

가속도를 이용한 인공신경망 기반 실시간 손상검색기법

ANN-based Real-Time Damage Detection Algorithm using Output-only Acceleration Signals

김 정 태* · 박 재 형** · 도 한 성***
Kim, Jung-Tae · Park, Jae-Hyung · Do, Han-Sung

ABSTRACT

In this study, an ANN-based damage detection algorithm using acceleration signals is developed for alarming locations of damage in beam-type structures. A new ANN-algorithm using output-only acceleration responses is designed for damage detection in real time. The cross-covariance of two acceleration signals measured at two different locations is selected as the feature representing the structural condition. Neural networks are trained for potential loading patterns and damage scenarios of the target structure for which its actual loadings are unknown. The feasibility and practicality of the proposed method are evaluated from laboratory-model tests on free-free beams for which accelerations were measured before and after several damage cases.

Keywords : *real-time damage detection, artificial neural network, cross-covariance, acceleration*

1. 서 론

1980년대 이후 대형 구조물의 노후화, 공용기간 중 붕괴 등으로 인해 구조물의 안전성을 확보하기 위한 노력이 진행되었으며, 현재까지 많은 진동기반 손상검색 기법들이 개발되어졌다. 이와 같은 기법들은 크게 신호기반 기법과 모델 기반 기법으로 나눌 수 있으며, 손상검색을 위하여 다음과 같은 과정이 필요하다. 첫째, 수많은 위치에서의 진동 응답 신호를 측정해야 한다. 둘째, 고유진동수와 모드형상과 같은 모드 계수들이 추출되어야 한다. 셋째, 손상 검색 기법(손상 지수법, 유전알고리즘 기반 기법, 인공신경망 기반 기법 등)을 적용하기 위하여 모드 계수들이 적절하게 수정되어야 한다.

현재까지 인공신경망 기법은 우수한 패턴 식별 능력 때문에 오래전부터 수많은 분야에서 많이 사용되어져 왔으며, 손상검색을 위해서는 1990년대 이후 적용되기 시작하였다. Wu 등(1992)과 Szweczyk 등(1994)는 구조물 손상의 위치와 정도를 판단하기 위하여 인공신경망을 이용하였으며, Yun 등(2000)은 복잡한 구조물의 부구조계 식별을 위하여 인공신경망을 이용하였다. 또한 Lee 등(2005)은 인공신경망을 이용한 구조건전성 모니터링 기법을 제안하고 실제 교량에 적용하여 유용성을 검증하였다.

그러나 이와 같은 인공신경망 기법들이 실제 구조물에 적용되기 위해서는 다음과 같은 문제점이 있다. 첫째, 실제 구조물로부터 획득된 진동 데이터는 전문가에 의한 시간소모적인 모드해석 작업이 필요하다. 둘째,

* 정회원·부경대학교 해양공학과 교수

** 학생회원·부경대학교 해양공학과 박사과정

*** 비회원·부경대학교 해양공학과 석사과정

실제 구조물과 해석 모델 사이에는 모델링 오차가 존재한다. 이와 같은 모델링 오차는 손상검색 오류로 이어진다. 따라서 구조물의 실시간 건전성 모니터링을 위해서 시간영역 신호로부터 구조물상태의 변화를 식별할 수 있는 인공지능 기반 손상검색기법이 필요하다.

본 연구에서는 보 구조물의 손상위치를 실시간으로 경보하기 위하여 가속도 신호를 이용한 인공지능 기반 손상검색기법이 제안되었다. 이와 같은 연구 목적을 달성하기 위하여, 다음과 같은 연구가 수행되었다. 먼저 새롭게 제안된 가속도 기반 인공지능망 알고리즘을 설명하였다. 제안된 알고리즘에서는 구조물의 이상상태를 판별하기 위한 특징으로 서로 다른 위치에서 측정된 두 개의 가속도 신호에 대한 교차 공분산을 이용하였다. 또한 하중 조건의 불확실성에 따른 손상검색결과 오류 문제를 해결하기 위하여 다양한 가진 조건에 따른 복수신경망을 이용하였다. 제안된 기법의 유용성과 적용성은 양단자유보 실험을 통하여 검증되었다.

2. 가속도 기반 인공지능망 알고리즘

NE개의 요소와 N개의 절점을 가지는 임의의 구조물을 가정하자. 구조물이 선형 거동을 한다고 가정하면, 다자유도계에서 특정 위치의 가속도 응답은 다음과 같다.

$$\ddot{X}_i = [M]^{-1}(\{F\} - \dot{X}_i [C] - X_i [K]) \quad (1)$$

여기서 $[M]$, $[C]$, $[K]$ 는 각각 구조계의 질량, 감쇠, 강성 행렬을 나타내고, $\{F\}$ 는 외력 벡터, \ddot{X}_i , \dot{X}_i , X_i 는 각각 시간 t에서의 가속도, 속도, 변위를 나타낸다.

위의 식 (1)에서와 같이, 구조물의 동적 응답의 변화는 구조계의 구조 계수와 외력의 변화로 의해 나타난다. 만약 외력 벡터 $\{F\}$ 를 측정할 수 있고, 손상에 의해 질량과 감쇠의 변화가 매우 작아 무시할 수 있다면, 구조물의 동적 응답은 구조 강성에 의해서만 변화하게 된다. 따라서 Lee 등(1999)은 수치 모델로부터 손상시나리오에 따른 가속도를 추출하고 이를 인공지능망에 학습시켜, 학습된 신경망을 이용하여 손상검색을 수행하는 방법을 제시하였다. 하지만 Lee 등이 제시한 방법에는 두 가지 적용 한계가 있다. 첫째, 실제 구조물에서 외력을 추정하기에는 어려운 점이 있다. 둘째, 실제 구조물과 수치 모델 사이에 발생할 수 있는 모델링 오차를 고려할 수 없다. 본 논문에서는 첫 번째 한계점을 극복하기 위하여 서로 다른 위치에서 취득된 두 신호의 교차 공분산 함수(cross-covariance function)를 이용하였고, 두 번째 한계점을 극복하기 위하여 손상 전후의 교차 공분산 함수의 비 값을 이용하였다. 교차 공분산 함수는 두 신호의 상호 상관성을 이용하기 때문에 노이즈 제거에 효율적이고 하중 조건에 따른 영향을 작게 받으며, 손상 전후의 비 값을 이용하게 되면 모델링 오차에 의한 손상검색의 오류를 줄일 수 있다.

본 논문에서는 손상검색을 위해 역전파 알고리즘을 이용하는 인공지능망을 이용하였다. 인공지능망은 3개의 층(입력층, 은닉층, 출력층)으로 구성하였으며, 입력층에서는 서로 다른 위치에서 취득된 두 신호의 교차 공분산 함수의 손상 전후 비 값을 입력하였으며, 출력층에는 다음과 같이 손상 전후 요소의 강성 비 값(element-level stiffness)를 이용하였다(Lee 등, 2005).

$$S_j = k_{j,d}/k_{j,u} \quad (2)$$

여기서 j 는 요소 번호, d 와 u 는 각각 손상상태와 비손상 상태를 의미한다. 식 (2)를 이용하여 요소의 손상 정도는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\alpha_j = 1 - S_j \quad (3)$$

하지만 교차 공분산 함수 및 손상 전후의 비 값을 이용한다하더라도 가진 조건의 불확실성을 해결하기에는 여전히 어려운 점이 있다. 따라서 본 연구에서는 다음 그림 1과 같은 N개의 가진 패턴에 따라 구성되는 복수 신경망을 이용한 손상검색기법을 제안하였다.

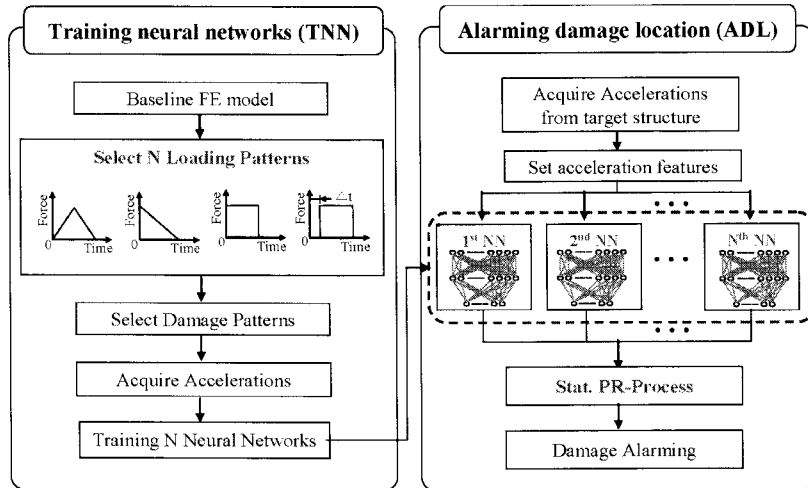


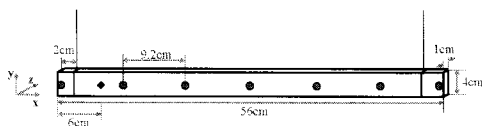
그림 1 가속도를 이용한 인공신경망 기반 손상검색 알고리즘

그림 1에서와 같이 제안된 손상검색 알고리즘은 크게 신경망학습 단계(training neural networks : TNN)와 손상위치정보 단계(alarming damage location : ADL)로 나눌 수 있다. 신경망학습 단계에서는 대상 구조물의 해석 모델을 작성, 하중 패턴의 선정, 손상패턴의 선정, 신경망 학습 단계로 다시 분류되면, 이 단계에서 학습된 N개의 인공신경망은 손상위치정보를 위해 사용된다.

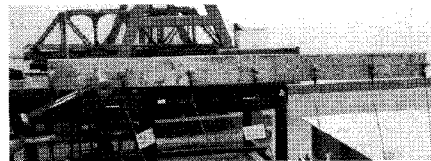
3. 실험 검증

3.1 실험 모델과 해석 모델의 구성

제안된 알고리즘의 유용성을 검증하기 위하여, 다음의 그림 3과 같이 양단 자유보에 대하여 강제진동 실험을 실시하였다. 보의 치수는 길이 56cm, 폭 4cm, 두께 1cm이고, Y축에 대한 휨 모드를 고려하였다. 재료는 탄성계수 70GPa, 단위 질량 2,700kg/m³의 알루미늄을 사용하였으며, 대상구조물의 동적응답을 추출하기 위하여 그림 2과 같이 7개의 가속도계(Dytran 3101BG)를 등간격으로 부착하였다. 가진력은 충격망치(impact hammer)를 이용하여 보의 왼쪽 끝에서 6cm 위치에 충격력을 가하였다. 가속도는 8kHz로 샘플링하여 총 8,450개의 데이터를 취득하였으며, NI 사의 PXI-4482 DAQ 보드와 LabVIEW를 이용하였다.



(a) 실험 계획



(b) 실험 setup

그림 2. 양단 자유보 실험 계획 및 setup

3.2 손상검색을 위한 신경망 학습

인공신경망의 학습을 위하여 그림 3과 같이 13개의 절점과 12개의 요소를 가지는 baseline 모델을 선정하였다. 각 요소의 길이는 4.6cm이고 비손상 상태의 요소 강성은 모두 동일하게 $233.3\text{N}\cdot\text{m}^2$ 으로 설정하였다. 가속도 취득 위치는 실험에서 사용되는 가속도 취득 위치와 동일한 5, 7번 절점에서 취득하였고, 가진 위치 또한 실험에서와 동일한 위치(0.1L)에 설정하였으며, 8kHz로 총 8,450개의 가속도를 취득하였다.

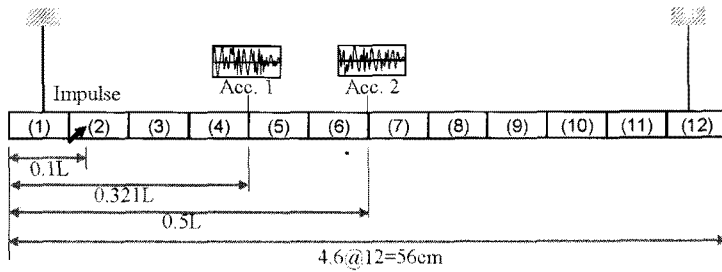


그림 3. 신경망 학습을 위해 사용된 baseline model

다음으로, impact 가진을 모사할 수 있는 총 4개의 가진 패턴을 선정하였다. 4개의 가진 패턴은 그림 4와 같이 삼각 가진, 직각 삼각 가진, 사각 가진, 지연된 사각 가진 패턴으로 선정하였다. 4개의 가진 조건에 대한 가진 시간은 모두 0.01초로 동일 설정하였으며, 가진 크기는 자중의 5%로 동일하게 설정하였다.

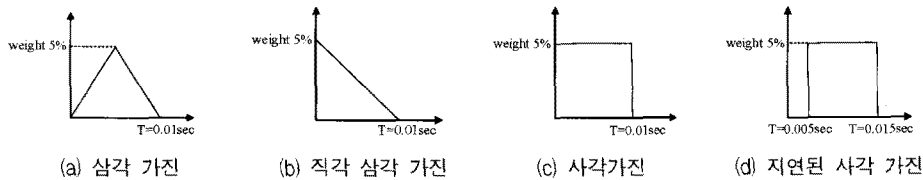


그림 4. 신경망 학습을 위해 사용된 가진 패턴

인공신경망 학습을 위한 손상 패턴을 생성하기 위하여 총 61개의 손상 시나리오를 선정하였다. 손상 시나리오는 비손상 상태를 포함하여, 12개 각각의 요소 강성을 10%에서 50%까지 10%씩 감소시키는 것으로 선정하였다. 따라서 손상시나리오는 4개의 가진 패턴에 대해 총 244개가 인공신경망 학습을 위해 사용되었다. 비 손상 상태에 삼각 가진을 적용하였을 때, 서로 다른 두 위치에서 취득된 가속도 데이터와 그 교차 공분산 특성이 그림 5와 같다.

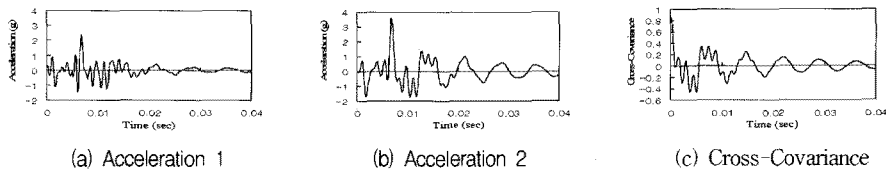


그림 5 비 손상 상태에서 취득된 가속도 데이터 및 교차 공분산

3.3 손상위치 경보

그림 6과 같이 손상은 $x/L = 0.464$ 위치(보의 중앙에서 외쪽으로 2cm 떨어진 위치)에 가는 실톱을 이용하여 보의 두께를 2단계($a/t = 0.25$, $a/t = 0.5$)로 잘라내었다. 가속도 데이터는 각각의 손상 경우에 대하여 7개의 위치에서 계측되었으나, 실제 손상위치 경보를 위해 사용된 가속도 데이터는 왼쪽에서 3, 4번째 위치에서 취득된 데이터를 이용하였다. 왼쪽에서 3, 4번째 가속도계로부터 획득된 가속도 데이터와 그 교차 공분산 특성이 그림 7에 보여 진다.

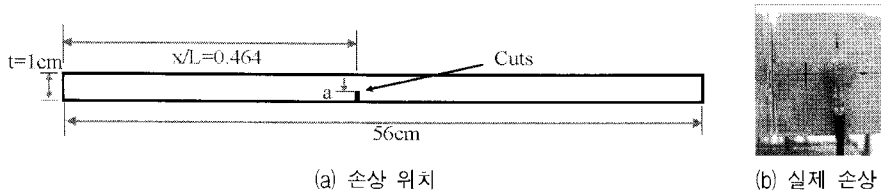


그림 6 실험 구조물에 적용된 손상 시나리오

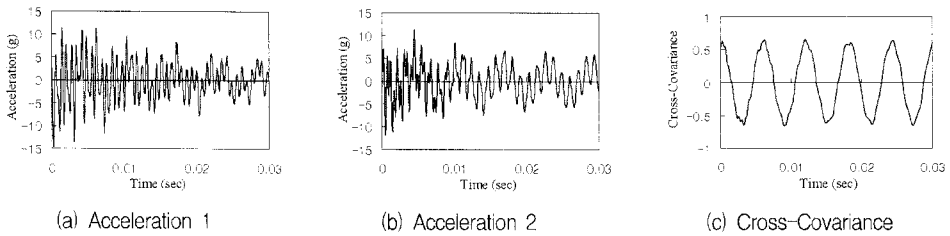


그림 7 실험으로부터 취득된 가속도 데이터와 교차 공분산

그림 7과 같은 획득된 가속도 신호 특성을 가진 조건에 따라 학습된 4개의 인공지능망에 입력하여 손상 경우 1에 대해 나타난 손상검색 결과 그림 8에 보여 진다.

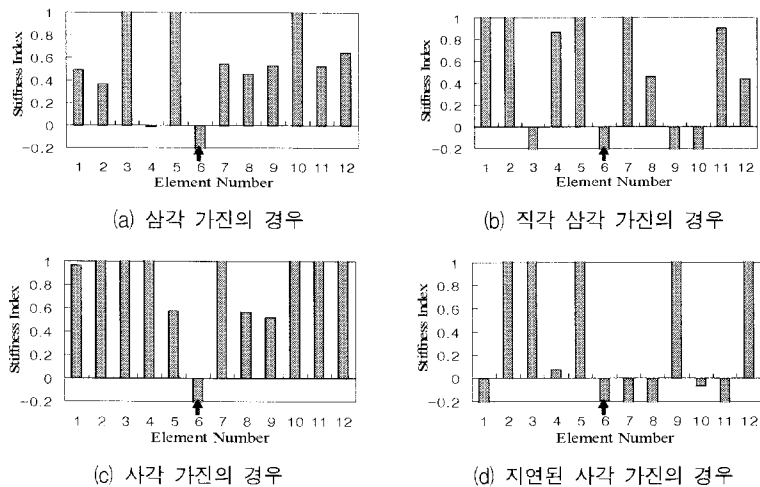


그림 8 각각의 가진조건에 따른 학습신경망을 이용한 손상위치 경보 결과

그림 8에서와 같이 각 학습신경망을 통해 나타난 손상위치경보 결과로부터 손상위치를 판단하는 것은 쉽지 않다. 하지만, 각각의 경우를 살펴보면, 실제 손상의 위치를 포함하고 있는 요소 6번 위치에서 모두 손상이 있는 것으로 나타내고 있는데, 이를 통계적 패턴인식 기법을 통해 분석하면 그림 9와 같이 나타난다. 그림 9에서 볼 수 있듯이 모든 손상시나리오에 대하여 손상경보 결과가 실제 손상이 있는 6번 위치에서 정확하게 예측하고 있음을 알 수 있다.

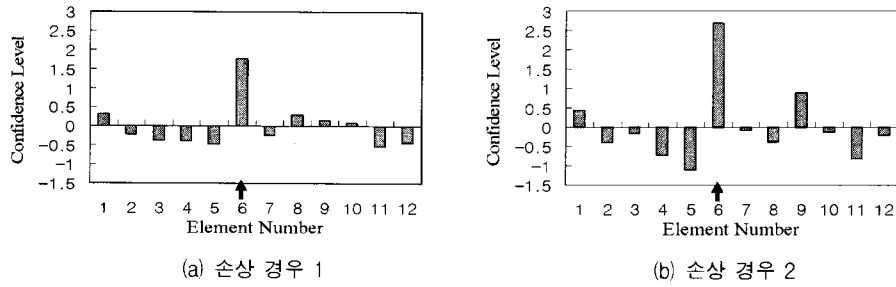


그림 9 제안된 기법을 이용한 손상위치경보 결과

4. 결 론

본 연구에서는 보 구조물의 손상위치를 실시간으로 경보하기 위하여 가속도 신호를 이용한 인공신경망 기반 손상검색기법이 제안되었다. 이와 같은 연구 목적을 달성하기 위하여, 다음과 같은 연구가 수행되었다. 먼저 새롭게 제안된 가속도 기반 인공신경망 알고리즘을 설명하였다. 제안된 알고리즘에서는 구조물의 이상상태를 판별하기 위한 특징으로 서로 다른 위치에서 계측된 두 개의 가속도 신호를 이용하였다. 또한 하중 조건의 불확실성에 따른 손상검색결과 오류 문제를 해결하기 위하여 다양한 가진 조건에 따른 복수신경망을 이용하였다. 제안된 기법의 유용성과 적용성이 양단자유보 실험을 통하여 성공적으로 검증되었다.

감사의 글

이 연구는 한국과학재단지정 우수연구센터인 스마트 사회기반시설 연구센터의 연구비 지원(R11-2002-101-03002-0)으로 이루어졌으며, 저자는 이에 감사를 드립니다.

참고문헌

- Lee, I.W., Oh, J.W., Park, S.K. and Kim, J.T., (1999) Damage assessment of steel box-girder bridge using neural networks, *Journal of Korean Society of Steel Construction*, 11(1), pp.79~88
- Lee, J.J., Lee, J.W., Yi, J.H., Yun, C.B. and Jung, J.Y., (2005) Neural networks-based damage detection for bridges considering errors in baseline finite element models, *Journal of Sound and Vibration*, 280(3), pp.555~578
- Szewczyk, Z.P. and Hajela, P., (1994) Damage detection in structures based on feature-sensitive neural networks, *ASCE, Journal of Computing in Civil Engineering*, 8(2), pp.163~178
- Wu, X., Ghaboussi, J. And Garret Jr., J.H., (2001) Use of neural networks in detection of structural damage, *Computers and Structures*, 42(4), pp.649~659
- Yun, C.B. and Bharg, E.Y., Joint damage assessment of Framed Structures using Neural Networks Technique, *Engineering Structures*, 23(5), pp.425~435