AEKF(Adaptive Extended Kalman Filter)를 이용하는 건축 구조물의 손상탐지

윤 다 요¹ · 김 유 석² · 박 효 선^{1*}

¹연세대학교 건축공학과, ²홍익대학교 건축공학과

Damage Detection of Building Structures using AEKF(Adaptive Extended Kalman Filter)

Da Yo Yun¹, Yousok Kim² and Hyo Seon Park^{1*}

¹Department of Architectural Engineering, Yonsei Univ. Seoul, 03722, Korea

²Department of Architectural Engineering, Hongik University, Sejong, 30016, Korea

Abstract

The damage detection method using the extended Kalman filter(EKF) technique has been continuously used since EKF can estimation the responses of the damaged building structure and the stiffness of the structure. However, in the use of EKF, the requirement of setting the initial paramters P, Q, and R has caused the divergence and instability of the state vector, and various researches have been conducted to determine theses parameters. In this paper, adaptive extended Kalman filter(AEKF) method is proposed to solve the problem of setting the values of P, Q, and R, which are important parameters determining the convergence performance of the EKF state vector. By using the AEKF method proposed in this study, the P, Q, and R parameters are updated every k steps. The proposed algorithm is applied for the estimation of stiffness and the damage detection of 3-DOF problem. Based of the verification, it can be found that the selection process for the values of P, Q, and R can improve the convergence performance of EKF.

Keywords : adaptive extended kalman filter(AEKF), damage detection, stiffness estimation, building structures

1. 서 론

지진에 의한 건축 구조물의 손상과 파괴로 인해 인명 및 재산 피해가 지속적으로 발생하고 있으며, 이에 손상 및 파괴된 건축 구조물의 합리적인 보수/보강을 위한 손상탐지 연구가 활발하게 진행되어 왔다(Park *et al.*, 2018; Oh *et al.*, 2019). 건축 구조물의 손상은 건축 구조물이 가지는 고유의 동적 특성의 저하나 강성의 저하로 나타나게 되며, 이러한 이유로 건축 구조물의 강성을 추정하거나 고유의 동적 특성을 추정하는 기법들이 개발되었다(Kim *et al.*, 2017; Oh *et al.*, 2017). 이 중 extended Kalman filter(EKF)기법을 이용한 연구들은 간단한 상태공간방정식의 구성으로 구조

시스템의 물리적 파라미터인 강성을 직접적으로 추정할 수 있어 손상탐지 연구에 지속적으로 활용되었다(Wu *et al.*, 2007; Hernandez, 2013; Zhang *et al.*, 2017).

Hoshiya(1984)는 단자유도 및 다자유도 시스템을 EKF 방법에 적용하여 실시간 강성을 추정하는 연구를 진행하였다. 연구에서 제시한 weighted global iteration(WGI) 방법은 상태벡터의 수렴 안정성을 향상시키는 방법으로 안정적인 수렴 성능을 기대할 수 있는 방법이다. Lin (1994)는 입력 데이터의 노이즈에 따라 WGI방법의 추정 성능 변화를 연구하였으며, Wang(1997)는 least-squares procedure unknown input (LS-UI)방법과 extended Kalman filter-weighted global iteration(EKF-WGI)방법을 동시에 적용하여 불확실 하중이

* Corresponding author:

Tel: +82-2-2123-7786; E-mail: hspark@yonsei.ac.kr

Received November 1 2018; Revised November 29 2018;

Accepted November 30 2018

©2019 by Computational Structural Engineering Institute of Korea

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

작용하는 경우에 건축 구조물의 강성을 추정하고, 상태벡터의 안정성을 향상시키는 연구를 진행하였다.

상태벡터의 수렴 성능과 안정성을 향상시키려는 여러 연구에도 불구하고 지속적으로 상태벡터의 수렴에 대한 문제가 제기되어 왔다(Solonen *et al.*, 2014; Wang *et al.*, 2018). 이러한 문제의 원인은 EKF를 실행함에 있어 초기에 결정되어야 할 파라미터의 설정을 적절하게 설정하지 않음에서 기인한다(Schneider *et al.*, 2013). 건축구조 분야에서 EKF를 이용한 시스템 식별 및 손상탐지 연구는 EKF를 실행하기 위한 초기 파라미터의 설정을 사용자 임의로 결정하거나, 여러 가지 값을 대입하여 가장 좋은 수렴 성능을 보이는 초기 파라미터 값을 선택적으로 결정해 사용해 왔다 (Wu *et al.*, 2007; Lei *et al.*, 2014). 상태벡터의 수렴 성능은 초기 파라미터에 의해서 결정되므로 이들 값을 trial and error 방법으로 결정하거나 사용자 임의로 결정하는 것은 상태벡터의 수렴 성능 감소 및 발산의 위험을 초래하게 된다.

따라서 본 연구에서는 초기 파라미터 설정에 대한 문제를 해결하고자 adaptive extended Kalman filter(AEKF) 기법을 제시한다. AEKF방법은 칼만필터 내부의 추정 에러 공분산 행렬 P 와 시스템 모델 노이즈 공분산 행렬 Q 그리고 측정 노이즈 공분산 행렬 R 을 매 응답마다 업데이트하는 방법이다. 본 연구에서 제시하는 AEKF방법은 P , Q , R 파라미터를 매 응답마다 업데이트하기 때문에 상태벡터의 변화에 즉각적으로 대응할 수 있으며, 수렴 성능 향상과 발산의 위험이 감소하고 실시간 추정을 가능하게 한다.

2. EKF의 파라미터

이 장에서는 EKF 및 UKF(unscented Kalman filter)에서 사용되는 파라미터와 그 특성을 설명한다.

2.1 Extended Kalman filter

손상탐지를 위한 구조물 운동방정식으로부터 유도된 EKF의 상태공간방정식은 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x}_{k/k-1} = f(\mathbf{x}_{k-1/k-1}, \mathbf{F}_{k-1}) \quad (1)$$

식 (1)의 $\mathbf{x}_{k/k-1}$ 는 구조물로부터 발생하는 각 층별 응답 및 구조물의 물리적 파라미터를 나타내는 식이며, 상태공간방정식 형식으로 구성된다. 여기서, $k/k-1$ 은 k 시점의 측정값을 토대로 한 $k-1$ 시점의 상태벡터의 추정 값이다. 식 (1)과 같이 미분 가능한 함수식으로 이루어진 시스템 모델에 해당하는 상태

공간방정식의 응답을 평가하는 추정 에러 공분산 행렬 P 는 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1/k-1} \Phi_{k-1}^T + \mathbf{Q} \quad (2)$$

Q 행렬은 가우시안 정규분포를 가정으로 하는 시스템 모델의 노이즈 공분산 행렬이다. Φ 는 상태 변환 행렬에 해당하며, 상태 벡터 변환 행렬은 다음과 같은 자코비안 행렬에 의해서 유도할 수 있다.

$$\Phi_{k-1} = \left[\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right]_{k-1/k-1, \mathbf{F}_k} \quad (3)$$

EKF는 시스템 모델 응답의 노이즈와 측정 데이터의 노이즈에 의해서 칼만게인이 결정되게 되므로 칼만게인은 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T / (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}) \quad (4)$$

식 (4)에서, $\mathbf{H}_k$ 는 측정데이터에 대응하는 상태벡터의 변환 행렬이며, 이는 식 (5)에 의해서 유도할 수 있다. R 행렬은 가우시안 정규분포를 가정으로 하는 측정 노이즈 공분산 행렬이다.

$$\mathbf{H}_k = \left[\frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \right]_{k/k-1} \quad (5)$$

칼만게인에 의해서 보정된 상태벡터는 식 (6)으로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x}_{k/k} = \mathbf{x}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - h(\mathbf{x}_{k/k-1})) \quad (6)$$

$\mathbf{z}_k$ 는 k 번째 응답에서의 측정데이터 응답이며, $h(\mathbf{x}_{k/k-1})$ 는 측정데이터에 대응하는 예측 상태벡터의 응답이다. 식 (7)은 보정된 추정 에러 공분산 행렬을 나타낸다.

$$\mathbf{P}_{k/k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (7)$$

2.2 Extended Kalman filter의 특성

EKF의 수렴 성능을 결정짓는 중요 파라미터인 식 (2)의 P 행렬과 Q 행렬 식 (4)의 R 행렬은 다음과 같은 특성을 가지고 있다. P 행렬은 초기 설정한 상태벡터와 구조 시스템의 응답 및

강성과의 차이에 의해서 결정되어야 하는 값이다(Schneider *et al.*, 2013). 초기 설정한 상태벡터와 구조 시스템의 강성과의 차이에 의해서 P행렬이 결정되어야 하나 실제 구조물이 가지는 강성을 정확하게 예측하기는 매우 어렵기 때문에 P행렬의 결정은 trial and error 방법으로 결정해 왔다. Q행렬은 상태공간방정식이 가지는 시스템 모델의 노이즈를 의미한다. 이 파라미터는 시스템 모델을 구성하면서 발생하는 시스템 내부의 오차에 의한 노이즈이며, 일반적으로 노이즈의 발생 위치나 생성 여부의 파악이 매우 어렵기 때문에 가장 결정하기 어려운 파라미터 중 하나이다. R행렬은 측정 센서가 가지는 노이즈를 의미한다. 이 파라미터의 결정은 센서의 resolution을 통해 결정할 수 있으며, 일반적인 EKF에서의 사용은 시불변 변수로서 사용되어 왔다. 그러나 센서는 외부 환경에 매우 민감하게 반응하기 때문에 이 값을 고정으로 사용하는 것은 상태 벡터의 수렴 성능 저하의 요인이 될 수 있다. 이러한 단점을 극복하고자 최근에는 공분산 행렬을 업데이트 하는 auto-covariance 방법을 이용한 연구들이 진행된 바 있다(Odelson *et al.*, 2006; Ming *et al.*, 2017).

3. Adaptive Extended Kalman filter

본 연구에서 제시하는 AEKF기법은 추정 에러 공분산 행렬 P 및 시스템 모델 노이즈 공분산 행렬 Q와, 측정 노이즈 공분산 행렬 R을 매 시간 k응답마다 업데이트하기 때문에 상태벡터 변화에 즉각적으로 반응할 수 있으며, 상태벡터의 안정성과 수렴 성능을 향상시킬 수 있다.

본 연구에서 제시하는 P행렬 및 Q행렬, R행렬을 업데이트 하는 전체적인 알고리즘 순서는 Fig. 1과 같다.

상태벡터의 구성이 식 (8)과 같이 구성 된다면 Q행렬의 크기는 $n \times n$ 행렬로 구성된다.

$$x = \{X_1, X_2, X_3, X_4, \dots, X_n\}^T \quad (8)$$

상태벡터가 변위, 속도, 가속도, 강성, 감쇠 응답을 나타낸다면, Q행렬의 대각요소는 변위, 속도, 가속도, 및 강성, 감쇠 응답의 노이즈를 나타내고 Q행렬은 식 (9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$Q = I_{n \times n} \times c \quad (9)$$

I는 $n \times n$ 의 단위행렬을 나타내며, c는 노이즈 계수이다. 기존의 EKF기법의 사용은 시스템 모델 응답의 노이즈를 구하기 어렵기 때문에 c 계수를 임의로 조절하여 Q행렬의 노이즈를

Fig. 1 Proposed AEKF algorithm

결정하였다. Q행렬의 노이즈는 이론적 식에 의해서 계산된 응답의 노이즈이기 때문에 기준이 되는 응답이 존재하지 않는 한 Q행렬 노이즈를 정확하게 알 수 없다. 따라서 시스템 모델의 노이즈는 전적으로 측정 데이터를 기반으로 평가되어야 한다. 본 연구에서는 측정값과 시스템 모델 응답의 잔차의 분산을 Q행렬의 대각요소로 사용한다. 분산은 어떠한 응답이 가지는 평균에서부터 분산된 정도를 의미하므로, Q행렬의 노이즈 값으로 사용할 수 있다. 연구에서 제시하는 Q행렬의 대각요소는 식 (10)과 같다.

$$q_k = \alpha \frac{1}{s} \sum_{k=1}^s (z_k - h(x_{k/k-1}))^2 \quad (10)$$

식 (10)에서 α 는 q_k 의 신뢰 정도를 조절하기 위해 사용되는 조절 계수이다. s는 k번째까지의 응답의 개수를 의미한다. 따라서 k번째 응답마다 업데이트 되는 Q행렬의 식은 식 (11)과 같다.

$$Q_k = I_{n \times n} \times q_k \quad (11)$$

식 (11)의 업데이트 Q행렬을 EKF기법의 식 (2) Q값으로

사용하면 식 (12)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1/k-1} \Phi_{k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (12)$$

$\mathbf{R}$ 행렬은 측정 데이터의 노이즈 정도를 의미하므로 실제 측정 데이터로 획득되는 데이터의 분산을 측정 데이터의 노이즈로 사용할 수 있다. 따라서 측정 데이터의 분산을 $\mathbf{R}$ 행렬의 대각요소로 사용함으로써 업데이트 $\mathbf{R}$ 행렬을 계산할 수 있다. 연구에서 제시하는 $\mathbf{R}$ 행렬의 대각요소는 식 (13)와 같다.

$$r_k = \alpha \frac{1}{S} \sum_{k=1}^S (\mathbf{z}_k)^2 \quad (13)$$

식 (13)에서 α 는 r_k 의 신뢰 정도를 조절하기 위해 사용되는 조절 계수이다. k 번째 응답마다 업데이트되는 $\mathbf{R}$ 행렬의 식은 식 (14)과 같다.

$$\mathbf{R}_k = \mathbf{I}_{m \times m} \times r_k \quad (14)$$

$\mathbf{R}$ 행렬의 크기는 취득되는 데이터의 자유도 수가 m 개 일 때 $m \times m$ 크기의 정방행렬로 구성된다. 식 (10)의 α 와 식 (13)의 α 는 식 (15)의 칼만게인의 신뢰도 정도를 결정함으로 동일한 값으로 본 연구에서는 1로 선택하여 사용한다. 식 (14)의 업데이트 $\mathbf{R}$ 행렬을 식 (4)의 $\mathbf{R}$ 값으로 사용하면 식 (15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T / (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k) \quad (15)$$

어떠한 입력값이 출력값에 관여했다면, 가중치는 출력값과 실제값의 잔차와 입력값에 비례하게 조절할 수 있으므로, 업데이트 가중치 행렬 $\mathbf{W}$ 는 다음의 가중치 대각요소 w_k 을 계산함으로써 업데이트할 수 있다. k 번째 응답마다 업데이트 되는 w_k 는 식 (16)와 같이 유도할 수 있다.

$$w_k = w_{k-1} + \beta \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{k=1}^S (\mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k/k-1}))^2} \times \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{k=1}^S (\mathbf{F}_k)^2} \quad (16)$$

식 (16)의 w_{k-1} 는 초기 가중치로서 설정을 위해 본 연구에서는 1로 사용한다. β 는 가중치 정도를 조절하기 위한 조절 계수이다.

업데이트 가중치 행렬 $\mathbf{W}$ 는 강성과 감쇠에 해당하는 부분을 w_k 가중치로 조절한다. 일반적으로 변위와 속도 가속도 응답은

응답의 스케일이 크지 않기 때문에 기존의 식 (7)에 의해서 응답을 잘 추정하지만 시스템 모델의 물리적 파라미터인 강성과 감쇠는 변위 및 속도 응답에 비해 스케일이 크기 때문에 추가적인 가중치가 필요하게 된다. 업데이트 가중치 $\mathbf{W}$ 는 식 (17)로 구할 수 있다.

$$\mathbf{W}_k = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times w_k \quad (17)$$

행렬의 대각요소 중 1에 해당하는 부분은 강성과 감쇠의 응답에 해당하는 부분이다. 업데이트 $\mathbf{P}$ 행렬의 식은 식 (18)과 같다.

$$\mathbf{P}_{k/k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} + \mathbf{W}_k \quad (18)$$

4. AEKF의 성능의 검증 및 비교

본 연구에서 제시하는 AEKF기법의 검증을 위해 Ghorbani (2018)의 연구에서 사용된 3DOF 모델을 사용하였다. 모델은 각 층의 질량 및 강성이 $m_1 = m_2 = m_3 = 500\text{kg}$ 이며, $k_1 = k_2 = k_3 = 50000\text{N/m}$ 이며, 감쇠 계수는 $c_1 = c_2 = c_3 = 300\text{Ns/m}$ 이다. AEKF와의 비교를 위해 EKF 및 UKF기법의 결과를 AEKF 결과와 비교하였다. UKF의 기본적 이론은 Julier (2003)의 논문을 통해 확인할 수 있다. 각각의 기법의 실행을 위해 사용되는 초기 상태벡터는 모든 층의 초기 응답은 0이며, 강성과 감쇠의 초기 값은 10000N/m , 10000Ns/m 으로 결정하여 사용하였다. 이산상태로의 변환은 뉴마크-베타 방법의 시간 증분 공식을 이용하여 변환하였다. 사용된 하중은 El-Centro NS 지진 하중이며, 데이터의 취득은 1000Hz 로 획득하였다. AEKF의 조절 계수 α , β 는 1로 결정하여 사용하였고, AEKF의 초기 가중치는 $\mathbf{W}_{k-1} = \mathbf{W}_0 = \mathbf{I}$ 으로 결정하였다. EKF와 UKF방법의 초기 여러 공분산 행렬 $\mathbf{P}$ 의 설정은 Jazwinski (1970)의 연구에서 다음의 식 (19)과 같이 제시하고 있다.

$$\mathbf{P}_0 = \text{diag}((\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)^T (\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)) \quad (19)$$

식 (19)에서, $\mathbf{X}_0$ 는 구조 모델이 가지는 실제 강성을 의미하며, $\hat{\mathbf{X}}_0$ 는 초기 상태벡터에서 설정한 강성이다. 따라서 $\mathbf{P}$ 행렬을 계산하기 위해서는 구조 모델이 가지는 정확한 강성을 알아야 한다. 그러나 실제 구조 모델의 강성을 정확하게 아는 것을 불가능하기 때문에 칼만필터를 이용한 손상탐지 및 시스템

식별연구는 P 행렬의 파라미터를 trial and error 방법으로 결정해 온 것이다. 본 연구에서는 AEKF 기법과의 정확한 비교를 위해 EKF 및 UKF 기법의 초기 P 행렬을 식 (19)을 통해 구해진 값을 사용하였다. 초기 설정한 강성은 10000N/m 이므로 실제 구조 모델과의 강성 차이는 40000N/m가 발생한다. 식 (19)의 계산은 행렬 계산이므로, 제공하면 P 행렬은 1.6×10^9 이다. Q 행렬 및 R 행렬의 초기 파라미터 또한 정확하게 설정하는 것이 불가능하므로 Q 행렬과 R 행렬의 신뢰도는 동일 하다고 가정 하에 동일한 값 10^{-4} , 10^{-6} , 10^{-8} 으로 결정하여 강성 및 감쇠를 추정해 보았으며, 각각의 결과를 Table 1과 같이 정리하였다.

Fig. 2 Numerical model from Ghorbani(2018)

Fig. 3~5의 결과는 AEKF 결과와 EKF 및 UKF의 Q 행렬과 R 행렬이 10^{-6} 일때의 강성의 수렴 결과를 보여준다. 본 연구에서 제시하는 AEKF 기법은 실제 구조 모델의 강성인 50000N/m으로 수렴하는 결과를 보인 반면 UKF 및 EKF의 결과는 실제 구조 모델의 강성인 50000N/m로 수렴되지 않는 결과를 보였다. 이러한 결과의 원인은 Q 행렬 및 R 행렬을 데이터의 신뢰정도에 따라 적절히 고려해야함에도 불구하고 이 값을 고정으로 사용하여 상태벡터의 수렴 성능이 저하된 것으로 사료된다. 또한 EKF 및 UKF는 초기 상태벡터의 값에 따라 초기 P 행렬을 결정했음에도 상태벡터의 수렴이 이루어지지 않았다. 이론적 공식으로 유도한 초기 P 행렬 일지라도 초기 설정한 강성과 실제 강성과의 차이가 크게 발생하면 그 효과가 발휘되지 못한다는 사실을 유추할 수 있다.

Fig. 6~8의 결과는 AEKF, EKF, UKF기법의 감쇠 계수의 수렴을 보여준다. 초기 상태벡터 10000Ns/m에서 시작된 모든 층의 감쇠에 해당하는 상태벡터는 EKF와 UKF의 경우엔 300Ns/m로 충분히 수렴되지 못하였으나, 본 연구에서 제시

Fig. 3 Convergence history of stiffness at 1st story

Fig. 4 Convergence history of stiffness at 2nd story

Fig. 5 Convergence history of stiffness at 3rd story

하는 AEKF 결과는 모델의 감쇠 계수인 300Ns/m에 근접하게 수렴되는 결과를 보였다.

Fig. 6 Convergence history of damping at 1st story

Fig. 9 Weight variation of estimation error covariance

Fig. 7 Convergence history of damping at 2nd story

Fig. 10 Variation curve of noise covariance of system model and measurement data

Fig. 8 Convergence history of damping at 3rd story

Fig. 9는 식 (16)의 시간에 따른 가중치 변화 그래프를 나타낸다. 각 층의 가중치는 시간이 경과함에 따라서 지속적으로

증가하였으며, 필터링이 진행될수록 가중치의 증가량이 감소하는 경향을 보여줬다. 초기 설정한 상태벡터가 구조 모델의 강성에 점차 수렴될수록 가중치의 증가량은 점차 감소한다. 이는 이론적 식 (19)에서 추정 에러 공분산 행렬 P 의 결정은 초기 상태벡터로 가정한 강성과 실제 구조 시스템의 강성간의 차이에서 결정되기 때문에 상태벡터의 강성이 실제 구조 시스템의 강성으로 수렴할수록 가중치 필요도가 적어지는 이유에서 W_k 는 감소하는 경향을 보여 주는 것이다. Fig. 10은 시간에 따른 노이즈의 변화를 보여주는 그래프이다. 모든 필터링 구간에서 Q 행렬의 노이즈는 R 행렬의 노이즈보다 작게 결정되어 필터링이 진행되었다. 이러한 결과는 측정 데이터보다 시스템모델의 응답을 더 신뢰한다는 것을 의미한다.

Table 1의 결과는, EKF 및 UKF 기법의 시스템 모델 노이즈 공분산 Q 행렬과 측정 노이즈 공분산 R 행렬의 초기 값에

다른 결과를 나타낸다. EKF 및 UKF의 결과에서의 노이즈가 작아질수록 수렴의 일관성은 보이지 않았으며, 층 별 상태벡터의 수렴 결과는 **Q**행렬과 **R**행렬의 노이즈에 따라 각각 다르게 수렴되었다. UKF의 경우 **Q**행렬 및 **R**행렬이 10^{-8} 일 때 발산하는 결과를 보였으며, UKF에서 노이즈 공분산 행렬의 조절은 상태벡터의 불안정적인 결과를 보였다. Table 2와 Table 3은 본 연구에서 제시하는 AEKF 기법의 수렴 결과를 정리한 것이다. 수렴된 강성과 실제 구조 모델의 강성과의 오차는 0.005% 미만으로 수렴되는 결과를 보였으며, 감쇠 계수는 Table 3의 결과에서 15% 미만의 오차로 실제 구조 모델의 감쇠 계수에 수렴되는 것을 확인할 수 있었다.

Table 1 Estimated stiffness using EKF and UKF (numbers in parenthesis denote estimated stiffness from UKF)

Story	Q, R	Estimated stiffness N/m	Exact stiffness N/m	Error %
1	10^{-4}	19908 (16331)	50000	60.18 (67.33)
2		18704 (15744)		62.59 (68.51)
3		15732 (13288)		68.53 (73.42)
1	10^{-6}	20193 (16277)	50000	59.61 (67.44)
2		39167 (34770)		21.66 (30.46)
3		17910 (15984)		64.18 (68.03)
1	10^{-8}	26275 (-)	50000	47.45 (-)
2		22966 (-)		54.06 (-)
3		36360 (-)		27.28 (-)

Table 2 Estimated stiffness from proposed AEKF

Story	Estimated stiffness N/m	Exact stiffness N/m	Error %
1	49998	50000	0.004
2	49999	50000	0.002
3	49997	50000	0.006

Table 3 Estimated damping using proposed AEKF

Story	Estimated damping Ns/m	Exact damping Ns/m	Error %
1	343.7	300	14.56
2	343.1	300	14.30
3	340.7	300	13.56

Table 4 Damage scenario

Story	Scenario 1 N/m	Scenario 2 N/m	Scenario 3 N/m
1	25000	10000	10000
2	50000	25000	25000
3	50000	50000	30000

AEKF 기법의 손상탐지를 위해 3DOF 모델의 손상 시나리오를 Table 4와 같이 작성하였다. scenario 1은 1층 강성이 16초에 25000N/m으로 감소하며, scenario 2는 16초에 1층 강성과 2층 강성이 10000N/m, 25000N/m으로 감소한다. 마지막으로 scenario 3은 1층과 2층 3층 강성이 하중이 가해지는 16초에 10000N/m, 25000N/m, 30000N/m으로 감소하는 손상 패턴이다. 3DOF 예제와 동일한 하중 El-Centro NS 지진하중을 사용하였으며, 데이터 취득은 1000Hz로 획득하였다.

Fig. 11은 scenario 1의 수렴 결과를 나타낸다. 모든 층의 강성이 손상 scenario 1의 결과에 수렴되었으며, 16초 부근에

Fig. 11 Convergence history of stiffness of scenario 1

Fig. 12 Convergence history of stiffness of scenario 2

Fig. 13 Convergence history of stiffness of scenario 3

Fig. 14 Convergence history of damping at scenario 3

Fig. 15 Weight variation of estimation error covariance

서의 손상으로 인한 강성의 저하에 즉각적으로 반응하는 것을 확인할 수 있다. Fig. 12~13의 결과에서도 모든 층의 강성이

Fig. 16 Noise covariance of system model and measurement data

손상 scenario에 수렴하였으며 각각의 결과는 1%내로 실제 강성에 수렴하는 결과를 확인할 수 있었다.

Fig. 14는 scenario 3의 댐핑 계수의 변화를 나타낸다. 손상이 발생하는 16초 부근에서 상태벡터의 변화가 있지만, 다시 원래의 댐핑 계수인 300Ns/m에 근사하게 수렴이 되는 것을 확인할 수 있다.

Scenario3의 가중치 변화 그래프를 보면, Fig. 15에서 상태

Table 5 Estimated stiffness and damping from proposed AEKF

Story		Estimated stiffness N/m	Exact stiffness N/m	Error %
Scenario 1	1	24997	25000	0.012
	2	49996	50000	0.008
	3	49994	50000	0.012
Scenario 2	1	9988	10000	0.12
	2	24997	25000	0.012
	3	49997	50000	0.006
Scenario 3	1	10006	10000	0.06
	2	24999	25000	0.004
	3	29998	30000	0.006
Story		Estimated damping Ns/m	Exact damping Ns/m	Error %
Scenario 1	1	321.5	300	7.2
	2	341.3		13.8
	3	341.7		13.9
Scenario 2	1	310.6		3.5
	2	320.8		6.9
	3	341.7		13.9
Scenario 3	1	307.1		2.4
	2	320.7		6.9
	3	324.7		8.2

벡터가 저하된 강성으로 점차 수렴되기 때문에 가중치 증가 곡선의 기울기가 점차 완만해진다. Fig. 16의 노이즈 행렬의 시간에 따른 변화에서는 16초 부근에서 Q 행렬의 약간의 상승이 존재한다. 이는 AEKF 기법은 Q 행렬의 파라미터를 조절하여 상태벡터 변화에 대응하는 것으로 해석할 수 있다.

Table 3의 결과는 손상 scenario의 결과를 정리한 것이다. 결과에서 강성의 결과는 모두 1% 내의 오차로 실제 강성에 수렴하였다. 댐핑 계수의 경우 오차가 최대 13.9%까지 발생하였다. scenario 1, 2의 1층 수렴에서 오차율이 다른 오차율에 비해 0.12%, 0.06%로 떨어지는데, 이는 1층의 강성의 저하가 다른 층에 비해 매우 크기 때문에 발생하는 결과라 사료된다. 또한 댐핑 계수의 수렴 정확도가 강성보다 떨어지는데 이는 여러 가지 이유가 있겠으며, EKF를 구성하는 여러 가지 변수들이 댐핑 계수가 수렴하는 최적의 조건이 아니기 때문일 수 있으며, 또는 구성된 댐핑 계수에 해당하는 상태 공간 방정식이 댐핑 계수의 수렴을 잘 반영 하지 못하기 때문에 발생한 결과일 수 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 AEKF 기법을 이용한 3DOF 시스템의 손상 탐지 연구를 진행하였다. 본 연구에서 제시한 AEKF 방법을 사용함으로써 초기 설정 파라미터의 설정에 대한 문제로 발생하는 상태벡터의 수렴 성능 저하 문제와 불안정성 문제를 해결할 수 있었다. 또한 즉각적인 상태벡터의 변화에 반응할 수 있어 갑작스러운 강성저하에 따른 실시간 추정도 가능함을 알 수 있었다. 본 연구에서 제시하는 AEKF 기법을 사용함으로써 EKF, UKF 기법의 초기 설정 파라미터에 대한 문제를 해결함과 동시에 상태벡터의 수렴 성능 및 안정성을 확보할 수 있을 것이라 생각된다.

감사의 글

본 연구는 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2011-0018360 NO. 2018 R1A5A1025137).

References

- Ghorbani, E., Cha, Y.J. (2018), An Iterated Cubature Unscented Kalman Filter for Large-DoF Systems Identification with Noisy Data, *J. Sound & Vib.*, 420, pp.21~34.
- Hoshiya, M., Saito, E. (1984) Structural Identification by Extended Kalman Filter, *J. Eng. Mech.*, 110(12), pp.1757~1770.
- Hernandez, E.M. (2013) Optimal Model-based State Estimation in Mechanical and Structural Systems, *Struct. Control & Health Monit.*, 20, pp.532~543.
- Jazwinski, A.H. (1970) *Stochastic Process and Filtering Theory*, Academic Press, New York
- Julier, S.J., Uhlmann J.K. (2004) Unscented Filtering and Nonlinear Estimation, *Proc. IEEE*, 92(3), pp.401~422.
- Kim, D.Y., Oh, B.K., Park, H.S. (2017) Modal Identification for High-Rise Building Structures using Orthogonality of Filtered Response Vector, *Computer-Aided Civil & Infrastruct. Eng.*, 32, pp.1064~1084.
- Lei, Y., Liu., Liu, L.J. (2014), Identification of Multistory Shear Buildings under Unknown Earthquake Excitation using Partial Output Measurements: Numerical and Experimental Studies, *Struct. Control & Health Monit.*, 21, pp.774~784.
- Lin, J.S., Zhang, Y. (1994) Nonlinear Structural Identification using Extended Kalman Filter, *Comput. & Struct.*, 52(4), pp.757~764.
- Ming, G., Kerrigan, E.C. (2017) Noise Covariance Identification for Time-Varying and Nonlinear Systems, *Int. J. Control*, 90(9), pp.1903~1915.
- Odelson, B.J., Rajamani, M.R., Rawlings, J.B. (2006) A New Autocovariance Least-Squares Method for Estimating Noise Covariances, *Automatica*, 42(2), pp.303~308.
- Oh, B.K., Kim, D.Y., Park, H.S. (2017) Modal Response-Based Visual System Identification and Model Updating Methods for building Structures, *Computer-Aided Civil & Infrastruct. Eng.*, 32, pp.34~56.
- Oh, B.K., Kim, J.H., Park, H.S. (2019) Model Updating Method for Damage Detection of Building Structures Under Ambient Excitation using Modal Participation Ratio, *Measurement*, 133, pp.251~261.
- Park, H.S., Oh, B.K. (2018) Damage Detection of Building Structures under Ambient Excitation through the Analysis of the Relationship between the Modal Participation Ratio and Story Stiffness, *J. Sound & Vib.*, 418, pp.122~143.

- Schneider, R., Georgakis, C.** (2013) How to not Make the Rxtended Kalman Filter Fail, *Industrial & Eng. Chem. Res.*, 52, pp.3354~3362.
- Solonen, A., Hakkarainen, J., Ilin, A. Abbas, M., Bibov, A.** (2014), Estimating Model Error Covariance Matrix Parameters in Extended Kalmna Filtering, *Nonlinear Proc. Geophys.*, 21, pp.919~927.
- Wang, D., Haldar, A.** (1997) System Identification with Limited Observations and Without Input, *J. Eng. Mech.*, 123(5), pp.504~510.
- Wang, J., Wang, J., Zhang, D., Shao, X., Chen, G.** (2018) Kalman Filtering through the Feedback Adaption of Prior Error Covariance, *Signal Proc.*, 152, pp.47~53.
- Wu, M., Smyth, A.W.** (2007) Application of the Unscented Kalman Filter for Real-Time Nonlinear Structural System Identification, *Struct. Control & Health Monit.*, 14, pp.971~990.
- Zhang, C., Huang, J.Z., Song, G.Q., Chen, L.** (2017) Structural Damage Identification by Extended Kalman Filter with l1-norm Regularization Scheme Structural System Identification, *Struct. Control & Health Monit.*, 24(11), e1999.

요 지

본 논문에서는 EKF기법의 초기 파라미터 설정에 따른 상태벡터의 발산 문제를 해결하고자 AEKF기법을 제시한다. EKF기법의 초기 파라미터는 상태벡터 수렴 및 안정성에 중요한 역할을 함으로 초기 파라미터의 적절한 설정은 EKF를 사용함에 있어 매우 중요하다. AEKF방법은 초기 파라미터인 $\mathbf{P}$ 행렬을 k 시스템마다 업데이트하여 초기 상태벡터의 변화에 민감하게 반응할 수 있으며, 또한 초기 상태벡터와 실제 시스템 모델과의 차이가 크게 발생하여도 적응적으로 $\mathbf{P}$ 행렬의 값을 조절하여 상태벡터의 수렴을 가능하게 한다. 또한 $\mathbf{Q}$ 행렬 및 $\mathbf{R}$ 행렬을 k 시스템 업데이트하여 상태벡터의 수렴 안정성을 더욱 확보하였다. 3DOF시스템을 통해서 AEKF기법의 결과와 EKF, UKF기법을 비교·검증하였다.

핵심용어 : AEKF, 손상 탐지, 강성 추정, 건축 구조