LHI Journal (2011) 2(4):407-413 DOI: 10.5804/LHIJ.2011.2.4.407
http://lhi.lh.or.kr

셀프센싱 상시계측 기반 CFRP보강 콘크리트 구조물의 손상검색

Damage Detecion of CFRP-Laminated Concrete based on a Continuous Self-Sensing Technology

김영진[1] · 박승희[2] · 진규남[3] · 이창길[4]
Young-Jin Kim[1], Seung-Hee Park[2], Kyu-Nam Jin[3] and Chang-Gil Lee[4]

(Received May 3, 2011 / Revised July 1, 2011 / Accepted July 18, 2011)

요 약

본 논문에서는 콘크리트 보의 표면에 부착된 CFRP (Carbon Fiber Reinforced Plastic) 보강재의 박리 손상 진단을 위한 구조 건전성 모니터링 기법을 소개한다. 이를 위해 압전 능동 센서를 이용한 셀프센싱 회로 기반의 다중 스케일 계측 기법이 적용되었다. 다중 스케일 계측 시스템으로부터 셀프센싱 임피던스 계측을 통한 주파수 영역 구조 응답 및 셀프센싱 유도 초음파 계측을 통한 특정 주파수에서의 구조 응답을 획득할 수 있다. 박리 손상의 정량화를 위하여 임피던스 및 유도 초음파 신호로부터 추출된 손상 특성을 이용하여 2차원 손상 지수를 도출하고 이를 지도학습 기반 확률론적 패턴인식 기법에 적용하였다.

주제어 : CFRP 박리 손상, 다중 스케일 계측 시스템, 임피던스, 유도 초음파, 지도학습 기반 패턴인식 기법

ABSTRACT

This paper reports a novel structural health monitoring (SHM) technique for detecting de-bonding between a concrete beam and CFRP (Carbon Fiber Reinforced Polymer) sheet that is attached to the concrete surface. To achieve this, a multi-scale actuated sensing system with a self-sensing circuit using piezoelectric active sensors is applied to the CFRP laminated concrete beam structure. In this self-sensing based multi-scale actuated sensing, one scale provides a wide frequency-band structural response from the self-sensed impedance measurements and the other scale provides a specific frequency-induced structural wavelet response from the self-sensed guided wave measurement. To quantify the de-bonding levels, the supervised learning-based statistical pattern recognition was implemented by composing a two-dimensional (2D) plane using the damage indices extracted from the impedance and guided wave features.

Keywords: CFRP de-bonding, A multi-scale actuated sensing, Impedance, Guided wave, Supervised learning

1. 서 론

외부환경에 노출되어 있는 토목구조물들은 혹독한 기후조건, 제설제의 과다 사용뿐 만 아니라 교통량의 증가, 중차량의 과속 및 과적 등의 이유로 지속적으로 많은 손상을 받고 있다. 현재 국내 교량은 대부분이 2등급 교량이며 많이 노후화되어있기 때문에 내하력과 내구성 문제로 인하여 보수·보강공법이 요구되고 있는 실정이다. 기존의 구조물에 대한 보수·보강을 위하여 표면처리 공법, 충전공법, 주입공법, 단면확대공법, 프리스트레싱 보강공법, 강판접착공법, 섬유부착공법 등의 다양한 공법들이 연구되고 있고 실 구조물에 적용되고 있다. 이러한 보수· 보강이 적용된 구조물은 기존 설계시 예측되었던 파괴모드가 변화하게 되고 이러한 파괴모드의 변화는 결국 구조물의 예측 가능한 파괴경향을 파악하기 어렵게 하는 중요한 변수가 된다. 특히, CFRP(Carbon Fiber Reinforced Plastic) 보강공법은 실제 교량에 적용빈도가 높고 연구 활용성에 대한 기대가 큰 공법으로, CFRP로 보강된 콘크리트 구조물은 외부에 에폭시 등으로 접착된 CFRP로 인하여

1) 토지주택연구원 수석연구원(주저자: yjkim016@lh.or.kr)
2) 성균관대학교 사회환경시스템공학과 조교수(교신저자: shparkpc@skku.edu)
3) 토지주택연구원 수석연구원
4) 성균관대학교 건설환경시스템공학과 박사과정

휨파괴 및 전단파괴 외에 부착파괴가 추가적으로 발생하게 되며 이러한 부착파괴가 전체거동을 지배하게 되는 경우가 대부분이다. 또한 파괴시 취성파괴를 유발하게 되므로 적절한 유지관리를 통하여 구조물의 붕괴를 미연에 방지하여야 한다.

따라서 최근 CFRP를 포함한 FRP 부착 콘크리트 구조물의 de-bonding 진단에 관한 연구가 활발히 진행되어왔다. Mirmiran 등(1999)은 음향 방사력을, Mirmiran와 Wei(2001)는 초음파 펄스의 속도를 이용하였으며, Levar와 Hamilton(2003)은 적외선 토모그래피를 Ansari(2005)는 광섬유 센서를 이용하였다. 또한 Giurgiutiu 등(2003)은 E/M 임피던스를, Akuthota 등(2004), Ekenel 등(2004), Feng 등(2000)은 마이크로웨이브 센싱 등을 이용하여 de-bonding 진단을 수행하였다. 이러한 기존의 기법들은 성공적으로 FRP의 de-bonding을 진단하였으나 이러한 기법들은 손상을 진단하기 위한 손상 지수를 단일 스케일 계측법으로 계측된 데이터를 이용하며, 데이터 해석을 수동으로 해야하는 단점이 있다. 또한 손상의 유형별 분류 및 정량화를 위해 다중 스케일 계측을 수행할 경우 센서 및 장비의 구성 등에서 추가로 비용 및 시간이 든다.

손상의 분류 및 정량화를 위해서 본 연구에서는 지도학습(Supervised learning) 기반 패턴인식 기법 중 확률론적 신경망(Probabilistic Neural Network) 기법을 적용하였다. 확률론적 신경망 기법은 다층 퍼셉트론(Multi-layer Perceptron)및 역전파(Back Propagation) 알고리즘을 이용한 인공 신경망 기법에 비해 신경망 구조가 간단하여 신경망의 구조를 결정하기가 보다 용이하다. 또한 인공 신경망 기법의 결과는 확률론적이지 않고 결정론적(Deterministic)인 반면, 확률론적 신경망 기법은 그 결과가 확률론적이므로, 환경의 요인 등에 의한 불확실성을 반영할 수 있다(Kim et al., 2005).

본 연구에서는 대표적인 압전센서 중 하나인 PZT(Piezo-electric)센서를 이용하여 유도 초음파 및 임피던스를 동시 계측 가능한 다중 스케일 계측 시스템을 구성하고 이를 CFRP 부착 콘크리트 보에서의 박리 손상 진단을 수행하였다. 다중 스케일 계측 시스템으로부터 계측된 유도 초음파 및 임피던스 신호를 이용하여 2차원 손상 지수를 도출하고 이를 지도학습 기반 확률론적 패턴인식 기법 중 확률론적 신경망 기법에 적용함으로써 손상 정량화를 수행하였다.

2. 이론적 배경

본 연구에서는 다중 스케일 계측 기법을 위해 압전소자 중 압전센서(PZT, Lead Zirconate Titanate)를 기반으로 한 E/M 임피던스 기법과 유도 초음파 기법이 동시에 적용되었다. 압전센서는 그림 1과 같이 전기역학적으로 기계적 변형이 가해질 경우 전압을 발생시키는 정압전효과(Direct effect)와 이와 반대로 인가된 전압에 의해 기계적 변형을 발생시키는 역압전효과(Converse effect)의 특성을 갖는다(ANSI/IEEE Std. 176, 1987; Giurgiutiu et al., 2002; Liang et al., 1994; Sun et al., 1994; 1995).

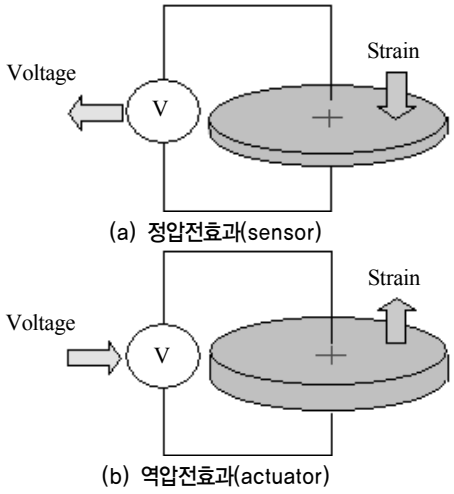


그림 1. 압전센서의 전기 역학적 상호관계 개요

2.1 자가계측 기반 다중스케일계측 기법의 개요

자가계측 기반 다중스케일 계측 시스템을 이용함으로써 구조물을 가진하기 위하여, 임피던스 계측을 위해 선형 chirp 패턴 및 유도 초음파 계측을 위해 Morelet wavelet 형태의 두 가지 파형이 사용된다. 먼저, 선형 chirp 패턴은 식 (1) 및 그림 2(a)와 같다.

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

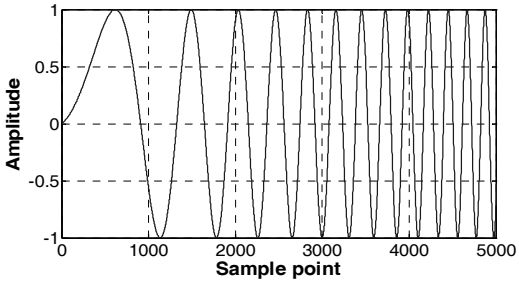
여기서 A = 진폭
ω_0 = 주파수 대역의 시점부
ω_1 = 주파수 대역의 종점부
N = 샘플수

위와 같은 선형 chirp 패턴 신호는 특정 주파수 대역의 정현파로써 표현된다.

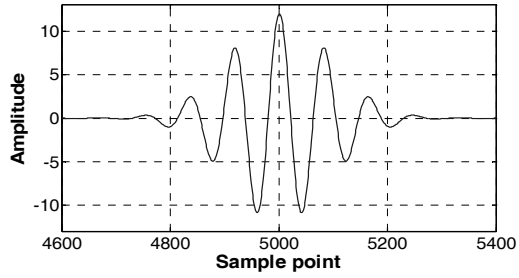
반면, 유도초음파 계측을 위해서는 식 (2) 및 그림 2(b)와 같은 Morlet wavelet 형태의 tone-burst 신호를 사용하였다.

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

여기서 A = 진폭
ω = 입력 신호의 특정 주파수
p = 첨두점의 수



(a) 임피던스 계측의 위한 선형 chirp 패턴 신호



(b) 유도초음파 계측을 위한 Morlet wavelet 기반의 tone-burst 신호

그림 2. 다중스케일 계측을 위한 입력 파형의 형태

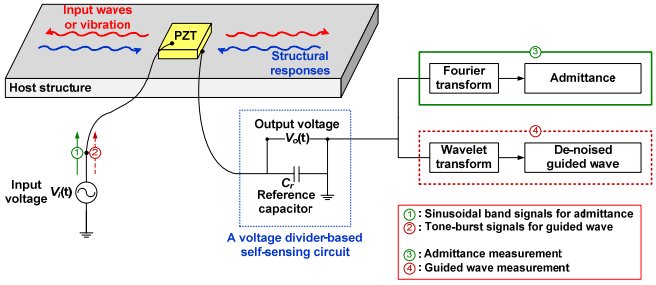


그림 3. 자가계측 기반 다중스케일 계측 시스템의 개요

최근, 압전센서 기반의 저가형 자가 계측 시스템이 제안되었는데(Lee and Sohn, 2006), 이는 그림 3과 같이 참조 캐패시터를 이용하여 구성할 수 있다. 기존의 자가 계측 시스템은 주파수 영역의 신호를 계측하는 시스템으로써, 본 연구에서는 단일 계측 시스템을 이용하여 손상의 분류 및 정량화에 적용하였다.

2.2 신호처리과정

출력 전압의 계측 후, 임피던스 계산을 위한 FFT와 유도초음파 신호의 신호 대 잡음비를 높이기 위한 wavelet 변환 두 가지 신호처리과정을 거친다. 신호 처리를 거친 신호를 이용하여 RMSD(Root Mean of Square Deviation)기반의 손상 지수를 산출하는데, 식 (3)과 같이 계산한다.

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

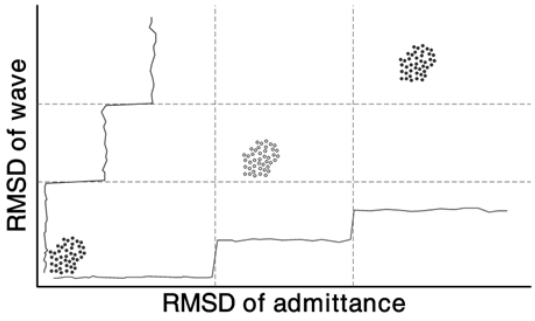


그림 4. 2차원 손상지수의 개요

여기서 $Re(f_{0,i})$ = 기저 임피던스 또는 유도 초음파 신호의 실수부

$Re(f_{1,i})$ = 현재 계측된 임피던스 또는 유도 초음파 신호의 실수부

n = 샘플 수

i = 1, 2, ..., n

임피던스로부터 계산된 RMSD를 x축에, 유도초음파로부터 계산된 RMSD를 y축에 사상시킴으로써 그림 4와 같이 2차원 손상 지수를 도출한다. 이 2차원 손상 지수를 확률론적 패턴 인식 기법에 적용한다.

2.3 확률론적 신경망 기법을 이용한 의사 결정

확률론적 신경망 기법(Probabilistic neural Networks, 이후 PNN)은 기본적으로 Bayes 의사 결정법(Bayes decision strategy)과 상이한 클래스 간의 확률 밀도 함수를 추정하기 위한 Parzen의 비모수적 추정량(Parzen's nonparametric estimator)을 기반으로 한 패턴인식 기법이다(Specht, 1990). 먼저, 계측한 데이터를 $\overline{X}=[X_1 \cdots X_j \cdots X_p]$인 p차 벡터라 했을 때, 이 벡터의 범주를 θ라 한다. 만약, 이 범주 θ가 m개의 범주를 가지는 데이터 중 k번째 범주에 속하는 범주라 하면 이 범주를 θ_k라 할 수 있는데(Kim et al., 2005), 이 과정에서 Bayes 의사 결정법은 식 (4)와 같이 표현할 수 있다.

$$d(\overline{X}) = \theta_k \text{ for } \underset{1 \le k \le m}{\arg\max}\left\{h_k l_k f_k(\overline{X})\right\} \tag{4}$$

여기서, $f_k(\overline{X})$ = k번째 카테고리의 확률 밀도 함수,

l_k = 의사 결정 시 분류 오차에 의해 발생하는 손실 함수

h_k = k번째 범주로부터 추정할 수 있는 패턴의 사전 확률

그림 5는 입력 패턴 $\overline{X}$를 m개의 범주에 따라 분류하기 위한 PNN의 구성을 나타낸다. 그림 5에서 첫 번째 층인 입력층(Input layer)은 테스트 패턴으로부터 입력 받은 값을 두 번째

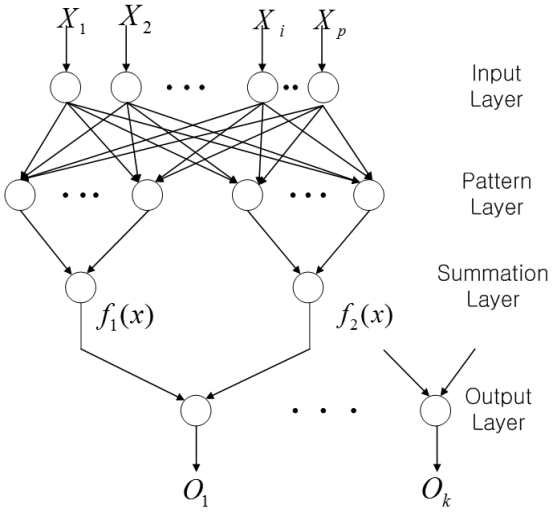


그림 5. 확률론적 패턴인식 기법의 구조

층인 패턴층(Pattern layer)에 분포시켜주는 역할을 한다. 본 연구에서는, 입력층에 입력되는 테스트 패턴은 E/M 임피던스와 유도 초음파 계측을 통하여 계산된 RMSD 값이다. 패턴층에는 손상의 유형별 정도별 패턴이 미리 학습되어 있다. 이 패턴층을 거친 테스트 패턴의 값은 다시 세 번째 층인 합계층(Summation layer)에 입력되는데, 이 층에서 확률 밀도 함수들에 해당하는 범주를 결정한다. 합계층에서는 미리 학습되어 있는 범주 중 테스트 패턴에 해당하는 범주들을 합산한다. 합산 결과가 마지막 층인 출력층(Output layer)에 입력되는데, 여기서 테스트 패턴의 입력 값이 해당하는 범주로 분류되어 결과값이 출력된다. 본 연구에서는 PNN을 적용하여 손상의 유형별 분류 및 손상의 정량화를 수행하였다.

3. 손상 분류 및 정량화 실험

3.1 실험 준비

먼저, 학습데이터 획득을 위해 그림 6과 같이 콘크리트 보에 부착된 CFRP에 5개의 35×35×35×0.508mm 압전센서를 부착한다. 또한 시험 데이터 획득을 위해 같은 방법으로 5 개의 압전센서를 부착하였다. 실제 박리 손상을 모사하기 위하여 본 연구에서는 CFRP의 부착 단계에서 손상을 제어하였다. 그림 7과 같이 첫 단계에서는 CFRP의 양끝단을 부착하지 않았고, 단계별로 부착 면적을 늘여가며 시험을 수행하였다. 손상 유형별로 임피던스 및 유도초음파 신호를 각각 20회씩 계측하여 학습 데이터를 구축하였다.

본 연구에서 사용된 장치 구성이 그림 8에 나타나있다. 데이터 계측 시스템은 그림 8(a)와 같이 내장형 컨트롤러(Embedded controller)와 임의 파형 생성기(Arbitrary Waveform Generator, 이후 AWG), 고속 신호 디지타이저(High-speed signal Digitizer,

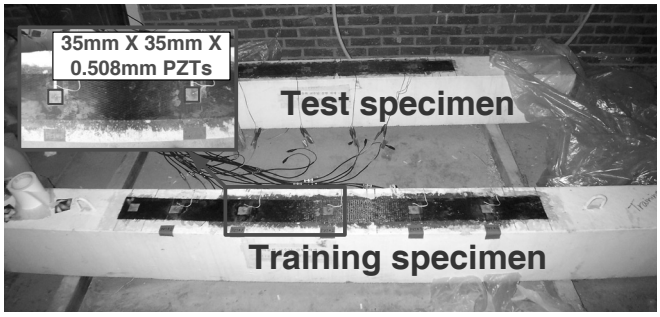


그림 6. 센서 및 시편 구성

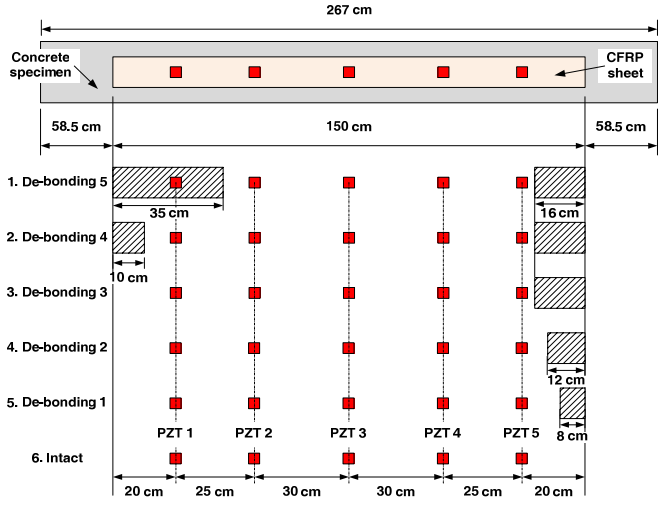
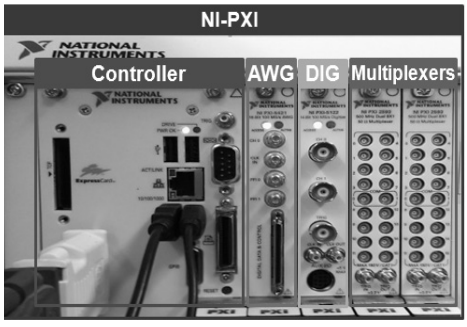
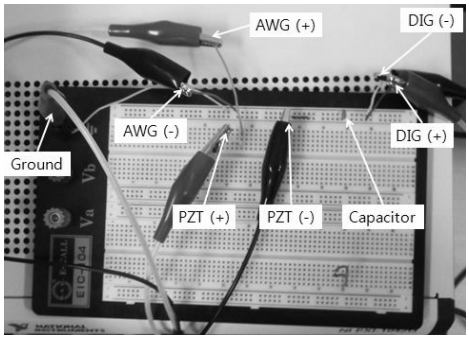


그림 7. 손상 시나리오



(a) NI DAQ system



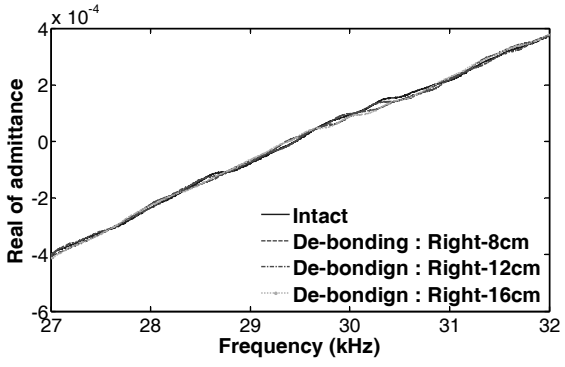
(b) Self-sensing circuit board

그림 8. 자가계측 회로 기반 다중스케일 계측 시스템 장비 구성

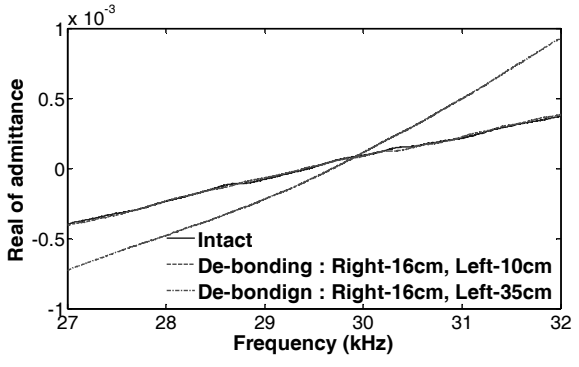
이후 DIG) 및 멀티플렉서(Multiplexer, 이후 MUX)로 구성된다. 먼저, 본 연구에서는 AWG를 이용하여 중심 주파수가 60 kHz인 Morlet wavelet형태의 Tone-burst 신호 및 27 kHz ~ 32 kHz의 주파수 범위를 갖는 선형 chirp 패턴 신호를 생성하여 압전센서를 가진시킨다. 이때 가진 신호의 전압 진폭은 ± 12V이다. 압전센서에 의해 가진된 구조물로부터 응답 신호가 발생하는데, 그림 8(b)에 나타낸 바와 같이 자가 계측 회로 내의 커패시터를 통하여 DIG에서 전압의 형태로 계측된다. 계측 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.

3.2 실험 수행 결과

먼저, 학습 데이터 획득을 위하여 압전센서 1번에서 계측된 임피던스 신호를 그림 9에 나타내었다. 콘크리트 보의 감쇠가 상대적으로 크므로 박리 손상에 직접적으로 영향을 받지 않은 압전센서 2~5번으로부터 계측된 신호에서는 손상에 대한 영향을 관찰하기 힘들었다. 압전센서 1에서 계측된 신호의 변화는 그림 9(b)에서와 같이 다른 압전센서에서 계측된 양에 비해 큰데, 이는 압전센서 1이 직접적으로 손상의 영향을 받기 때문이다.



(a) 우측단에서의 박리 손상

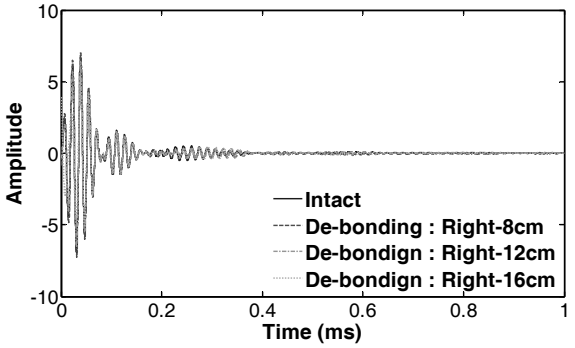


(b) 좌우측단에서의 박리 손상

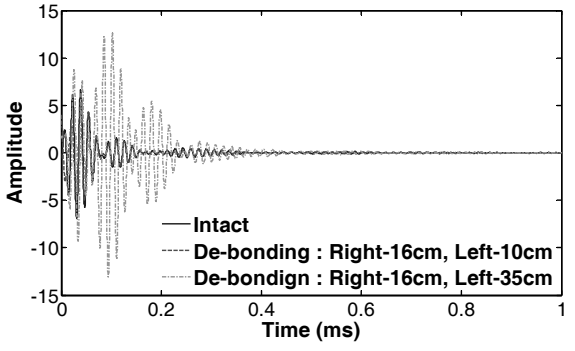
그림 9. 압전센서 1에서 계측된 임피던스 신호

그림 10은 압전센서 1에서 계측된 유도초음파 신호를 보여준다. 박리 손상 전후의 유도초음파 신호 변화는 임피던스와 유사하지만 그림 11에서 알 수 있듯이 그 변화량은 좀 더 크다는 것을 알 수 있다.

압전센서 1에서 계측된 임피던스와 유도초음파로부터 계산된 RMSD를 2차원 평면에 상사시키면 그림 11과 같이 손상 특성에 따라 손상 그룹이 나뉘어짐을 알 수 있다. 데이터는 크게 3개의 클래스로 나뉜다. 클래스 1은 정상 상태를, 클래스 2는 우측 박리 손상을, 클래스 3은 좌측 및 우측 손상을 나타낸다. 이러한 학습 패턴을 PNN에 적용하여 시험 데이터로부터 손상의 유형별 분류를 수행한 결과 그림 12와 같이 높은 오차율로 인해 손상 분류가 어려웠다. 이때 사용된



(a) 우측단에서의 박리 손상



(b) 좌우측단에서의 박리 손상

그림 10. 압전센서 1에서 계측된 유도초음파 신호

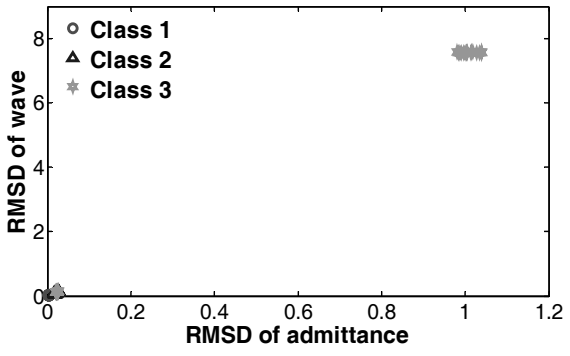


그림 11. 압전센서 1로부터 추출된 학습 패턴

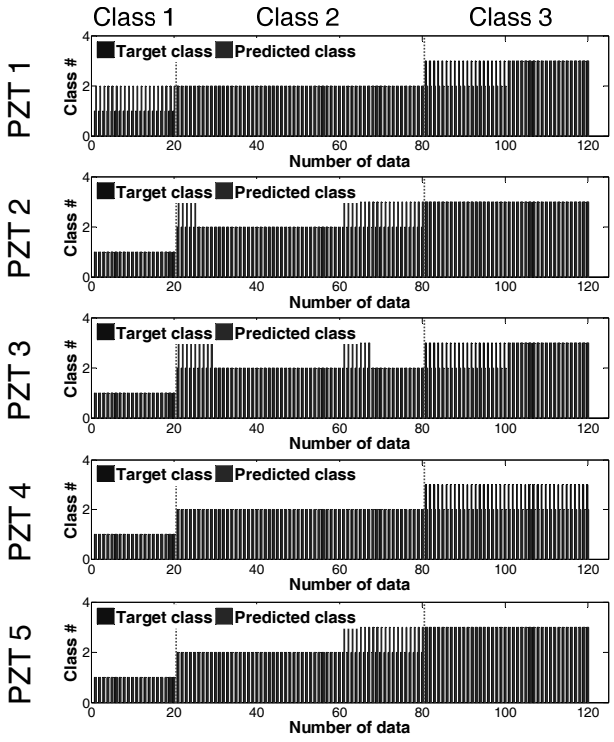
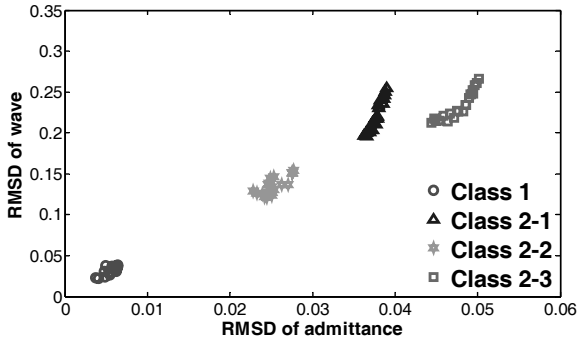
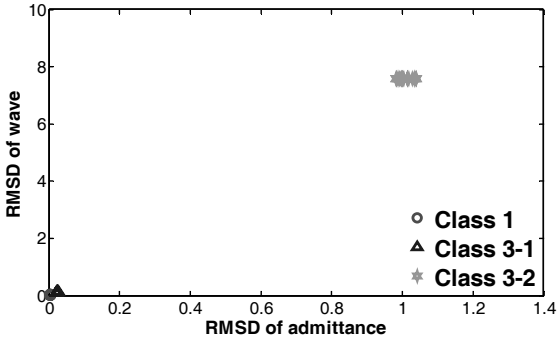


그림 12. 시험 데이터의 손상 유형별 분류



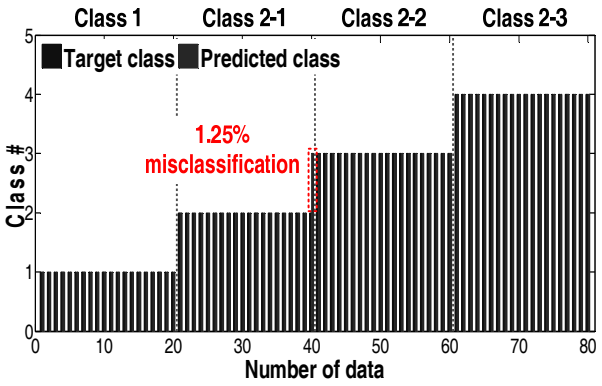
(a) 우측단에서의 박리 손상



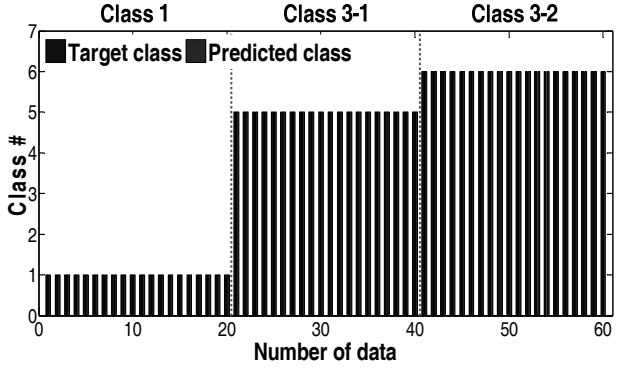
(b) 좌우측단에서의 박리 손상

그림 13. 손상 정량화를 위한 학습 패턴

PNN의 smoothing parameter σ=0.09이며, 손상 유형별 클래스의 수는 3개이므로 PNN의 pattern layer 및 summation layer의 unit수는 각각 3개씩 구축하였다.



(a) 우측단에서의 박리 손상



(b) 좌우측단에서의 박리 손상

그림 14. 손상의 정량화 결과

본 연구에서는 손상 시나리오의 제어를 통해, CFRP 부착 면적을 알고 있으므로 손상의 유형별 분류가 정확도 낮은 결과를 보이더라도 손상 정량화를 수행할 수 있었다. 손상 정량화는 PZT 1번에서 계측된 신호를 이용하여 수행되었는데, 손상 유형별 분류를 위해 나누었던 클래스를 그림 13과 같이 다시 손상의 크기에 따라 세분하면, 클래스 2는 우측단 8cm 박리는 2-1, 우측단 12cm 박리는 2-2, 우측단 16cm 박리는 2-3으로 나눌 수 있다. 또한, 클래스 3은 우측단 16cm 및 좌측단 10cm 박리는 3-1, 우측단 16cm 및 좌측단 35cm 박리는 3-2로 나눌 수 있다.

마지막으로, 손상 분류에서와 마찬가지로 PNN의 smoothing parameter σ=0.09로 하고, 손상 정량화를 위한 클래스의 수는 우측단 박리 손상의 경우 4개이므로 PNN의 pattern layer 및 summation layer의 unit수는 각각 4개씩, 좌우측단 박리 손상의 경우, 클래스의 수는 3개이므로 unit 수를 각각 3개씩 구축하였다. 시험 데이터를 정량화한 결과 그림 14와 같이 클래스 2-2에 대해서는 1.25%의 오진단률을 제외하고 완벽히 정량화됐음을 알 수 있다.

4. 결 론

본 논문은 다중 스케일 계측 시스템을 이용하여 임피던스

및 유도 초음파를 계측하고 이 신호들로부터 도출된 2차원 손상 지수를 확률론적 신경망 기법에 적용시킴으로써 CFRP 박리 손상을 진단하고 정량화하는 기법에 대해 다루고 있다. 다중 스케일 계측 시스템을 적용함으로써 상이한 손상 진단 기법 즉, 유도 초음파 및 임피던스 신호 계측을 위해 실험 장치 구성을 변환해야하는 번거로움을 없앴다. 또한 2차원 손상 지수를 도입함으로써 좀 더 효율적이고 체계적인 손상 진단 기법을 수행할 수 있다. 본 연구에서 사용된 PZT는 콘크리트 beam에 맞춰 parameter 등이 tuning되지 않은 것으로써 콘크리트 및 epoxy 접착층의 큰 감쇠비에 의해 응답 신호가 대부분 감쇠된 것으로 사료되며, 따라서 다른 유형의 손상 진단률은 낮았다. 하지만 손상 레벨별 정량화는 성공적 결과를 도출하였다. 특히, CFRP 양단의 손상에 대해서는 완벽하게 손상 정량화가 수행되었다. 현장 적용성을 높이기 위해 입력 신호의 세기를 증폭시킬 방법을 연구할 계획이며 다른 형태의 손상에 대해 제안된 기법을 적용할 계획이다. 실내 실험으로부터 확보된 학습 데이터를 기반으로 실제 구조물에서의 외부 환경 영향으로 인한 확률론적 신경망의 적용성 및 효율성 등에 대해서도 고려할 계획이다. 마지막으로 유도 초음파 및 임피던스의 입력 주파수 선정 및 확률론적 신경망 기법에서 고려되는 변수 중 smoothing parameter의 최적화에 대해서도 연구할 계획이다.

참고문헌

1. Akuthota, B., D.Hughes, R. Zoughi, J. Myers, and A. Nanni (2004), “Near-Field Microwave Detection of Disbond in Carbon Fiber Reinforced Polymer Composites Used for Strengthening Cement-Based Structures and Disbond Repair Verification”, *Journal of Materials in Civil Engineering*, 16(6): 540～546.
2. Ansari, F. (2005), “Fiber Optic Health Monitoring of Civil Structures using Long Gage and Acoustic Sensors”, *Smart Materials and Structures*, 14(3): S1～S7.
3. ANSI/IEEE Std. 176 (1987), IEEE Standard on piezoelectricity, The Institute of Electrical and electronics Engineers, Inc., New York, USA.
4. Ekenel, M., V. Stephen, J. J. Myers, and R. Zoughi (2004), “Microwave NDE of RC Beams Strengthened with CFRP Laminates Containing Surface Defects and Tested Under Cyclic Loading”, *Proc., 16th World Conference on Nondestructive Testing, Montreal*, Canada. August 30- September 3.
5. Feng, M. Q., F. Flaviis, and Y. J. Kim (2000), “Use of Microwaves for Damage Detection of Fiber Reinforced Polymer-Wrapped Concrete Structure”, *Journal of Engineering Mechanics*, 128(2): 172～183.
6. Giurgiutiu, V., K. A. Harries, M. F. Petrou, J. Bost, and Quattlebaum, J. (2003), “Disbond Detection with Piezoelectric Wafer Active Sensors in RC Structures Strengthened with FRP Composite Overlays”, *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 2(2): 213～224.
7. Giurgiutiu, V., A. Zagrai, and J. J. Bao (2002), “Piezoelectric Wafer Embedded Active Sensors for aging Aircraft Structural Health Monitoring”, *Structural Health Monitoring*, 1(1): 41～61.
8. Kim, D. K., J. J. Lee, J. H. Lee, and S. K. Chang (2005), “Application of Probabilistic Neural Networks for Prediction of Concrete Strength”, *Journal of Materials in Civil Engineering*, 17(3): 353～362.
9. Lee, S. J. and H. Sohn (2006), “Active Self-sensing Scheme Development for Structural Health Monitoring”, *Smart Materials and Structures*, 15(6): 1734～1746.
10. Levar, J. and H. Hamilton (2003), “Nondestructive Evaluation of Carbon Fiber-Reinforced Polymer-Concrete Bond Using Infrared Thermography”, *ACI Materials Journal*, 100(1): 63～72.
11. Liang, C., F. P. Sun, and C. A. Rogers, (1994), “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*, 5(1): 12～20.
12. Mirmiran, A., M. Shahawy and H. Echary (1999), “Acoustic Emission Monitoring of Hybrid FRP-Concrete Columns”, *Journal of Engineering Mechanics*, 125(8): 899～905.
13. Mirmiran, A. and Y. Wei (2001), “Damage Assessment of FRP-Encased Concrete Using Ultrasonic Pulse Velocity”, *Journal of Engineering Mechanics*, 127(2): 126～135.
14. Specht, D. F. (1990), “Probabilistic neural networks”, *Neural Networks*, 3: 109～118.
15. Sun, F. P., C. Liang, and C. A. Rogers (1994), “Experimental Modal Testing using Piezoceramic Patches as Collocated Sensors - Actuators”, *Proceedings of the 1994 SEM Spring Conference and Exhibits*, Baltimore, MI.
16. Sun, F. P., Z. Chaudhry, C. A. Rogers, and M. Majmundar (1995), “Automated Real - Time Structure Health Monitoring Via Signature Pattern Recognition”, *Proceedings of SPIE North American Conference on Smart Structures and Materials*, SanDiego, CA.