차원 축소된 표면파 투과 함수와 인공신경망을 이용한 콘크리트의 균열 깊이 평가 기법

Dimensionality Reduced Wave Transmission Function and Neural Networks for Crack Depth Estimation in Concrete

신 성 우* • 윤 정 방**

Shin, Sung Woo • Yun, Chung Bang

ABSTRACT

Determination of crack depth in filed using the self-calibrating surface wave transmission measurement and the cutting frequency in the transmission function (TRF) is very difficult due to variations of the measurement conditions. In this study, it is proposed to use the measured full TRF as a feature for crack depth assessment. A principal component analysis (PCA) is employed to generate a basis of the measured TRFs for various crack cases. The measured TRFs are represented by their projections onto the most significant principal components. Then artificial neural networks (NNs) using the PCA-compressed TRFs is applied to assess the crack in concrete. Experimental study is carried out for five different crack cases to investigate the effectiveness of the proposed method. Results reveal that the proposed method can be effectively used for the crack depth assessment of concrete structures.

Keywords : Crack depth, Self-calibrating wave transmission, Principal component analysis, Neural networks

1. 서론

콘크리트의 균열은 구조물의 심각한 성능 저하와 파괴를 유발할 수 있으며, 따라서 이러한 균열 손상의 조기 탐지 및 평가, 보수는 구조물의 건전성을 확보함에 있어서 매우 중요한 부분이다.

콘크리트에서의 균열 깊이를 비파괴적으로 측정하는 통상적인 방법은 초음파의 전달 시간 차이를 측정하여 이로부터 균열 깊이를 추정하는 전파 시간 기반의 방법 (TOFD)이 있으나 [1], 측정의 신뢰성이 높지 않아 현장에서는 거의 사용되지 않고 있는 실정이다. 한편, 최근에 자기 보정 기법을 이용한 표면파 투과법이 균열 깊이 측정을 위하여 개발되었으며, 이 방법이 균열 깊이 추정에 있어서 기존의 TOFD 방법보다 결과에 대한 정확성과 신뢰성이 높은 방법임이 입증되었다[2]. 표면파 투과법을 이용하여 콘크리트 균열 깊이를 산정하기 위한 앞선 연구들은 주로 자기 보정 표면파 투과 함수의 특정한 계수 값에 해당하는 주파수를 선정하여 해당 주파수와 균열 깊이와의 상관 관계식을 구하고, 이를 이용하여 균열 깊이를 추정하는 방법을 사용

* 한국과학기술원 건설 및 환경공학과 스마트 사회기반시설 연구센터 • 연수연구원 • 공학박사 E-mail : shinsw@kaist.ac.kr

** 정 회 원 • 한국과학기술원 건설 및 환경공학과 • 교수 • 공학박사 E-mail : ycb@kaist.ac.kr

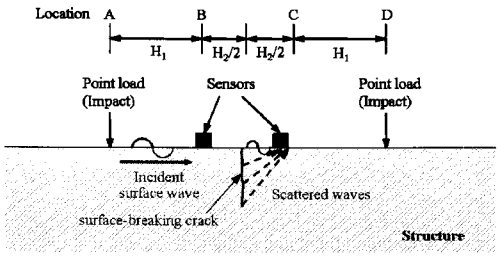
하였다[3]. 그러나, 이와 같이 투과 계수 값의 특정한 주파수에서의 변화 특성을 이용하는 방법들은 측정된 표면파 투과 함수가 측정상의 변동이나 잡음의 영향으로 오차가 포함되어 있을 경우에는 특정 주파수를 선정하는 것이 매우 어려워지는 단점이 있다.

본 연구에서는 자기 보정 표면파 투과 함수를 균열 깊이 평가에 직접 이용하는 방법을 제안하고자 한다. 이 방법은 측정된 표면파 투과 함수를 주성분 분석법(Principal Component Analysis; PCA)을 이용하여 투과 함수의 크기 (차원)를 축소한 후, 축소된 투과 함수 (주성분)를 인공 신경망의 입력으로 사용하여 이로부터 자동적으로 균열 깊이를 추정하는 방법이다. 한편, 제안된 방법의 유효성을 검증하기 위하여 다양한 균열 깊이를 가진 콘크리트 실험체에 대해 실험적인 연구를 수행하였으며, 그 결과 제안된 방법이 균열 깊이 추정에 유효함을 알 수 있었다.

2. 균열 깊이 추정 기법

2.1. 자기 보정 표면파 투과 측정법

실험을 통한 표면파의 투과 함수 측정을 위한 자기 보정 기법은 그림 1과 같이, 점가진원에 의하여 생성된 파동을 균열을 중심으로 동일한 거리만큼 떨어진 위치의 표면에 부착한 두 개의 센서를 통하여 계측하고 이를 주파수 영역에서 신호 처리 함으로써 얻을 수 있다.



[그림 1] 자기 보정 기법 적용을 위한 측정 구성도

센서들과 동일선상에 위치한 A점에 충격을 가하면 가진된 파동은 고체 내부와 표면을 따라 진행하여 가진 위치와 가까운 센서(B점)와 표면 균열을 거쳐 C점에 위치한 센서에서 탐지된다. A점에서 가진되어 B점에서 획득된 신호의 주파수 영역 응답과 C 점에서의 응답은 다음과 같다.

$$Y_{AB}(f) = S_A(f)T_{AB}(f)R_B(f) \tag{1}$$

$$Y_{AC}(f) = S_A(f)T_{AB}(f)T_{BC}(f)R_C(f) \tag{2}$$

여기에서, $Y_{AB}(f)$ 와 $Y_{AC}(f)$ 는 각각 B점과 C점에 위치한 센서로부터 획득된 파형의 푸리에 변환이며, $S_A(f)$ 는 가진원에 의한 A점에서의 주파수 응답이고, $R_B(f)$ 와 $R_C(f)$ 는 B점과 C점을 지나가는 파동을 각각의 점에 위치한 센서로 측정하였을 때의 센서의 주파수 응답이다. $T_{AB}(f)$ 는 파동의 A점과 B점 사이에서의 투과함수(Transmission Function, TRF)이며, 마찬가지로 T_{BC} 는 B점과 C점 사이의 TRF이다[3, 4].

한편, 식 (1)과 식(2)에서의 S 와 R 은 각각 충격 가진의 미지의 변동에 따른 효과와 센서의 종류와 구조체와의 미지의 접촉상태에 따른 효과를 포함하고 있으므로 이를 제거하고 T_{BC} 만을 구하여야 한다. 이를 위해 동일한 충격 가진원을 이용하여 D점에서 가진하여 C점과 B점에서의 $Y_{DC}(f)$ 와 $Y_{DB}(f)$ 를 구하고, T_{BC} 와 T_{CB} 를 대칭 조건을 적용하여 $T_{BC} = T_{CB}$ 로 가정하면 다음과

같은 식을 얻을 수 있다.

$$|T_{BC}(f)| = \sqrt{|T_{BC}(f)T_{CB}(f)|} = \sqrt{\left|\frac{Y_{AC}(f)Y_{DB}(f)}{Y_{AB}(f)Y_{DC}(f)}\right|} \tag{3}$$

식(3)은 신호의 강도, 접촉 상태, 거리 등에 대한 정보가 필요 없으므로 이러한 요인에 대한 추가적인 보정 과정이 필요하지 않기 때문에 자기보정(Self-calibrating)이라 한다[3,4].

2.2. 차원 축소를 위한 주성분 분석 기법

주성분 분석 기법은 (Principal Component Analysis; PCA) k-차원의 데이터 집합을 주성분 (PCs)을 이용하여 p-차원으로 근사화 ($p < k$) 할 수 있는 유용한 기법이다. 본 연구에서는 측정된 TRF인 $T_{BC}(f)$를 신경망의 입력으로 사용할 수 있도록 PCA를 이용하여 크기를 줄였다.

우선 여러 균열 깊이에 대하여 측정한 k개의 주파수 성분을 가진 총 n개의 TRF를 이용하여 TRF 행렬 $[T(f)]_{n\times k}$ 을 만든다. 이 때 행렬의 구성 성분인 $t_{ij}(f)$ 는 i번째 TRF의 j번째 주파수성분을 나타낸다. 다음으로 이 행렬의 j번째 주파수성분에 대한 평균 벡터 $\overline{T}_j$ 와 표준편차 벡터 S_j를 구한 후에, 이를 이용하여 정규화 TRF 행렬$\left[\hat{T}(f)\right]_{n\times k}$ 을 다음 식과 같이 구한다.

$$\hat{t}_{ij}(f) = \frac{t_{ij}(f) - \overline{T}_j}{S_j\sqrt{n}} \tag{4}$$

또한, 이 정규화 TRF 행렬의 상관행렬은 다음과 같이 정의된다.

$$[C]_{k\times k} = \left[\hat{T}\right]^T_{k\times n}\left[\hat{T}\right]_{n\times k} \tag{5}$$

한편, 주성분은 이 상관 행렬의 고유치 해석을 통하여 구하며, 이 때 i 번째 주성분은 i 번째 고유치에 해당하는 고유벡터로 정의 된다. 첫 번째 주성분은 고유치 값들 중에 가장 큰 값에 해당하는 고유벡터이며, 원래의 신호에서 최대의 변화량과 방향을 가지는 가장 중요한 성분이다. 두 번째는 첫 번째 주성분과 직교하고, 그 다음으로 중요한 성분을 의미한다[5].

상관 행렬은 정방 행렬이므로 k개의 고유벡터(주성분)를 얻을 수 있으며, 이로 구성된 고유벡터 행렬 $[\Phi]_{k\times k}$ 이용하여 정규화 TRF행렬을 다음과 같이 주성분 공간으로 투영할 수 있다.

$$[q]_{n\times k} = \left[\hat{T}(f)\right]_{n\times k}[\Phi]_{k\times k} \tag{6}$$

한편, p개의 주성분 만을 이용한 정규화 TRF 행렬의 근사적인 복원은 다음 식을 이용한다.

$$\begin{aligned}\left[\hat{T}\right] &= [q][\Phi]^T = \left[[q_1]_{n\times p}[q_2]_{n\times(k-p)}\right]\left[[\Phi_1]_{k\times p}[\Phi_2]_{k\times(k-p)}\right]^T \\ &\cong [q_1]_{n\times p}[\Phi_1]^T_{p\times k} = \left[\hat{T}_R\right]\end{aligned} \tag{7}$$

식 (7)에서 알 수 있듯이 원 신호로의 복원 성능은 몇 개의 p를 사용하는가에 따라 달라지게 되며, 따라서 성공적인 복원을 위해서는 적절한 p의 선택이 매우 중요하다.

2.3. 균열 깊이 추정을 위한 인공 신경망 기법

인공 신경망 기법은 훈련 패턴 등을 이용하여 인공신경망을 구성하는 시냅스의 연결 강도를 결정하고, 이를 바탕으로 입력과 출력 간의 사상 관계를 형성하도록 하는 패턴인식 기법이다. 이를 위하여 다양한 종류의 인공 신경망이 제안되었으며, 본 연구에서는 그 중에서 가장 널리 사용되고 있는 오차 역전파 학습 알고리즘을 적용한 다층 퍼셉트론을 적용하였다[6] (그림 1). 입력 패턴은 식 (7)에서와 같이 PCA로 차원 축소된 TRF, 즉 $[q]_{n\times p}$ 이며, 시험패턴은 훈련에 사용되지 않은 패턴을 이용하였다. 한편, 출력은 대응하는 균열 깊이 이다.

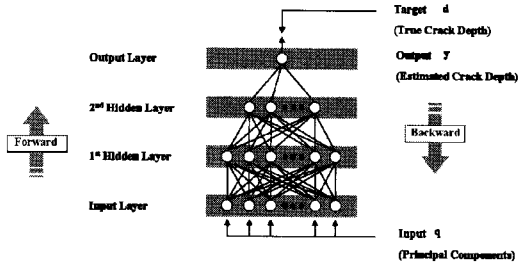


그림 2. 다층 퍼셉트론 인공 신경망

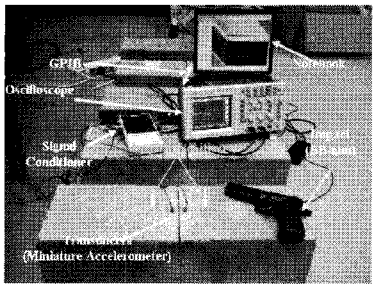


그림 3. 실험 구성

3. 실험적 연구

3.1. 자기 보정 표면파 투과 함수 측정 및 차원 축소

제안된 방법의 유효성을 검증하기 위하여 균열이 없는 실험체를 포함하여 총 5 개의 실험체를 제작하였다. 재료적 특성을 고려하지 않고 균열 깊이 만을 변수로 하였기 때문에 하나의 배합(물:시멘트:잔골재:굵은골재=1:0.5:2.44:3.33, 중량비)을 이용하여 모든 실험체를 타설하였고 28일간 증기 양생하였다. 실험체는 폭, 높이, 길이가 각각 20, 16, 60 (cm)에 해당하는 보 형태이며, 균열은 0.2mm 의 두께를 가진 알루미늄 박판을 이용하여 인공적으로 생성하였고 깊이는 각각 0, 2, 4, 6, 8 (cm) 이다. 알루미늄 박판은 응결이 완료된 시점에서 제거하였다. 한편, 표면파 투과 함수 측정을 위한 실험 구성은 그림 3과 같으며, 두 개의 센서 사이의 간격 (D_2)는 30 mm로 하였고[7], 충격 위치와 근접 센서의 간격(D_1)은 다양한 패턴을 얻기 위하여 30-60 (mm) 사이에서 간격을 변화하면서 신호를 획득하였다. 센서는 접촉식 초소형 가속도계 (PCB-353B)를 사용하였고, 충격 하중은 재현성이 우수한 BB-총을 이용하였다[8]. 노트북과 GPIB로 연결한 오실로 스코프를 신호 저장 및 처리 장치로 구성하였다.

5 개의 균열 깊이에 대하여 각각 100 개의 TRF를 측정하여, 512 개의 주파수 성분을 가진 총 500 개의 TRF로 (500×512) 의 TRF 행렬을 구성하였다. 주성분은 정규화 TRF 행렬의 상관 행렬을 고유치 해석을 통하여 구하였으며, 12개의 주성분과 48개의 주성분을 사용하여 2 cm에 해당하는 경우 (C1)와 4 cm에 해당하는 경우 (C2)의 TRF를 복원한 결과를 각각 그림 4와 5에 나타내었다. 그림에서 알 수 있듯이, 48 개의 주성분을 이용하여 원신호를 복원하였을 경우, 거의

완벽하게 원신호를 재현하고 있음을 알 수 있으며, 이 때의 복원 오차[5]는 1% 이하였다. 한편, 12개의 주성분을 사용한 경우에도 원신호의 재현이 매우 우수하게 이루어지고 있음을 알 수 있으며, 이 때의 복원 오차는 10 % 이하였다. 따라서, 제안된 방법을 이용하면 512개의 주파수 성분을 가진 TRF를 매우 적은 수의 주성분 만으로도 - 예를 들자면 15~50 개의 주성분 - 중요한 정보의 손실 없이 매우 효율적으로 원신호를 재현할 수 있다는 것을 알 수 있다. 또한, 이를 이용하면 신경망 입력의 크기 뿐만 아니라 신경망의 크기도 획기적으로 줄일 수 있기 때문에 매우 경제적이고, 효율적인 균열 깊이 추정이 가능하다는 것을 알 수 있다.

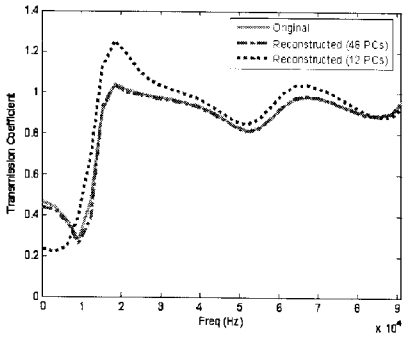


그림 4. 복원 TRF : C1

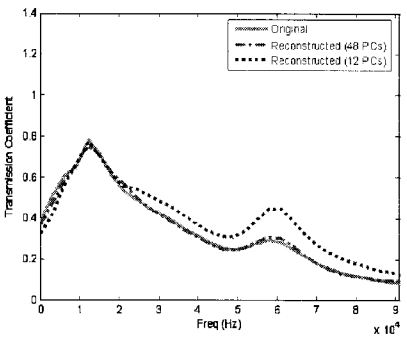


그림 5. 복원 TRF : C2

3.2. 인공 신경망을 이용한 균열 깊이 추정

각 균열 깊이 별로 총 100 개의 TRF 중에 75개를 신경망의 훈련을 위한 패턴으로 사용하였고, 남은 25 개를 이용하여 신경망의 일반화 성능을 검증하는 시험 패턴으로 사용하였다. 본 연구에서 사용된 신경망은 입력층과 출력층, 그리고 2개의 은닉층으로 구성하였으며, 각 은닉층의 노드 개수는 첫번째 은닉층은 15개, 두번째 은닉층은 9개로 하였다. 한편, 입력 층의 노드 개수는 사용한 주성분의 개수와 일치하며, 출력 값은 해당 균열 깊이 이다. 본 연구에서는 비교를 위하여 12개와 48개의 주성분을 사용하여 두 개의 신경망을 구성하였다. 신경망은 미리 정해진 수렴 값에 수렴하면 훈련을 종료하고, 25개의 시험 패턴을 이용하여 성능을 검증하게 된다.

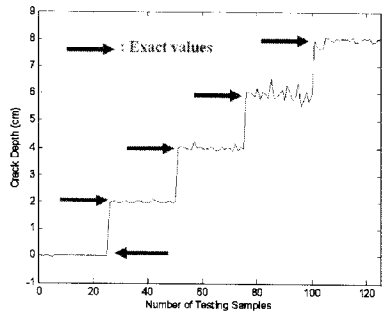


그림 6. 추정된 균열 깊이 (12 개의 주성분)

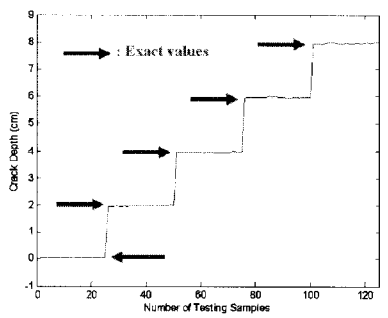


그림 7. 추정된 균열 깊이 (48 개의 주성분)

각 균열 깊이 별로 25개의 시험 패턴을 이용하여, 12개의 주성분을 사용한 신경망과 48개의 주성분을 사용한 신경망의 출력 값을 각각 그림 6과 7에 나타내었다. 그림으로부터, 서로 다른

개수의 주성분을 사용한 두 신경망 모두에서 균열 깊이가 성공적으로 추정됨을 알 수 있다. 한편, 주성분의 개수를 늘리면 추정의 정확도가 향상됨을 알 수 있지만, 12 개의 주성분을 사용하여도 RMS 10 % 이내의 오차로 우수하게 균열 깊이를 추정할 수 있음을 알 수 있다. 이로부터, 제안된 방법을 이용하면 매우 효율적이고 우수한 콘크리트의 균열 깊이 추정이 가능함을 알 수 있다.

4. 결론

본 연구에서는 콘크리트의 균열 깊이 추정을 위하여 차원 축소된 표면파 투과 함수를 이용한 인공 신경망 기법을 제안하였다. 표면파 투과 함수를 측정하기 위하여 자기 보정 기법을 도입하였으며, 측정된 투과 함수의 크기를 축소하기 위하여 주성분 분석법을 이용한 차원 축소법을 제안하였다. 또한, 차원 축소된 투과 함수를 신경망 기법과 결합하여 균열 깊이의 추정이 자동적으로 이루어질 수 있도록 하였다. 제안된 방법은 실험을 통하여 검증하였으며, 그 결과 제안된 방법을 이용하면 투과 함수의 차원을 중요한 정보의 손실 없이 효과적으로 줄일 수 있고, 이를 신경망의 입력으로 사용하면 매우 효율적인 균열 깊이 추정이 가능함을 알 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 건설교통부 건설 핵심기술 연구개발 사업 (과제번호:05건설핵심-C19)과 과학기술부 우수연구센터 사업 (스마트 사회기반시설 연구센터, 과제번호: R11-2002-101-03001-0)의 재정 지원에 의해 수행되었으며, 이에 사의를 표합니다.

참고 문헌

1. M. J. Sansalone, J. Lin, and W. B. Streett, "Determining the Depth of a Surface-Opening Cracks Using Impact Generated Stress Waves and Time-of-Flight Techniques," *ACI Materials Journal*, Vol. 95, pp. 168-177, 1998
2. W. Song, J.S. Popovics, and J.D. Achenbach, "Crack Depth Determination in Concrete Slabs Using Wave Propagation Measurements," *Proceedings of the Airport Technology Transfer Conference*, Atlantic City, NJ, USA, 1999
3. G. Hevin, O. Abraham, H.A. Petersen, M. Campillo, "Characterization of Surface Cracks with Rayleigh Waves: A Numerical Model," *NDT & E International*, Vol. 31, pp.289-298, 1998
4. J.S. Popovics, W. Song, M. Ghandehari, K.V. Subramaniam, J.D. Achenbach, and S.P. Shah, "Application of wave transmission measurements for crack depth determination in concrete," *ACI Materials Journal*, Vol. 97, pp. 127-135, 2000
5. I.T. Jollife, *Principal Component Analysis*, Springer-Verlag, NY, USA, 2002
6. S. Haykin, *Neural Networks*, Prentice Hall International, NJ, USA, 1999
7. W. J. Song, J.S. Popovics, J.C. Aldrin, and S.P. Shah, "Measurement of surface wave transmission coefficient across surface-breaking cracks and notches in concrete," *Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 113, pp. 717-725, 2003
8. Sung Woo Shin, Chung Bang Yun, John S. Popovics, and Jae Hong Kim, "Improved Rayleigh Wave Velocity Measurement for Nondestructive Early-age Concrete Monitoring," *Research in Nondestructive Evaluation*, Vol. 18, pp. 45-68, 2007