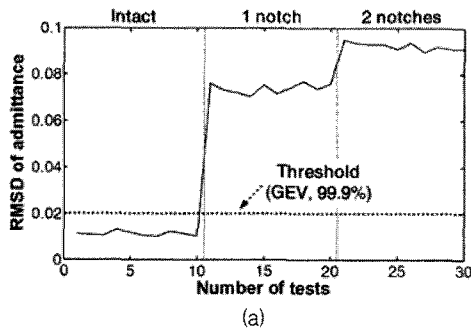


Fig. 11 Variation of RMSD values obtained from the E/M impedance signatures: (a) Notch cases, (b) Thickness reduction case

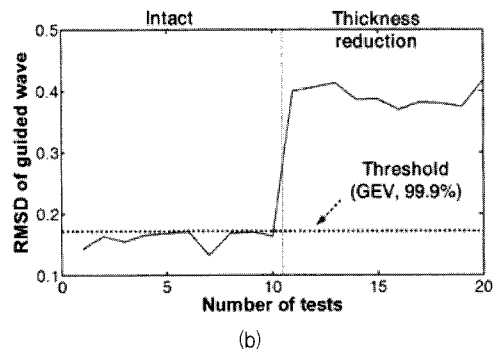
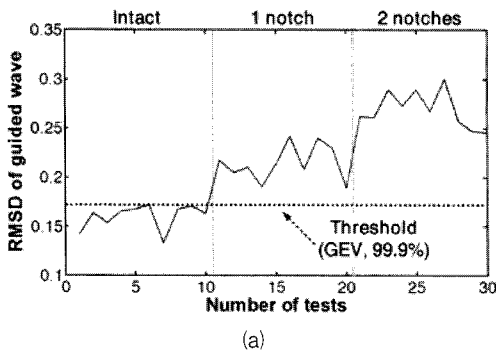


Fig. 12 Variation of RMSD values obtained from the guided wave signatures: (a) Notch cases, (b) Thickness reduction case

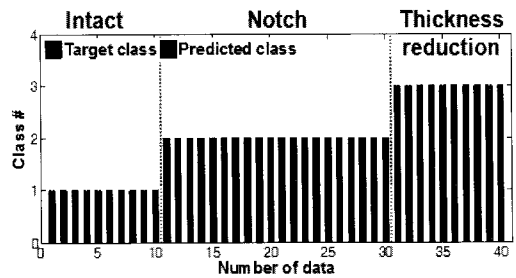
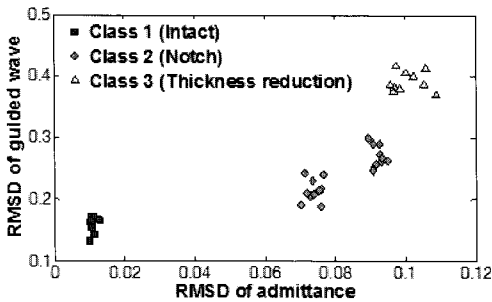


Fig. 13 Training pattern for the damage classification (intact, notch, thickness reduction)

Fig. 14 Damage classification of the test data

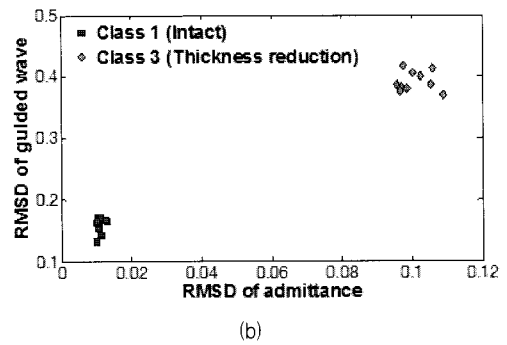
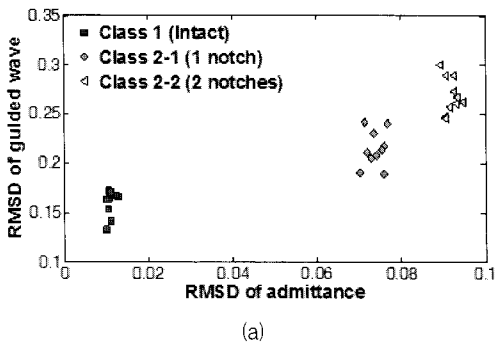


Fig. 15 Training patterns for damage quantification: (a) Notch cases, (b) Thickness variation case

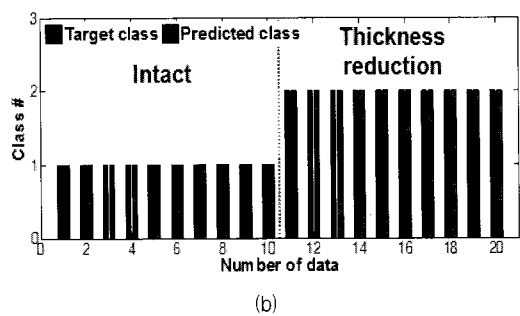
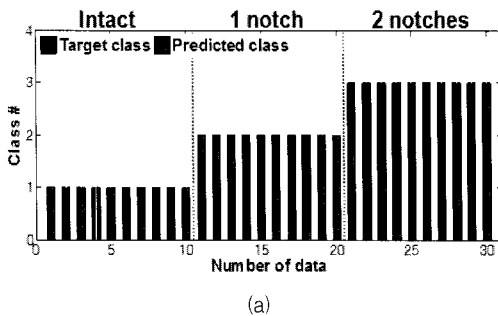


Fig. 16 Damage quantification of the test data: (a) Notch cases, (b) Thickness variation case

수를 1개에서 2개로 증가시켰을 때 RMSD 값이 증가함을 알 수 있는데, 이러한 특성으로부터 손상의 정량화가 가능하다.

확률론적 신경망을 적용하여 손상을 분류하고 정량화하기 위하여 계산된 1차원 손상 지수인 RMSD 값을 2.2절에서 설명한 바와 같이 x축에 E/M 임피던스로부터 계산된 RMSD 값을, y축에 유도 초음파로부터 계산된 RMSD 값을 매핑하면 2차원 손상 지수를 얻을 수 있다.

본 연구에서 학습을 위해 계측된 데이터를 이용하여 2차원 손상 지수를 Fig. 13에 나타내었다. 우선, 손상의 정량화에 앞서 손상의 유형별 분류를 수행하는데, Fig. 13에서는 손상의 유형별 분류를 위한 2차원 손상 지수를 나타내었다. 2차원 손상 지수 중 Class 1은 비손상 상태를, Class 2는 notch 손상 상태를, Class 3은 두께 감소 손상 상태를 나타낸다. 도출된 2차원 손상 지수를 PNN에 적용하여 평가 데이터의 손상 유형별 분류를 수행한 결과가 Fig. 14에 나타나있다. 본 연구에서는 손상의 유형별 분류를 통하여 비손상, notch 손상 및 두께 감소 손상이 100% 분류되었음을 알 수 있다.

다음으로 분류된 손상 유형에 따라 손상의 정량화를 수행하였는데, PNN에 적용하기 위한 2차원 손상 지수를 Fig. 15에 나타내었다. 먼저, Fig. 15(a)에서 나타낸 바와 같이 Class 2를 notch 손상이 1개일 때 (Class 2-1)와 notch 손상이 2개일 때 (Class 2-2)의 2개의 class로 나누었다. 두께 변화 손상은 1개의 손상에 대해서만 실험을 수행하였으므로 Fig. 15(b)와 같이 비손상 (Class 1) 상태와 두께 변화 손상 (Class 3)만 나타나있다. 도출된 2차원 손상 지수를 다시 PNN에 적용하여 Fig. 16과 같이 평가 데이터의 손상 정량화를 수행하여 100% 정량화 결과를 얻을 수 있었다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 손상의 진단, 유형별 분류 및 정량화를 위하여 자가 계측 기반의 다중 모드 계측 시스템을 제안하고 계측된 신호를 확률론적 신경망 기법(PNN)에 적용하였다. 자가 계측 기반 다중 모드 계측 시스템을 이용함으로써 모니터링 기법에 따른 장치 구성 변경이 불필요하므로 경제적이다. 또한, PNN을 적용함으로써 손상

의 유형별 분류 및 정량화를 효과적으로 수행하였다. PNN에 적용하기 위한 입력값은 E/M 임피던스 및 유도 초음파 계측 신호로부터 계산된 RMSD 값을 이용하였다. 모든 손상의 유형별 분류 및 정량화에 있어 100% 진단율을 얻을 수 있었으며, 따라서 제안된 기법을 통하여 효과적으로 손상의 진단 및 분류, 정량화가 가능함을 확인할 수 있었다. 추후 연구를 통하여 추가적인 손상의 유형 및 외부 환경에 대한 영향을 고려할 계획이다.

#### 후 기

본 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 원자력연구사업(2010-025889)과 기초연구사업(2010-0023404) 및 국토해양부의 u-City 석·박사 과정 지원사업의 지원을 받아 수행된 것임.

#### 참고문헌

- [1] S. J. Lee and H. Sohn, "Active self-sensing scheme development for structural health monitoring," *Smart Materials and Structures*, Vol. 15, No. 6, pp. 1734-1746 (2006)
- [2] ANSI/IEEE Std. 176, *IEEE Standard on Piezoelectricity*, The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc., New Jersey, pp. 1-11 (1987)
- [3] V. Giurgiutiu, A. Zagrai and J. J. Bao, "Piezoelectric wafer embedded active sensors for aging aircraft structural health monitoring," *Structural Health Monitoring*, Vol. 1, No. 1, pp. 41-61 (2002)
- [4] C. Liang, F. P. Sun and C. A. Rogers, "Coupled electro-mechanical analysis of adaptive material systems - determination of the actuator power consumption and system energy transfer," *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, Vol. 5, No. 1, pp. 12-20 (1994)
- [5] F. P. Sun, C. Liang and C. A. Rogers, "Experimental modal testing using piezoceramic patches as collocated sensors-



- actuators," *Proc. of the 1994 SEM Spring Conference and Exhibits*, Baltimore, MI (1994)
- [6] F. P. Sun, Z. Chaudhry, C. A. Rogers and M. Majmundar, "Automated real-time structure health monitoring via signature pattern recognition," *Proc. of SPIE*, Vol. 2443, pp. 236-247 (1995)
- [7] K. -D. Nguyen and J. -T Kim, "Numerical simulation of electro-mechanical impedance response in cable-anchor connection Interface," *비파괴검사학회지*, Vol. 31, No. 1, pp. 11-23 (2011)
- [8] J. D. Achenbach, *Wave Propagation in Elastic Solids*, North Holland, Amsterdam, pp. 202-258 (1973)
- [9] S. B. Kim and H. Sohn, "Instantaneous reference-free crack detection based on polarization characteristics of piezoelectric materials," *Smart Materials and Structures*, Vol. 16, pp. 2375-2387 (2007)
- [10] H. Lamb, "On waves in an elastic plate," *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical & Engineering Sciences*, Vol. 93, No. 648, pp. 114-128 (1917)
- [11] A. H. Nayfeh, *Wave Propagation in Layered Anisotropic Media with Applications to Composites*, Vol. 39, North Holland, Amsterdam, pp. 103-112 (1995)
- [12] 임형진, 손훈, "불연속면에서 램파의 반사와 투과에 대한 정량적 추정", *비파괴검사학회지*, Vol. 30, No. 4, pp. 359-366 (2010)
- [13] M. Lemistre and D. Balageas, "Structural health monitoring system based on diffracted Lamb wave analysis by multiresolution processing," *Smart Materials and Structures*, Vol. 10, No. 3, pp. 504-511 (2001)
- [14] V. Giurgiutiu and A. Zagari, "Damage detection in thin plates and aerospace structures with the electro-mechanical impedance method," *Structural Health Monitoring*, Vol. 4, No. 2, pp. 99-118 (2005)
- [15] G. Park, A. C. Rutherford, H. Sohn and C. R. Farrar, "An outlier analysis framework for impedance-based structural health monitoring," *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 286, No. 1-2, pp. 229-250 (2005)
- [16] F. P. Sun, Z. Chaudhry, C. Liang and C. A. Rogers, "Truss structure integrity identification using PZT sensor-actuator," *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, Vol. 6, pp. 134-139 (1995)
- [17] D. F. Specht, "Probabilistic neural networks," *Neural Networks*, Vol. 3, pp. 109-118 (1990)
- [18] D. K. Kim, J. J. Lee, J. H. Lee and S. K. Chang, "Application of probabilistic neural networks for prediction of concrete strength," *Journal of Materials in Civil Engineering*, Vol. 17, No. 3, pp. 353-362 (2005)