

칼만 필터를 이용한 구조 안전성 모니터링에 관한 기초 연구

박명진·김유일
인하대학교 조선해양공학과

A Basic Study on Structural Health Monitoring using the Kalman Filter

Myong-Jin Park·Yooil Kim

Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, INHA University

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.

For the success of a structural integrity management, it is essential to acquire structural response data at some critical locations with limited number of sensors. In this study, the structural response of numerical model was estimated by data fusion approach based on the Kalman filter known as stochastic recursive filter. Firstly, transient direct analysis was conducted to calculate the acceleration and strain of the numerical standing beam model, then the noise signals were mixed to generate the numerical measurement signals. The acceleration measurement signal was provided to the Kalman filter as an information on the external load, and the displacement measurement, which was transformed from the strain measurement by using strain-displacement conversion relationship, was provided into the Kalman filter as an observation information. Finally, the Kalman filter estimated the displacement by combining both displacements calculated from each numerically measured signal, then the estimated results were compared with the results of the transient direct analysis.

Keywords : Structural health monitoring(구조 안전성 모니터링), Bayesian inference(베이지언 추론), Kalman filter(칼만 필터), State space model(상태 공간 모델), Data fusion(데이터 융합)

1. 서론

초기 설계 단계에서 반영하기 어려운 불확실성 요소들이 구조물의 운용 시 미치는 영향에 대한 관심이 증대되면서, 구조물의 구조 안전성을 통합적으로 관리할 수 있는 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다 (Rabiei and Modarres, 2013). 구조 안전성 통합 관리 시스템의 신뢰성은 구조 안전성 모니터링(SHM) 기술과 밀접한 관련이 있으며, 구조 안전성 모니터링 기술은 대상의 구조 안전성과 주변 환경에 대한 정보를 실시간으로 파악할 수 있는 계측 기술과 계측 자료의 처리 방법 등을 포함한다. 구조 안전성 모니터링의 신뢰성을 확보하기 위해서는 주요 부위에서 발생하는 특정한 물리량을 정확하게 계측하는 기술이 개발되어야 한다. 하지만 복잡한 구조를 가지는 부위에 계측 설비를 설치하기 어려울 뿐만 아니라, 필요한 물리량을 직접 계측하는 시스템은 비용과 관련된 제약 조건이 존재한다. 이를

해결하기 위해 상대적으로 계측하기 쉬운 위치에서 물리량을 계측하고, 주요 부위에서 발생하는 물리량을 간접적으로 추정하는 방법에 대해 연구가 필요하다. 또한, 센서에서 발생하는 기계적인 오류와 예측하기 어려운 외부 하중의 변화들로 인해, 계측 신호에는 필요한 물리량과 불필요한 잡음이 섞여있다. 따라서 계측한 신호들을 정제하여 필요한 물리량을 추정하는 방법이 필요하며, 대표적인 방법으로는 칼만 필터가 있다. 칼만 필터는 베이지언 추론을 이용하여 물리량을 확률론적으로 추정하는 방법이며, 수학적 모델을 기반으로 예측한 물리량과 센서에서 계측한 물리량을 융합하여 결과를 도출해낸다. Papadimitriou et al. (2011)은 트러스 구조물에서 한정된 위치의 계측 정보와 상호 스펙트럼을 이용하여 칼만 필터를 구성한 뒤, 미계측 지점에서 발생하는 응력의 스펙트럼을 추정하는 시도를 하였다. Cho et al. (2016)은 칼만 필터를 이용하여 교량의 임의의 지점에서 발생하는 변위를 추정하고, 센서로 계측한 변위와 비교하는 연구를 진행하였다. Hwang and Kareem (2007)은 구조물의 응답과

칼만 필터를 이용하여 외부 하중을 역으로 추정하는 기법을 제안하였다. Triantafyllou et al. (1983)은 잡음이 섞인 해상 관측 정보와 칼만 필터를 이용하여 선박의 운동 상태를 실시간으로 추정하는 기법을 제안하였으며, Popov et al. (2017)은 선박의 Dynamic-Positioning system에 최적화된 칼만 필터를 개발하는 연구를 진행하였다.

본 연구에서는 아래 그림 Fig. 1에 도식화한 방법론에 따라 보 요소로 이루어진 수치 모델의 변위를 추정하였다.

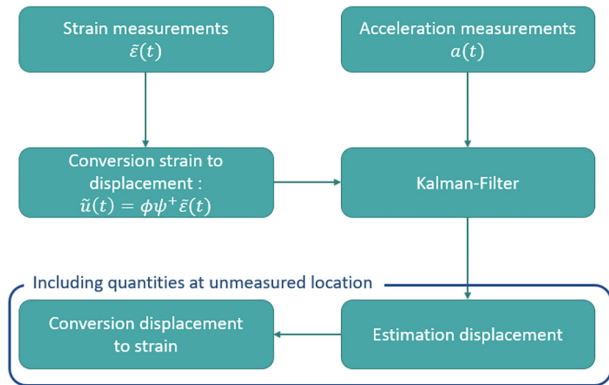


Fig. 1 Overall procedure

먼저, 과도 직접 해석을 수행하여 수치 모델의 가속도와 변형률을 계산한 뒤, 잡음 신호를 섞어서 수치적인 계측 신호를 생성하였다. 가속도 계측 신호를 칼만 필터에 외부 하중에 대한 정보로 입력한 뒤, 수치 적분을 수행하여 변위를 계산하였다. 다음으로, 변형률 계측 신호와 변형률-변위 관계 변환식을 이용하여 변위를 계산한 뒤, 칼만 필터에 관측 정보로 입력하였다. 마지막으로 칼만 필터를 통해 각각의 신호로 계산한 변위를 보정하여 미계측 지점을 포함한 모델 전 부위의 변위를 재 추정하였다. 칼만 필터로 추정한 변위와 변형률-변위 변환 관계식을 이용하여 수치 모델의 변형률을 추정하였고, 각각의 추정치들은 과도 직접 해석을 수행하여 계산한 결과와 비교하였다.

2. 이론적 배경

2.1 변형률-변위 변환 관계

일반적으로, 변위를 간접적으로 추정하기 위해 가속도 신호를 수치 적분하는 방법이 사용된다. 가속도 신호는 고주파수 영역의 응답을 잘 표현하며, 계측 설비의 설치가 용이하고 비용이 저렴하다는 여러 이점이 있다. 하지만, 가속도 신호를 수치 적분하는 과정에서 저주파수 지연(linear drift)이 발생하는 단점이 있다. 반면, 변형률 신호는 계측 설비를 구축하는 비용이 많이 들고 설치하는 부위에 제약 조건이 많이 따르지만, 저주파수 영역의 응답을 잘 표현하는 이점이 있다 (Cho et al., 2016). 본 연구에서는 변형률 신호를 변위로 변환하기 위해 Foss and Haugse (1995)가 제안한 변형률-변위 변환 관계를 사용하였

다. 변형률-변위 변환은 모델의 고유 진동 모드를 사용하며, 변위와 변형률 응답은 모달 좌표계를 이용하여 아래 식 (1)로 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} \tilde{u}(t) &= \sum_i \phi_i q_i(t) = \phi \tilde{q}(t) \\ \tilde{\varepsilon}(t) &= \sum_i \psi_i q_i(t) = \psi \tilde{q}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 \tilde{u} 와 $\tilde{\varepsilon}$ 은 각각 변위와 속도 벡터이며 모드 형상과 모달 좌표계의 선형 중첩으로 표현할 수 있다. ϕ_i 와 ψ_i 는 각각 변위의 i 번째 모드 형상과 그에 대응하는 변형률의 i 번째 모드 형상이며, q_i 는 i 번째 모달 좌표계를 의미한다. ϕ 와 ψ 는 모드 형상 행렬이며, q 는 모달 좌표계 벡터이다. 변위와 변형률 벡터는 동일한 q 를 가지므로, 변위 벡터의 q 를 변형률의 모드 형상 행렬과 변형률 벡터로 치환할 수 있다. 마찬가지로, 변형률 벡터도 변위의 모드 형상과 변위 벡터를 이용하여 표현할 수 있으며, 아래 식 (2)와 같다.

$$\begin{aligned} \tilde{u}(t) &= \phi \psi^+ \tilde{\varepsilon} \\ \tilde{\varepsilon}(t) &= \psi \phi^+ \tilde{u} \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 ψ^+ 와 ϕ^+ 는 각각 모드 형상 행렬의 의사 역행렬을 의미한다. 의사 역행렬은 원행렬이 정방 행렬이 아닌 경우, 역행렬과 유사한 역할을 수행할 수 있는 행렬이다. 의사 역행렬은 최소 제곱 오차법(ordinary least square method)을 적용하여 문제를 해결하는 방법으로 널리 사용되며, 원행렬의 전치 행렬을 이용하거나 특이값 분해를 수행하여 계산할 수 있다. 본 연구에서는 식 (3)과 같이 전치 행렬을 이용하여 의사 역행렬을 계산하였다.

$$\begin{aligned} \phi^+ &= (\phi^T \phi)^{-1} \phi^T \\ \psi^+ &= (\psi^T \psi)^{-1} \psi^T \end{aligned} \quad (3)$$

본 연구에서는 위 식 (2)에 따라서, n 개의 지점에서 계측한 변형률을 임의의 m 개의 지점에서 발생하는 변위로 변환하였다. 이 때 사용할 수 있는 모드의 개수는 r 개이며, $r \leq n$ 을 만족해야 한다. r 이 n 보다 큰 경우에는 미지수인 모달 좌표계의 개수가 계측한 변형률 벡터의 개수보다 많아지기 때문에 해의 정확도가 떨어진다. 변형률-변위 변환 관계를 정리하면 아래 Fig. 2와 같다.

$$\begin{aligned} \tilde{u}(t) &= \phi \psi^+ \tilde{\varepsilon}(t) \\ \{m \times 1\} &= [m \times r] [r \times n] \{n \times 1\} \\ m &: \text{the number of displacement values} \\ n &: \text{the number of strain measurements} \\ r &: \text{the number of used natural modes} \\ * \psi^+ &= (\psi^T \psi)^{-1} \psi^T \quad (n \geq r) \end{aligned}$$

Fig. 2 Strain-displacement conversion relationship

2.2 베이저언 추론

베이저언 추론은 베이저언 확률론을 기반으로 확률 변수의 분포를 추론하는 방법이다. 베이저언 확률론이란 확률을 ‘믿음의 정도를 나타내는 양(degree of belief)’으로 해석하는 방법이며, 확률이 ‘전체 사건 횟수 중 특정 사건의 발현 횟수’를 뜻하는 빈도주의 추론(frequentist inference)과 구분된다. 베이저언 확률론은 불확실성 문제를 수학적으로 다룰 때 귀납적 추론을 사용하며, 빈도주의 추론은 연역적 추론을 사용한다. 베이저언 추론에서는 관측 자료 Z 가 주어졌을 때, 상태 변수 x 의 사후 확률(posterior probability)을 베이저언 정리를 이용하여 아래 식 (4)로 정의한다 (Hamada et al., 2008).

$$p(x|Z) = \frac{p(x, Z)}{p(Z)} = \frac{p(Z|x)p(x)}{p(Z)} \propto p(Z|x)p(x) \quad (4)$$

여기서 $p(x)$ 는 사전 확률(prior probability)이며, 관측 자료 Z 에 대한 정보를 알지 못할 때 x 의 추정 분포이다. $p(Z)$ 는 Z 의 사전 확률이며, 정규화 상수를 의미한다. $p(Z|x)$ 는 우도 함수(likelihood function)이며, 확률 변수가 x 일 때 관측 자료 Z 가 재 관측(reproduced) 될 가능성을 나타낸다.

2.3 칼만 필터

일반적으로 신호의 잡음을 제거하기 위해 시간 영역의 신호를 주파수 영역의 스펙트럼의 형태로 변환하여 대역 필터를 적용한 뒤, 재 변환을 수행한다. 이 때 필터링할 주파수 영역을 신호를 측정 한 뒤 경험적으로 결정하는 경우가 많다. 또한 계속 신호들을 특정 시간동안 저장한 뒤 신호 처리를 수행하면, 시간 지연이 발생하여 실시간 분석이 어려워진다. 이를 해결하기 위해 시간 영역 필터를 사용할 수 있으며, 대표적으로 시간 영역 주파수 필터, 칼만 필터 등이 있다. 시간 영역 주파수 필터는 완만한 필터 형상으로 인해 신호에 잡음이 남거나 실제 응답에 왜곡이 발생할 수 있다. 따라서 선박과 같이 다자유도이며 계속 신호에 잡음이 많이 발생할 수 있는 경우에는 칼만 필터가 적합하다. 칼만 필터는 베이저언 추론을 이용한 재귀 필터(recursive filter)인 베이즈 필터(bayes filter)를 이용하여 정의할 수 있다 (Kalman, 1960). 칼만 필터의 전체 과정은 아래 Fig. 3과 같다 (Grewal and Andrews, 2008).

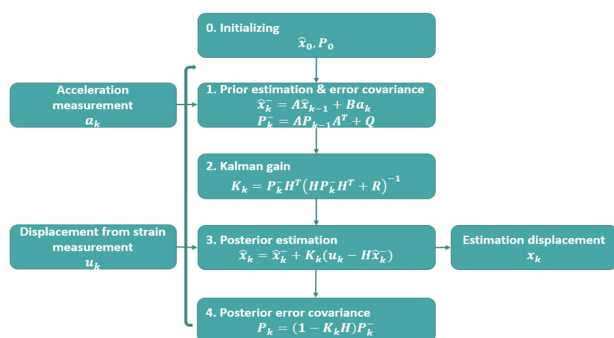


Fig. 3 Overall procedure of Kalman filter

위 Fig. 3에 대한 자세한 설명은 아래와 같다. 우선, 칼만 필터를 구성하기 위해, 대상으로 하는 물리량인 상태 변수와 측정 자료에 따라서 상태 공간 모델을 정의한다. 본 연구에서는 가속도와 변위의 관계식을 이용하여 상태 공간 모델(state-space model)을 정의하였다. 칼만 필터에서 상태 공간 모델은 상태 모델(state model)과 관찰 모델(observation model)로 구성할 수 있다. 상태 모델은 상태 변수의 시간에 따른 변화를 정의할 수 학 모델이며, 아래 식 (5)로 정의할 수 있다.

$$x_k = \begin{bmatrix} 1 & dt \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} dt^2/2 \\ dt \end{bmatrix} a_k + w_{k-1} \quad (5)$$

$$= A x_{k-1} + B a_k + w_{k-1}$$

여기서 x_k 는 추정하고자 하는 물리량으로 상태 변수를 뜻하며, 변위와 속도를 포함한다. a_k 는 예측한 가속도를 의미한다. A 는 이전 시점에서의 상태 변수(x_{k-1})에서 현재 시점에서의 상태 변수(x_k)로 변하는 정도를 의미하는 상태 전이 행렬이며, B 는 현재 시점에서의 가속도(a_k)가 현재 시점에서의 상태 변수(x_k)에 미치는 영향을 의미하는 외부 하중에 의한 상태 전이 행렬을 의미한다. w_k 는 정규 분포를 따르는 상태 모델의 잡음이며, 상태 모델의 불확실성을 의미한다. 상태 모델의 잡음은 아래 식 (6)으로 정의할 수 있다.

$$w_k \sim N(0, Q) \quad , \quad Q = (1/SNR) \begin{bmatrix} dt^3/3 & dt^2/2 \\ dt^2/2 & dt \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서 SNR은 신호 대 잡음비(signal to noise ratio)를 의미하며, 신호가 가지는 전력량과 잡음이 가지는 전력량의 비로 정의할 수 있다. 신호 대 잡음비는 잡음이 신호에 미치는 영향을 정량적으로 나타내며, 예측 설비의 정확도와 직접적인 관련이 있다. 칼만 필터의 관찰 모델은 상태 변수와 예측한 물리량인 관찰 변수의 관계를 정의한 모델이며, 아래 식 (7)로 정의할 수 있다.

$$u_k = [1, 0] x_k + v_k = H x_k + v_k \quad (7)$$

여기서 u_k 는 관찰 변수이며 센서를 이용하여 예측한 물리량을 의미한다. 본 연구에서는 변위를 계속 신호를 변환하여 얻은 변위를 관찰 변수로 사용하였다. H 는 상태 변수(x_k)와 관찰 변수(u_k)의 관계를 정의하는 상태-관측 변환 행렬이다. 본 연구에서 상태 변수는 변위와 속도, 관찰 변수는 변위이므로 $H = [1, 0]$ 으로 정의할 수 있다. v_k 는 계속 신호의 잡음이며, 관찰 모델의 불확실성을 의미한다. 관찰 모델의 잡음은 아래 식 (8)로 정의할 수 있다.

$$v_k \sim N(0, R) \quad , \quad R = (1/SNR) \begin{bmatrix} dt & 0 \\ 0 & dt \end{bmatrix} \quad (8)$$

위 식 (5)~(6)으로 정의한 상태 모델을 이용하여 상태 변수를 예측하는 과정을 예측 단계라고 하며, 예측한 상태 변수와 관찰 변수를 식 (7)~(8)로 정의한 관찰 모델을 이용하여 융합한 뒤, 상태 변수를 재 추정하는 과정을 갱신 단계라고 한다. 예측

단계에서 예측한 상태 변수를 사전 추정값(prior estimation)으로 정의하며, 아래 식 (9)와 같다. 사전 추정값을 이용하여 계산한 오차 공분산은 사전 오차 공분산(prior error covariance)으로 정의하며, 아래 식 (10)과 같다.

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Ba_k \quad (9)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (10)$$

여기서 \hat{x}_k^- 는 $t = t_k$ 시점에서의 상태 변수의 사전 추정값이며, \hat{x}_{k-1} 은 $t = t_{k-1}$ 시점에서의 상태 변수의 사후 추정값(posterior estimation)이다. P_k^- 는 $t = t_k$ 시점에서의 사전 오차 공분산이며, P_{k-1} 은 $t = t_{k-1}$ 시점에서의 사후 오차 공분산(posterior error covariance)을 의미한다. 칼만 필터는 재귀 필터의 형태를 가지고 있으므로, 이전 시점에서의 상태 변수의 사후 추정값을 재사용하여 현재 시점에서의 상태 변수의 사전 추정값을 계산한다. 사전 오차 공분산(P_k^-), 상태-관측 변환 행렬(H)과 관찰 모델의 분산(R)을 이용하여 갱신 단계에서 사용되는 칼만 이득(K_k)을 계산하며, 아래 식 (11)과 같다.

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (11)$$

칼만 이득과 관찰 변수(u_k)를 이용하여 사후 추정값과 사후 오차 공분산을 계산할 수 있으며, 아래 식 (12)~(13)과 같다.

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(u_k - H\hat{x}_k^-) \quad (12)$$

$$P_k = (1 - K_k H)P_k^- \quad (13)$$

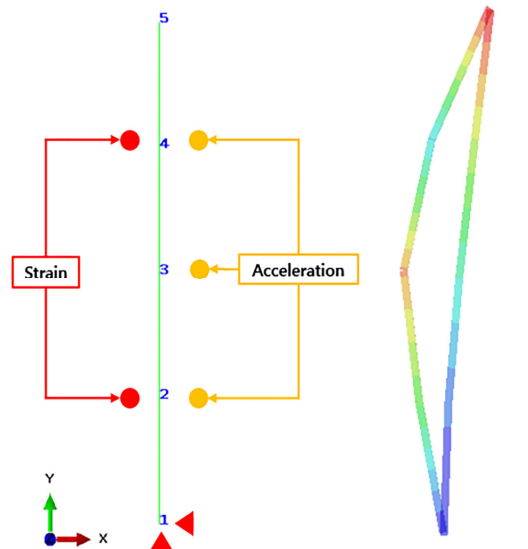
위 식 (12)와 같이 칼만 필터의 사후 추정값은 상태 공간을 사용하여 수학적으로 계산한 사전 추정값(\hat{x}_k^-)과 대상으로 하는 물리량의 관찰 변수(u_k)의 차이를 계산한 뒤, 식 (11)로 계산한 칼만 이득을 곱하여 사전 추정값을 보정하여 계산한다.

$t = t_k$ 시점에서 계산한 사후 추정값과 사후 오차 공분산은 $t = t_{k+1}$ 시점의 사전 추정값과 사전 오차 공분산을 계산하기 위해 재사용되며, 위의 과정을 반복하여 수행한다.

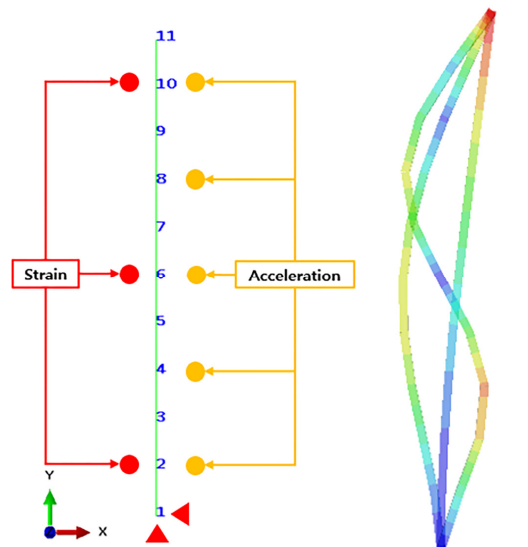
3. 수치 모델에의 적용

2차원 티모센코-보 요소로 이루어진 수치 모델에서 예측한 가속도 신호와 변형률 신호를 칼만 필터에 입력하여 변위를 추정하였다. 수치적인 예측 신호는 과도 직접 해석을 수행하여 얻은 가속도와 변형률 신호에 가우시안 잡음을 추가하여 가정하였다. 가우시안 잡음의 크기는 신호 대 잡음비가 100인 경우와 20인 경우로 나누어서 결정하였다. 신호 대 잡음비가 100인 경우는 잡음이 예측 신호에 영향을 거의 주지 않으므로 데이터 융합의 수학적 타당성을 검토하기에 적합하다. 신호 대 잡음비가

20인 경우는 잡음의 영향이 상대적으로 크며, 실제 예측 신호에의 적용 가능성을 검토하기에 적합하다. 수치 모델은 상대적으로 모델 전체의 자유도가 작은 4개의 요소로 구성된 모델과 상대적으로 모델 전체의 자유도가 큰 10개의 요소로 구성된 모델로 정의하였다. 본 연구에서 사용한 수치 모델은 한쪽 끝단이 완전 고정된 외팔보이며, 모델의 고유 진동 모드의 형상과 예측 신호를 생성한 지점을 아래 Fig. 4에 도식화하였다. 재료의 물성치와 외부에서 작용한 조화 하중 정보는 각각 Table 1과 Table 2에 요약하였으며, 수치 모델의 기하학적 특성들은 아래 Table 3과 같다.



(a) 4-elements model and mode shape ϕ_1 and ϕ_2



(b) 10-elements model and mode shape ϕ_1, ϕ_2 and ϕ_3
Fig. 4 2-D beam model and measured location

Table 1 Material properties

Material properties	Value
Density(ρ)	7850 kg/m ³
Young's modulus(E)	200 Gpa
Poisson's ratio(ν)	0.3

Table 2 External load

Direction	x
Periodic acceleration	$\sin(0.3t) + \sin(0.5t)$
Time step	0.05sec

Table 3 Summary of geometry

Length	60mm
Section shape	Box
Section width	5mm
Section height	5mm
Section thickness	1mm

Fig. 4에 도식화한 수치 모델의 변위를 추정하는 방법론들을 비교하기 위해, 아래 Table 3과 같이 사례 연구를 수행하였다. 4개의 요소를 가진 수치 모델은 신호 대 잡음비를 두 가지로 분류한 뒤, 변위를 추정하기 위해 사용한 신호의 종류에 따라 세 가지로 분류해서 총 6개의 사례 연구를 진행하였다. 10개의 요소를 가진 수치 모델은 신호 대 잡음비는 저차원 수치 모델과 동일하게 분류하고 변위를 추정하기 위해 사용한 신호의 종류에 따라 두 가지로 분류해서 총 4개의 사례 연구를 진행하였다.

Table 3 Summary of case study

NO.	Model	SNR	Used signal
1	4-elements	100	Acceleration strain
2		20	Data fusion (acc + str)
3	10-elements	100	Strain
4		20	Data fusion (acc + str)

Case 1번은 자유도가 가장 낮고 계측 신호에 잡음이 없기 때문에, 모든 절점에서 추정된 물리량이 과도 직접 해석의 결과와 비슷하였다. 가속도 신호와 변형률 신호를 모두 계측한 4번 절점의 결과는 아래 Fig. 5와 같다. 변위와 변형률은 식 (2)로 정의되는 선형 변환 관계이므로 변형률만 도식화하였고, 가독성을 높이기 위해 150초에서 250초 구간을 도식화하였다.

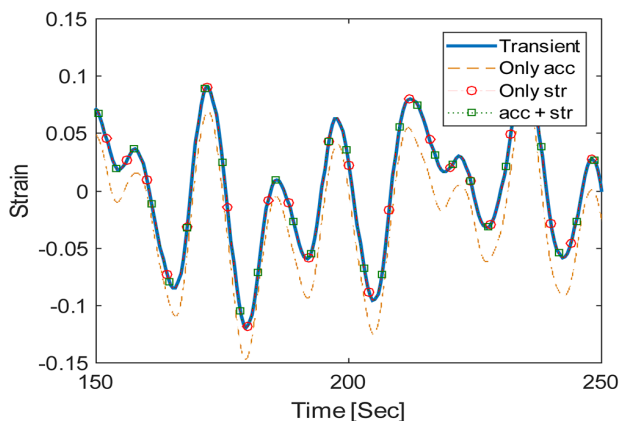
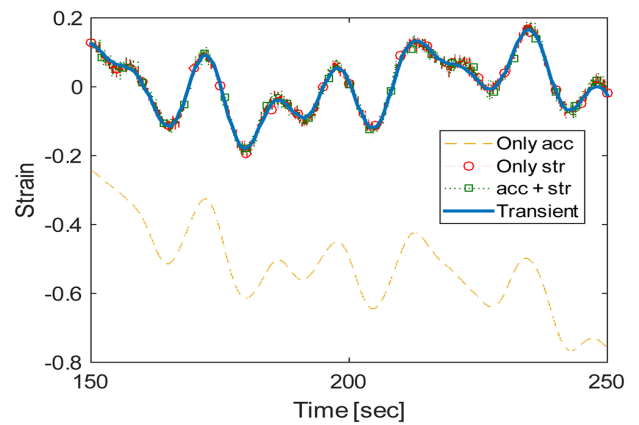


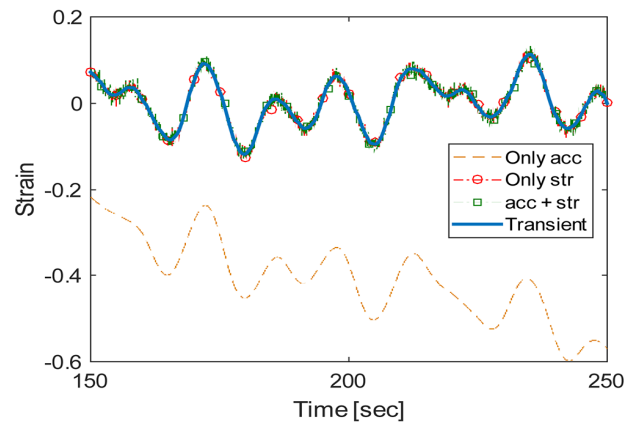
Fig. 5 Results of Case No.1 at Node 4

Fig. 5를 살펴보면, 변형률 신호만을 사용하여 계산한 결과와 데이터를 융합하여 추정한 결과는 과도 직접 해석의 결과와 유사한 것을 알 수 있다. 반면에 가속도 신호만을 사용하여 계산한 결과는 신호를 이산화하고 수치 적분을 수행하는 과정에서 저주파수 지연이 발생하는 것을 알 수 있다.

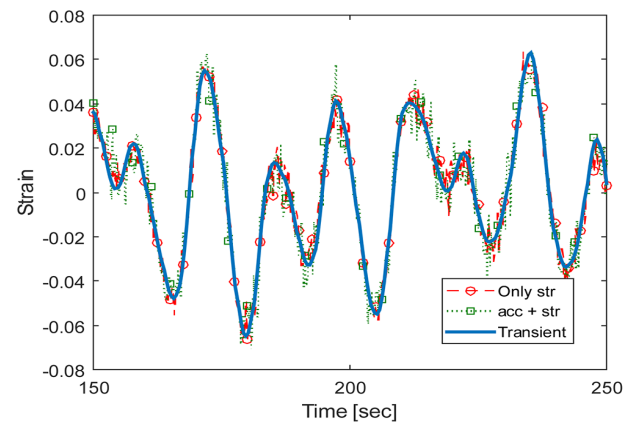
Case 2번은 Case 1번에 비해 계측 신호의 잡음이 센 경우이며, 가속도 신호만을 계측한 3번 절점, 가속도 신호와 변형률 신호를 모두 계측한 4번 절점, 다른 위치에서 계측한 신호들을 사용하여 미세측 물리량을 추정한 5번 절점의 결과는 아래 Fig. 6과 같고, 가독성을 높이기 위해 150초에서 250초 구간을 도식화하였다.



(a) Strain at Node 3



(b) Strain at Node 4



(c) Strain at Node 5

Fig. 6 Results of Case No.2

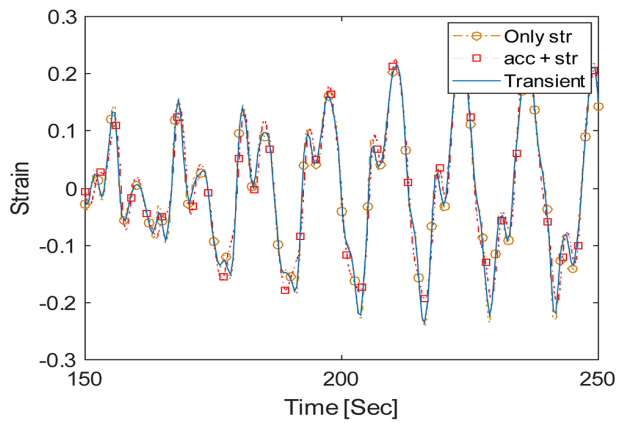


Fig. 7 Results of Case No.3 at Node 9

세 절점에서 추정된 변형률은 과도 직접 해석의 결과와 유사하지만, 가속도 신호만을 사용한 경우에는 잡음의 영향으로 저주파 수 지연이 심해진 것을 알 수 있다. Case 1번과 2번의 결과를 통해 자유도가 많고 잡음의 세기가 강할 때는 단순히 가속도 신호를 시간 적분하여 변위를 추정하는 방법은 적용하기 어려운 것을 알 수 있다. 따라서 Case 3번과 4번에서는 변형률 신호를 사용한 경우와 데이터를 융합하여 사용한 경우 두 가지만 비교하였다.

위 Fig. 7은 Case 3번에서 미계측 지점인 9번 절점에서의 결과이다.

신호에 잡음이 없는 경우에 다른 지점에서 계측한 신호를 이용하여 추정된 결과가 과도 직접 해석의 결과와 유사한 것을 알 수 있다.

마지막으로 Case 4번에서 미계측 지점인 3번, 5번, 7번과 9번 절점에서의 결과는 아래 Fig. 8과 같고, 가독성을 높이기 위해 150초에서 250초 구간을 도식화하였다.

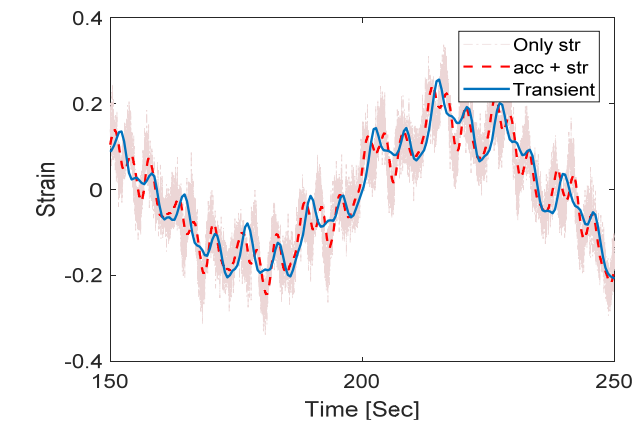
변형률 신호만을 사용하여 추정된 결과들을 보면, 잡음의 영향을 받아서 왜곡되는 것을 알 수 있다. 반면에 데이터를 융합하여 추정된 결과들은 잡음으로 인한 왜곡이 줄어들었으며, 과도 직접 해석의 결과와 유사하게 변화하는 것을 알 수 있다.

상기의 결과들을 통해, 가속도 신호와 변형률 신호를 융합하여 추정된 물리량이 특정 신호만을 사용하여 추정된 물리량보다 정확도가 높은 것을 확인하였다.

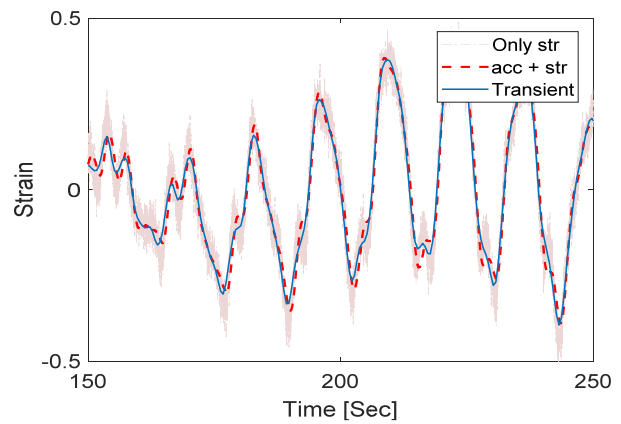
추후 실선에 적용하기 위해 동적 응답을 잘 표현할 수 있는 실선의 전역 모드를 선택하는 방법과 실선의 변형률 계측 신호에서 확인할 수 있는 저주파수 잡음의 영향을 줄일 수 있는 방안에 대해 추가 연구가 필요하다고 판단된다.

4. 결론

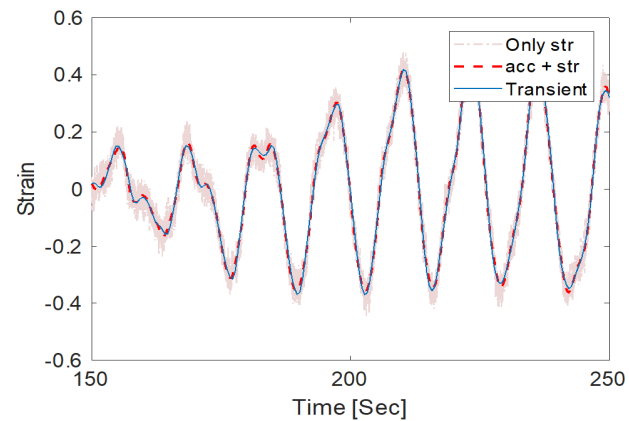
상기의 연구 내용을 바탕으로 다음과 같은 결론을 도출할 수 있었다.



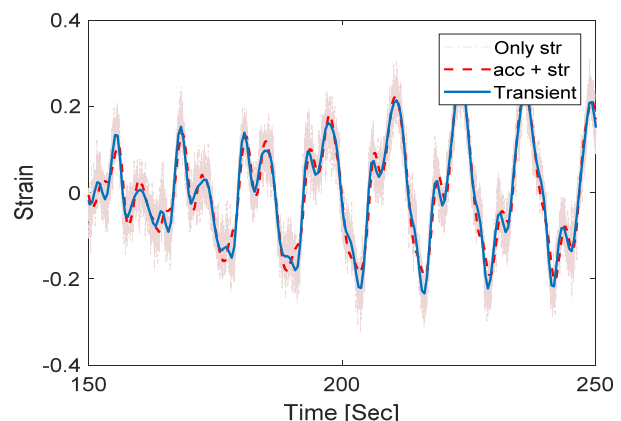
(a) Strain at Node 3



(b) Strain at Node 5



(c) Strain at Node 7



(d) Strain at Node 9

Fig. 8 Results of Case No.4

- 베이저인 추론에 기반한 칼만 필터와 고유 진동 모드 형상을 이용한 변형률-변위 변환 관계를 이용해 신호의 잡음을 제거하고 미계측 지점의 물리량을 추정할 수 있는 데이터 융합 모델을 구성하였다.
- 2차원 보-요소로 이루어진 4-요소 모델과 10-요소 모델을 이용하여 사례 연구를 진행하였으며, 계측 신호의 잡음이 커지면 가속도 계측 신호를 이산화하고 수치 적분할 때 발생하는 저주파수 지연이 심해지는 것을 확인하였다.
- 변형률 계측 신호를 사용하여 추정한 물리량은 잡음의 영향을 받아서 왜곡이 발생하는 것을 확인하였다.
- 변형률 계측 신호와 가속도 계측 신호를 융합하여 추정한 물리량은 저주파수 지연이 발생하지 않고 잡음에 의한 왜곡이 줄어드는 것을 확인하였다.
- 실선에 적용하기 위해 동적 응답을 잘 표현할 수 있는 실선의 전역 모드를 선택하는 방법과 실선의 변형률 계측 신호에서 확인할 수 있는 저주파수 잡음의 영향을 줄일 수 있는 방안에 대해 추가 연구가 필요하다고 판단된다.

후 기

이 논문은 2020년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국 산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(P0001968, 2020년 산업혁신인재성장지원사업).

Reference

- Cho, S., Park, J. W., Palanisamy, R. P. & Sim, S. H., 2016. Reference-free displacement estimation of bridges using Kalman filter-based multimetric data fusion. *Journal of Sensors*, pp.1-9.
- Foss, G. C. & Haugse, E. D., 1995. Using modal test results to develop strain to displacement transformations, *Proceedings of the 13th International Modal Analysis Conference*, Nashville, Tennessee, USA, 13-16 February 1995, pp.112-118.
- Grewal, M. S. & Andrews, A. P., 2008. *Kalman Filtering: Theory and Practice using MATLAB*, 3rd Ed. Wiley-IEEE Press: New Jersey.
- Hamada, M.S., Wilson, A., Reese, C.S. & Martz, H.F., 2008. *Bayesian Reliability*. 1st Ed. Springer: New York.
- Hwang, J. S. & Kareem, A., 2007. Estimation of external loads using structural response. *Journal of The Architectural Institute of KOREA Structure & Construction*, 23(1), pp.51-61.
- Kalman, R.E., 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1), pp.35-45.
- Papadimitriou, C., Fritzen, C. P., Kraemer, P. & Ntotsios, E., 2011. Fatigue predictions in entire body of metallic structures from a limited number of vibration sensors using Kalman filtering. *Structural Control and Health Monitoring*, 18, pp.554-573.
- Popov, I., Koschorrek, P., Haghani, A. & Jeinsch, T., 2017. Adaptive Kalman filtering for dynamic positioning of marine vessels. *International Federation of Automatic Control-PapersOnLine*, 50(1), pp.1121-1126.
- Rabiei, M. & Modarres, M., 2013. A recursive Bayesian framework for structural health management using online monitoring and periodic inspections, *Reliability Engineering and System Safety*, 112, pp.154-164.
- Triantafyllou, M.A., Bodson, M. & Athans, M., 1983. Real time estimation of ship motions using Kalman filtering techniques, *IEEE Journal of Ocean Engineering*, 8(1), pp.9-20.



박명진

김유일