

연속형 센서와 웨이브 전파를 이용한 판 구조물의 손상감지

Damage Detection of Plate Using Long Continuous Sensor and Wave Propagation

이 종 원*

Jong Won Lee

(2009년 11월 30일 접수 ; 2010년 2월 1일 심사완료)

Key Words : Continuous Sensor(연속형 센서), Damage Detection(손상추정), Wave Propagation(웨이브 전파)

ABSTRACT

A method for damage detection in a plate structure is presented based on strain waves that are generated by impact or damage in the structure. Strain responses from continuous sensors, which are long ribbon-like sensors made from piezoceramic fibers or other materials, were used with a neural network technique to estimate the damage location. The continuous sensor uses only a small number of channels of data acquisition and can cover large areas of the structure. A grid type structural neural system composed of the continuous sensors was developed for effective damage localization in a plate structure. The ratios of maximum strains and arrival times of the maximum strains obtained from the continuous sensors were used as input data to a neural network. Simulated damage localizations on a plate were carried out and the identified damage locations agreed reasonably well with the exact damage locations.

1. 서 론

피로균열이나 외부충격은 구조물 운용 중 언제 발생할지 모르며 특히 피로균열은 빠른 속도로 진전하기 때문에, 구조물의 파괴를 예방하고 안전성을 확보하기 위해서는 정기적인 검사보다는 손상에 대한 상시 모니터링이 필요하다. 외부충격이나 균열발생 및 균열진전 등과 같은 손상은 이들로 인해 구조물에 발생하는 웨이브를 이용하여 추정할 수 있다. 이러한 웨이브는 충격이나 손상의 형태에 따라 다른 주파수 성분을 가진다. 즉, 충격이나 비교적 큰 손상에 의한 웨이브는 저주파 또는 중간주파수이며 균열전파나 섬유파괴(fiber breaking)와 같은

손상은 음향방출(acoustic emission)과 같은 고주파 웨이브를 발생시킨다⁽¹⁾. Gorman⁽²⁾의 결과는 균열진전에 의해 판 구조물에 발생하는 웨이브의 모드에 대해 연구된 초기 연구결과 중 하나이다. Prosser⁽³⁾는 Gorman의 연구를 확장하여, 다양한 위치의 손상에 대해 실험을 수행하였으며 이 연구는 음향방출 신호를 구조물 모니터링에 적용할 수 있는 가능성을 보여주었다. 이러한 음향방출 기법은 수동적 기법으로서 복잡한 구조물에 간단히 적용하여 미소 손상을 검출할 수 있는 장점이 있다⁽⁴⁾.

혁신적 센서기술의 개발은 구조물 손상추정 실용화에 큰 기여를 할 수 있다. 본 연구에서는 웨이브 측정을 이용한 판 구조물의 효율적 손상감지를 위하여, 연속형 센서(continuous sensor)를 이용한 손상위치 추정기법을 연구하였고 이의 적용성을 조사하였다. 연속형 센서는 적은 수의 데이터 취득 채널로 넓은 영역을 감지할 수 있으며, 구조물에 효과적

* 교신저자; 정회원, 남서울대학교 건축공학과
E-mail : jwlee@nsu.ac.kr
Tel : (041)580-2761, Fax : (041)580-2929

으로 분산시킬 수 있으므로 구조물 손상추정의 실용화를 위한 대안적인 센서가 될 수 있다. 연속형 센서는 상용의 짧은 센서를 직렬로 연결하여 구성할 수 있으며 이때, 센서의 출력은 단일 신호이다. 즉, 단일 압전 세라믹(piezoelectric ceramic) 센서들을 여러 개 직렬로 연결하여 웨이브를 적절히 검출할 수 있도록 구조물에 배치함으로써 연속형 센서를 구성할 수 있다. Sundaresan 등⁽¹⁾은 16개의 개별 센서들을 이용하여 연속형 센서를 구성하여 48인치 정방형 판 구조물의 손상을 추정할 수 있음을 보여주고 있다. 연속형 센서는 또한 피에조 세라믹 섬유(piezoceramic fiber)나 다른 재료를 이용하여 직접 길게 제작할 수 있으며, 예를 들어 PZT 리본섬유(ribbon fiber)를 에폭시(epoxy)에서 주조함으로써 제작할 수 있다. 이때 섬유는 섬유 축의 직각 방향 웨이브를 감지하는데 이용된다⁽⁵⁾.

수동적 구조물 모니터링을 위한 연속형 센서 개발의 다른 예로서 Brillouin optical time-domain reflector(BOTDR)와 탄소나노튜브 뉴런(carbon nanotube neuron)을 들 수 있다. BOTDR은 대형구조물의 손상진단과 모니터링을 위하여 개발되었으며⁽⁶⁾ 수십 킬로미터에 걸친 연속 변형률을 계측할 수 있으나, 동적 변형률 계측이 어렵고 많은 비용이 소요된다는 단점이 있다. 탄소나노튜브는 수지(resin)와 복합하여 필름형태로 길게 제작될 수 있으며, 탄소나노튜브의 스마트 재료로서의 우수한 특성들로 인하여 최근 각광받고 있으나 현재로서는 저주파의 응답만을 계측할 수 있다⁽⁷⁻⁹⁾.

이종원 등⁽¹⁰⁾은 기존의 짧은 센서와 비교하여 연속형 센서의 특성에 대해 연구하였다. 이 연구에 의하면, 짧은 센서는 근접 손상에 대해서는 매우 민감하지만 그 외 손상에 대해서는 손상을 감지하기 어렵다는 단점을 가진다. 한편 연속형 센서는 응답 진폭이 작아지는 경우가 있지만 모든 손상을 감지할 수 있다는 장점이 있으며, 판 구조물에 격자 형태로 연속형 센서를 설치한다면 격자의 두 방향 센서들이 각각 종방향, 횡방향 손상위치를 식별할 수 있기 때문에 효율적인 손상추정이 가능하다.

이종원 등⁽¹⁰⁾은 충격이나 손상에 의하여 발생하는 저주파 웨이브 전파(wave propagation)에 의한 변형률 응답을 연속형 센서를 이용하여 계측하고, 각 센서들의 최대 변형률 비율과 신경망 기법(neural

network technique)을 이용하여 손상을 효과적으로 추정하기 위한 연구를 수행하였다. 이 연구는 위 연구의 후속 연구로서, 여러 연속형 센서로부터 측정된 최대 변형률 비율과 최대 변형률 도달시간을 함께 신경망의 입력자료로 이용하여 손상추정의 정확성 및 신뢰성을 개선하였다. 판 구조물에 대한 웨이브 전파의 수치적 시뮬레이션을 통하여 신경망의 훈련패턴을 생성하였고, 이를 이용하여 손상위치를 추정하였다.

2. 램 웨이브 전파

램 웨이브(Lamb wave)란 판형 구조물(plate-like structure)의 양면 자유단 지지조건에 부합된 탄성변형을 따라가는 파동이다. 이때, 파동입자의 변위는 판자면을 따라가는 전파방향과 이에 수직한 면을 따라 전파하는 방향의 두 방향으로 동시에 일어난다⁽¹¹⁾. 램 웨이브는 판의 두께방향에 대해 대칭모드와 비대칭모드의 두 가지 모드에 의하여 전파되며 대칭모드의 위상속도(phase velocity)는 다음과 같다.

$$C_{ps} = \sqrt{\frac{A_{11}}{\rho t}} \quad (1)$$

여기서 $A_{11} = Q_{11}t$, $Q_{11} = \frac{E_{11}}{1-\nu_{12}\nu_{21}}$, Q 는 등가강성(reduced stiffness), A 는 면내강성(in-plane stiffness), ρ 는 밀도, E_{11} 은 재료의 주방향(principal direction) 탄성계수(Young's modulus), ν_{12} 와 ν_{21} 은 푸아송 비(Poisson's ratio), t 는 판의 두께이다. 한편 비대칭모드의 위상속도는 다음과 같다.

$$C_p = \sqrt[4]{\frac{D_{11}}{\rho t}} \sqrt{\omega} \quad (2)$$

여기서 $D_{11} = \frac{Q_{11}t^3}{12}$, D 는 휨강성(bending stiffness)이다.

이 연구에서는 손상에 의한 웨이브를 검출하기 위하여, 식 (1), (2), 판 이론 및 모드중첩법(modal superposition solution) 등을 이용한 웨이브 전파 시뮬레이션 알고리즘^(12,13)을 적용하였다. 이 알고리즘은 단순 지지된 등방성(isotropic) 또는 직교이방

성(orthotropic) 판에 충격, 스텝, 사인과 입력 등을 가하여 응답의 시간이력을 구할 수 있으며 복합재료에도 적용이 가능하다. 또한 이 알고리즘은 휨 웨이브만 모델링 하였으며, 예를 들어 직교이방성 판 (D_{16} 과 D_{26} 이 영이며 0° 와 90° 만으로 적층된 복합재료)에 대한 휨 운동방정식은 다음과 같다.

$$D_{11} \frac{\partial^4 w}{\partial x^4} + 2(D_{12} + 2D_{66}) \frac{\partial^4 w}{\partial x^2 \partial y^2} + D_{22} \frac{\partial^4 w}{\partial y^4} + \rho h \frac{\partial^2 w}{\partial t^2} = p(x, y, t) \quad (3)$$

여기서 w 는 변위, p 는 입력함수이다. 판에 대한 휨 운동방정식을 이용하고, 센서가 판 구조물에 완벽히 부착되어, 부착에 의한 에너지 손실이 없다고 가정하면 판의 임의 위치에서의 변형률을 구할 수 있다⁽¹²⁾.

위 알고리즘에서 판 모델은 고전적인 판 이론을 적용하였기 때문에, 휨을 받는 단순지지 판의 동적응답에 대한 정확해를 구할 수 있다. 한편 램 웨이브의 대칭모드는 휨 웨이브보다 고주파 영역에서 발생하고 진폭이 작아 감지하기가 매우 어렵기 때문에 상기 알고리즘에서는 모델링 되지 않았으며, 따라서 비대칭 휨 웨이브의 전파에 대해서만 시뮬레이션이 가능하다.

알루미늄 판 중심에서의 충격과 입력에 의한 웨이브 전파의 예를 Fig. 1에 나타내었다. Table 1에는 웨이브 전파 시뮬레이션에 사용된 변수 및 파라미터들을 정리하였다. 웨이브의 진폭은 판의 중심에서

가장 크며 지점을 향해 전파된 후 반사되고, 반사된 후에는 복잡한 형상이 된다. 저주파 웨이브의 진폭이 큰 반면 고주파 웨이브의 진폭이 작으며, Fig. 1의 큰 변위는 저주파 웨이브(50번째 모드 이하)에 의하여 발생된 것으로 판단된다. 한편 연속형 센서는 대상 판 구조물의 표면에서 임의의 형상과 위치에서 모델링 될 수 있다.

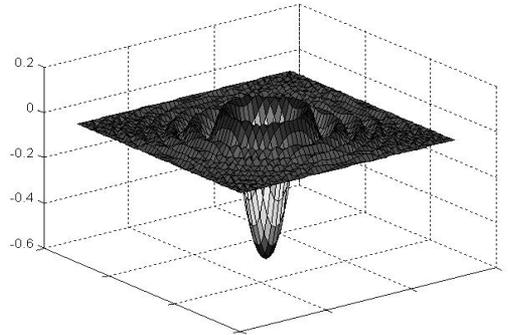


Fig. 1 Wave propagation response at $t=0.00165$ sec. due to impulse excitation

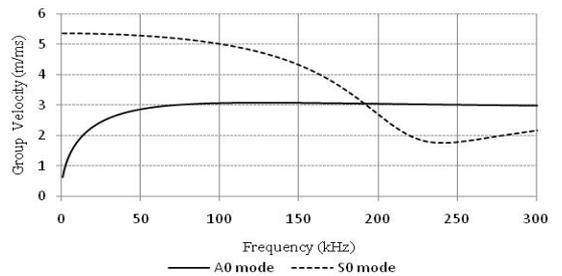


Fig. 2 Relationship between frequency and velocity

Table 1 Analysis conditions for simulation

Length of the plate (cm)	127
Width of the plate (cm)	127
Thickness of the plate (cm)	1.0
Type of sensing	PZT
Width of the sensor (cm)	0.127
Type of input	5 cycles impact (50 kHz)
Time step (sec.)	2E-7
Number of modes used	70
Max. frequency of 70 th mode(kHz)	157.7

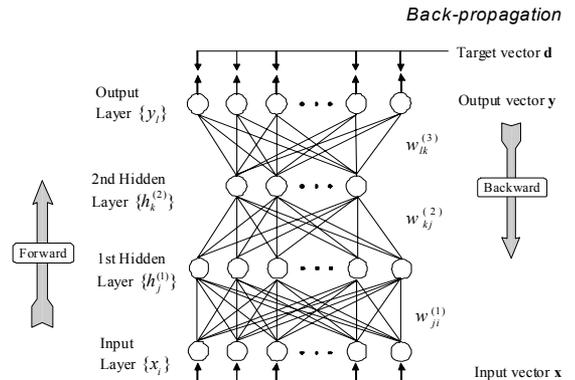


Fig. 3 Back-propagation neural network

한편, Fig. 2에는 Table 1의 조건에서 주파수 변화에 따른 군속도(group velocity)의 변화를 최저차 대칭모드(S0) 및 비대칭모드(A0)에 대하여 나타내었다. 최저차 비대칭모드의 경우 약 60 kHz 이하에서는 주파수가 증가하면서 군속도도 함께 증가하는 경향을 보인다.

3. 신경망 기법

이 연구에서 사용된 다중 퍼셉트론 신경망(multi-layer perception neural networks)은 Fig. 3에 보이는 바와 같이 다수의 입력과 출력의 관계를 표현하는 일종의 선형 또는 비선형함수로 볼 수 있으며, 이때 입출력 관계는 인접한 두 층에 존재하는 뉴런(neuron)간의 관계를 설정하는 연결강도(synaptic weight)에 의해 결정된다. 따라서, 연결강도가 변화하면 입출력 관계도 함께 변화한다. 이러한 연결강도를 주어진 패턴으로 훈련시켜 개선시키는 과정을 학습(training or learning algorithm)이라 하며, 보편적으로 이용되는 역전파 (back-propagation) 학습방법이 적용된다. 다중 퍼셉트론 신경망에서 입력층은 측정된 데이터로부터 얻은 구조물의 거동을, 출력층은 추정할 손상지수로 각각 구성할 수 있다.

4. 손상위치 추정

연속형 센서를 격자형으로 Fig. 4와 같이 설치하고 이들을 아날로그 전자 처리장치로 연결한다면, 센서가 신경 시스템의 역할을 하는 구조 신경 시스템(structural neural system)을 구성할 수 있다^(4,12). 이러한 구조 신경 시스템을 구조물 건전성 모니터링에 적용한다면 구조물의 넓은 영역을 감시할 수 있는 장점이 있다. Fig. 4의 연속형 센서로부터 구해지는 변형률 응답과 신경망 기법을 이용하여, 10가지 손상경우에 대한 손상위치 추정 연구를 수행하였다. 10가지 손상경우의 손상위치는 Fig. 4와 Table 2에 나타내었다.

우선 800셋의 손상위치를 무작위로 샘플링한 후 이에 대하여 Table 1의 조건과 동일하게 웨이브 전파 시뮬레이션을 수행하였다. 단, 입력으로 50 kHz의 1사이클 사인파를 이용하였다. 800셋의 시뮬레이션 결과 즉, 연속형 센서 1, 2, 3 및 4로부터 측

정되는 x축 방향 변형률 응답과 연속형 센서 5, 6, 7 및 8로부터 측정되는 y축 방향 변형률 응답을 이용하여 데이터를 처리하였다. Fig. 5는 변형률 응답의 일례로서, 손상경우 2의 위치에서 웨이브가 발생되어 센서 3에서 측정된 변형률 응답이다. 여기서 최대 변형률(절대값)은 2.53E-6이며 최대 변형률 도달시간은 1.27E-4초이다. 8개 센서의 변형률 응답에서 최대치(절대값)를 각각 구한 후 벡터 놈(vector norm)을 이용하여 노멀라이징(normalizing)하여 최대 변형률의 비율을 구하였다. 한편 8개 센서에서 최대 변형률의 도달시간을 각각 구하였다. 800개의 신경망 훈련패턴을 생성하였으며, 각각의 훈련패턴은 8개의 최대 변형률 비율, 8개의 최대 변형률 도

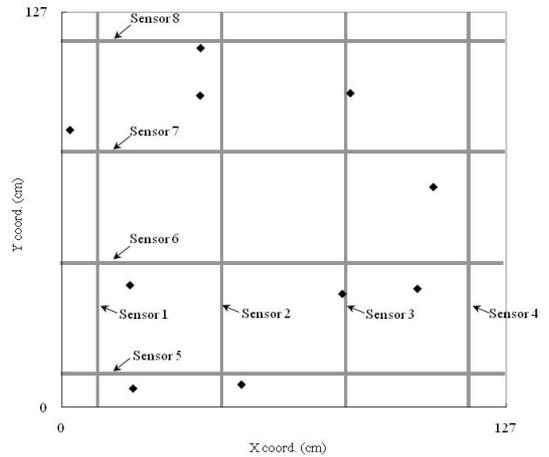


Fig. 4 Structural neural system and damage locations

Table 2 Ten damage location cases

Case	Damage location	
	x (cm)	y (cm)
1	19.4	39.2
2	39.5	100.1
3	82.4	100.8
4	106.2	70.7
5	2.3	89.0
6	51.3	7.4
7	101.6	38.1
8	20.3	6.1
9	39.6	115.3
10	80.1	36.4

달시간 그리고 이에 대한 손상위치로 구성된다.
 손상위치 추정을 위한 신경망의 구조를 Fig. 6에

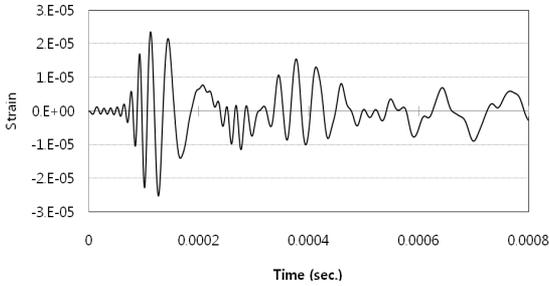


Fig. 5 Strain response for damage case 2 and sensor 3

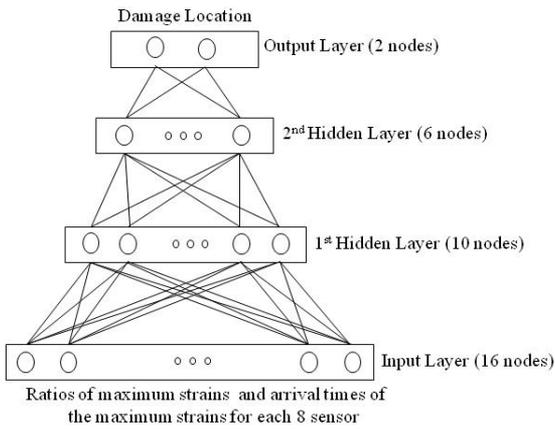


Fig. 6 Structure of neural network

나타내었으며, 입력자료는 8개의 최대 변형률 비율과 8개의 최대 변형률 도달시간이고 출력층은 손상위치 즉, 손상의 x축 및 y축 좌표값으로 구성하였다. 한편, 10개 및 6개의 노드를 가지는 2개의 은닉층을 구성하였다. 훈련패턴을 이용하여 신경망을 학습시켰으며 이때, 안정된 추정오차를 위하여 훈련패턴의 순서를 무작위로 하여 100회의 반복학습을 수행하였다. 학습이 종료된 후 Table 2의 손상위치에 대한 시뮬레이션 결과 즉, 최대 변형률 비율과 최대 변형률 도달시간을 학습된 신경망에 입력하여 손상위치를 추정하였으며 그 결과를 Fig. 7에 나타내었다.

최대 변형률 비율만으로 손상위치를 추정한 결과, 10개의 손상경우에 대한 추정오차의 평균은 5.92 cm, 오차들의 표준편차는 4.15 cm이다⁽¹⁰⁾. 한편, 신경망의 입력자료로 최대 변형률 비율과 최대 변형률 도달시간을 함께 사용하여 손상위치를 추정한 결과, 추정오차의 평균은 3.26 cm, 오차들의 표준편차는 1.10 cm이다. 즉, 최대 변형률 도달시간을 추가로 손상추정에 이용하여 손상추정의 정확성을 개선시킬 수 있었으며 또한 오차의 분산도를 감소시켜 손상추정 결과의 신뢰성을 향상시킬 수 있었다.

한편, 보다 실용적인 적용을 위하여 측정오차의 영향을 최소화하기 위한 노이즈첨가학습(noise injection learning : NIL)을 수행하여 손상위치를 추정하였다. 즉, 10개 손상경우 입력자료에 5% (RMS)의 노이즈를 인위적으로 발생시킨 후, 10% (RMS)의 노이즈

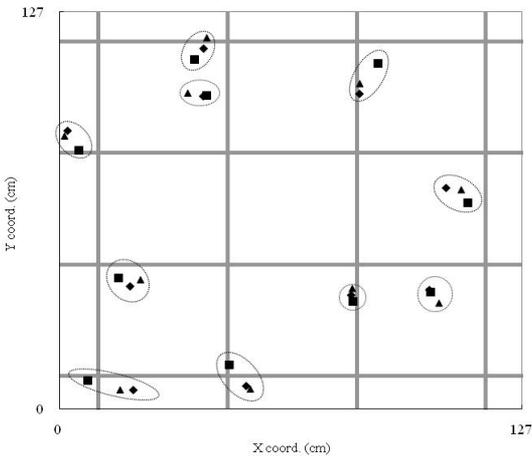


Fig. 7 Estimated damage locations with noise-free input data, ◆: exact; ■: estimated w/ max. strains only; ▲: estimated w/ max. strains and arrival times

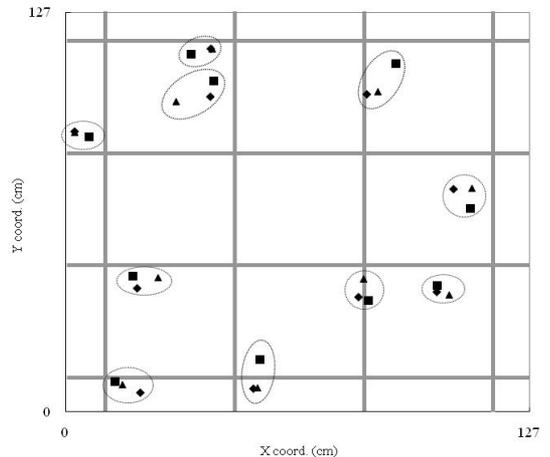


Fig. 8 Estimated damage locations with noised input data, ◆: exact; ■: estimated w/o NIL; ▲: estimated w/ NIL

즈를 첨가하여 신경망을 훈련시켜 손상위치를 추정하였다. 이때 신경망의 입력자료로 최대 변형률 비율과 최대 변형률 도달시간을 함께 사용하였다. 노이즈첨가학습을 하지 않은 경우와 수행한 경우 추정오차의 평균은 각각 5.65 cm 및 4.11 cm이며, 오차들의 표준편차는 각각 4.83 cm 및 2.99 cm이다. 즉, 노이즈첨가학습을 수행함으로써 손상위치 추정의 정확성 및 신뢰성을 향상시킬 수 있었다. Fig. 8에는 10개의 손상경우에 대한 추정결과를 비교하여 나타내었다.

5. 결 론

충격이나 손상에 의하여 발생하는 저주파 웨이브 전파에 의한 변형률 응답을 연속형 센서를 이용하여 계측하고, 신경망 기법을 이용하여 손상위치를 추정할 수 있는 연구를 수행하였다. 연속형 센서를 이용하면 적은 수의 데이터 취득 채널을 이용하여 구조물의 넓은 영역을 모니터링 할 수 있는 장점이 있다.

판 구조물에 대하여 연속형 센서를 이용하여 격자형 센서 시스템을 구성하고, 수치적 웨이브 전파 시뮬레이션을 수행하여 변형률 응답을 구한 후 최대 변형률 비율과 최대 변형률 도달시간을 신경망의 입력자료로 활용하여 손상위치를 성공적으로 추정할 수 있었다. 특히 최대 변형률 도달시간을 이용함으로써 선행연구에 비하여 손상추정의 정확성과 신뢰성을 개선시킬 수 있었다.

향후 연속형 센서를 제작하여 실험적으로 기법을 검증할 계획이며, 충격이나 손상의 크기를 함께 추정할 수 있는 방법을 연구할 계획이다.

후 기

이 연구는 남서울대학교 교내신임교원과의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

참 고 문 헌

(1) Sundaresan, M. J., Ghoshal, A. and Schulz, M. J., 2002, "A Continuous Sensor for Damage Detection in Bars," *Smart Materials and Structures*,

Vol. 11, pp. 475-488.

(2) Gorman, M. R., 1991, "Plate Wave Acoustic Emission," *Journal of Acoustical Society of America*, Vol. 90, pp. 358-364.

(3) Prosser, W. H., 1991, "The Propagation Characteristics of the Plate Modes of Acoustic Emission Waves in Thin Aluminum Plates and Thin Graphite/epoxy Composite Plates and Tubes," NASA Technical Memorandum, PhD dissertation.

(4) Sundaresan, M. J., Schulz, M. J., Ghoshal, A. and Pratap, P., 2001, "A Neural System for Structural Health Monitoring," SPIE 8th international Symposium on Smart Materials and Structures.

(5) Shinde, V., 2005, "Development of a Data Acquisition System and Piezoelectric Sensors for an Experimental Structural Neural System," University of Cincinnati, MS Thesis.

(6) Ohno, H., Naruse, H., Kihara, M. and Shimada, A., 2001, "Industrial Applications of the BOTDR Optical Fiber Strain Sensor," *Optical Fiber Technology*, Vol. 7, pp. 45-64.

(7) Gommans, H. H., Alldredge, J. W., Tashiro, H., Park, J., Magnuson, J. and Rinzler, A. G., 2000, "Fibers of Aligned Single-walled Carbon Nanotubes: Polarized Raman Spectroscopy," *Journal of Applied Physics*, Vol. 88, pp. 2509-2514.

(8) Vigolo, B., Penicaud, A., Coulon, C., Sauder, C., Paillet, R., Journet, C., Bernier, P. and Poulin, P., 2000, "Macroscopic Fibers and Ribbons of Oriented Carbon Nanotubes," *Science*, Vol. 290, pp. 1331-1334.

(9) Kang, I., Schulz, M. J., Lee, J. W., Choi, G. R. and Choi, Y. S., 2006, "Strain Sensors Using Carbon Nanotube Composites," *Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering*, Vol. 16, No. 7, pp. 762-768.

(10) Lee, J. W., Kirikera, G. R., Kang, I., Schulz, M. J. and Shanov, V. N., 2006, "Structural Health Monitoring Using Continuous Sensors and Neural Network Analysis," *Smart Materials and Structures*, Vol. 15, No. 5, pp. 1266-1274.

(11) Viktorov, I. A., 1967, *Raleigh and Lamb*

Waves, Plenum, New York.

(12) Kirikera, G. R., 2003, "An Artificial Neural System with Distributed Parallel Processing for Structural Health Monitoring." University of Cincinnati, MS Thesis.

(13) Martin Jr., W. N., Ghoshal, A., Sundaresan,

M. J., Leby, G., Pratap, P. R. and Schulz, M. J., 2005, "An Artificial Neural Receptor System for Structural Health Monitoring." Structural Health Monitoring: An International Journal, Vol. 4, pp. 229~245.