

서해대교 건전성 모니터링을 위한 데이터 분석 및 건전성지수

김현수* · 김유희** · 박종철*** · 신수봉****

Kim, Hyunsu*, Kim, Yuhee**, Park, Jongchil***, Shin, Soobong****

Data Analysis and Health Index for Health Monitoring of Seohae Bridge

ABSTRACT

It is important to collect reliable measured data for proper bridge health monitoring. However, in reality incomplete and unreliable data may be acquired due to sensor problems and environmental effects. In case of sensor malfunction, parts of measured data are missing and thus health monitoring cannot be carried out reliably. Due to environmental effects such as temperature variation, dynamic characteristics of natural frequencies may change as if the structure is damaged. The paper proposes a systematic procedure of data processing and data analysis for reliable structural health monitoring. Also, it applies the Mahalanobis distance as a health index computed statistically using revised data. The proposed procedure has been examined using numerically simulated data from a truss structure and then applied to a set of field data measured from Seohae cable-stayed bridge.

Keywords : Health monitoring, Missing data, Environmental effects, Health index

초록

구조물의 건전성을 적절하게 모니터링을 하기 위해서는 정확하고 신뢰할 수 있는 계측데이터가 중요하다. 하지만, 실제로는 환경영향 및 센서고장으로 인해 불완전하고 신뢰할 수 없는 데이터가 계속된다. 센서고장인 경우에는 모니터링을 하기 위한 데이터 자체가 계측이 되지 않는 문제가 발생하고, 온도변화와 같은 환경영향에 의해서는 구조물이 손상되었을 때보다 고유진동수 등의 동특성이 더 큰 폭으로 변화한다. 본 논문에서는 구조건전성 모니터링을 위한 데이터 처리 및 분석의 체계적인 절차를 제시하였으며, 보정된 데이터를 사용하여 통계적으로 산정하는 건전성지수로 Mahalanobis 지수를 적용하였다. 제안된 방법을 트러스구조에서 수치적으로 모사한 데이터를 사용하여 검증하고, 서해대교에서 계측한 현장데이터에 적용하였다.

검색어 : 건전성모니터링, 손실데이터, 환경영향, 건전성지수

1. 서론

구조건전성모니터링(SHM: Structural Health Monitoring)은 1990년대 초부터 국내외에서 연구가 활발하게 시작되었다(Aktan 2003; Wenzel 2009). 도로, 교량, 댐, 터널 등의 사회기반시설물들은 큰 하중을 지지하고 많은 사람들이 이용하기 때문에 적절한 건전성의 확보가 중요하다. 설계하중을 초과하는 과적차량, 태풍 등의 자연재해, 환경적 요인으로 인하여 구조물들에는 예상하지 못한 상황이

* 인하대학교 토목공학과 석사 (gustn716@naver.com)

** 정회원 · 인하대학교 토목공학과 박사과정 (kimyuhee74@hanmail.net)

*** 정회원 · 한국도로공사 책임연구원 (pjcseven@ex.co.kr)

**** 정회원 · 교신저자 · 인하대학교 토목공학과 교수 (Corresponding Author · Inha University · sbshin@inha.ac.kr)

Received October 21 2011, Revised January 25 2012, Accepted March 7 2013

발생할 수 있기 때문에, 이러한 문제점을 최소화하기 위해 구조물의 건전성을 항상 모니터링하고 구조물을 유지관리 하는 것이 필요하다. 특히 규모가 큰 장대교량의 경우 이러한 건전성모니터링은 더욱 중요한 이슈가 된다.

일반적으로 SHM은 (1) 데이터 처리 및 분석, (2) 구조적 이상여부 파악, (3) 손상위치 추정, (4) 손상정도 평가의 4단계로 구분할 수 있다. 경우에 따라 (2)~(4) 단계를 1~2개의 단계로 축소하고, 구조물의 잔존수명을 예측하는 단계를 추가하기도 한다. 본 논문에서는 이들 단계들 중에서 정확한 손상의 위치를 확인하고 손상의 정도를 평가하기에 앞서 적절하게 데이터를 처리하고 분석하는 절차를 정립하고, 이를 통해 구조적 이상여부를 파악할 수 있는 건전성지수를 적용하고자 한다.

계측데이터의 계속오차 처리에서 필터링 등을 적용하는 문제는 이미 많은 연구가 진행되어 있기 때문에, 본 연구에서는 계속오차는 이미 필터링된 데이터가 주어진 상태에서 그 후에 고려되어야 할 상황을 대상으로 하였다. 이 경우 계측데이터의 처리 및 분석에서 고려하여 할 사항들은 계측센서의 오작동 등으로 인하여 계측데이터가 손실된 구간을 추정하고 복원하는 것과 온도변화와 같은 환경영향이 구조물의 거동에 미치는 영향을 배제하는 것으로 구분할 수 있다. 본 논문에서는 이 두 가지 사항 각각에 효과적으로 적용할 수 있는 방법을 제시하였으며, 이렇게 처리된 데이터를 사용하여 산정할 수 있는 건전성지수를 제시하였다.

이와 같이 설정된 구조물건전성모니터링 절차를 수치예제로 선정된 트러스구조물에서 모사한 데이터를 사용하여 검증하였으며, 이를 실 사장교에서 장기적으로 계측한 실측데이터에 적용하여 그 결과를 분석하고 문제점을 논의하였다.

2. 환경영향을 고려한 데이터의 처리 및 분석

2.1 손실데이터의 복원

계측센서의 고장 및 오작동 등의 원인으로 인하여 Fig. 1과 같이 종종 계측데이터의 일부가 손실되는 경우가 발생하곤 한다. 이런 경우 장기적으로 계측된 데이터를 사용하여 구조물의 건전성을 신뢰할 수 있게 모니터링하기 위하여 손실된 부분의 계측데이터를 복원하는 것이 필요하다.

손실데이터를 복원하기 위한 다양한 기법들이 소개되어 있다. Sohn et al.(1998)은 선형회귀분석법을 교량의 진동신호에 적용하였다. 측정된 온도와 고유진동수를 기준으로 선형회귀모델을 구성한 후, 이를 차년도에 측정된 온도데이터로 고유진동수를 추정하였다. Serker et al.(2009)도 Sohn et al.(1998)과 유사하게 회귀분석법을 적용하였지만, 가속도 데이터가 아닌 FBG 센서를 이용한 변형률 데이터를 사용하였다. 그러나 이 방법 역시 건전한 상태에서

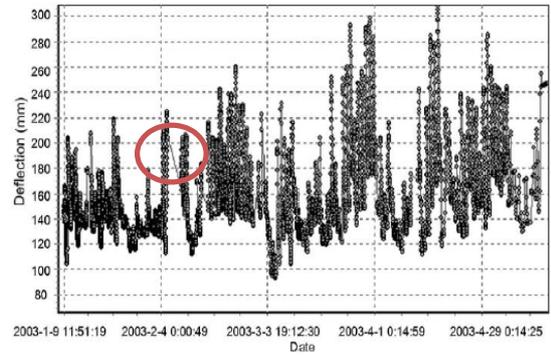


Fig. 1. Measured bridge displacements with missing parts (Zhu et al. 2006)

모델을 설정한 후 계측데이터를 사용하여 비교 및 분석을 하는 방식을 사용하였다. Peeters and Roeck(2000)는 측정된 온도와 고유진동수 데이터를 사용하여 ARX모델을 설정하고, 이를 사용하여 온도변화에 따른 고유진동수를 재구성하였다. ARX모델 설정을 위해 4개의 저차 고유진동수를 사용하였다. Kullaa(2005, 2009)는 측정된 데이터들의 상관관계를 이용하여 손실된 혹은 불완전하게 측정된 데이터를 복원하였다. 이 방법은 다양한 종류의 데이터를 적용할 수 있다는 장점이 있지만 많은 연구에서와 동일하게 건전한 상태 구조물의 기저 데이터가 필요하다는 문제점이 있다.

본 연구에서는 Zhou et al.(2010)에 의해 제안된 신경망이론의 역전파 알고리즘을 사용하여 손실데이터를 추정하는 기법을 적용하였다. 본 연구에서 고려하는 환경영향인 계절적으로 변하는 온도와 이에 상응하는 동특성치인 고유진동수의 변화 사이의 상관관계가 크기 때문에, 이런 뚜렷한 패턴의 학습을 통한 신경망 알고리즘의 적용이 상대적으로 용이할 것으로 판단되었다.

2.2 환경영향의 배제

구조물의 동특성(고유진동수, 진동형상 등)은 구조물의 국부손상보다는 환경적 조건(온도, 습도, 바람 등)에 의해 보다 크게 변하기도 하기 때문에, SHM 분야의 발전에 따라 구조물에 대한 환경의 영향을 고려하는 것이 널리 연구되고 있다. 특히, 교량 부분에서는 온도와 습도, 바람에 대한 많은 연구가 실시되고 있으며, 이 중 온도의 영향이 교량에 가장 많은 영향을 주는 것으로 알려져 있다. 여러 연구에서 계측데이터에서 환경적 영향을 배제한 후 분석된 데이터를 사용하여 건전성모니터링을 실시하는 것이 더 효과적이라 분석되었다(Bellino et al. 2010; Zhou et al. 2010).

환경영향을 배제하는 것과 관련된 다양한 방법들이 소개되어 있다. 이중 고전적 방법으로 회귀분석법(Peters 2000), Novelty Detection(Manson 2001), 손실데이터 분석법(Kullaa 2005, 2009), Singular Value Decomposition(Vanlanduit et al. 2004), Support

Vector Machine(Ni et al. 2005) 등이 있다. 그리고 이중 구조물의 해석모델이 필요 없이 계측된 신호만으로 환경영향을 평가하는 통계적 분석기법들로 주성분분석법(PCA: Principal Component Analysis)(Yan et al. 2005), 인자분석법(Kullaa 2003; Deraemaeker et al. 2008), 신경망이론(Ko et al. 2003) 등이 소개되어 있다. 본 연구에서는 이 중 신뢰성이 높은 주성분분석법(PCA)를 통하여 측정데이터의 환경성분을 제거하는 방법을 적용하였다.

PCA기법은 n개 모드, N개 샘플개수를 가진 고유진동수행렬 $\mathbf{Y}(n \times N)$ 를 m개 주성분 차원으로, 즉 Eq. (1)과 같이 loading matrix $\mathbf{T}(m \times n)$ 를 사용하여 행렬 $\mathbf{X}(m \times N)$ 로 감소시켜 표현할 수 있다(Yan et al. 2005).

$$\mathbf{X} = \mathbf{T}\mathbf{Y} \quad (1)$$

선형으로 사상시킨 Eq. (1)은 데이터의 차원을 n에서 m으로 감소시킨 것이다. 여기서 m은 구조물 본래의 물리적인 값이므로, 환경적인 요인들을 포함하고 있는 n값 보다 m값이 작아야 한다.

Loading matrix \mathbf{T} 는 공분산행렬 요소의 큰 순서인 m개의 eigenvectors로부터 구하거나, singular value decomposition (SVD)으로부터 계산된다. 본 연구에서는 SVD 방법을 이용하여 주성분을 구하였다.

$$\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^T \quad (2)$$

여기서, \mathbf{U} 는 orthogonal matrix이고, $\mathbf{\Sigma}$ 는 singular value를 포함하고 있다. Loading matrix \mathbf{T} 는 \mathbf{U} 의 첫 번째부터 m번째까지의 행벡터이며, 선택하는 m은 singular value에 의해서 선택이 된다. 차원이 감소된 \mathbf{X} 행렬은 환경적인 요인이 제거된 특성을 갖고 있다. 이를 원 데이터와 비교하기 위해서 다시 원래의 차원으로 재사상을 시키면 Eq. (3)과 같다.

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{T}^T\mathbf{X} = \mathbf{T}^T\mathbf{T}\mathbf{Y} \quad (3)$$

Eq. (3)의 $\hat{\mathbf{Y}}(n \times N)$ 은 원래의 차원으로 변환시킨 행렬이며, Eq. (4)와 같이 잔차행렬 \mathbf{E} 를 구할 수 있게 된다.

$$\mathbf{E} = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}} \quad (4)$$

2.3 건전성지수 선정

건전성지수는 구조물의 건전성 상태를 용이하게 확인하기 위한 단일 지수로 기본적으로 기존의 상태와 현재 구조물의 상태를 비교하여 정의한다. 본 논문에서는 국부적인 손상은 고려하지 않고

전체 구조물의 환경영향을 배제한 동적 고유특성치 잔차의 변화를 사용하여 선정하는 건전성지수를 사용한다.

Eq. (4)에서 추정한 오차행렬로 구하는 Mahalanobis norm NI^M 를 Eq. (5)와 같이 정의할 수 있다(Yan et al. 2005; Bellino et al. 2010).

$$NI_k^M = \sqrt{\mathbf{E}_k^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{E}_k} \quad (5)$$

여기서, $\mathbf{R} = (1/N)\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T$ 로 행렬 \mathbf{Y} 의 공분산행렬이며, k는 시간에 따른 변화를 의미한다.

Control chart를 이용하여 NI 의 평균인 \overline{NI} 와 표준편차를 계산하여 Eq. (6)과 같이 중심선, 상한계와 하한계를 구성한다(Yan et al. 2005).

$$CL = \overline{NI}, \quad UCL = \overline{NI} + \alpha\sigma, \quad LCL = \overline{NI} - \alpha\sigma \quad (6)$$

Eq. (6)에서 계수 α 는 3을 사용하였고, 이는 정규분포에서 신뢰도 99.7% 구간을 나타낸다. 이런 기준치의 설정은 구조물에 문제가 발생했을 때를 알 수 있는 지표가 되며, 무손상인 구조물에서 위의 기준치를 구하고 새로운 데이터가 들어왔을 때 그 구조물의 문제점 여부를 판단할 수 있는 기준이 된다.

3. 수치예제를 통한 검토

3.1 수치예제 모델 설정

신경망이론 역전파 알고리즘의 적용을 위해 Fig. 2의 트러스교량을 사용한 수치예제를 본 연구에서 수행하였다. 수치예제에서 각 부재의 시간에 따라 변하는 온도를 입력값으로, 그에 따른 고유진동수의 변화를 결과값으로 구성하였다. 신경망이론의 히든뉴런 개수는 반복법을 통하여 오차가 최소로 되는 값으로 선택하였다. 전달함수로는 탄젠트시그노이드함수(tangent sigmoid function)와 선형함수(linear function)로 MATLAB 프로그램의 뉴럴네트워크 툴박스를 사용하였다.

수치예제에서는 트러스모델에서 추출한 10차 모드까지의 고유진동수를 사용하였고, 온도변화에 따라 Fig. 3과 같이 강재의 탄성계수를 변화 시켰다(The Engineering Toolbox). 실제와 근사하게

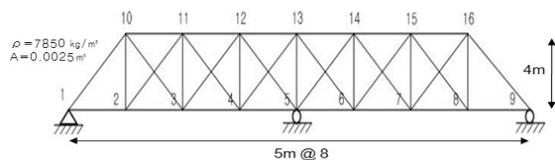


Fig. 2. Two span truss model

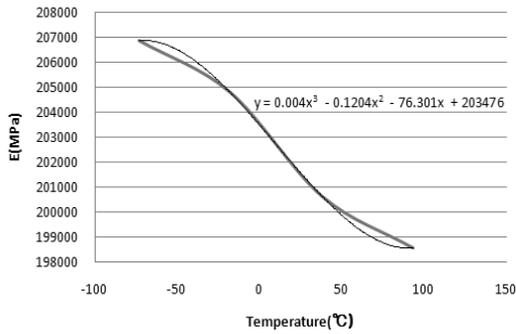


Fig. 3. Variation of Modulus of elasticity with temperature (Kim et al. 2012)

온도의 변화를 주기 위해 트러스의 상현재, 복부재, 하현재의 온도를 각각 다르게 고려하였으며, 전체 구조물의 온도변화는 -15~35°C로 변화 시켰다. 상현재의 온도는 복부재보다 5°C 높고, 하현재의 온도보다 10°C 높게 하였다. 또한, 실제 구조물의 온도변동을 최대한 반영하기 위해 각 부재마다 ±0~1%씩 탄성계수의 변화를 임의로 추가하였다.

3.2 데이터의 추정

본 수치예제에서 데이터 추정을 위하여 온도의 변화를 고려하였다. Fig. 2의 트러스교량에 Fig. 4와 같이 계절에 따른 온도변화를 입력하여, 구조물의 고유진동수를 구하였다. 총 8,760개의 샘플을 추출하였고, 이는 한 시간에 한 번씩 고유진동수를 추정하였을 때 1년간 계속되는 고유진동수의 개수이다. Fig. 4의 온도는 트러스 각 부재의 평균온도이며, Fig. 5의 고유진동수는 1차~3차 모드까지의 고유진동수들의 1년간의 변화이다. 고유진동수는 온도에 따라 반비례하는 특성을 관찰할 수 있다.

Fig. 6의 1차 고유진동수와 같이 온도에 따라 변동하는 1~10차 고유진동수의 데이터를 사용하였으며, 각 차수별로 신경망이론 모델을 구성하였다. 이 중 1차년도 데이터를 사용하여 모델을 학습하였고, 이를 이용하여 2차년도 부분을 추정하였다. 입력뉴런 35개, 히든뉴런 40-60-20개, 결과뉴런 1개로 총 3층의 모델을 구성하였다.

Fig. 7은 10차 모드까지의 고유진동수 중 1차 모드 2차년도 고유진동수를 추정한 결과이다. 적용한 뉴럴네트워크 모델의 오차 평가를 위해 Eq. (7)과 같이 Mean Squared Error(MSE)를 사용하였고, 최대수렴횟수는 1,000번, 수렴오차는 10^{-9} 으로 설정하였다.

$$MSE = \left(\sum_{i=1}^n (Error(i) - Mean(Error))^2 \right) / n \quad (7)$$

그림에서 점선원으로 표시한 온도가 가장 낮은 영역과 높은

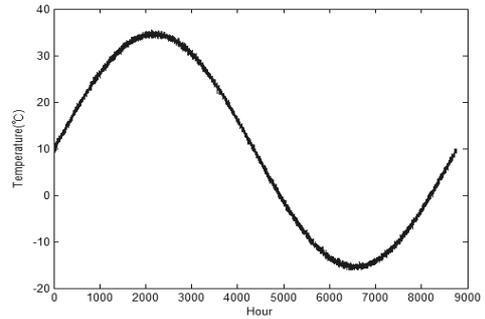


Fig. 4. Temperature variation in time (Kim et al. 2012)

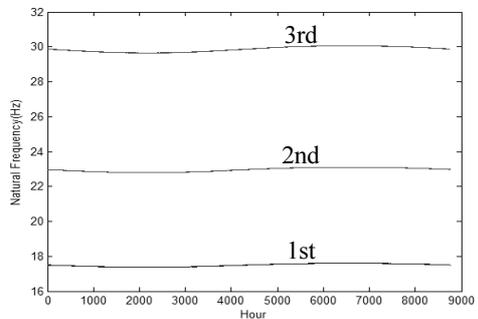


Fig. 5. Variation of natural frequencies (Kim et al. 2012)

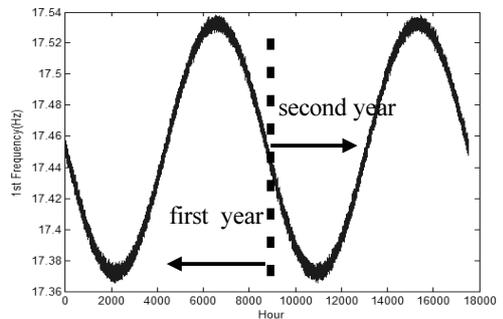


Fig. 6. Variation of the first natural frequency (Kim et al. 2012)

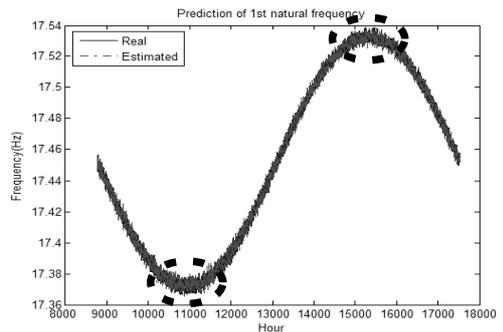
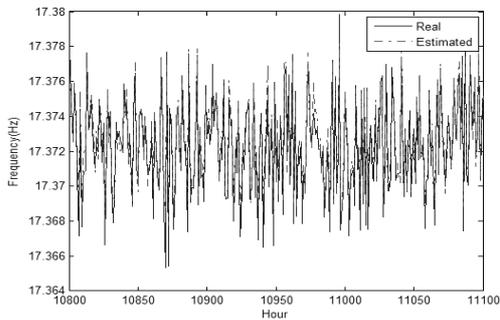
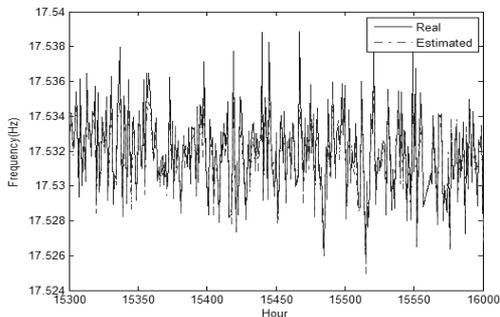


Fig. 7. Prediction of the 1st natural frequency of the 2nd year (Kim et al. 2012)



(a) Hour : 10,801~11,100



(b) Hour : 15,301~15,600

Fig. 8. Prediction of natural frequency inside the circles in Fig. 7 (Kim et al. 2012)

영역에서의 추정결과를 Fig. 8에서 보다 자세히 비교하였다. Fig. 8은 추정된 결과 중 오차가 가장 큰 구간이지만, 1차년도 온도를 사용하여 학습한 신경망이론 모델에 의해 추정된 결과가 실제 고유진동수의 변화를 잘 추정하고 있음을 확인할 수 있다.

Fig. 8의 결과들은 35개 트러스 부재의 온도정보에 의해서 고유진동수가 추정되었으며, 정확도가 높게 추정되었음을 보여준다. 일반적으로 고유진동수는 가속도데이터에서 추출하지만, 온도의 변화를 고려하면 보다 효과적으로 고유진동수를 예측할 수 있음을 알 수 있다. 따라서 온도영향을 배제하면서 고유진동수 예측의 정확성을 향상시키는 것이 필요하다. 또한 온도 외에 습도나 바람 등의 추가적인 데이터를 고려할 수 있다면, 보다 효율적으로 구조물의 특성을 추정할 수 있을 것이라 판단된다.

3.3 환경영향의 배제

본 연구에서는 환경적인 변화인 온도의 변화에 따른 구조물 고유특성치의 변화를 고려하였다. 수치모델에서는 구조물 각 부재의 온도관계를 이용하여 고유진동수를 추정하였고, PCA 분석을 통해 구조물의 환경적인 영향을 분석하였다. 데이터는 3.2절과 같은 데이터를 사용하였다.

PCA 분석의 각 성분값은 Fig. 9와 같으며 이중 첫 번째 singular value가 월등히 크기 때문에, 첫 번째 성분을 시간에 따라 구조물에

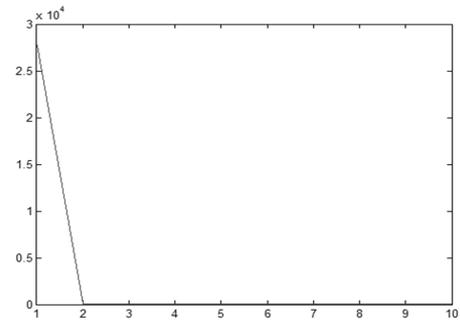


Fig. 9. Singular values by PCA (Kim et al. 2012)

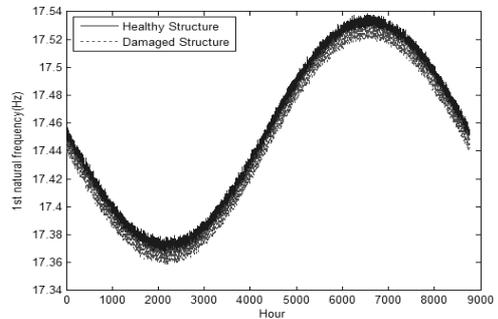


Fig. 10. Comparison of the 1st natural frequency of intact and damaged structures with temperature variation (Kim et al. 2012)

작용하는 주성분인 환경변화로 간주할 수 있다. 따라서 원 데이터에서 이 성분을 제거한, 즉 환경영향을 배제한, 고유진동수를 건전한 경우의 고유진동수와 비교하여 구조적인 손상과 환경변화에 따른 영향을 구별하였다.

3.4 건전성지수

PCA 기법에 의해 환경영향이 배제된 데이터로 구조물의 건전성을 평가하기 위해 Fig. 2 트러스 모델의 1~10차 모드까지의 고유진동수 데이터를 사용하여 Eq. (5)의 Mahalanobis 지수를 계산하였다. 건전성을 평가하기 위해 임의로 손상을 설정하였으며, 손상시나리오는 Fig. 2의 트러스 부재 중 절점 14-15 사이 부재의 강성을 2% 감소시켰다. Fig. 10은 온도변화에 따른 건전한 구조물과 손상된 구조물의 1차 고유진동수의 변화를 비교한 것이다. 그리고 Fig. 11은 Fig. 10의 두 곡선의 차이로 Eq. (4)로 정의된 시간에 따른 이동평균의 잔차를 1~5차 고유진동수에 대해 그린 것이다. 일반적으로 고유진동수 차수가 높을수록 잔차가 커지는 경향을 보여주고 있다.

Fig. 12는 Fig. 10의 데이터에 PCA기법을 적용하여 환경영향을 제거하고, Mahalanobis 지수를 적용하여 구조물의 건전성을 평가한 것이다. 앞의 1년은 무손상 구조물에 대한 값이고, 뒤의 1년치

데이터는 탄성계수가 2%, 5%, 10% 감소된 손상된 구조물에 대한 평가 결과이다. Fig. 12에서 손상이 발생한 경우 환경영향을 배제한 데이터에 대한 구조물의 건전성을 Mahalanobis 지수로 잘 평가할 수 있음을 확인할 수 있다.

Fig. 13과 같이 건전한 데이터에서도 한계선을 일시적으로 초과하는 것을 볼 수 있으나 이는 타 연구에서도 관찰할 수 있으며, 한계선을 지속적으로 초과하지 않는 상태는 구조적인 손상이 아니라고 판단할 수 있다(Yan et al. 2005; Bellino et al. 2010).

손상이 없는 구조물의 데이터에 대해 동일한 방법을 적용한 결과를 Fig. 13에서 검증하였다. Fig. 10의 건전한 데이터를 반씩 나누어 서로 비교하였다. 비교되는 두 구간의 데이터들은 온도변화

로 고유진동수의 변화가 발생하지만, Fig. 13과 같이 비교되는 두 구간의 값은 거의 차이가 발생하지 않는다. 따라서 PCA 모델의 적용과 건전성지수의 산정은 고유진동수 데이터에서 환경영향을 효과적으로 제거할 수 있다고 판단된다.

4. 현장데이터 적용

4.1 측정데이터의 처리

실 교량에 대한 적용을 검증하기 위하여 사장교인 서해대교에서 온도와 고유진동수를 측정한 데이터를 사용하여 고유진동수의 추정과 온도에 따른 데이터의 분석을 실시하였다. 고유진동수 추출을

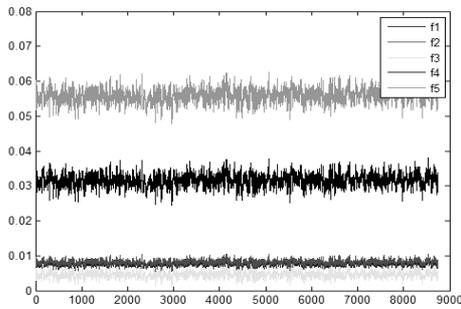


Fig. 11. Error of $(Y - \hat{Y})$ with 2% damage (Kim et al. 2012)

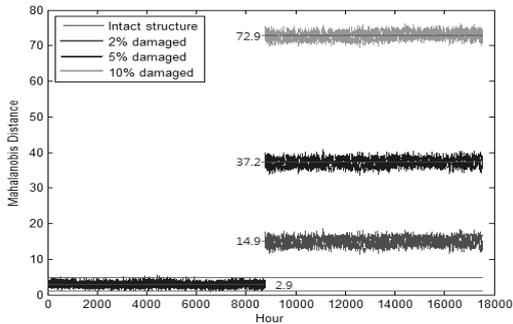


Fig. 12. Mahalanobis distances of intact case and damaged cases (2%, 5%, 10% damage)

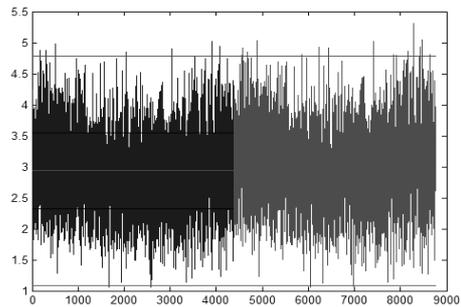
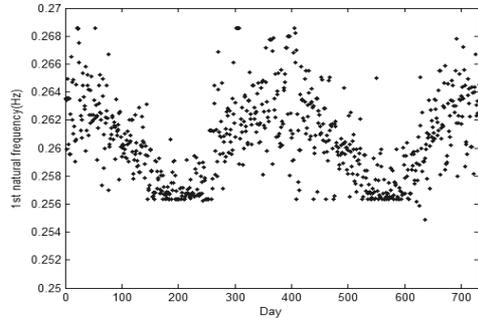
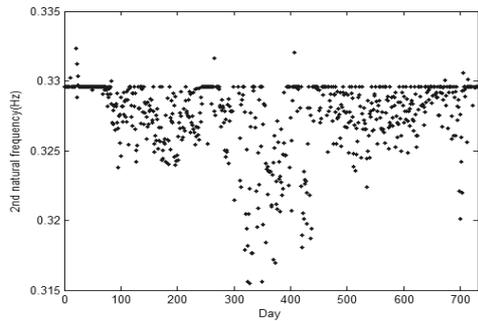


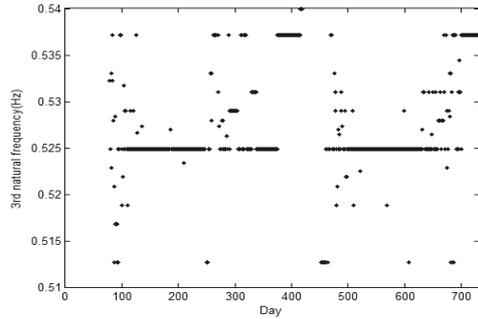
Fig. 13. Verification of different temperature



(a) First natural frequency



(b) Second natural frequency



(c) Third natural frequency

Fig. 14. Variations of natural frequencies in two years measured from Seohae bridge (Shin et al. 2012)

위한 가속도계는 상행과 하행측의 보강형에 총 12개가 설치되었으며, 저주파수 영역에 사용되는 Force Balance형으로, 주파수 범위는 0.01~50Hz이다. 사용된 온도값은 보강형 상·하 플랜지의 6곳에서 측정된 것이다(Park et al. 2006).

데이터는 총 2년간 측정된 것을 사용하였으며, 앞의 1년은 모델을 구성하는 학습 부분으로 사용하고, 뒤의 1년은 검증하는 부분으로 사용하였다. 하지만, 측정된 현장데이터는 계측오차가 심하고, 정도가 낮아 데이터의 신뢰도가 상당히 떨어지는 문제점이 있다.

측정된 데이터의 개수는 105,264개로 10분마다 온도와 고유진동수를 측정된 것이다. Fig. 14는 시간에 따른 2년간의 1~3차 고유진동수의 변화를 그린 것이다. 그림에서 1차 고유진동수는 0.256Hz ~ 0.269Hz 사이에서 거동을 하고 있으며, 심각하게 떨어진 데이터는 이상치로 판단되어 제거하였다. 그러나 2차 및 3차 고유진동수는 1차 고유진동수와 달리 온도에 따른 경향을 보기가 어렵게 계측되었다.

Fig. 15는 시간에 따른 2년간의 온도의 변화이다. 본 논문의 수치예제 모델의 온도변화와 비슷하게 주기를 갖고 있으며, 온도의 범위는 -10℃ ~ 35℃이다. 온도데이터도 마찬가지로 2년째의 여름 부분에 이상치로 판단되는 데이터가 있어 제거하고 사용하였다. Fig. 16에서는 온도와 고유진동수간의 상관관계를 나타내었다.

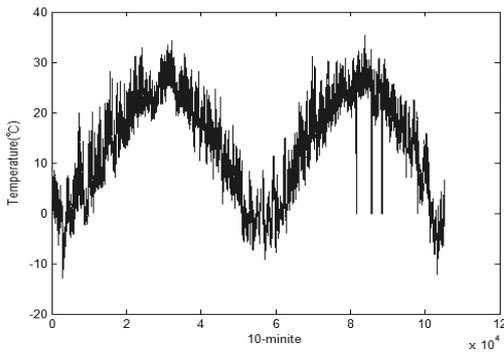


Fig. 15. Temperature variation of field data (Shin et al. 2012)

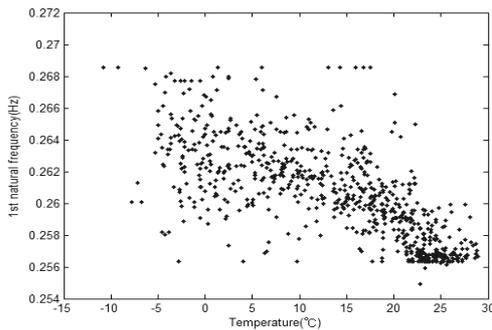


Fig. 16. Correlation between temperature and frequency (Shin et al. 2012)

온도와 1차 고유진동수의 correlation factor는 0.714로 선형성을 어느 정도 보이긴 하지만 폭이 넓은 형상을 관찰할 수 있다.

4.2 데이터의 분석과 예측

Fig. 14~15의 데이터를 사용하여, 교량의 고유진동수를 추정하였다. Fig. 17은 앞의 1년치의 데이터를 사용하여 네트워크를 학습시킨 모델이다. 총 4개의 층으로 구성하였고, 입력뉴런 7개, 히든뉴런 25-40개, 결과뉴런 1개로 이루어져 있다. 입력은 각 위치별 온도로 보강형 하행측 거더 온도, 보강형 가로보 온도, 보강형 상행측 거더 온도로 구성되어 있다. Fig. 18은 Fig. 17의 모델을 이용하여 2차년도 데이터를 추정된 결과이다. 점선이 추정값이고, 실선이 실제로 측정된 고유진동수 값이다. Fig. 18에서 많은 오차가 발생한 듯 보이지만 MSE는 10^{-5} 로 매우 낮다. Fig. 18에서의 오차의 원인은 Fig. 14에서와 보는 바와 같이 2차, 3차 고유진동수는 1차 고유진동수에 비해 특성이 잘 드러나지 않았고, 실제 2차년도 고유진동수의 계측오차가 1차년도 보다 더 심했기 때문인 것으로 판단된다.

4.3 건전성지수의 산정

Fig. 19는 Fig. 9와 마찬가지로 현장데이터의 주성분 값을 나타낸 것이다. 주성분의 개수는 사용된 고유진동수 1차~3차까지의

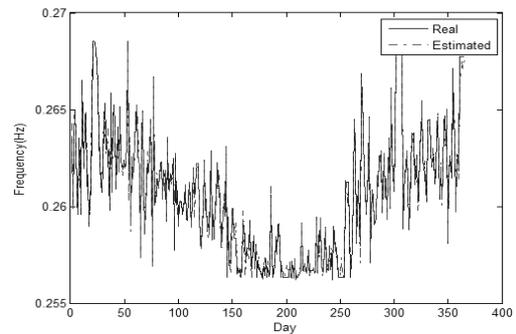


Fig. 17. Neural network training state (Shin et al. 2012)

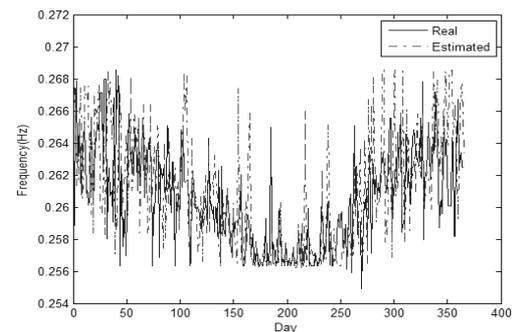


Fig. 18. Prediction of 1st natural frequency in the 2nd year

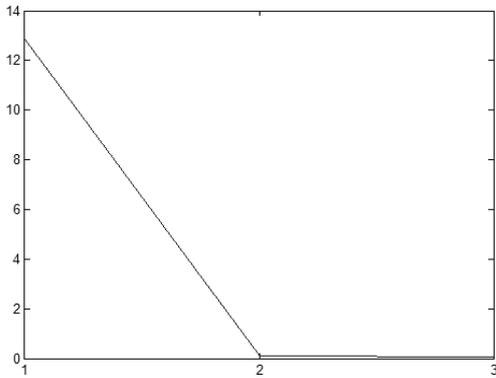


Fig. 19. Singular values by PCA (Shin et al. 2012)

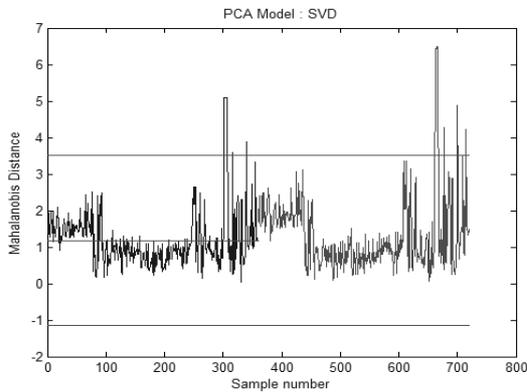


Fig. 20. Health index of field data (Shin et al. 2012)

3개로서, 첫 번째 성분의 값이 가장 크게 나타났다. Fig. 9와의 차이점은 두 번째 주성분이 완전히 0으로 떨어지지 않고 약간의 값을 갖고 있다. 또한 2~3차 고유진동수가 더 정확히 계측 되었다면, 두 번째 성분값이 더 크게 나올 것이라 판단된다. 이는 현장데이터가 온도 이외에 다른 요소를 포함한다는 것을 추측할 수 있다.

Fig. 20은 현장데이터에 PCA기법을 적용한 후 Mahalanobis 지수를 이용하여 건전성지수를 산정한 결과이다. 차트의 상한계는 3.5정도이고 하한계는 -1.1정도이다. 데이터는 대부분 99.7% 신뢰도 구간인 $\pm 3\sigma$ 인 0.4과 2사이의 결과값이 나왔지만 300번대 후반(11월~1월)부의 데이터는 한계값을 다소 초과하고 있다. 그러나 3장의 트러스 구조물에 대한 수치예제에서 확인한 바와 같이 지속적으로 Mahalanobis 지수가 변하는 현상은 관찰되지 않았기 때문에 교량은 건전한 상태라고 판단할 수 있다. Fig. 14에서 보는 바와 같이 고유진동수에 이상치 데이터가 많이 포함되어 있으며, 현장데이터는 온도뿐만 아니라 여러 복합적인 요소가 포함되어 있음에도 불구하고 제안한 알고리즘은 구조물의 건전성을 신뢰할 수 있게 평가하고 있다고 판단할 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 손실된 데이터를 복원하고 고유진동수 데이터에서 환경변화를 제거하여 구조물의 건전성 상태를 파악하는 연구를 수행하였다. 구조물 건전성 평가를 위해 통계적으로 계산하는 건전성지수를 제시하였으며, 제안된 절차를 검증하기 위해 트러스구조물을 사용한 수치예제와 서해대교에서 계측한 현장데이터를 적용하였다.

손실데이터 복원은 역전과 신경망이론을 적용하였으며, 온도에 따른 고유진동수의 변화가 일정한 패턴으로 구해지는 교량구조물에 대해서는 신뢰할 수준으로 데이터를 추정하고 있음을 수치예제를 통해 확인하였다. 서해대교 데이터에 대해 추정된 고유진동수의 MSE는 10^{-5} 로 높은 정확도로 추정하였다. 하지만 1차년도 고유진동수 데이터보다 2차년도의 데이터에 이상치 데이터가 다소 포함되어 있어, 예측경향은 유사하지만 추정 값에 차이를 보이고 있는 구간이 발생하고 있다.

환경영향을 배제하고 구조물의 건전성 상태를 평가하기 위해 PCA기법을 적용하였으며, 수치예제를 통해 그 신뢰성을 확인하였다. 서해대교에서 측정된 현장데이터를 적용한 경우에는 Fig. 14(b), (c)와 같이 2차 및 3차 고유진동수가 환경영향을 받고 있는 것이 불명확한 상태인 관계로 Fig. 20의 건전성지수를 통한 건전성 상태 판단에서 상한값을 초과하는 경우가 계절에 따라 발생하였다. 그러나 상한값을 초과한 상태가 일시적이고 지속되지 않아 손상과 같은 구조적인 문제가 발생한 것은 아님을 확인할 수 있었다.

본 논문에서 Mahalanobis 지수를 통해 교량의 건전성을 확인할 수 있었지만, 그것을 건전성에 대한 등급과 같이 정량적으로 건전성을 평가하기에는 부족하였다. 따라서 이러한 등급관정을 통한 정량적 평가에 대해서는 추가의 연구가 필요하다. 그리고 수치예제의 Mahalanobis 지수의 일시적인 한계값 초과는 수치적인 문제이지 구조물의 건전성 자체의 문제는 아닌 것으로 확인되었으나, 이러한 한계값을 초과하는 경우에 대한 보다 분명한 분석을 위한 추가 연구가 필요하다.

감사의 글

본 연구는 건설기술혁신사업 초장대교량 사업단의 연구비지원 (08기술혁신E01)과 인하대학교의 지원에 의해 수행되었습니다.

References

Aktan, E., Catbas, F.N., Grimmelman, K.A. and Pervizpour, M. (2003) *Development of a model health monitoring guide for major bridges*, Report of Drexel Intelligent Infrastructure and

- Transportation Safety Institute, USA, pp. 183-230.
- Bellino, A., Fasana, A., Garibaldi, L. and Marchesiello, S. (2010) "PCA-based detection of damage in time-varying systems," *Mechanical Systems and Signal Processing, Elsevier*, Vol. 24, No. 7, pp. 2250-2260.
- Cho, H.N., Choi, Y.N., Lee, S.C. and Lee, K.M. (2003) "Structural Damage Assessment Based on Model Updating and Neural Network," *J. of KMSI, KMSI*, Vol. 7, No. 4, pp. 121-128.
- Deraemaeker, A., Reynders, E., Roeck, G. De., and Kullaa, J. (2008) "Vibration-based structural health monitoring using output-only measurements under changing environment," *Mechanical Systems and Signal Processing, Elsevier*, Vol. 22, No. 1, pp. 34-56.
- Kim, S.K., Koh, H.M., Lee, J.W. and Bae, I.H. (2006) "Signal Analysis from a Long-Term Bridge Monitoring System in Yongjong Bridge," *J. of EESK, EESK*, Vol. 10, No. 6, pp. 9-18.
- Kim, Y., Kim, H., Shin, S. and Park, J.C. (2012) "Bridge Health Monitoring with consideration of Environmental Effects," *J. of KSNT, KSNT*, Vol. 32, No. 6, pp. 648-660.
- Ko, J.M., Chak, K.K., Wang, J.Y., Ni, Y.Q., and Chan, T.H.T. (2003) "Formulation of an uncertainty model relating modal parameters and environmental factors by using long-term monitoring data. Proceedings Smart Structures and Materials," *Proc. SPIE, Smart Systems and Nondestructive Evaluation for Civil Infrastructures*, Vol. 5057, pp. 298-307.
- Kullaa, J. (2003) "Damage Detection the Z24 Bridge Using Control Charts," *Mechanical Systems and Signal Processing, Elsevier*, Vol. 17, No. 1, pp. 163-170.
- Kullaa, J. (2005) "Damage Detection Under a varying environment using the missing data concept," *Proc. of the 5th International Workshop on Structural Health Monitoring*, DEStech Publications, Stanford University, pp. 565-573.
- Kullaa, J. (2009) "Eliminating Environmental or Operational Influences in Structural Health Monitoring using the Missing Data Analysis," *J. of Intelligent Material Systems and Structures, SAGE*, Vol. 20, No. 11, pp. 1381-1390.
- Manson, G., Pierce, S.G., and Worden, K. (2001) "On the Long-Term Stability of Normal Condition for Damage Detection in a Composite Panel," *Key Engineering Materials*, Vol. 204, pp. 359-370.
- Ni, Y.Q., Zhou, H.F., and Ko, J.M. (2005) "Correlating modal properties with temperature using long-term monitoring data and support vector machine technique," *Engineering Structures, Elsevier*, Vol. 27, No. 12, pp. 1762-1773.
- Park, J.C., Park, C.M., Kim, B.H., Lee, I.K. and Jo, B.W. (2006) "Dynamic Characteristics of Seohae Cable-stayed Bridge Based on Long-term Measurements," *J. of EESK, EESK*, Vol. 10, No. 6, pp. 115-123.
- Peeters, B. and De Roeck, G. (2000) "One year monitoring of the Z24 bridge: environmental influences versus damage effects," *In Proc. IMAC-XVIII*, San Antonio, TX, pp. 1570-1576.
- Seong, E.H. (2000) Applied Multivariate Analysis, Tamjin, Korean.
- Shin, S., Kim, H., Kim, Y., Park, J.C. (2012) "Vibration-based BHMS for long-span bridges considering environmental actions", *Proc. of Conf. on Bridge Maintenance, Safety and Management*, CRC Press, Italy, pp. 243.
- Sohn, H., Dzwonczyk, M., Straser, E.G., Law, K.H., Meng, T. and Kiremidjian, A.S. (1998) "Adaptive modeling of environmental effects in modal parameters for damage detection in civil structures," *Proc. SPIE* 3325, pp. 127-138.
- Sohn, H. (2007) "Effects of environmental and operational variability on structural health monitoring," *a Special Issue of Philosophical Transactions of the Royal Society A on Structural Health Monitoring*, Vol. 365, No. 1851, pp. 539-560.
- Serker, N.H.M.K., Wu, Z.S., and Li, S.Z. (2009) "A Nonphysics-based approach for vibration- based structural health monitoring under changing environmental conditions," *Structural Health Monitoring, SAGE*, Vol. 9, No. 2, pp. 145-158.
- The Engineering ToolBox, Young Modulus of Elasticity for Metals and Alloys, Retrieved at October 10, 2011 from http://www.engineeringtoolbox.com/young-modulus-d_773.html.
- Vanlanduit, S., Parloo, E., Cauberghe, B., Guillaume, P. and Verboven, P. (2005) "A robust singular value decomposition for damage detection under changing operating conditions and structural uncertainties," *J. of Sound and Vibration*, Vol. 284, pp. 1033-1050.
- Wenzel, H. (2009) *Health Monitoring of Bridges*, Wiley, USA, pp. 1-17.
- Yan, A.-M., Kerschen, G., De Boe, P. and Golinval, J.-C. (2005) "Structural damage diagnosis under varying environmental conditions - Part I : A linear analysis," *Mechanical Systems and Signal Processing, Elsevier*, Vol. 19, No. 4, pp. 847-864.
- Zhou, H.F., Ni, Y.Q. and Ko, J.M. (2010) "Constructing input to neural networks for modeling temperature-cause modal variability : Mean temperatures, effective temperatures, and principal components of temperatures," *Engineering Structures, Elsevier*, Vol. 32, No. 6, pp. 1747-1759.