

샌드위치 복합재의 결함 탐지 및 정량화를 위한 일치 추적 분해 기반 디노이징 기법 개발

김 준 영¹·기 대 연²·박 규 태²·최 하 람²·김 흥 수^{3†}

¹동국대학교 기계로봇에너지공학과 석사후연구원, ²동국대학교 기계로봇에너지공학과 학부연구원, ³동국대학교 기계로봇에너지공학과 교수

Matching Pursuit Decomposition–Based Signal Denoising to Detect and Quantify the Delamination of Sandwich Composites

Jun Young Kim¹, Daeyeon Ki², Kyutae Park², Haram Choi² and Heung Soo Kim^{3†}

¹Graduate Research Student, Department of Mechanical, Robotics and Energy Engineering, Dongguk University, Seoul, 04620, Korea

²Undergraduate Research Students, Department of Mechanical, Robotics and Energy Engineering, Dongguk University, Seoul, 04620, Korea

³Professor, Department of Mechanical, Robotics and Energy Engineering, Dongguk University, Seoul, 04620, Korea

Abstract

In this paper, a damage detection and quantification method for sandwich composites using matching pursuit decomposition (MPD) is presented. Sandwich composites with and without delamination were fabricated using the hand lay-up and hot-press methods, and the location and size of delamination were confirmed using flash thermography. An ultrasonic wave propagation experiment using the pitch-catch method was set up to collect data from healthy and damaged samples. The acquired signals were estimated and decomposed using MPD and compared with signals denoised using fast Fourier and wavelet transforms. The denoised signals were trained by a 1-D CNN model with the same number of layers and filters. The proposed method showed improved accuracy and stability than the traditional method. In addition, more reliable mode separation in the time-frequency representation could be confirmed, extending the possibility of MPD-based signal preprocessing in deep learning training.

Keywords : matching pursuit decomposition, sandwich composite, deep learning, signal preprocessing

1. 서론

샌드위치 복합재는 두 개의 복합재 면판과 코어 물질을 결합하여 제조하는 복합재로 우수한 물성치와 가벼운 무게로 인해 극한의 환경을 견뎌야 하는 항공우주용 구조물에 폭넓게 사용되고 있다. 하지만 복합재의 특성 상 면판과 코어 물질을 결합하는 과정에서 박리가 일어날 수 있다는 단점이 존재한다 (Khan and Kim, 2022). Khalid와 Kim(2019)의 연구와 같이 시뮬레이션을 통해 손상을 모델링할 수 있으나 허니콤 코어 물질을 활용한 샌드위치 복합재의 경우 복잡한 형상으로 인해 통상적인 방법으로 결함을 검출하기엔 어려움이 존재한다. 이를 검출하기 위해 실시간으로 결함을 탐지할 수 있는 구조물 건전성 모니터링(SHM: Structural Health Monitoring) 기술의

중요성이 강조되고 있다.

샌드위치 복합재의 실시간 결함 검출을 위해서는 압전 센서를 활용한 초음파 탐지를 주로 활용한다. 이렇게 획득한 신호를 처리하기 위해 푸리에 변환, 웨이블릿 변환을 주로 활용하지만, 푸리에 기저는 시간적으로 국소화된 표현을 나타내기에 부족하고, 웨이블릿 기저는 좁은 고주파수 기저를 가지는 함수를 표현하기에 부족한 성능을 보인다. 두 기저를 활용하는 경우 정보가 혼합되어 신호의 패턴을 감지하고 모드를 분리하기에는 부족한 성능을 보였다(Mallat and Zhang, 1993).

이러한 단점을 극복하고자 일치 추적 분해(MPD: Matching Pursuit Decomposition)을 활용한 신호 처리 기법이 개발되어 왔다(Xu *et al.*, 2009). 또한, 최근 인공지능 기술이 발전함에 따라 신호를 일치 추적 분해를 통해 처리하고, 인공지능에 학습

[†]Corresponding author:

Tel: +82-2-2260-8577; E-mail: heungsoo@dgu.edu

Received May 9 2024; Revised July 16 2024;

Accepted July 26 2024

© 2024 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(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

하여 결과를 도출하는 연구도 활발하게 진행되고 있다. Agarwal과 Mitra(2014)는 알루미늄 판의 유한요소 모델로부터 획득한 신호를 일차 추적 분해를 통해 처리하고, ANN과 SVM 모델에 학습하여 결함을 검출하였다. Guo 등(2022)는 일차 추적 분해를 통해 탄소 섬유 강화 플라스틱 시편에서의 Time of Flight (TOF)를 계산하여 결함의 정량화와 위치를 탐지하였다. Kim과 Yuan(2022)의 연구에서는 일차 추적 분해를 이용해 첫 번째로 도달하는 모드를 추출하여 결함을 이미지로 표현하였다. Li 등(2023)의 연구에서는 일차 추적 분해를 활용하여 풍력 발전기의 날에 대한 건전성 평가에 대해 연구를 진행하였다. 또한, Cui 등(2011)의 연구에서는 다중-atom 일차 추적 분해를 활용하여 기어의 고장을 진단하는 기법을 발표하였다. Li 등(2022)의 연구에서는 복합재의 비파괴 검사에서 일차 추적 분해를 활용하는 방법에 대해 고려하였다. 위와 같이 일차 추적 분해를 활용한 구조물의 건전성 평가는 활발하게 연구가 진행되고 있다.

본 논문에서는 샌드위치 복합재에서 신호를 획득하고 이를 일차 추적 분해를 통해 처리한 후 인공지능에 학습하여 결함을 탐지하고 정량화하는 기법을 제시한다. 본 연구는 기존의 푸리에 변환이나 웨이블릿 변환을 통한 디노이징 기법의 단점을 개선하고, 인공지능 모델의 훈련 속도나 정확도 상승에 기여할 수 있다.

2. 본 론

이 장에서는 일차 추적 분해의 이론을 소개한 후, 샌드위치 복합재의 제조 방법과 실험 설정 방법, 훈련 모델의 구조를 소개한다.

2.1 일차 추적 분해

판을 통과하는 파장에 대해 유한한 에너지를 가지는 파장 $s(t)$ 는 시간-주파수 영역 atom의 선형 변환으로 표현될 수 있으며 다음 식 (1)과 같이 표현한다(Mallat and Zhang, 1993).

$$s(t) = \sum_{i=0}^{\infty} \beta_i g_i(t) \tag{1}$$

여기서, $g_i(t)$ 는 일차 추적 분해의 dictionary A에서 선택된 시간-주파수 영역의 atom이며, β_i 는 해당하는 계수이다. 이러한 시간-주파수 영역 atom의 선형 변환으로 기존 신호에 대한 추정을 실행하며, N번의 반복 후에는 다음 식 (2)와 같이 표현한다.

$$s_N(t) = \sum_{i=0}^N \beta_i g_i(t) \tag{2}$$

N번의 추정 후의 실제 신호와 추정 신호 간의 잔차 $R_{s_N}(t)$ 는 다음 식 (3)과 같이 표현된다.

$$R_{s_N}(t) = s(t) - s_N(t) = s(t) - \sum_{i=1}^N \beta_i g_i(t) \tag{3}$$

이때, 신호는 유한한 에너지를 가지므로 추정된 신호 또한 에너지가 보존된다. 이러한 에너지 보존을 식으로 표현하면 다음 식 (4)와 같다.

$$\|s(t)\|^2 = \sum_{i=0}^N \|s_N(t)\|^2 + \|R_{s_N}(t)\|^2 \tag{4}$$

실제 신호에 대한 최적의 추정을 위해서는 신호와 추정 값에 대한 내적이 필요하다. $g(t)$ 가 dictionary A에서 도출한 값일 때, 신호는 다음 식 (5)와 같이 표현할 수 있다.

$$s(t) = \langle s(t), g(t) \rangle g(t) + R_s \tag{5}$$

여기서, R_s 는 시간-주파수 영역의 atom과 실제 신호 간의 잔차이다. 이를 최소화하기 위해 $g(t)$ 는 다음과 같은 식 (6)을 만족해야 한다.

$$|\langle s(t), g(t) \rangle| \geq \beta \sup |\langle s(t), g(t) \rangle| \tag{6}$$

여기서, β 는 $0 < \beta \leq 1$ 의 범위를 가지는 계수이며, $\sup |\langle s(t), g(t) \rangle|$ 는 내적의 상한이다. 위 기준을 만족하는 $g(t)$ 를 반복적으로 선택함으로써 신호를 추정하고, 시간-주파수 영역 atom의 선형 변환으로 분해할 수 있다.

2.2 샌드위치 복합재 시편의 제조 방법

샌드위치 복합재 시편을 제작하기 위해 먼저 탄소 섬유 강화 플라스틱 면판을 생성하였다. 250mm × 250mm 크기의 2 × 2 트월 위브 탄소 섬유와 RS-23 레진을 활용하여 핸드 레이업을 활용하였다. 그 후 핫 프레스 공법을 활용하여 50°C에서 5시간 동안 경화 과정을 거쳤다. 면판과 코어 물질 간의 박리를 생성하기 위해 면판과 접착 시트 사이에 15mm, 30mm, 50mm 크기의 테프론 시트를 삽입하였다. 그 후, 면판과 FM-300 접착 시트, 아라미드 벌집 코어를 결합하여 진공 오븐 내에서 250°C로 2시간 동안 경화를 진행하였다. 시편 제작 후, Fig. 1과 같이 플래시 서모그래피를 활용하여 박리의 위치와 정도를 파악하였다.

샌드위치 복합재의 제조 방법이 확립된 후, 결함이 존재하는 damaged 시편 2개, 결함이 없는 healthy 시편 2개를 생성하

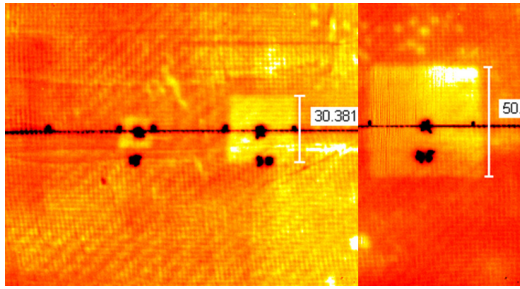


Fig. 1 Flash thermography of delamination

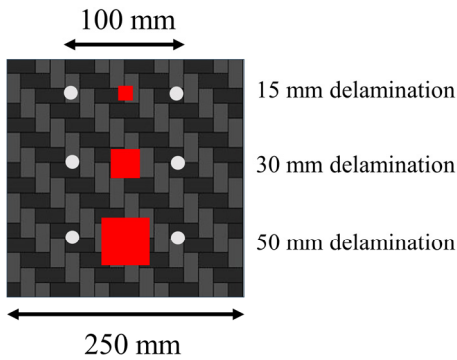


Fig. 2 Specifications of fabricated sandwich composite

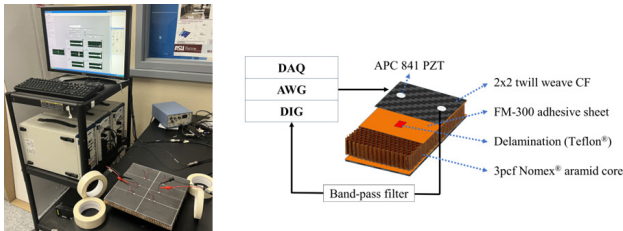


Fig. 3 Experimental setup for proposed method

였다. 그 후, 각 결함 부분을 통과하는 100mm 길이의 센싱 경로를 설정하여 각 시편에 압전 센서를 부착하였다. 본 실험에서 사용한 시편의 상세 구조는 Fig. 2와 같다.

2.3 실험 설정

결함을 실시간으로 측정하기 위해 pitch-catch 방식의 ultrasonic wave propagation 실험을 고안하였다. 데이터 획득을 위해 압전 센서를 National Instrument PXI DAQ 시스템에 연결하였다. 신호를 방출하는 액추에이터는 DAQ 내 arbitrary waveform generator(AWG, NI PXI-5412)에 연결하여 5-cycle cosine tone-burst 가진 신호를 발생하고, 센서에 연결한 고속 digitizer (DIG, NI PXI-5105)를 통해 신호를 획득하였다. 자세한 실험 설정은 Fig. 3과 같다.

Hay 등(2003)의 연구에 따르면 샌드위치 복합재에 결함이 존재할 경우, 파장의 크기가 증폭된다. 이를 활용하여 가진 주파수를 20kHz에서 300kHz까지 10단위로 증가하며 실험을 진행한 경우, 결함의 크기가 클수록 두 번째 모드의 크기가 증가하는 것을 발견하였다. 이를 바탕으로 두 번째 모드가 확연히 발견되는 주파수를 활용하였고, 이를 바탕으로 본 실험에서는 가진 주파수를 140kHz를 활용하였다. 신호의 최고 전압 값을 바탕으로 정규화를 진행한 후, 이를 바탕으로 시편 당 3개의 정방향 센싱 경로, 3개의 역방향 센싱 경로를 설정하여 경로 당 10개의 데이터를 획득하여 총 240개의 센싱 데이터를 획득하였다. 해당 주파수에서 healthy 시편과 damaged 시편에서 획득한 신호는 Fig. 4와 같다.

2.4 일치 추적 분해 기반 디노이징

본 연구에서는 가진 주파수를 5-cycle cosine tone-burst로 설정하였으므로, dictionary 또한 동일하게 설정하였다. 이를 식으로 표현하면 다음 식 (7)과 같다.

$$A = e^{a^2 t^2} \cos(2\pi ft) \tag{7}$$

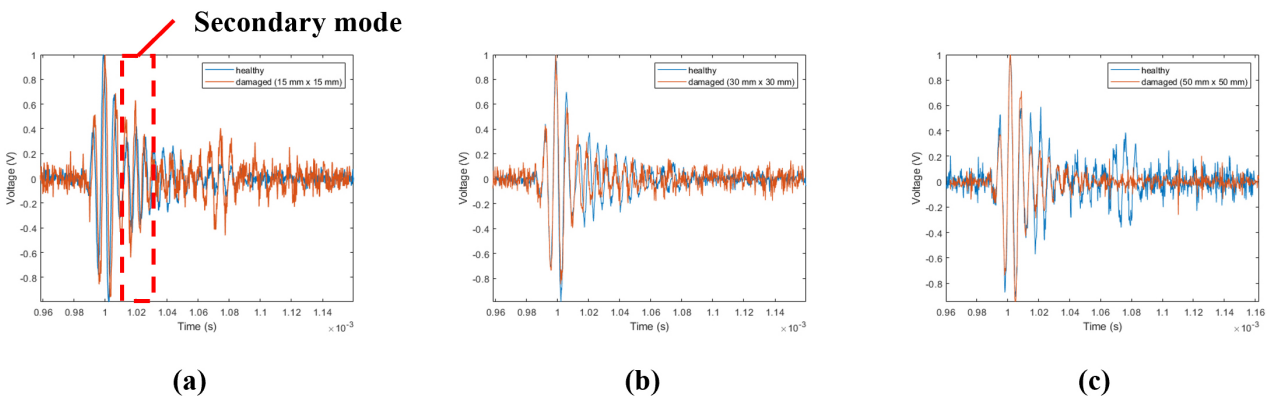


Fig. 4 Signal comparison between healthy sample and (a) 15mm × 15mm damaged, (b) 30mm × 30mm damaged and (c) 50mm × 50mm damaged sample at 140kHz

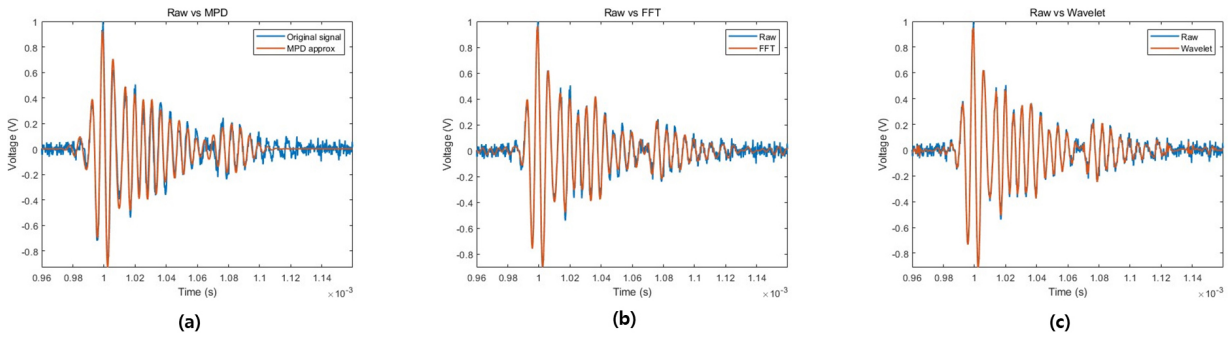


Fig. 5 Signal comparison between raw signal and denoised signal using (a) Matching pursuit decomposition (b) Fast fourier transform and (c) Wavelet transform using sym4 wavelet

Table 1 RMSE Comparison between denoising method

	Matching Pursuit Decomposition	Fast Fourier Transform	Wavelet Transform (sym4)
RMSE	0.0613	0.0337	0.0394

일치 추적 분해를 실행하기 위해서는 설정한 파라미터에 대한 행렬을 생성해야 한다. 이를 위해 계수 a 는 100부터 1,000 사이의 값 100개를, 주파수 f 는 137kHz와 143kHz 사이의 값 500개를 추정하도록 설정하였으며, 총 50,000개의 값 중에서 최적의 값을 선정하도록 한다. 일치 추적 분해를 통해 최대 크기를 가지는 모드를 추출하는 과정을 총 4번 반복하여 일치 추적 분해를 통해 4개의 모드를 추출할 수 있고, 이를 합하여 최종 추정 신호를 구할 수 있다. 위 방법을 통해 신호를 추정하여 기존 신호와 비교하였고, 고속 푸리에 변환 기반 디노이징과 sym4 웨이블릿을 활용한 디노이징 결과를 비교하였으며, 그 결과는 Fig. 5와 같다. 각 디노이징 기법의 정량적 오차 분석을 위해 제곱평균제곱근을 활용하였다. 분석 결과 모드 외의 부분을 모두 제거하는 일치 추적 분해의 특성 상 해당 디노이징 기법에서 가장 큰 값을 보였다. 정량적 오차 분석 결과는 Table 1와 같다.

각 디노이징 기법을 비교한 결과 모드에 해당하는 부분에서는 노이즈 제거 성능이 큰 차이가 없음을 확인하였다. 일치 추적 분해의 특성 상 모드가 없는 부분에서는 0의 값을 가지게 된다. 이에 따라 결함 검출에 필요 없는 부분의 노이즈를 완전히 제거하여 일부 제거되지 않는 값을 가지는 다른 디노이징 기법과 차이를 보였다. 추가로, 일치 추적 분해를 통해 신호를 시간-주파수 영역에서 표시하였으며, 그 결과는 Fig. 6와 같다. 이를 통해 신호를 일치 추적 분해를 통해 처리할 경우, 노이즈 제거 효과뿐만 아니라 각 모드를 분리하여 시간-크기 영역에서는 추출하기 어려웠던 TOF, 주파수 등을 더욱 직관적으로 확인할 수 있는 것을 확인하였다. 이를 바탕으로 결함이 존재할 경우 발생할 수 있는 신호의 주파수 변화, TOF의 지연, 최대

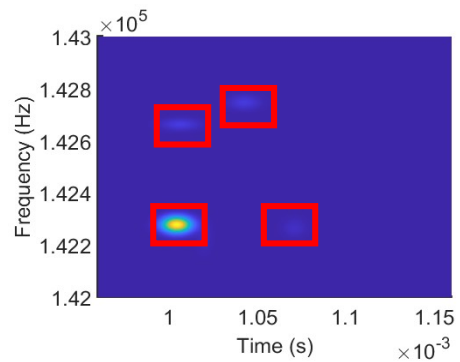


Fig. 6 Time-frequency representation using matching pursuit decomposition

크기의 변화에 대해 더 자세한 정보를 파악할 수 있다.

2.5 딥러닝 기반 결함 탐지 및 정량화

샌드위치 복합재의 결함 탐지 및 정량화 성능을 비교하기 위해 동일한 구조의 3층 1-D CNN 모델에 훈련을 진행하였다. 훈련을 진행한 1-D CNN 모델의 구조는 Table 2와 같다. 전처리를 진행하지 않은 데이터, 고속 푸리에 변환을 활용해 노이즈를 제거한 데이터, 웨이블릿 변환을 활용해 노이즈를 제거한 데이터, 일치 추적 분해를 통해 노이즈를 제거한 데이터를 각각 모델에 훈련한 결과는 Fig. 7과 같으며, 정확도와 최대 정확도에 도달한 epoch를 표시한 결과는 Table 3과 같다

각 전처리 기법에 따른 훈련 정확도와 성능을 비교할 경우, 세 종류의 전처리 기법 모두 전처리를 거치지 않은 데이터를 훈련할 경우보다 높은 정확도와 안정성을 보였으며, 특히 웨이블릿 변환과 일치 추적 분해를 활용하여 데이터를 처리할 경우, 훈련 속도와 안정성이 큰 폭으로 증가한 것을 확인하였다. 최대 정확도에 도달한 Epoch 수를 비교한 결과, 고속 푸리에 변환을 사용한 경우보다 30% 적은 수로 도달한 것을 확인하였다. 또한, 샌드위치 복합재의 결함 탐지 및 정량화를 성공적으로 수행하였다.

Table 2 Proposed 1-D CNN configuration

Layer Name	Layer Description
Convolution 1, Pooling 1	Number of Filter = 16, ReLU Max Pooling Filter = 2
Dropout 1	Dropout rate = 0.2
Convolution 2, Pooling 2	Number of Filter = 16, ReLU Max Pooling Filter = 2
Dropout 2	Dropout rate = 0.2
Convolution 3, Pooling 3	Number of Filter = 16, ReLU Max Pooling Filter = 2
Dropout 3	Dropout rate = 0.2
Fully Connected layer 1	16, ReLU
Fully Connected layer 2	4, Softmax

Table 3 Proposed 1-D CNN configuration

	Raw Data	Matching Pursuit Decomposition	Fast Fourier Transform	Wavelet Transform (sym4)
Training Accuracy	99.99%	99.99%	99.99%	99.99%
Validation Accuracy	89.73%	99.99%	99.99%	99.99%
Epoch	-	26	24	18

3. 결론

본 연구에서는 일차 추적 분해를 통한 신호의 디노이징과 딥러닝을 통한 샌드위치 복합재의 결함 탐지 및 정량화를 제안하였다. 일차 추적 분해를 활용한 신호 추정을 통해 신호를 dictionary의 선형 변환으로 추정함으로써 노이즈를 제거하였고, 이를 고속 푸리에 변환과 웨이블릿 변환 기반 디노이징과 비교하여 성능을 비교하였다. 제안한 방식을 바탕으로 샌드위치 복합재에서 획득한 신호를 처리하고, 딥러닝 모델에 훈련함으로써 샌드위치 복합재의 면판과 코어 물질 간의 박리를 검출하고 정량화를 실행하였다.

본 논문에서 제시한 일차 추적 분해 기반 노이즈 제거 기법은 모드 외의 부분에 대해 노이즈 제거 성능이 가장 뛰어난 것을 확인하였으며, 시간-주파수 영역에서 표현할 경우 더욱 직관적으로 TOF, 주파수와 같은 특성을 추출할 수 있는 것을 확인하였다. 이를 바탕으로 딥러닝 모델의 특성 추출 및 훈련에 도움이 되고, 훈련 시간 단축 및 정확도 향상에 긍정적인 영향을 줄 수 있음을 알 수 있었다.

하지만 본 연구에서는 제한적인 데이터의 수를 활용하여 딥러닝 모델의 효과 향상을 정확하게 입증하기에는 부족하였다. 위 문제를 해결하기 위해 추가적인 시편 생성, 시뮬레이션 모델 생성과 같은 방법을 바탕으로 충분한 데이터의 수를 확보해야 할 것이다. 또한, 시간-주파수 영역의 표현을 학습하는 2-D CNN 모델의 성능 또한 검증할 수 있을 것이다.

감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2020R1A2C1006613).

References

Agarwal, S., Mitra, M. (2014) Lamb Wave Based Automatic Damaged Detection using Matching Pursuit and Machine

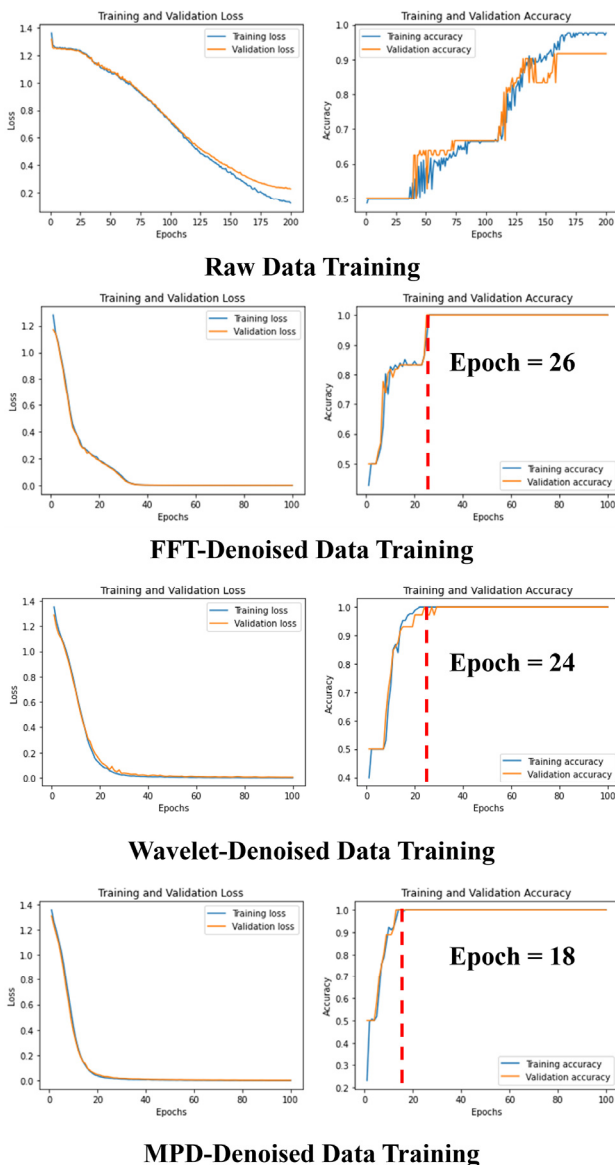


Fig. 7 Training procedure comparison between preprocessing methods

- Learning, *Smart Mater. Struct.*, 23, p.085012.
- Cui, L., Kang, C., Wang, H., Chen, P.** (2011) Application of Composite Dictionary Multi-Atom Matching in Gear Fault Diagnosis, *Sensors*, 11(6), pp.5981-6002.
- Guo, J., Zeng, X., Liu, Q., Qing, X.** (2022) Lamb Wave-Based Damage Localization and Quantification in Composites Using Probabilistic Imaging Algorithm and Statistical Method, *Sensors*, 22(13), p.4810.
- Hay, T.R., Wei, L., Rose, J.L.** (2003) Rapid Inspection of Composite Skin-Honeycomb Core Structures with Ultrasonic Guided Waves, *J. Compos. Mater.*, 37(10), pp.929-939.
- Khalid, S., Kim, H.S.** (2019) Progressive Damage Modeling of Inter and Intra Laminar Damaged in Open Hole Tensile Composite Laminates, *J. Comput. Struct. Eng. Inst. Korea*, 32(4), pp.233-240.
- Khan, A., Kim, H.S.** (2022) A Brief Overview of Delamination Localization in Laminated Composites, *Multiscale Sci. & Eng.*, 4(3), pp.102-110.
- Kim, H., Yuan, F.** (2022) Adaptive Signal Decomposition and Dispersion Removal based on the Matching Pursuit Algorithm using Dispersion-based Dictionary for Enhancing Damage Imaging, *Ultrasonics*, 103, p.106087
- Li, T., Su, J., Li, N., Xu, H., Chang, Y.** (2023) Investigation of Wind Turbine Blade Ultrasonic Pulse-Echo Signal Decomposition based on the Matching Pursuit Algorithm. *Insight-Non-Destr. Test. & Cond. Monit.*, 65(3), pp.133-138.
- Li, Y., Yao, K., Li, X.** (2022) An Ultrasonic Signal Reconstruction Algorithm of Multilayer Composites in Non-Destructive Testing, *Appl. Acoust.*, 186, p.108461.
- Mallat, S.G., Zhang, Z.** (1993) Matching Pursuit With Time-Frequency Dictionaries, *IEEE Trans. Signal Process.*, 41(12), pp.3397-3415.
- Xu, B., Giurgiutiu, V., Yu, L.** (2009) Lamb Waves Decomposition and Mode Identification using Matching Pursuit Method, *Sensors & Smart Struct. Tech. for Civil, Mech. & Aerosp. Syst.*, 7292, pp.161-172.

요 지

본 논문에서는 일차 추적 분해를 활용한 샌드위치 복합재의 결함 탐지 및 정량화 방법을 소개한다. 샌드위치 복합재 시편을 제작하기 위해 핸드 레이-업 공법과 핫 프레스 공법을 활용하여 결함이 존재하는 시편과 없는 시편을 제작하였다. 결함의 위치와 정도를 파악하기 위해 플래시 서모그래피를 활용하여 확인하였다. 각각의 시편에서 데이터를 확보하기 위해 pitch-catch법을 활용한 초음파 전파 실험을 설정하였고, 샌드위치 복합재의 표면에 부착한 압전 센서를 통해 데이터를 확보하였다. 획득한 신호는 일차 추적 분해를 이용하여 추정 및 분해하고, 고속 푸리에 변환과 웨이블릿 변환 기반 노이즈 제거 방법과의 성능을 비교하였다. 노이즈를 제거한 신호는 각각 동일한 구조의 1-D CNN 모델에 훈련하여 성능을 비교하였다. 제안한 일차 추적 분해 기반 신호 노이즈 제거는 기존의 방법보다 높은 정확도, 안정성, 훈련 속도를 보였으며, 시간-주파수 영역에서 보다 직관적인 모드 분리를 확인하여 특성 추출을 통한 일차 추적 분해 기반 신호 전처리 및 딥러닝 모델 훈련의 가능성을 확장할 수 있음을 확인하였다.

핵심용어 : 일차 추적 분해, 샌드위치 복합재, 딥러닝, 신호 전처리