

이종 광섬유 센서 데이터 융합을 통한 변형률 정확도 향상 기법

박영수* · 진승섭** · 유철환*** · 김성태**** · 박영환*****

Park, Young-Soo* · Jin, Seung-Seop** · Yoo, Chul-Hwan*** · Kim, Sungtae**** · Park, Young-Hwan*****

Multi-fidelity Data-fusion for Improving Strain accuracy using Optical Fiber Sensors

ABSTRACT

As aging infrastructures increase along with time, the efficient maintenance becomes more significant and accurate responses from the sensors are pre-requisite. Among various responses, strain is commonly used to detect damage such as crack and fatigue. Optical fiber sensor is one of the promising sensing techniques to measure strains with high-durability, immunity for electrical noise, long transmission distance. Fiber Bragg Grating (FBG) is a point sensor to measure the strain based on reflected signals from the grating, while Brillouin Optic Correlation Domain Analysis (BOCDA) is a distributed sensor to measure the strain along with the optical fiber based on scattering signals. Although the FBG provides the signal with high accuracy and reproducibility, the number of sensing points is limited. On the other hand, the BOCDA can measure a quasi-continuous strain along with the optical fiber. However, the measured signals from BOCDA have low accuracy and reproducibility. This paper proposed a multi-fidelity data-fusion method based on Gaussian Process Regression to improve the fidelity of the strain distribution by fusing the advantages of both systems. The proposed method was evaluated by laboratory test. The result shows that the proposed method is promising to improve the fidelity of the strain.

Key words : Multi-fidelity modeling, Optical fiber sensor, Strain, Gaussian process regression, Complementary data-fusion

초록

노후화 시설물의 증가에 따라 선제적 유지관리의 중요성은 점차 증대되고 있다. 선제적 유지관리는 시설물의 응답 계측으로부터 시작되기 때문에 높은 정밀도를 가지는 응답을 획득하는 것이 중요하다. 국부적인 응답 중 변형률은 균열 감지 및 피로 진전 예측 등에 활용가능하다. 변형률 센서는 크게 이산형 및 분포형 센서로 구분된다. 이산형 센서의 대표적인 예가 광섬유 브래그 격자(FBG)와 전기 저항식 게이지이다. 이산형 센서는 높은 정확성과 재현성(고 정밀)을 가지지만, 측정점이 제한된다는 한계를 가진다. 브릴루앙 산란 기반 광섬유 변형률 계측 시스템 중 하나인 Brillouin Optical Correlation Domain Analysis (BOCDA)은 대표적인 분포형 센서이며, 5 cm 라는 높은 공간 분해능을 가진다. BOCDA는 투영된 광원에서 발생하는 산란파를 이용하여 광섬유 전 구간의 변형률을 계측한다. 측정점이 많아지는 장점이 있으나, 이산형 센서에 낮은 정확도와 재현성을 가진다. 본 연구에서는 고 정밀 데이터(이산형 센서)와 저 정밀 데이터(분포형 센서) 각각의 장점을 융합하는 후처리 기법을 제안하였으며, 이에 대한 가능성을 검증 실험을 통해 확인했다.

검색어 : 다정밀도 모델링, 광섬유 센서, 변형률, 가우시안 프로세스 회귀, 상보적 데이터 융합

* 한국건설기술연구원 수석연구원, 공학박사 (Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology · youngsoopark@kict.re.kr)

** 정회원 · 교신저자 · 한국건설기술연구원 수석연구원, 공학박사

(Corresponding Author · Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology · seungsab@kict.re.kr)

*** 한국건설기술연구원 박사 후 연구원, 공학박사 (Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology · jahad1010@kict.re.kr)

**** 정회원 · 한국건설기술연구원 수석연구원, 공학석사 (Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology · esper009@kict.re.kr)

***** 중신회원 · 한국건설기술연구원 선임연구위원, 공학박사 (Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology · yhpark@kict.re.kr)

Received September 2, 2020/ revised September 10, 2020/ accepted September 24, 2020

1. 서론

최근 시민의 안전과 밀접하게 연관된 사회기반시설물은 외부 환경 및 하중 조건의 변화와 노후화 등의 원인으로 인하여 유지관리의 중요성이 증대되고 있다. 시설물 유지관리를 통해 사회 및 경제적 손실뿐만 아니라 인명의 손실을 방지할 수 있다. 시설물의 유지관리는 시설물의 응답을 계측하고, 계측 데이터를 통해 시설물의 상태를 평가하고, 평가된 시설물의 상태 정보를 통하여 보수·보강 시기와 방법 등의 의사결정에 활용한다. 시설물의 응답을 정확하게 계측하고, 다양하고 많은 응답을 계측할수록 시설물의 정확한 상태 평가가 가능하다(Worden et al., 2007).

시설물 상태평가를 위한 다양한 물리량 중 변형률(strain)은 구조물의 이상 상태 및 노후화를 감지하고 예측하는데 주로 사용되는 대표적인 물리량이다. 기존의 변형률 계측은 전기 저항식 변형률 게이지가 주로 사용하였으나, 센서의 내구성 및 전자기적 간섭으로 인한 제한사항이 존재한다. 또한, 측정점이 늘어날수록 케이블 배선, 전력 공급 등의 문제로 인하여 많은 시간과 인력이 요구된다.

기존 전기 저항식 변형률 게이지의 문제점을 해결하기 위하여, 광섬유를 이용한 변형률 계측 시스템이 주목 받고 있다(Amano et al., 2007; Li and Wu, 2007). 광섬유 센서는 기존 전기 저항식 변형률 센서와 달리 높은 내구성과 주변 전자기파의 영향을 받지 않아 장기 계측에 용이하다(Krohn et al., 2014). 광섬유를 기반으로 변형률을 계측 방법으로 광섬유 브래그 격자(Fiber Bragg Grating; FBG) 센서를 많이 사용하고 있다. FBG 센서는 부착된 위치에서 변형률 계측이 가능한 이산형 센서이며, 높은 샘플링 속도와 정밀도로 변형률을 계측할 수 있다(Todd et al., 2007). 하지만 FBG의 중심 파장이 중첩되지 않도록 일정한 파장 간격을 두고 사용해야 하기 때문에, 하나의 인터로게이터(Interrogator)를 통해 측정 가능한 FBG 센서의 수가 수십 개 이내로 제한된다.

분포형 광섬유 센서는 FBG와 달리 일반 광섬유를 그대로 사용하

여 연속적인 변형률을 측정할 수 있으며, 그 결과 변형률 분포 계측에 용이하다. 분포형 광섬유 센서는 광원이 광섬유 코어의 매질을 통과 하면서 발생하는 자연적인 빛의 산란 현상에 기반한다(Hotate, 2000). 브릴루앙 산란은 이러한 광섬유 산란현상 중 하나로 변형률 및 온도에 대한 계측에 활용된다. 브릴루앙 산란을 이용한 방법은 계측 가능한 유효 측정점의 수가 광섬유 길이와 분포형 계측기의 공간분해능에 의해 정해진다. 브릴루앙 산란을 측정하는 방법 중 브릴루앙 광 상관영역 해석법(Brillouin Optical Correlation Domain Analysis, BOCDA)은 수 cm 단위의 공간분해능을 가진다. 따라서 계측을 하고자하는 광섬유 전체에 대해 수 cm 간격으로 측정이 가능하며, 임의의 지점을 선택하여 측정이 가능하다. 하지만 FBG 센서에 비해 상대적으로 샘플링 속도가 느리고, 측정 오차가 크다는 한계가 존재한다.

본 논문에서는 FBG(이산형 센서)와 BOCDA(분포형 센서)의 장점을 상호적으로 융합하는 고정밀 변형률 구성 기법을 제안하였다. 제안된 방법은 전산 통계학분야의 다정밀 모델링 기법을 기초로 하고 있으며, 해당 기법은 다중 정밀도를 가지는 시뮬레이터들의 정보를 활용하여 고 정밀 시뮬레이터의 예측 모델을 구성하는 방법이다. 본 연구에서 제안한 기법은 다정밀 모델링 기법의 개념을 이용하여, 저 정밀 데이터의 응답 분포(부정확하지만 많은 데이터)를 고 정밀 데이터의 국부적인 데이터의 높은 정확성(정확하지만 높은 계산 비용으로 인한 적은 데이터)과 융합하여 높은 정밀도를 가지는 변형률 응답 분포를 구성한다. 제안 기법은 Fig. 1과 같은 절차로 수행된다: (1) 분포형 센서로 계측된 정보로부터 변형률 분포 정보를 가우시안 프로세스 회귀(Gaussian Process Regression, GPR) 방법으로 추출하고; (2) 이산형 센서로부터 얻어진 데이터를 변형률 분포 정보와 융합을 통하여 변형률 분포 정확도를 향상한다. 제안된 방법의 검증을 위하여 단순보의 정적 재하 실험을 수행하여, 제안된 방법의 정확성을 검증하였다. 본 논문에서 대문자로 표현된 기호는 벡터 및 행렬이며, 소문자로 표현된 기호는 스칼라를 의미한다.

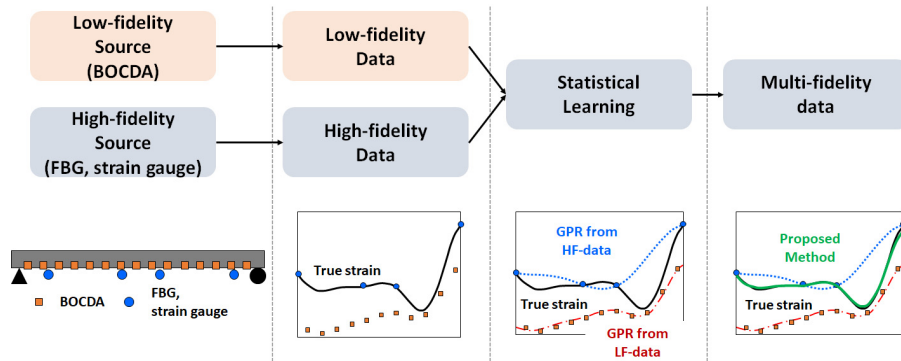


Fig. 1. Work Flow of Proposed Method

2. 연구방법

2.1 광섬유를 이용한 변형을 계측 시스템

광섬유 브래그 격자(Fiber Bragg Grating; FBG)센서는 광섬유 위에 위상 마스크를 놓고 자외선을 노출시켜 주기적인 패턴으로 제작하여, 빛이 진행하는 횡방향으로 광섬유 코어에 간접 패턴을 형성한다. 형성된 광섬유 브래그 격자(FBG)는 광섬유 코어에 일정한 주기의 굴절률의 변화가 존재한다. 빛이 광섬유에 주사되면, 브래그 격자에 의해 반사광이 발생하고, 나머지 빛은 다음 브래그 격자까지 광 손실 없이 광섬유 속을 계속 나아갈게 된다. 광섬유 브래그 격자는 대칭구조이므로, 빛이 입사되는 방향과 상관없이 격자에 의해 항상 브래그 파장만 반사된다. 브래그 파장(λ)은 기본적으로 미세구조의 주기(Λ)와 코어의 굴절률(n_{eff})에 의해 결정된다.

$$\lambda = 2n_{eff}\Lambda \tag{1}$$

FBG가 새겨진 광섬유에 인장이나 압축 변형이 인가되면, Λ 의 변화를 통해 λ 에 변화가 발생하여 변형의 크기를 정량적으로 측정할 수 있다. 다만, n_{eff} 의 변화도 함께 나타나기 때문에 실제 λ 의 변화율은 Λ 의 변화율 대비 0.78배 정도로 작아진다. FBG Interrogator는 파장 가변 광원을 이용하여 FBG의 값을 측정하는 시스템으로, 하나의 채널에서 최대 수십 개 정도의 FBG를 동시에 모니터링 할 수 있으나, 각 FBG의 중심 파장은 반사 스펙트럼이 중첩되지 않도록 수 nm의 간격으로 설정되어야 한다. FBG를 통해 계측되는 변형을 응답은 높은 신호 잡음비를 통해 높은 정확도(High Accuracy)와 재현성(Reproducibility)의 장점이 있지만, 이산형 센서이므로 특정 위치의 변형을 정보만을 제공한다. 전체적인 변형을 분포 형상에 대한 정보를 획득하는 것은 경제성 측면과 기술적 측면에서 제한된다.

FBG센서의 단점인 제한된 측정점의 문제를 해결하기 위하여 광섬유 자체를 센서로 사용하는 분포형 센싱 기법이 최근 개발되었다. 광섬유에 빛을 입사하면 전반사를 통해 광섬유 길이방향으로 대부분의 빛이 전송되고, 극히 일부 광은 후방 산란되는데, 이를 산란광이라고 한다(Güemes et al., 2010). 후방 산란광은 광섬유의 위치 및

광섬유가 외부환경으로부터 받은 영향(변형 및 온도 등)의 정보를 포함하고 있으며, 이를 분석함으로써 변형을 및 온도 등을 계측할 수 있다. 산란광의 종류에는 레일리 산란(Rayleigh Scattering), 라만 산란(Raman Scattering) 및 브릴루앙 산란(Brillouin Scattering)이 존재하며, 각 산란광의 진폭 및 고유 주파수 변화는 온도 및 변형과 밀접한 관계를 가진다. 중심 주파수가 변조된 연속파 형태의 브릴루앙 펄프광과 프로브광을 각각 측정하고자 하는 광섬유의 양 끝에서 입사하여 서로 반대 방향으로 진행시킨 후, 두 광파의 유도 브릴루앙 산란에 의해 얻는 브릴루앙 이득 스펙트럼을 측정하고 이득이 최대가 되는 주파수 차이인 브릴루앙 주파수를 측정하는 방식을 브릴루앙 광 상관영역 분석법(Brillouin Optic Correlation Domain Analysis, BOFDA)이라고 한다. 광섬유 전 구간에 변형을 응답 데이터 획득이 용이하여 구조물의 변형률에 대한 높은 공간적 정보(변형을 분포 형상)를 제공하지만, 신호-잡음비가 낮으며, 이로 인하여 FBG센서에 비해 낮은 정확도와 재현성을 가진다. Table 1에 광섬유를 이용한 변형률 계측 시스템을 비교하였다.

2.2 가우시안 프로세스 회귀(Gaussian Process Regression) 기법 이론

가우시안 프로세스(Gaussian Process, GP)는 랜덤 프로세스(Random Process)의 한 종류이며, 관측된 측정점들을 이용하여 미지의 측정점을 다 변량 정규분포(Multivariate Gaussian Distribution)로 표현하는 회귀 및 분류를 위한 지도학습 방법 중 하나이다(Schulz et al., 2018). 다 변량 분포는 미지의 입력을 평균과 공분산으로 표현하여 예측의 불확실성을 정량할 수 있는 확률론적 출력을 제공한다. 가우시안 프로세스는 평균 함수인 $m(x)$ 와 공분산 함수인 $k(x, x')$ 로 Eq. (2)와 같이 정의된다.

$$f(x) \sim GP(m(x), k(x, x')) \tag{2}$$

공분산 함수는 가우시안 프로세스에서는 측정점에 따른 계측치 간 유사도를 측정하는 커널(kernel)이며, 다양한 커널 함수를 활용할 수 있다. 커널 함수는 모델링하고자하는 입출력 관계식(응답면, Response Surface)의 특징(주기성, 경향성 및 평활성)을 모사한다. 선택된 커널 함수에 따라 가우시안 프로세스의 형태가 달라질 수 있으며, 이를 통해 모델링하고자 하는 관계식의 특성을 사용자가 반영하여 선택할 수 있다. 회귀 목적으로 사용하는 대표적인 커널 함수는 Eq. (3)에 표현된 Squared Exponential 커널(SE 커널)이다. 해당 커널은 두 측정점 사이의 거리($\|x - x'\|^2$)에 대한 함수이며, x 와 x' 가 가까워지면 1에 수렴하는 특성을 가진다. 이러한 특성은 두 입력이 가까울수록 비슷한 출력을 가지는 특성을 나타내며, 이는 예측치(출력)들이 측정점(입력)의 상대거리로 상관(Correlation)됨을 의미한다. SE 커널은 두개의 초월변수(Hyper-parameter)인

Table 1. Type of Optical Fiber Sensors

	FBG	BOFDA
precision*	$\pm 2 \mu\epsilon$	$\pm 10 \mu\epsilon$
measuring point	Point Sensor	Distributed Sensor
reproducibility	High	Low
sampling rate	100 Hz	10 points per second*

*As a theoretical value, the actual measurement range can increase depending on the measurement condition.

σ_f^2 와 l 을 가지며 Eq. (3)과 같다.

$$k(x, x') = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{l}\right) \quad (3)$$

여기서 σ_f^2 는 출력의 스케일을 조정하는 변수이며, l 은 입력 간 상대거리에 따른 출력의 상관정도를 나타내는 변수로 입력의 차원에 따라 각기 다른 값을 가진다. 상기 변수들은 실제 획득한 측정 데이터(측정점과 상응하는 계측치)를 이용하여 추정할 수 있다.

가우시안 프로세스는 Eq. (2)와 같이 측정점(x)에 따라 상관되어 있는 가우시안 분포를 출력으로 가지는 랜덤 프로세스이다. 가우시안 프로세스는 대표적인 베이저안 기반 회귀모형으로써, 사전 분포(예상되는 함수 특성에 따른 커널 함수 선정)와 우도(실제 측정점)를 이용하여 사후 분포(실제 측정점을 이용하여 커널 함수의 변수 갱신)를 추정한다. 가우시안 프로세스에서는 사전 분포(Prior Distribution)와 우도(Likelihood)를 모두 가우시안 분포로 사용한다. 우도가 가우시안 분포일 경우 켈레사전분포(Conjugate Prior, 사후분포가 사전분포와 동일한 분포족이 되는 사전분포)는 가우시안 분포이며, 가우시안 프로세스는 가우시안 형태의 사전분포를 사용하기 때문에 베이즈 정리에 의해 산출되는 사후 분포(Posterior Distribution) 역시 가우시안 분포가 된다. 이러한 켈레사전분포 특성을 활용하기 때문에 사후 분포와 주변 우도 분포(Marginal Likelihood Distribution)는 모두 이론적 수식으로 표현 가능하다.

가우시안 프로세스는 사후 분포를 예측 모델로 사용하며, 이를 추정하기 위해 우선 커널 함수의 초월변수 결정이 필요하다. 이를 위해 사용자에게 의해 설정된 커널 함수의 변수(사전 정보)와 측정 데이터(우도)에 대한 주변 우도 분포를 최대화하는 최적화 문제를 사용한다(최대우도추정, Maximum Likelihood Estimation). 일반적으로 주변 우도 분포는 최적화를 위해 상용로그를 취하고 이를 음의 로그 주변 우도(Negative Log-marginal Likelihood)로 표현되며, 이는 Eq. (4)와 같다.

$$\text{minimize } \frac{1}{2} \log |K| - \frac{1}{2} y^T K^{-1} y - \frac{n}{2} \log 2\pi \quad (4)$$

커널 함수의 최적 변수(θ^*)는 Eq. (4)를 최적화 알고리즘을 통해 최소화하는 값을 사용한다. 미지의 측정점(x_*)는 추정된 최적 변수(θ^*)와 측정 데이터(D)를 이용하여 Eq. (5)를 통해 산출된 사후 분포로 추정할 수 있다. 사후분포의 평균($M(X|\theta^*)$)이 가우시안 회귀 모형의 예측치로 사용된다.

$$p(Y_* | X_*, D, \theta^*) = M(X|\theta^*), C(X, X_*|\theta^*) \quad (5)$$

where $M(X|\theta^*) = K_* K^{-1} Y$ and $C(X, X_*|\theta^*) = K_{**} - K_* K^{-1} K_*^T$

여기서 $D = [X, Y]$ 이며, X 와 Y 는 각각 측정점 행렬과 계측치 벡터를 나타낸다. Eq. (5)에 표현된 K 행렬들은 다음과 같다.

$$K_{..} = \begin{bmatrix} k(x^1, x^1) & \dots & k(x^1, x^n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x^n, x^1) & \dots & k(x^n, x^n) \end{bmatrix},$$

$$K_{**} = \begin{bmatrix} k(x_*^1, x_*^1) & \dots & k(x_*^1, x_*^m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x_*^m, x_*^1) & \dots & k(x_*^m, x_*^m) \end{bmatrix},$$

$$K_{*} = \begin{bmatrix} k(x^1, x_*^1) & \dots & k(x^1, x_*^m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x^n, x_*^1) & \dots & k(x^n, x_*^m) \end{bmatrix}$$

and $K_{*} = K_{*}^T$

2.3 다중 정밀도 데이터 융합

동일한 물리량이라도 계측 방식의 정밀도에 따라 데이터의 정밀도는 다양해질 수 있다. 분포형 광섬유 계측 시스템은 광섬유 길이 방향으로 많은 계측 포인트의 변형률(혹은 온도) 데이터를 계측할 수 있다. 하지만, 산란현상에 기인하여 상대적으로 떨어지는 정확도와 낮은 재현성을 가지므로 계측 데이터를 시설물의 상태평가에 직접 사용하기에 한계가 있다. 이산형 광섬유 계측 시스템은 높은 정밀도를 가지지만, 계측 점의 수가 제한되고, 계측에 소요되는 센서 설치에 비용과 시간이 분포형 변형률 계측 시스템에 비하여 상대적으로 많이 소요된다. 정밀도가 다른 데이터들 간의 융합을 통해 정확도를 향상시키는 다중 정밀도에 관한 연구가 많이 수행되었다. 대표적으로, Kennedy and O'Hagan(2001)이 많이 사용되는 다중 정밀도 융합 기법이다. 상기 방법은 자기 회귀(Auto-regressive, AR) 모델과 가우시안 프로세스 회귀를 이용하여 다중 정밀도 데이터 융합을 수행하는 방법으로 Eq. (6)을 통해 수행된다.

$$f_{HF}(x) = \rho \cdot f_{LF}(x) + \delta_d(x) \quad (6)$$

여기서, f_{HF} 와 f_{LF} 은 고저 정밀 데이터이며, ρ 는 스케일링 상수(보정 계수)를 나타낸다. 그리고 $\delta_d(x)$ 는 $f_{HF}(x)$ 와 $\rho \cdot f_{LF}(x)$ 의 차이를 보정하기 위한 계수이다.

다중 정밀도 융합 기법은 Eq. (6)과 같이 고 정밀 데이터($f_{HF}(x)$)를 보정된 저 정밀 데이터($\rho \cdot f_{LF}(x)$)와 그 잔차($\delta_d(x) = f_{HF}(x) - \rho \cdot f_{LF}(x)$)를 이용하여 선형 결합하는 방법이다. 따라서 다중 정밀도 융합 기법은 가우시안 프로세스 회귀 모형들의 초월 변수($[\sigma_{HF}^2, l_{HF}, \mu_d, \sigma_d^2]$)들과 보정 계수(ρ)를 다중 정밀도 데이터로부터 추정하는 최적화 문제로 구성할 수 있다. Eq. (7)과 같이 음의 로그 주변 우도를 최소화하여 추정한다.

$$\hat{\theta}_{MF} = \operatorname{argmin} \left(\frac{n}{2} \log(\hat{\sigma}_{HF}^2) + \frac{1}{2} \log |R| + \frac{1}{2\hat{\sigma}_{HF}^2} r^T R^{-1} r \right) \quad (7)$$

여기서, $R = K(X_{LF}, X_{HF}) + \sigma_\epsilon^2 I_m$; $r = Y_{HF} - 1_m \mu_d - \hat{\rho} f_{LF}(X_{HF})$; 1_m ($m \times 1$)과 I_m ($m \times m$)은 각각 단위 벡터(Identity Vector)와 행렬(Identity Matrix)을 의미한다. Eq. (7)을 통해 구해진 최적 변수를 이용하여, Eq. (8)과 같이 고 정밀 변형률 분포를 구성할 수 있다.

$$\hat{f}_{MF}(X_*) = \hat{\mu}_d + \hat{\rho} \hat{f}_{LF}(X_*) + K(X_{HF}, X_*)^T R^{-1} r \quad (8)$$

3. 실내 실험

제안된 방법의 검증을 위하여 실내실험을 수행하였다(Fig. 2). 실험에 사용된 실험체의 크기는 $140 \times 10 \times 0.5$ (가로×세로×두께, cm)이며, 실험체의 끝 10 cm 지점에 단순보의 경계조건을 모사하였다. 폴리이미드 코팅이 된 광섬유 80 cm를 시편 끝에서 30 cm 떨어진 위치에서부터 에폭시로 부착하였다. 분포형 광섬유 계측 시스템은 5 cm 간격으로 변형률을 계측하였다. 부착된 광섬유 인근에 5

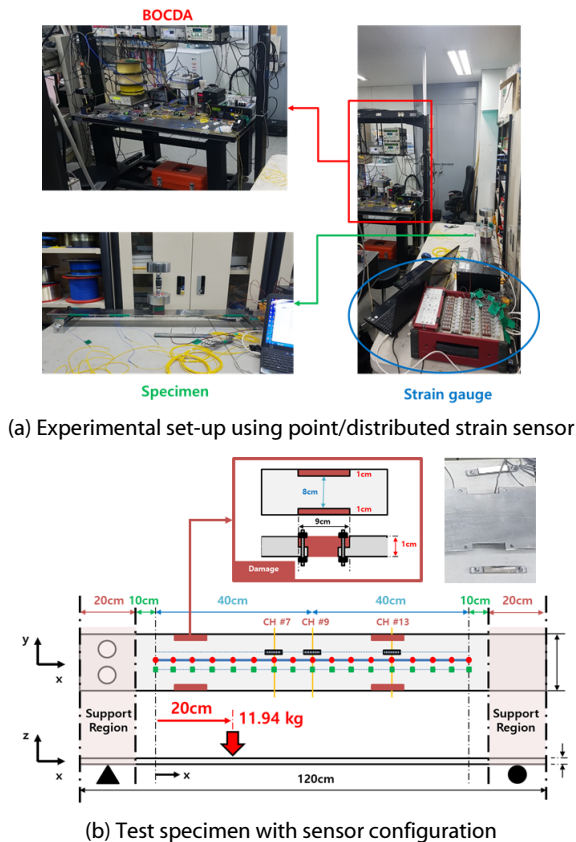


Fig. 2. Laboratory Test Specification

cm간격으로 전기 저항식 변형률 게이지 17개를 Fig. 2(b)와 같이 설치하였다. 손상에 의한 변형률 분포의 변화를 계측하기 위하여 Fig. 2(b)와 같이 손상을 모사하였다.

11.94 kg의 하중을 Fig. 3(a)와 같이 3번 재하하고, 각각의 변형률 분포를 계측하였다. 반복 측정된 측정점들의 평균과 표준 편차를 산출하였다. 분포형 광섬유 센서(저 정밀 변형률 데이터)의 계측 값의 편차는 $\pm 9 \mu\epsilon$ 이며, 전기 저항식 변형률 게이지의 편차(고 정밀 변형률 데이터)는 $\pm 3 \mu\epsilon$ 이었다. 계측 데이터의 평균은 Fig. 3(b)에 나타내었다. 전기 저항식 변형률 게이지와 분포형 광섬유 센서의 변형률 간 상관관계(Cross-Correlation)를 Fig. 3(c)에 나타내었다.

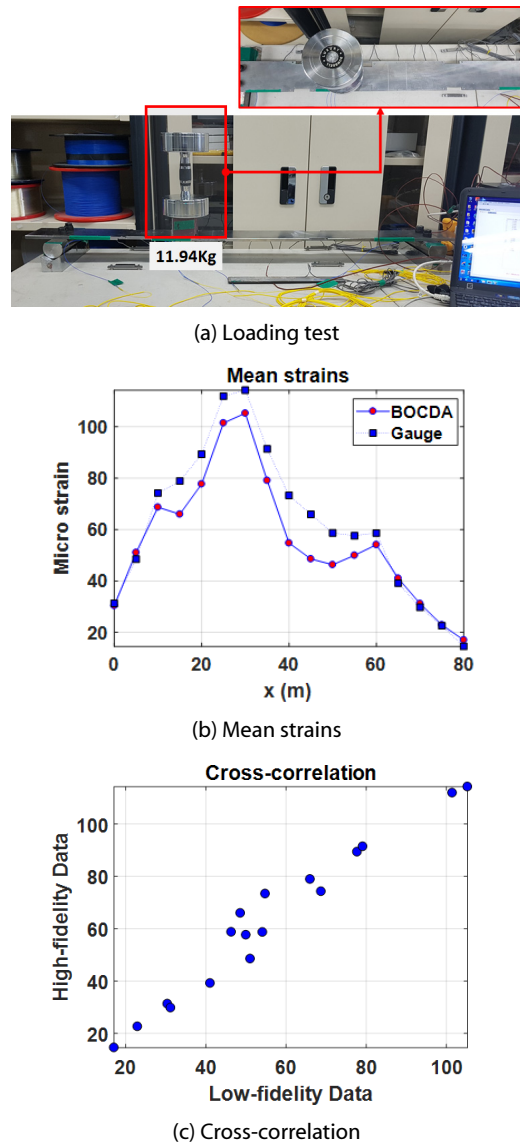


Fig. 3. Static Test and Measured Strains: Symmetric Strain Distribution

Table 2. MC Simulation for Experiment

Case study	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8	#9	#10
# LF-data	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
# HF-data	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11

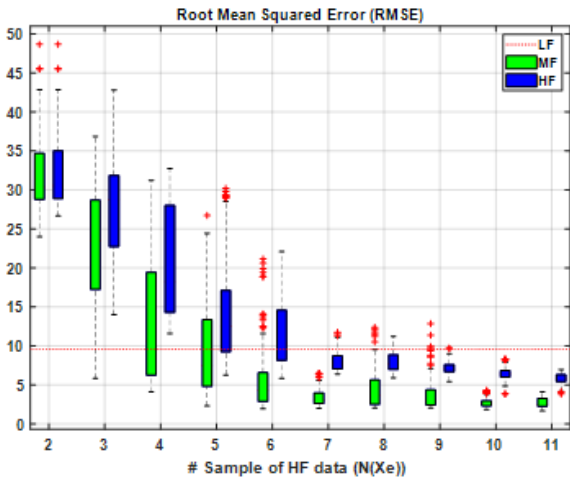
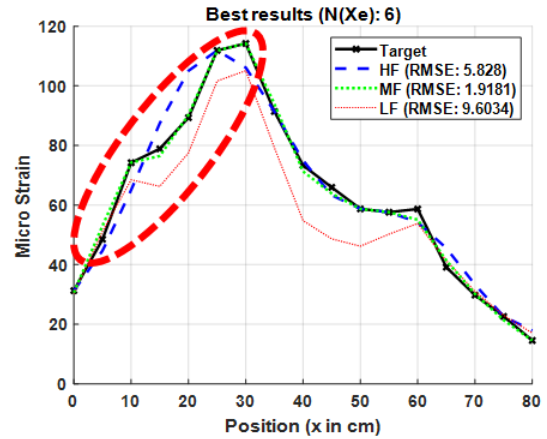


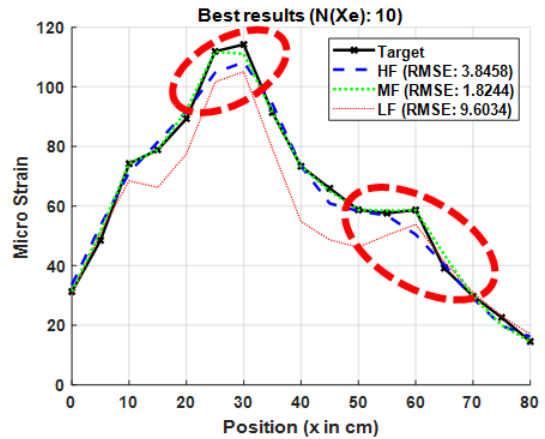
Fig. 4. Performance Measures Over 100 Repetitions

제안된 방법의 검증에 위하여, 저 정밀 데이터 17개를 모두 활용하여 변형률 분포를 추출하였다. 추출된 변형률 분포는 고 정밀 데이터의 일부와 융합하여 고정밀 데이터 전체에 대한 예측을 수행하였다. 고 정밀 데이터에 대한 수와 위치에 따른 영향을 검토하고자 몬테카를로 시뮬레이션(총 100번 시행)을 Table 2와 같이 수행하였다. 실제 적용 시, 고 정밀 데이터의 측정점 수와 그 위치에 따른 제안 기법의 변동성을 분석하고자 고 정밀 데이터의 일부 랜덤 샘플링하면서 제안 기법을 적용하였다. 제안 기법(MF)과 성능을 비교하고자, (1) 저 정밀 데이터만을 사용하여 예측한 결과(LF)와 (2) 몬테카를로 시뮬레이션에서 랜덤 추출된 일부 고 정밀 데이터만을 사용한 결과(HF)도 산출하였다. 각 기법 별로 산출된 예측치는 실제 계측된 고 정밀 데이터와 비교하여 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error; RMSE)를 산출하였다(Fig. 4).

몬테카를로 시뮬레이션을 통해 산출된 RMSE를 각 사례별로 Fig. 5에 도시하였다. 고 정밀 데이터가 일정 이상($N_{HF} \geq 6$)인 경우, MF에서 산출된 RMSE 오차가 HF와 LF의 결과보다 크게 정확도가 향상되었다. 또한 HF의 수를 증가($N_{HF} \geq 6$)시키면서 HF만을 사용하여도 MF의 예측 정확도만큼 향상되지 않는 것을 알 수 있다. Fig. 5와 같이 저 정밀 데이터로부터 얻어진 변형률 분포를 통해 시편의 국부적인 변형률의 변화를 감지하여 손상을 탐지 할 수 있었다. 하지만 계속 값의 정확도가 낮은 단점이 있다. 반면, 고 정밀 데이터는 계속 정확도는 높지만, 시편의 국부적인 손상을 고 정밀 데이터의 위치에 따라 탐지 여부가 정해지는 것을



(a) $N_{HF} = 6$ based on $N_{LF} = 17$



(b) $N_{HF} = 10$ based on $N_{LF} = 17$

Fig. 5. Predictions from Proposed Method

알 수 있다(Fig. 5의 빨간색 점선 원). 고 정밀 데이터가 적은 경우($N_{HF} \leq 4$), MF와 HF의 결과가 LF의 결과보다 좋지 않음을 확인하였다. 이는 다중 정밀도 데이터의 구성 및 최적 배치에 대한 후속 연구가 필요할 것으로 판단된다.

제안 기법을 사용하여 이중 데이터의 융합을 통하여 정확도 높은 변형률의 분포를 구할 수 있었다. 본 실험에서는 6개 이상의 고 정밀도 데이터를 저 정밀도 데이터와 융합하면, 높은 정확도의 변형률 분포를 얻을 수 있었으며, 이를 통해 시편의 국부적인 손상도 효과적으로 탐지할 수 있었다.

4. 결론

본 연구에서는 고 정밀 데이터(이산형 센서)와 저 정밀 데이터(분포형 센서) 각각의 장점을 융합하는 후처리 기법을 제안하였으며, 이에 대한 가능성을 검증 실험을 통해 확인했다.

- (1) 제안된 방법은 정확도가 다른 이중 광섬유 변형률 계측 시스템 으로부터 계측된 데이터의 융합을 통해 정확도를 향상시키는 방법이다. 분포형 광섬유 시스템으로부터 낮은 정확도의 변형률 데이터와 이산형 변형률 계측 시스템으로부터 높은 정밀도의 변형률 데이터를 기반으로 한다.
- (2) 제안된 기법의 절차는 1)분포형 변형률 계측 시스템(저 정밀 데이터)으로부터 취득한 변형률 데이터를 가우시안 프로세스 회귀 모델을 이용하여 변형률의 분포 정보를 추출, 2) 추출된 변형률 분포를 이산형 변형률 계측 시스템(고 정밀 데이터)으로부터 취득한 변형률 데이터를 융합하는 과정을 거쳐 높은 정밀도의 변형률 분포를 추정한다.
- (3) 제안된 기법의 검증에 위하여 단순보에 손상을 모사한 시편을 이용하여 실내 실험을 수행하였다. 저 정밀 데이터로 추정된 변형률 분포를 고 정밀 데이터의 숫자와 위치를 변경하며, 변형률 분포를 추정하였다. 숫자와 위치에 대한 임의 추출 실험결과(몬테카를로 시뮬레이션)를 통해 다중정밀도 융합 기법이 다 정밀도 데이터의 장점만을 융합하여, 변형률의 공간적 정보와 그 정확도를 크게 향상시킴을 확인하였다.
- (4) 일정 수 이상(6개 이상)의 고 정밀 데이터를 활용하면 손상 위치를 추정할 수 있음을 확인하였다. 추후 최적의 다중정밀도 데이터 구성과 센서 배치에 관한 후속 연구가 필요할 것으로 판단된다.

제안된 기법의 개념을 활용하여, 댐, 교량, 고층 건물 등 다양한 사회기반시설물에 적용하여 다수의 고 정밀 데이터 획득이 가능하다. 이는 높은 정밀도의 변형률 응답을 활용하여 시설물의 정확한 상태 평가에 기여 가능하며, 나아가 적절한 보수 시기와 방법을 결정할 수 있는 중요한 정보를 제공할 수 있을 것으로 판단된다. 이를 통해 시설물의 효율적인 건전도 모니터링 및 유지관리에 기여 가능할 것으로 기대된다.

감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2020R1C1C1009236).

References

- Amano, M., Okabe, Y., Takeda, N. and Ozaki, T. (2007). "Structural health monitoring of an advanced grid structure with embedded fiber bragg grating sensors." *Structural Health Monitoring*, Vol. 6, No. 4, pp. 309-324. DOI: 10.1177/1475921707081967.
- Güemes, A., Fernández-López, A. and Soller, B. (2010). "Optical fiber distributed sensing - Physical principles and applications." *Structural Health Monitoring*, Vol. 9, No. 3, pp. 233-245. DOI: 10.1177/1475921710365263.
- Hotate, K. (2000). "Measurement of brillouin gain spectrum distribution along an optical fiber using a correlation-based technique-proposal, experiment and simulation-." *IEICE Transactions on Electronics*, Vol. E83-C, No. 3, pp. 405-411.
- Kennedy, M. C. and O'Hagan, A. (2001). "Bayesian calibration of computer models." *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, Vol. 63, No. 3, pp. 425-464. DOI: 10.1111/1467-9868.00294.
- Krohn, D. A., MacDougall, T. and Mendez, A. (2014). *Fiber optic sensors: fundamentals and applications*. Bellingham, WA: Spie Press.
- Li, S. and Wu, Z. (2007). "Development of distributed long-gage fiber optic sensing system for structural health monitoring: structural health monitoring." *An International Journal*, Vol. 6, No. 2, pp. 133-143. DOI: 10.1177/1475921706072078.
- Schulz, E., Speekenbrink, M. and Krause, A. (2018). "A tutorial on Gaussian process regression: Modelling, exploring, and exploiting functions." *Journal of Mathematical Psychology*, Vol. 85, pp. 1-16. DOI: 10.1016/j.jmp.2018.03.001.
- Todd, M. D., Nichols, J. M., Trickey, S. T., Seaver, M., Nichols, C. J. and Virgin, L. N. (2007). "Bragg grating-based fibre optic sensors in structural health monitoring." *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol. 365, No. 1851, pp. 317-343. DOI: 10.1098/rsta.2006.1937.
- Worden, K., Farrar, C. R., Manson, G. and Park, G. (2007). "The fundamental axioms of structural health monitoring." *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol. 463, No. 2082, pp. 1639-1664. DOI: 10.1098/rspa.2007.1834.