(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0111170
(43) 공개일자 2024년07월16일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01N 29/44 (2006.01) *G01N 29/04* (2006.01)
G01N 29/22 (2006.01) *G01N 29/24* (2006.01)
G06N 3/0464 (2023.01) *G06N 3/08* (2023.01)
(52) CPC특허분류
G01N 29/4481 (2013.01)
G01N 29/04 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0002913
(22) 출원일자 2023년01월09일
심사청구일자 2023년01월09일

(71) 출원인
국립부경대학교 산학협력단
부산광역시 남구 용소로 45, 부경대학교내 (대연동)
(72) 발명자
김정태
부산광역시 남구 오륙도로 85, 112동 2604호(용호동, 오륙도 에스케이뷰 아파트)
타, 쿡바오
부산광역시 남구 용소로 45, 320호(대연동, 부경대학교 환경해양관)
팜, 쾅쾅
부산광역시 남구 용소로 45, 320호(대연동, 부경대학교 환경해양관)
(74) 대리인
김정수

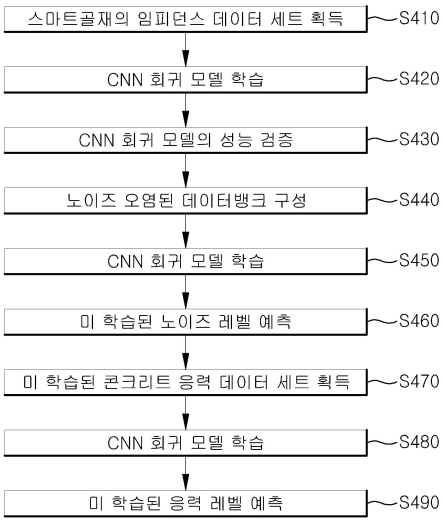
전체 청구항 수 : 총 5 항

(54) 발명의 명칭 **콘크리트 응력 모니터링 장치 및 방법**

(57) 요 약

콘크리트 응력 모니터링 장치 및 방법이 개시된다. 콘크리트 응력 모니터링 방법은, 콘크리트에 매립된 스마트골재의 임피던스 데이터 세트를 획득하는 단계, K-폴드 교차 검증(Fold cross validation)을 이용하여, 획득된 임피던스 데이터 세트를 훈련용 데이터 세트 및 검증용 데이터 세트로 분류하는 단계, 훈련용 데이터 세트로 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시키는 단계 및 검증용 데이터 세트로 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 성능을 검증하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도4



(52) CPC특허분류
G01N 29/227 (2013.01)
G01N 29/2437 (2013.01)
G06N 3/0464 (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01)
G01N 2291/0232 (2013.01)
G01N 2291/02827 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1615012775
과제번호 163707
부처명 국토교통부
과제관리(전문)기관명 국토교통과학기술진흥원
연구사업명 국토교통기술촉진연구사업
연구과제명 텐던보호 콘크리트 균열 조기탐지용 센서일체형 스마트 골재 기술과 라즈베리파이 기반 멀티데이터 딥러닝 기술의 개발
기 여 율 1/1
과제수행기관명 부경대학교 산학협력단
연구기간 2022.01.01 ~ 2022.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

콘크리트 응력 모니터링 장치가 수행하는 콘크리트 응력 모니터링 방법에 있어서,

콘크리트에 매립된 스마트골재의 임피던스 데이터 세트를 획득하는 단계;

K-폴드 교차 검증(Fold cross validation)을 이용하여, 상기 획득된 임피던스 데이터 세트를 훈련용 데이터 세트 및 검증용 데이터 세트로 분류하는 단계;

상기 훈련용 데이터 세트로 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시키는 단계; 및

상기 검증용 데이터 세트로 상기 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 성능을 검증하는 단계를 포함하는 콘크리트 응력 모니터링 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 콘크리트 응력 모니터링 방법은,

상기 획득된 임피던스 데이터 세트에 노이즈를 주입하여 노이즈 오염된 데이터뱅크를 구성하는 단계;

상기 구성된 노이즈 오염된 데이터뱅크로 상기 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시키는 단계; 및

상기 학습된 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 이용하여 미 학습된 노이즈 레벨을 예측하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 콘크리트 응력 모니터링 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 콘크리트 응력 모니터링 방법은,

미 학습된 콘크리트 응력 데이터 세트를 획득하는 단계;

상기 획득된 미 학습된 콘크리트 응력 데이터 세트로 상기 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시키는 단계; 및

상기 학습된 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 이용하여 상기 콘크리트의 미 학습된 응력 레벨을 예측하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 콘크리트 응력 모니터링 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 스마트골재에는 압전센서가 임베딩(embedding)되어 있고,

상기 압전센서는 상기 콘크리트에 가해지는 압축 하중에 따른 임피던스 신호를 출력하고,

상기 임피던스 데이터 세트는 상기 압전센서로부터 출력되는 임피던스 신호를 수집하여 생성되는 것을 특징으로 하는 콘크리트 응력 모니터링 방법.

청구항 5

콘크리트 응력 모니터링 장치에 있어서,

명령어를 저장하는 메모리; 및

상기 명령어를 실행하는 프로세서를 포함하되,

상기 명령어는,

콘크리트에 매립된 스마트골재의 임피던스 데이터 세트를 획득하는 단계;

K-폴드 교차 검증(Fold cross validation)을 이용하여, 상기 획득된 임피던스 데이터 세트를 훈련용 데이터 세트 및 검증용 데이터 세트로 분류하는 단계;

상기 훈련용 데이터 세트로 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시키는 단계; 및

상기 검증용 데이터 세트로 상기 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 성능을 검증하는 단계를 포함하는 콘크리트 응력 모니터링 방법을 수행하는 것을 특징으로 하는 콘크리트 응력 모니터링 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 콘크리트 응력 모니터링 장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 일반적으로, 콘크리트는 과대하중 및 응력집중으로 인하여 내부 균열이 발생한다. 발생된 내부 균열은 콘크리트 표면으로 전파되며, 부식을 유발하는 환경적 영향으로 콘크리트 내부의 철근과 강연선의 파손을 유발한다. 그래서, 콘크리트 내부 손상의 발생을 조기에 감지하여 철근과 강연선의 부식을 예방하는 것은 콘크리트 구조물의 안전성 확보를 위하여 중요하다. 이에, 콘크리트 내부 손상을 민감하게 감지할 수 있는 기술이 필요하다.

[0003] 최근, 압전센서를 이용하여 콘크리트 양생 중에 강도변화 및 수화열 유발 응력변화를 모니터링하는 기술이 개발되고 있다. 이 기술을 콘크리트 내부 모니터링에 적용하기 위하여, 소형 콘크리트 블록에 PZT 압전소자를 임베딩하는 스마트골재(smart aggregate)형 센서가 개발된 바 있으며, 콘크리트 초기 강도의 실시간 모니터링 및 과대하중으로 유발된 내부손상 모니터링에 그 성능이 검증되었다.

[0004] 하지만, 이 기술들의 압전센서 임베딩 스마트골재는 콘크리트 응력이 골재의 파괴강도를 초과하는 경우에 압전센서의 성능이 보장되지 않는다. 즉, 과대 하중 및 국부 응력집중으로 인하여 스마트골재가 파손되어 임베딩된 압전센서가 작동불능될 수 있으며, 이후의 콘크리트 파손 진전을 모니터링할 수 없는 제약이 있다. 또한, 스마트골재는 현장의 작업 여건 상 콘크리트 구조물 내에서 계획된 계측 위치 및 방향으로 설치되지 않을 수 있는 불확실성이 크다.

[0005] 따라서, 스마트골재를 이용한 콘크리트 모니터링 기술의 개선이 요구된다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 대한민국등록특허공보 제10-1645622호(2016.07.29)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명은 압전센서가 임베딩(embedding)된 스마트골재를 이용하여 학습을 위한 데이터 세트를 획득하고, 획득된 데이터 세트로 합성곱 신경망(CNN: Convolutional neural network)을 학습시키고, 학습 결과를 이용하여 콘크리트를 모니터링하는 콘크리트 응력 모니터링 장치 및 방법을 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

[0008] 본 발명의 일 측면에 따르면, 콘크리트 응력 모니터링 장치가 수행하는 콘크리트 응력 모니터링 방법이 개시된다.

[0009] 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 방법은, 콘크리트에 매립된 스마트골재의 임피던스 데이터 세트를 획득하는 단계, K-폴드 교차 검증(Fold cross validation)을 이용하여, 상기 획득된 임피던스 데이터 세트를 훈련용 데이터 세트 및 검증용 데이터 세트로 분류하는 단계, 상기 훈련용 데이터 세트로 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시키는 단계 및 상기 검증용 데이터 세트로 상기 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 성능을 검증하는 단계를 포함한다.

[0010] 상기 콘크리트 응력 모니터링 방법은, 상기 획득된 임피던스 데이터 세트에 노이즈를 주입하여 노이즈 오염된 데이터뱅크를 구성하는 단계, 상기 구성된 노이즈 오염된 데이터뱅크로 상기 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시키는 단계 및 상기 학습된 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 이용하여 미 학습된 노이즈 레벨을 예측하는 단계를 더 포함한다.

[0011] 상기 콘크리트 응력 모니터링 방법은, 미 학습된 콘크리트 응력 데이터 세트를 획득하는 단계, 상기 획득된 미 학습된 콘크리트 응력 데이터 세트로 상기 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시키는 단계 및 상기 학습된 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 이용하여 상기 콘크리트의 미 학습된 응력 레벨을 예측하는 단계를 더 포함한다.

[0012] 상기 스마트골재에는 압전센서가 임베딩(embedding)되어 있고, 상기 압전센서는 상기 콘크리트에 가해지는 압축하중에 따른 임피던스 신호를 출력하고, 상기 임피던스 데이터 세트는 상기 압전센서로부터 출력되는 임피던스 신호를 수집하여 생성된다.

[0013] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 콘크리트 응력 모니터링 장치가 개시된다.

[0014] 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 장치는, 명령어를 저장하는 메모리 및 상기 명령어를 실행하는 프로세서를 포함하되, 상기 명령어는, 콘크리트에 매립된 스마트골재의 임피던스 데이터 세트를 획득하는 단계, K-폴드 교차 검증(Fold cross validation)을 이용하여, 상기 획득된 임피던스 데이터 세트를 훈련용 데이터 세트 및 검증용 데이터 세트로 분류하는 단계, 상기 훈련용 데이터 세트로 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시키는 단계 및 상기 검증용 데이터 세트로 상기 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 성능을 검증하는 단계를 포함하는 콘크리트 응력 모니터링 방법을 수행한다.

발명의 효과

[0015] 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 장치 및 방법은, 압전센서가 임베딩(embedding)된 스마트골재를 이용하여 학습을 위한 데이터 세트를 획득하고, 획득된 데이터 세트로 합성곱 신경망(CNN: Convolutional neural network)을 학습시키고, 학습 결과를 이용하여 콘크리트를 모니터링할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0016] 도 1은 합성곱 신경망을 이용한 딥러닝 개념을 개략적으로 예시하여 나타낸 도면.

도 2는 K-폴드 교차 검증을 통한 딥러닝 데이터 생성의 개념을 개략적으로 예시하여 나타낸 도면.

도 3은 스마트골재의 임피던스 신호를 사용하는 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 개략적으로 예시하여 나타낸 도면.

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 장치가 수행하는 콘크리트 응력 모니터링 방법을 개략적으로 예시하여 나타낸 흐름도.

도 5 내지 도 23은 도 4의 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 방법을 설명하기 위한 도면.

도 24는 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 장치의 구성을 개략적으로 예시하여 나타낸 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0017] 본 명세서에서 사용되는 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "구성된다" 또는 "포함한다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 여러 구성 요소들, 또는 여러 단계들

을 반드시 모두 포함하는 것으로 해석되지 않아야 하며, 그 중 일부 구성 요소들 또는 일부 단계들은 포함되지 않을 수도 있고, 또는 추가적인 구성 요소 또는 단계들을 더 포함할 수 있는 것으로 해석되어야 한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어와 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0018] 이하, 본 발명의 다양한 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상술하겠다.

[0019] 도 1은 합성곱 신경망을 이용한 딥러닝 개념을 개략적으로 예시하여 나타낸 도면이고, 도 2는 K-폴드 교차 검증을 통한 딥러닝 데이터 생성의 개념을 개략적으로 예시하여 나타낸 도면이고, 도 3은 스마트골재의 임피던스 신호를 사용하는 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 개략적으로 예시하여 나타낸 도면이다.

[0020] 우선, 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 장치 및 방법을 설명하기에 앞서, 본 발명의 이해와 설명의 편의를 위하여, 도 1 내지 도 3을 참조하여, 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 장치 및 방법에 적용되는 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델에 대하여 살펴보기로 한다.

[0021] 도 1을 참조하면, 1차원 합성곱 신경망(CNN: Convolutional neural network)의 딥러닝은, 데이터 수집 및 준비 단계와 1차원 합성곱 신경망 학습 및 검증 단계의 두 단계로 구성된다. 첫번째 단계에서, 딥러닝을 위한 데이터 세트가 수집된다. 즉, 스마트골재로부터 일련의 임피던스 신호와 각 신호에 대응하는 구조 상태 또는 하중 조건 등이 수집될 수 있다. 두번째 단계에서는, 1차원 합성곱 신경망 회귀(regression) 모델을 식별하기 위한 일련의 심층학습이 수행된다.

[0022] 예를 들어, i번째 임피던스 신호와 그 신호를 계측한 센서의 위치의 응력 상태가 1차원 합성곱 신경망을 훈련시키기 위한 데이터 세트로 사용될 수 있다. 그런 다음, 데이터 세트는 K-폴드 교차 검증(Fold cross validation)을 이용하여 훈련 및 유효성 검사 데이터 세트로 분류될 수 있다. K=10으로 설정하는 것으로 가정하면, 단일 구조응력 단계에서 계측된 임피던스 데이터 세트에 대하여 10개의 폴드가 생성될 수 있다.

[0023] 다음으로, 응력 단계별로 계측된 임피던스 데이터 세트를 이용하여 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 식별할 수 있다. 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델에 대한 일련의 딥러닝 단계를 통해 입력되는 임피던스 데이터 세트와 출력되는 응력 레벨 사이의 선형 회귀 관계가 도출될 수 있다. 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델에서 학습된 응력 레벨을 대상으로, K-폴드 교차 검증의 데이터 세트를 이용하여 응력 레벨 예측의 정확도가 평가될 수 있다.

[0024] 일반적으로, 기계학습에서 데이터 세트는 훈련, 검증 및 테스트 세트로 구분된다. 경우에 따라 샘플 데이터가 제한되어 검증 세트가 생략될 수 있다. 이 문제의 해결을 위하여, 본 발명에는 층화-셔플-분할(Stratified Shuffle-Split) 기법이 적용된다. 이를 통해, 각 응력 레벨에서 계측된 임피던스 신호의 데이터 세트에서 10개의 폴드가 생성된다.

[0025] 도 2를 참조하면, 데이터뱅크는 N개의 하중 재하 시나리오에 해당하는 N개의 임피던스 데이터 세트로 구성된다. 각 폴드에서 임피던스 신호는 무작위로 훈련용 75% 및 평가용 25%로 분류될 수 있다. 1차원 합성곱 신경망 모델은 각 폴드의 입력 데이터 세트를 처리한 다음에, 모든 출력의 평균값으로 응력값을 예측할 수 있다.

[0026] 합성곱 신경망은 인공 신경망을 기반으로 학습 가능한 가중치와 편향을 갖는 뉴런으로 구성된다. 합성곱 신경망은 필터 또는 커널의 움직임에 다라 3차원, 2차원 및 1차원으로 분류될 수 있다. 즉, 합성곱 신경망은 입력이 3차원 이미지 또는 비디오, 2차원 이미지 및 1차원 시리즈 데이터라는 가정 하에 작동된다. 원본 데이터에서 특징이 추출되면, 합성곱 신경망은 해당 데이터의 이벤트를 효과적으로 인식할 수 있다.

[0027] 도 3은 입력, 출력 및 은닉 층으로 구성된 일반적인 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 구조를 나타낸다. 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델은 임피던스 신호를 입력받아 출력 결과로서, 콘크리트 응력을 식별하고 예측하도록 설계될 수 있다. 은닉 층은 4개의 Convolutional(Conv) 층, 4개의 ReLU(Rectified Linear Unit) 층, 4개의 Max pooling(Maxpool) 층, 3개의 Fully-connected(Fc) 층 및 회귀 출력으로 구성될 수 있으며, 각 층의 세부 특성은 하기 표와 같이 요약된다.

표 1

[0028]

No.	Type	Depth	Filter	Stride	No.	Type	Depth	Filter	Stride
1	Conv	4	1 x 6	1	9	Maxpool	–	1 x 2	2
2	ReLU	–	–	–	10	Conv	8	1 x 5	1
3	Maxpool	–	1 x 2	2	11	ReLU	–	–	–
4	Conv	4	1 x 4	1	12	Maxpool	–	1 x 2	2
5	ReLU	–	–	–	13	Fc_1	48	–	–
6	Maxpool	–	1 x 2	2	14	Fc_2	32	–	–
7	Conv	8	1 x 5	1	15	Fc_3	1	–	–
8	ReLU	–	–	–	16	Regression	–	–	–

[0029] Conv 층은 학습 가능한 필터 또는 커널 그룹으로 구성된다. 각 필터는 다음 하위 샘플링 층에서 기능맵의 한 플레임을 생성하며, Conv 층의 깊이는 프레임 수와 동일하다. ReLU 층은 이전 층의 출력에서 음수 값을 0으로 대체하고, 모든 양수 값은 유지한다. Maxpool 층은 이전 층의 출력을 필터링하고, 가장 큰 값을 가진 요소를 추출한다. Maxpool 층의 목적은 Convolved Feature의 크기를 줄여 계산 비용을 줄이는 것이다. Fc 층은 가능한 모든 연결을 층 사이에서 지시하며, 이전 층의 모든 입력이 출력 층의 모든 요소에 영향을 미친다. 회귀 층은 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델 마지막 층으로, 평균제곱오차 손실 값을 출력한다.

[0030] 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 장치가 수행하는 콘크리트 응력 모니터링 방법을 개략적으로 예시하여 나타낸 흐름도이고, 도 5 내지 도 23은 도 4의 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 방법을 설명하기 위한 도면이다. 이하, 도 4를 중심으로, 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 방법에 대하여 설명하되, 도 5 내지 도 23을 참조하기로 한다.

[0031] S410 단계에서, 콘크리트 응력 모니터링 장치는, 콘크리트에 매립된 스마트골재의 임피던스 데이터 세트를 획득한다.

[0032] 여기서, 스마트골재에는 압전센서가 임베딩(embedding)되어 있으며, 압전센서는 콘크리트에 가해지는 압축 하중에 따른 임피던스 신호를 출력할 수 있다. 그래서, 임피던스 데이터 세트는 압전센서로부터 출력되는 임피던스 신호를 수집하여 생성될 수 있다.

[0033] 이하에서는, 콘크리트에 매립된 스마트골재의 임피던스 데이터 세트를 획득하기 위하여 수행되는 실험에 대하여 설명하기로 한다.

[0034] 우선, 도 5는 스마트골재의 제작과정의 예를 나타낸다. 도 5를 참조하면, 임피던스 측정을 위한 PZT 센서인 PZT 5A 패치(10x10x1 mm)가 계측용 와이어로 연결되고, 센서 표면은 약 0.5mm 두께의 에폭시 층으로 코팅되며, 높이 26mm 및 내경 26mm의 PVC 몰드가 사용된다. 도 5의 c)와 같이 코팅된 PZT 센서가 PVC 몰드 중앙에 매립되어 콘크리트가 타설된다. 스마트골재는 하기 표에 개시된 바와 같이, 시멘트와 작은 골재를 사용한 경량 콘크리크 배합이 적용되어 제작될 수 있다.

표 2

[0035]

Material for 1 m^3	Mass (kg)
Sand	710
Aggregate (D_{max}25)	948
Cement	425
Water (liter)	170

[0036] 콘크리트 타설 48시간 후 몰드에서 스마트골재가 분리되어 28일동안 습윤 양생된다. 도 5의 d)는 양생된 스마트골재 샘플을 나타내며, 스마트골재의 구성요소인 PZT 5A 패치, 콘크리트 및 에폭시 층의 재료 특성은 하기 표와 같다.

표 3

Properties	PZT 5A	Concrete	Epoxy layer
Young's modulus, E (GPa)	62.1	25.43	0.75
Poisson's ratio, ν	0.35	0.2	0.3
Mass density, ϱ (kg/m3)	7750	2400	1090
Damping loss factor, η	0.0125		0.02
Yield strength, σ_y (MPa)			
Compressive strength, σ_c (MPa)		25.3*	32.3
Dielectric constant, ε^T_{33} (F/m)	1.53×10^{-8}		
Coupling constant, d_{31} (m/V)	-1.71×10^{-10}		
Dielectric loss factor, δ	0.015		

[0037]

[0038] 도 6은 스마트골재가 매립된 콘크리트 실린더의 제작과정의 예를 나타낸다. 도 6을 참조하면, 스마트골재는 표준 플라스틱 실린더 몰드(직경 100 mm, 높이 200 mm)의 중앙에 설치되며, 스마트골재의 중심과 실린더 몰드의 윗면과 아랫면 사이의 거리는 약 100mm가 될 수 있다. Z축 방향으로 센싱하는 스마트골재는 수직방향의 압축 하중을 받도록 배치된다.

[0039] 실린더 몰드에 스마트골재를 설치하기 위하여 알루미늄 판, 플라스틱 와이어 및 얇은 강철 막대가 사용된다. 즉, 알루미늄 판과 플라스틱 와이어의 한 세트가 스마트골재의 상단 표면과 강철 막대에 고정된다. 다른 한 세트는 실린더 몰드의 바닥면과 스마트골재의 하단면을 연결하여 설치된다. 실린더 몰드의 측면에는 스마트골재의 전선을 통과시키기 위한 두 개의 작은 구멍(약 ϕ 3mm)이 형성된다.

[0040] 콘크리트 타설 48시간 후 실린더 몰드가 제거되어 28일동안 습윤 양생된다. 이후, 스마트골재가 매립된 콘크리트 실린더가 일축 압축하중 하에서 임피던스 계측 실험에 사용된다.

[0041] 도 7은 압축하중 하에서 3개의 스마트골재 SA1~SA3이 내장된 콘크리트 실린더1~콘크리트 실린더3의 실험환경을 나타낸다. MTS 시스템의 500kN 용량의 로드 셀을 사용하여 실제 압축력이 조절된다. 실험에서는, 유선 임피던스 분석기(HIOKI-3532)을 이용하여, 각 하중 케이스에 해당하는 스마트골재의 임피던스 응답이 계측된다. 실험실 온도는 Kyowa EDX-100A를 통해 모니터링된다.

[0042] 도 8은 콘크리트 실린더에 2.03MPa의 압축응력 간격으로 S1(0MPa)에서 S12(22.32MPa)까지 12단계의 하중 시나리오를 나타낸다. 각 하중 시나리오에 대하여, 하중 재하속도가 0.0113 MPa/s, 각 응력레벨 지속시간이 3분, 임피던스 측정 시간이 4분 30초로 설정된다. 콘크리트 실린더1~3에 대한 실험 중 표면 균열은 발생하지 않았다.

[0043] 스마트골재로부터 임피던스 신호를 획득하기 위하여, 고조파 가진 진폭을 1V로 설정한 상태에서, 신호 응답을 100~600kHz의 주파수 범위에서 계측한다. 4개의 임피던스 신호 앙상블이 각 하중 단계별로 계측된다. 모니터링 온도는 22~23℃로서, 거의 일정하게 유지되었다. 따라서, 임피던스 응답 신호에 대한 온도 변화의 영향은 매우 작았다.

[0044] 도 9는 12단계의 압축하중(S1~S12)을 받는 콘크리트 실린더1~3에 매립된 스마트골재(SA1~SA3)의 임피던스 응답 신호를 나타낸 것이며, 주파수 범위 100~600kHz에서 계측되었다. 각각의 스마트골재로부터 3개의 임피던스 피크(Peak 1~3)가 발생하였다. Peak 1의 주파수는 SA1에서 231kHz, SA2에서 216kHz, SA3에서 212 kHz로 발생하였다. Peak 2는 285kHz(SA1), 273kHz(SA2), 269kHz(SA3)이었다. Peak 3은 502kHz(SA1), 498kHz(SA2), 480kHz(SA3)이었다.

[0045] 스마트골재(SA1~3)의 임피던스 응답은 서로 약간의 차이가 있었다. 이 차이는 스마트골재 제작에서, 불확실한 에폭시 층 두께, 스마트골재용 콘크리트 재료의 비균질성 등에 의해 유발될 수 있다. 도 9에 도시된 바와 같이, 압축응력의 증가에 따라 스마트골재(SA1~3)의 임피던스 응답 신호는 조금씩 변화하였다.

[0046] 도 10은 12단계 압축응력(S1~S12)에서 계측된 스마트 골재(SA1~3)의 임피던스 신호를 나타낸다. 각 임피던스 신호는 주파수 범위 100~600kHz에서 1 kHz 간격으로 501개 데이터 포인트에서 계측되었다. 응력 단계별로 스마트골재의 임피던스 신호는 4개의 앙상블로 연속 계측되었다. 따라서, 12단계 압축응력에 대해 전체 144개의 임피

던스 신호가 SA1~3으로부터 계측되었다. 각 응력 단계에 해당하는 임피던스 신호는 12개(하나의 스마트골재가 4개의 신호 앙상블)가 된다.

[0047] 도 11은 압축응력(S1~S12)에서 계측된 임피던스 데이터 세트를 시각화하여 나타낸 것이다. 즉, 임피던스 데이터 세트는 각 임피던스 신호의 501개 데이터 포인트에서 추출된 임피던스 값 및 해당 임피던스 값의 응력 단계를 포함한다. 즉, 압축응력 단계(S1~S12) 별로 순차적으로, 전체 144개 임피던스 신호로부터 72,144개의 임피던스 값 및 응력 단계가 산출될 수 있다. 도 11에 도시된 바와 같이, 12개의 압축응력에 대응하는 색을 할당하여 딥러닝에 적용할 수 있다.

[0048] S420 단계에서, 콘크리트 응력 모니터링 장치는, K-폴드 교차 검증(Fold cross validation)을 이용하여 획득된 임피던스 데이터 세트를 훈련용 데이터 세트 및 검증용 데이터 세트로 분류하고, 훈련용 데이터 세트로 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시킨다.

[0049] 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 학습을 위하여, 전술한 K-폴드 교차 검증을 이용하여 딥러닝 데이터가 준비된다. 하기 표는, K-폴드 교차 검증 방법인 Stratified Shuffle-Split 기법을 이용하여 생성된 폴드 데이터 세트를 나타낸 것이다.

표 4

[0050]

Stress Level	Actual Stress (MPa)	Impedance Datasets			Fold Datasets	
		SA1	SA2	SA3	Training	Evaluation
S1	0.0	4	4	4	75%	25%
S2	2.03	4	4	4	75%	25%
S3	4.06	4	4	4	75%	25%
S4	6.09	4	4	4	75%	25%
S5	8.12	4	4	4	75%	25%
S6	10.15	4	4	4	75%	25%
S7	12.18	4	4	4	75%	25%
S8	14.21	4	4	4	75%	25%
S9	16.24	4	4	4	75%	25%
S10	18.27	4	4	4	75%	25%
S11	20.30	4	4	4	75%	25%
S12	22.32	4	4	4	75%	25%
Total Signal Number			144		108	36

[0051] 압축응력 단계별로 계측된 12개의 임피던스 신호 중 75%는 훈련 폴드(training fold) 데이터 세트에 무작위로 할당되고, 나머지 25%는 검증 폴드(evaluation fold) 데이터 세트에 할당된다.

[0052] 소위 계층화(Stratified) 기술을 적용하면, 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 훈련용 데이터 세트와 검증용 데이터 세트 모두에서, 각 계층 단계(응력 단계)에서 동일한 비율을 유지하도록 설정할 수 있다. 이 절차를 K(10)회 반복하여 K(10) 폴드 데이터 세트가 생성될 수 있다. 또한, Stratified Shuffle-Split 기법을 통해 생성된 모든 분할 데이터 세트가 서로 다른지 확인될 수 있다. 요약하면, 임피던스 데이터 세트에는 144개의 신호가 있으며, 이 중 108개와 36개의 신호가 각각 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 훈련 및 검증으로 사용된다.

[0053] 도 12 및 도 13은 훈련용 폴드 데이터 세트를 입력으로 하는 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 학습 결과를 나타낸다. 도 12 및 도 13을 참조하면, 100 epoch에서, 훈련 손실(training loss) 및 검증 손실(validation loss)이 잘 수렴되고, 훈련 평균제곱근오차(RMSE: Root Mean Square Error) 및 검증 평균제곱근오차가 잘 수렴되는 것을 알 수 있다.

[0054] S430 단계에서, 콘크리트 응력 모니터링 장치는, 검증용 데이터 세트로 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 성능을 검증한다.

[0055] 도 14는 10개의 폴드 데이터 세트로 훈련된 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 성능을 나타낸다. 각 폴드 별로 검증용 데이터 세트를 입력하여, 훈련용 데이터 세트가 실제로 압축응력 값을 정확히 예측하는지가 분석될 수 있다. 도 14에서는, 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 성능을 평가하기 위하여 실제 응력과 예측 응력 사이의 평균제곱근오차가 사용되었으며, 평균제곱근오차 값이 작을수록 예측 정확도가 높은 것을 의미한다. 무작위로

10개의 폴드에 대하여 평균제곱근오차 값은 0.85에서 2.14까지 다양하게 분포한다.

[0056] 도 15의 (a)는 10개의 폴드 데이터 세트로 훈련된 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 평균 성능을 나타낸다. 각 단일 폴드 데이터로 훈련된 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 응력 예측 결과에 비하여 10개 폴드의 평균 응력 예측 결과가 더 정확하다. 도 15의 (b)와 같이, 10개 폴드의 평균제곱근오차의 평균값(평균 정확도)은 1.38로 나타난다. 도 15의 (c)는 12개의 응력 레벨에 대한 실제 응력과 예측 응력을 비교한 것으로, 10개 폴드 데이터로 훈련된 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 응력 예측 정확도가 높은 것을 나타낸다.

[0057] S440 단계에서, 콘크리트 응력 모니터링 장치는, 획득된 임피던스 데이터 세트에 노이즈를 주입하여 노이즈 오염된 데이터뱅크를 구성한다.

[0058] 12단계의 압축응력에 대하여 측정된 SA2의 임피던스 신호(표 4 참조)를 이용하여, 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시키고 검증하기 위한 데이터뱅크가 구성될 수 있다. 현실적인 노이즈 오염 상황을 고려한 데이터 증강(argumentation)을 위하여, 임피던스 신호의 진폭에 0%, 1%, 2%, 3%, 4% 및 5%의 표준편차를 갖는 신호를 각각 추가하여 랜덤 노이즈를 주입한 임피던스 신호가 구성될 수 있다. 도 16에 도시된 바와 같이, 각 응력 레벨의 마지막 하나의 계측 신호에는 0%에서 16%까지 1% 간격으로 다른 레벨의 노이즈가 주입된다.

[0059] S450 단계에서, 콘크리트 응력 모니터링 장치는, 구성된 노이즈 오염된 데이터뱅크로 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시킨다.

[0060] 모든 딥러닝 연산은 데스크톱 컴퓨터(GPU - GeForce GT 2080 Ti 11GB, CPU - Intel Core i9-9000KF 3.6GHz, RAM - 64GB)에서 수행되었다. 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델은 Python 언어를 사용하여 구축되었다. 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델은 미니 배치(mini batch) 크기가 1이고, 학습률이 0.001인 Adam 최적화 알고리즘으로 훈련되었다.

[0061] 도 17은 노이즈 오염된 데이터뱅크를 이용하여 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 100 epoch 동안 훈련시킨 결과를 나타낸다. 도 17의 (a)를 참조하면, 훈련 손실은 처음 10개의 epoch에서 급격히 감소하며, 100번째 epoch로 향하며 수렴한다. 그리고, 훈련 손실은 74번째 epoch에서 대략 0.71이며, 이는 거의 가장 낮은 검증 손실 값 0.89에 해당한다. 도 17의 (b)는 훈련 및 검증의 평균제곱근오차의 수렴 결과를 나타낸다. 도 17의 (b)를 참조하면, 74번째 epoch에서 예측 응력과 실제 값의 훈련 평균제곱근오차는 약 0.88이었으며, 이는 가장 낮은 검증 평균제곱근오차 값 1.14에 해당한다.

[0062] S460 단계에서, 콘크리트 응력 모니터링 장치는, 학습된 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 이용하여 미 학습된 노이즈 레벨을 예측한다.

[0063] 도 18과 같이, 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 정확도에 대한 노이즈의 영향이 0%에서 16%까지 다양한 노이즈 레벨에 대하여 평가된다. 0%에서 5%까지의 백분율은 훈련된 노이즈 레벨이고, 나머지 백분율6%에서 16%는 학습되지 않은 노이즈 레벨이다. 응력 예측의 일반적인 결과를 다양한 노이즈 수준에 대한 실제 값과 비교한다. 노이즈 레벨이 낮을수록 응력 예측 값이 정확하다. 노이즈 레벨이 6%를 넘어서며 응력 예측의 정확도가 현저히 감소한다.

[0064] 도 19와 같이, 노이즈 레벨과 평균제곱근오차 사이의 선형 관계가 훈련된 노이즈 레벨(a)과 훈련되지 않은 노이즈 레벨(b)에 대하여 추정된다. 두 경우 모두, 평균제곱근오차 값은 노이즈 레벨이 증가함에 따라 선형적으로 증가(예측의 정확도 감소)한다.

[0065] S470 단계에서, 콘크리트 응력 모니터링 장치는, 미 학습된 콘크리트 응력 데이터 세트를 획득한다.

[0066] 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델은 제한된 임피던스 데이터를 사용하여 응력 모니터링을 위한 적합성이 검토된다. 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델은 미 학습 응력 데이터 세트들을 사용하여 훈련된다. 학습되지 않은 응력 데이터 세트는 몇 가지 응력 레벨에 해당하는 임피던스 데이터를 전체 데이터뱅크에서 제외하여 생성한다. 이후에, 미 학습 응력 레벨에 대하여 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 응력 예측 성능을 평가한다.

[0067] 전술한 바와 같이, 전체 216개의 임피던스 신호를 사용하여 3개의 훈련 데이터 세트가 구성된다. 하기 표 5에 개시된 바와 같이, 3개의 미 학습 응력 데이터 세트가 설계된다.

표 5

[0068]

	Untrained-stress dataset			Testing dataset
	Dataset 1 (excluded S_4)	Dataset 2 (excluded S_4, S_6)	Dataset 3 (excluded S_4, S_6, S_9)	
Number of signals	198	180	162	216

[0069] 표 5를 참조하면, 학습되지 않은 응력 데이터 세트 1(198 신호)은 전체 신호에서 응력 레벨 S4를 제외하고, 학습되지 않은 응력 데이터 세트 2(180 신호)는 응력 레벨 S4 및 S6을 제외하고, 학습되지 않은 응력 데이터 세트 3(162 신호)는 응력 레벨 S4, S6 및 S9를 제외한다.

[0070] 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델은 학습되지 않은 응력 데이터 세트1~3에 대하여 각각 훈련되며, 3개의 모델이 결정된다. 미 학습 응력 데이터 세트와 검증용 데이터 세트를 통해 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델이 평가된다. 검증용 데이터 세트는 모든 응력 레벨에서 전체 신호를 측정한 216개의 임피던스 신호이다.

[0071] S480 단계에서, 콘크리트 응력 모니터링 장치는, 획득된 미 학습된 콘크리트 응력 데이터 세트로 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 학습시킨다.

[0072] 도 20은 응력 레벨 S4 제외한 미 학습 응력 데이터 세트1을 이용한 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 학습 결과를 나타낸다. 도 20을 참조하면, 훈련 손실 및 훈련 평균제곱근오차는 처음 10 epoch에서 크게 감소한 다음, 60 epoch까지 점진적으로 감소하였으며, 학습 프로세스가 끝날 때까지(100 epoch) 약 0.6에서 변동한다. 훈련 손실은 41번째 epoch에서 0.73이었고, 이는 약 1.14의 가장 낮은 검증 손실에 해당한다. 도 20의 (b)를 참조하면, 예측 응력과 실제 값의 훈련 평균제곱근오차는 41번째 epoch에서 약 0.97이었으며, 이는 1.34의 가장 낮은 검증 평균제곱근오차에 해당한다.

[0073] S490 단계에서, 콘크리트 응력 모니터링 장치는, 학습된 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델을 이용하여 콘크리트의 미 학습된 응력 레벨을 예측한다.

[0074] 미 학습 응력 데이터 세트1~3을 이용하여 3개의 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델이 학습한다. 이 3개의 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델의 적합성이 216개 임피던스 신호로 구성된 예측용 데이터 세트로 평가된다. 재훈련된 모델이 훈련되지 않은 응력 레벨을 잘 예측할 수 있다.

[0075] 도 21 내지 도 23은 예측 응력과 실제 응력 사이의 높은 상관도를 보여준다. 도 21 내지 도 23을 참조하면, 미 학습된 응력 레벨과 학습된 응력 레벨 사이의 평균제곱근오차 값의 차이는 거의 없다.

[0076] 더 많은 응력 레벨이 학습용 데이터 세트에서 제외될수록 예측 오류가 증가한다. 그러나, 데이터 세트2를 이용한 예측의 평균제곱근오차 값은 데이터 세트3보다 약간 높다. 이는 가장 낮은 검증 손실에 해당하는 epoch으로 모델을 선택하였기 때문이다. 이러한 결과로부터, 본 발명의 실시예에 따른 1차원 합성곱 신경망 회귀 모델이 소수의 응력 레벨에 해당하는 제한된 임피던스 신호로 학습되더라도, 미 학습된 응력 레벨을 정확하게 예측할 수 있다.

[0077] 도 24는 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 장치의 구성을 개략적으로 예시하여 나타낸 도면이다.

[0078] 도 24를 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 장치는 프로세서(10), 메모리(20), 통신부(30) 및 인터페이스부(40)를 포함한다.

[0079] 프로세서(10)는 메모리(20)에 저장된 처리 명령어를 실행시키는 CPU 또는 반도체 소자일 수 있다.

[0080] 메모리(20)는 다양한 유형의 휘발성 또는 비휘발성 기억 매체를 포함할 수 있다. 예를 들어, 메모리(20)는 ROM, RAM 등을 포함할 수 있다.

[0081] 예를 들어, 메모리(20)는 본 발명의 실시예에 따른 콘크리트 응력 모니터링 방법을 수행하는 명령어들을 저장할 수 있다.

[0082] 통신부(30)는 통신망을 통해 다른 장치들과 데이터를 송수신하기 위한 수단이다.

[0083] 인터페이스부(40)는 네트워크에 접속하기 위한 네트워크 인터페이스 및 사용자 인터페이스를 포함할 수 있다.

[0084] 한편, 전술된 실시예의 구성 요소는 프로세스적인 관점에서 용이하게 파악될 수 있다. 즉, 각각의 구성 요소는 각각의 프로세스로 파악될 수 있다. 또한 전술된 실시예의 프로세스는 장치의 구성 요소 관점에서 용이하게 파악될 수 있다.

[0085] 또한 앞서 설명한 기술적 내용들은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예들을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 하드웨어 장치는 실시예들의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0086] 상기한 본 발명의 실시예는 예시의 목적을 위해 개시된 것이고, 본 발명에 대한 통상의 지식을 가지는 당업자라면 본 발명의 사상과 범위 안에서 다양한 수정, 변경, 부가가 가능할 것이며, 이러한 수정, 변경 및 부가는 하기의 특허청구범위에 속하는 것으로 보아야 할 것이다.

부호의 설명

[0087] 10: 프로세서

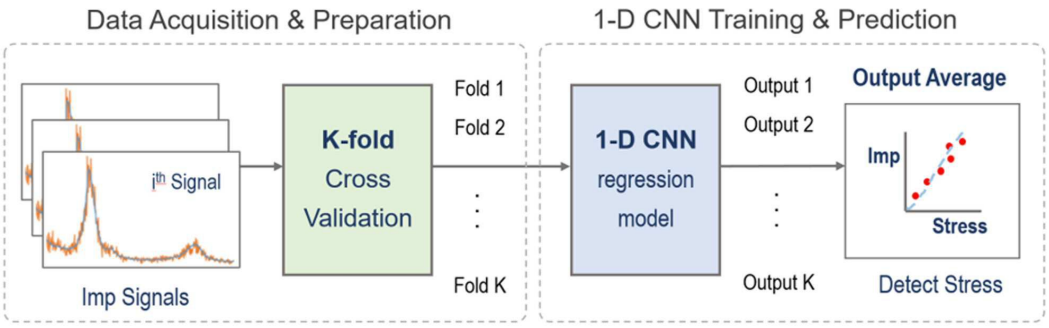
20: 메모리

30: 통신부

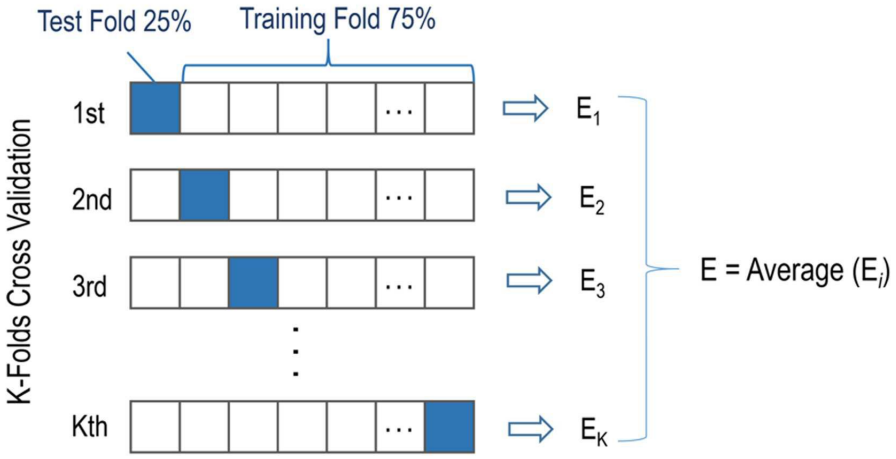
40: 인터페이스부

도면

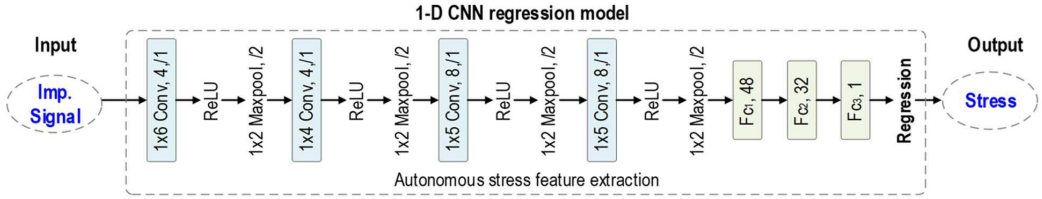
도면1



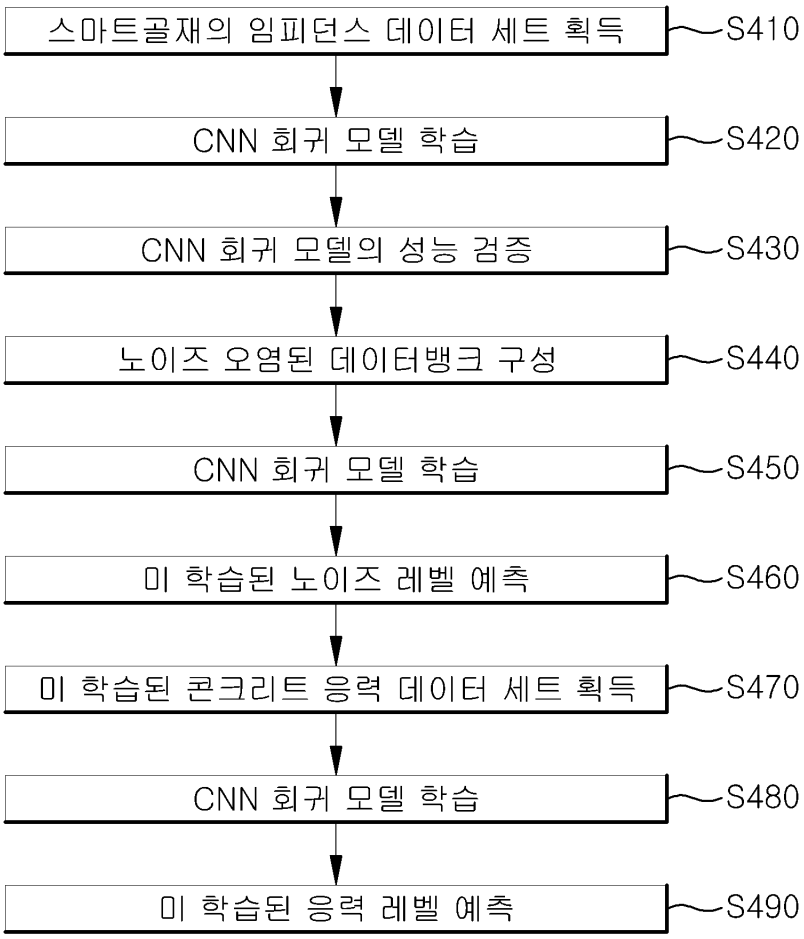
도면2


Test Fold 25%
Training Fold 75%
K-Folds Cross Validation
1st
2nd
3rd
Kth
E1
E2
E3
EK
E = Average (Ei)

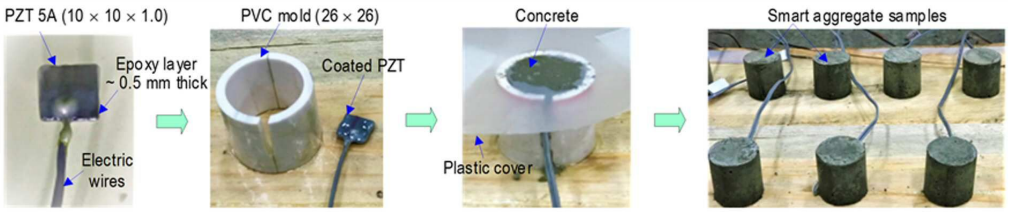
도면3


1-D CNN regression model
Input
Imp. Signal
1x6 Conv, 4, /1
ReLU
1x2 Maxpool, /2
1x4 Conv, 4, /1
ReLU
1x2 Maxpool, /2
1x5 Conv, 8, /1
ReLU
1x2 Maxpool, /2
1x5 Conv, 8, /1
ReLU
1x2 Maxpool, /2
Fc1, 48
Fc2, 32
Fc3, 1
Regression
Output
Stress
Autonomous stress feature extraction

도면4

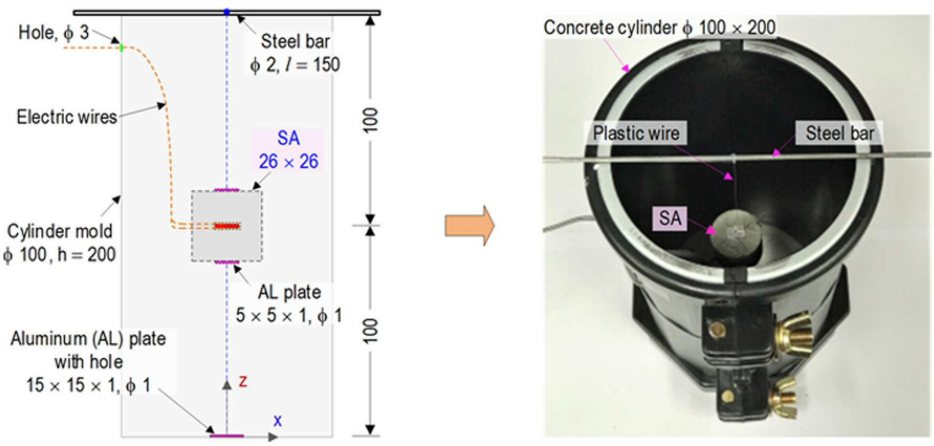


도면5

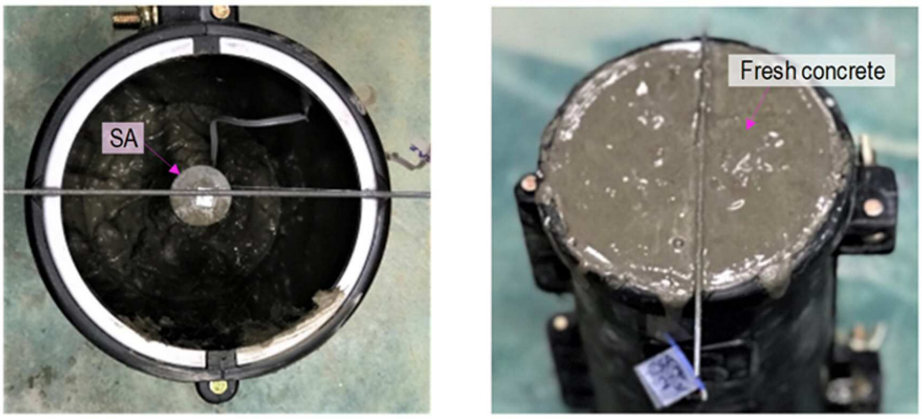


a) Coated PZT b) PVC 몰드 c) 콘크리트 타설 d) 스마트 골재 SA

도면6

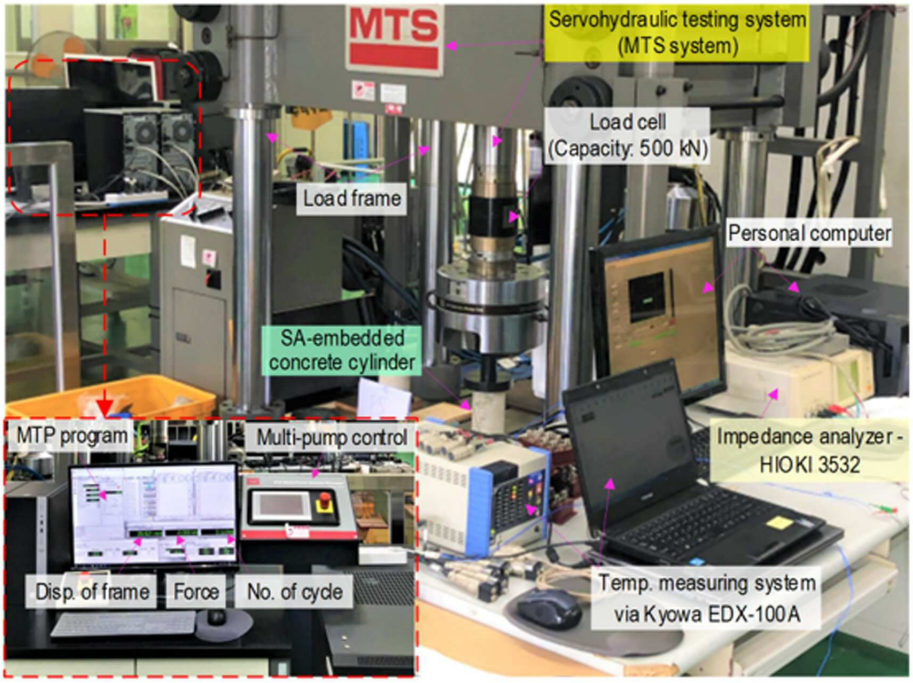


(a) 콘크리트 실린더 매립 SA 센서 설치

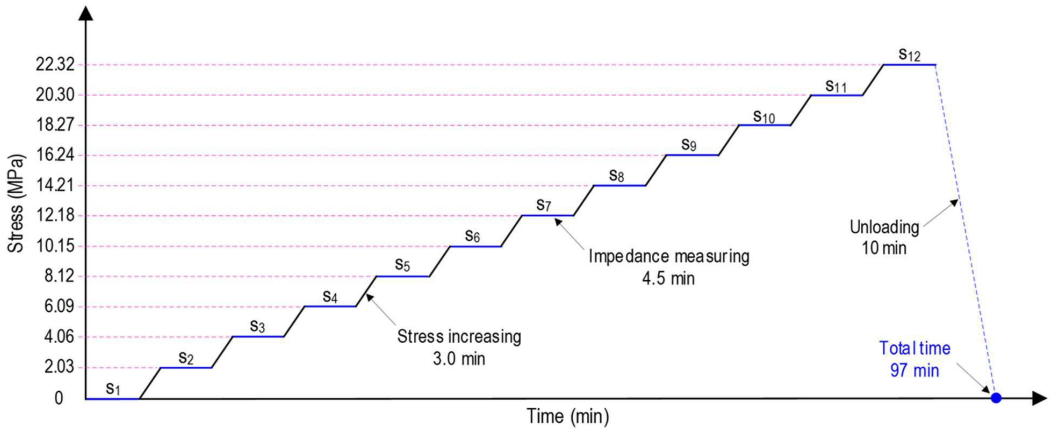


(b) 콘크리트 실린더 제작

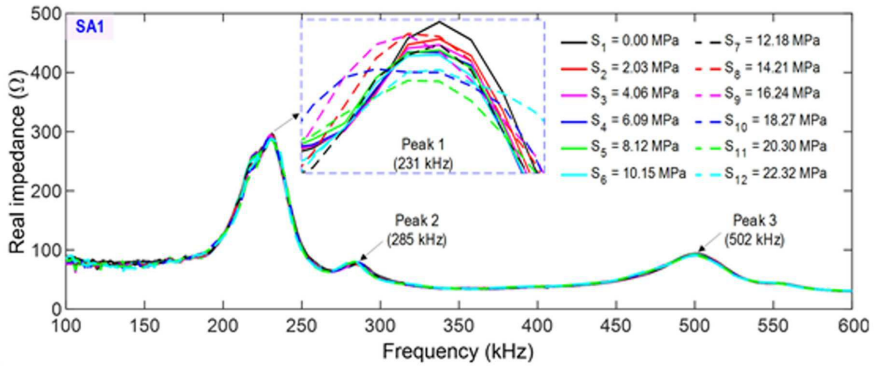
도면7



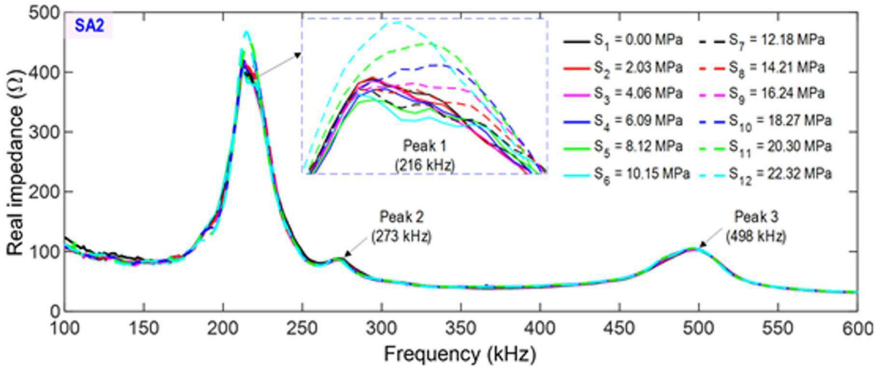
도면8



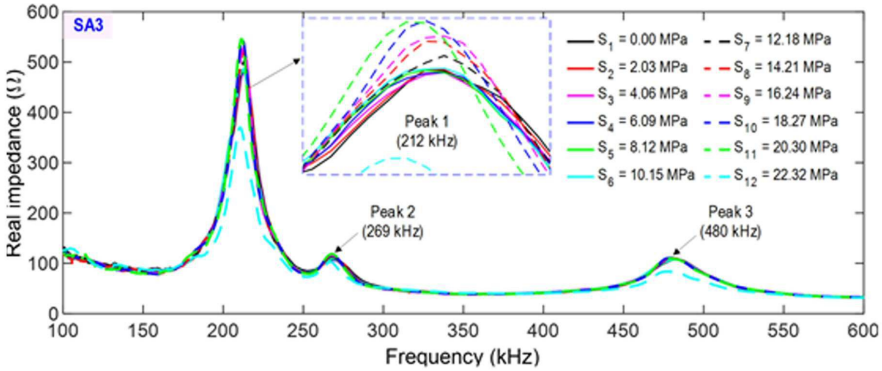
도면9



(a) SA 1

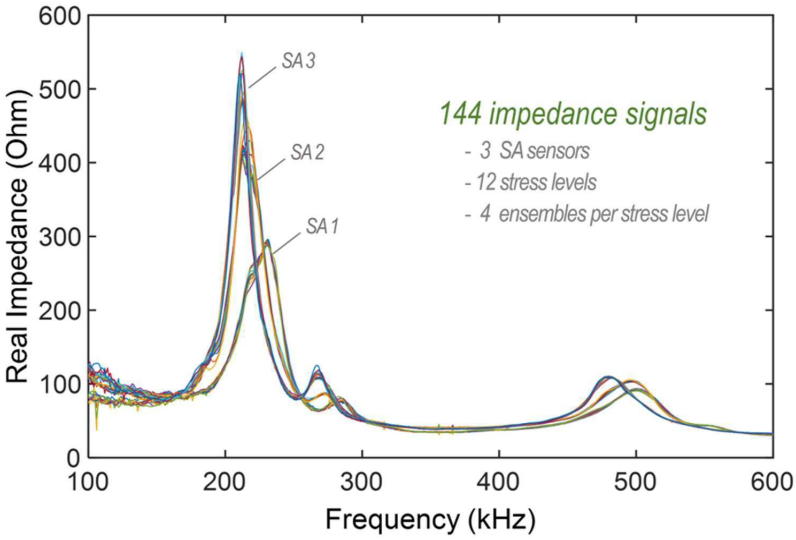


(b) SA 2

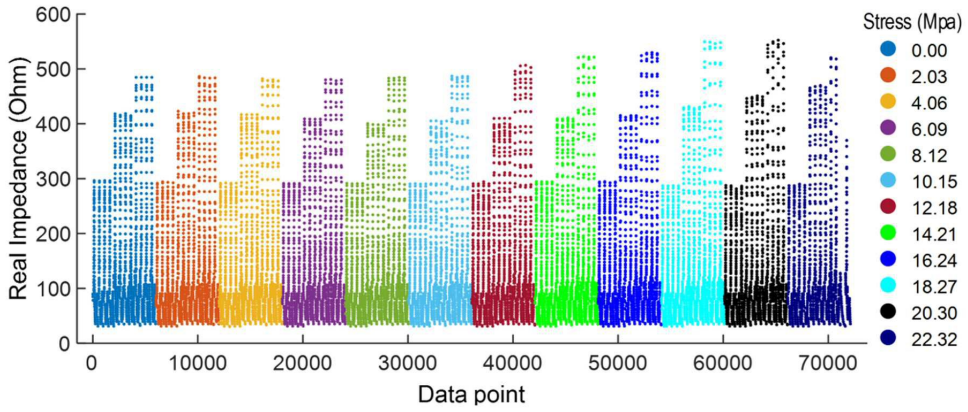


(c) SA 3

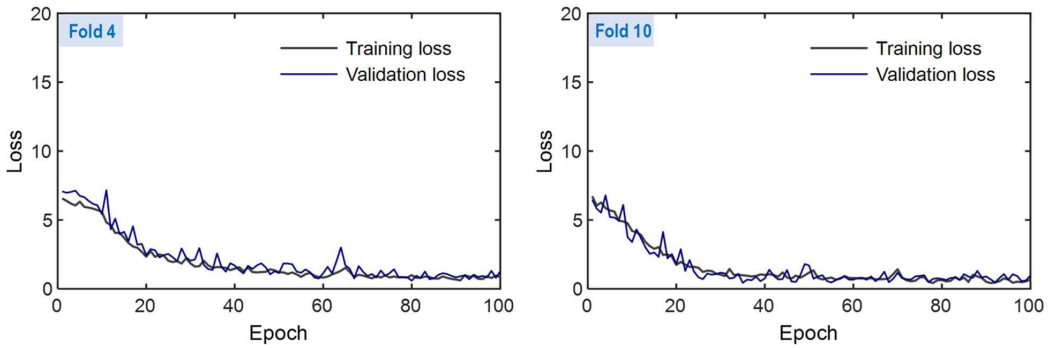
도면10



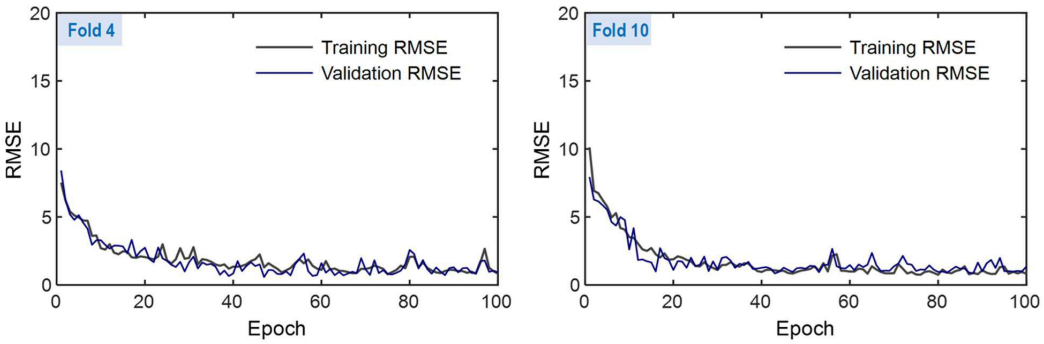
도면11



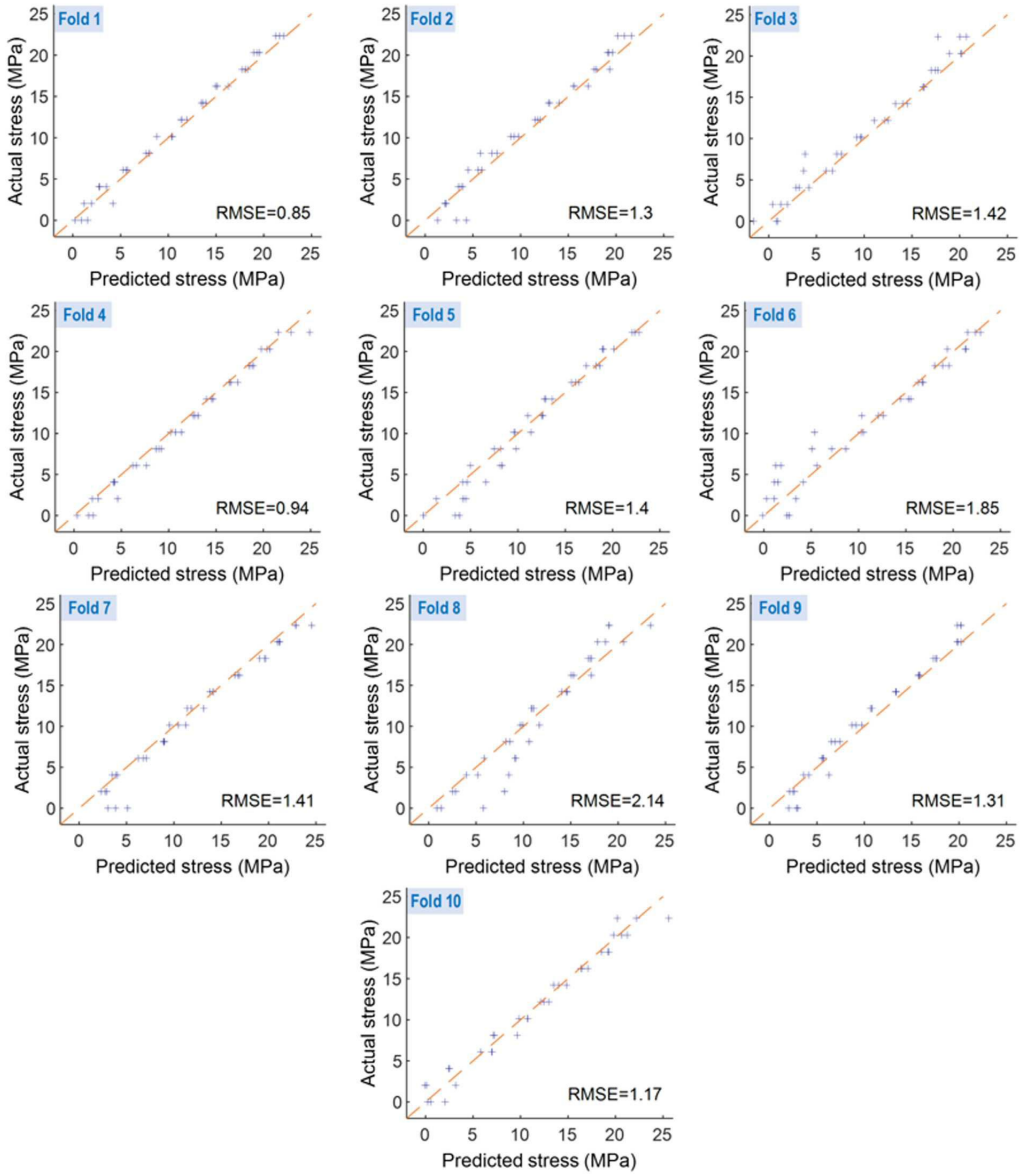
도면12



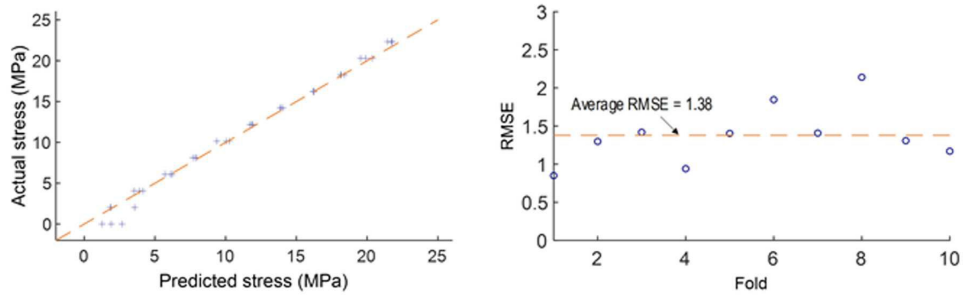
도면13


Fold 4
Training RMSE
Validation RMSE
RMSE
Epoch
Fold 10
Training RMSE
Validation RMSE
RMSE
Epoch

도면14

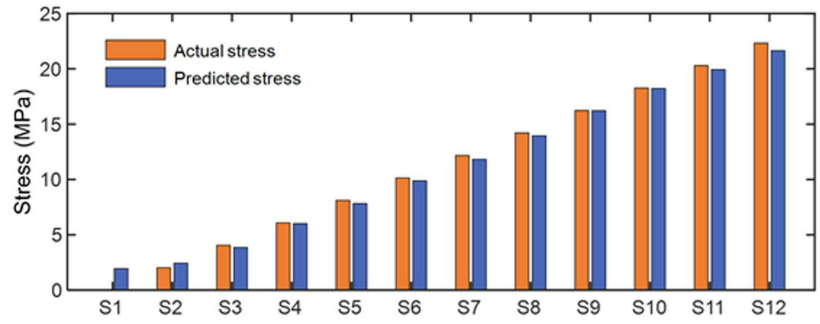

Fold 1
RMSE=0.85
Fold 2
RMSE=1.3
Fold 3
RMSE=1.42
Fold 4
RMSE=0.94
Fold 5
RMSE=1.4
Fold 6
RMSE=1.85
Fold 7
RMSE=1.41
Fold 8
RMSE=2.14
Fold 9
RMSE=1.31
Fold 10
RMSE=1.17
Actual stress (MPa)
Predicted stress (MPa)

도면15



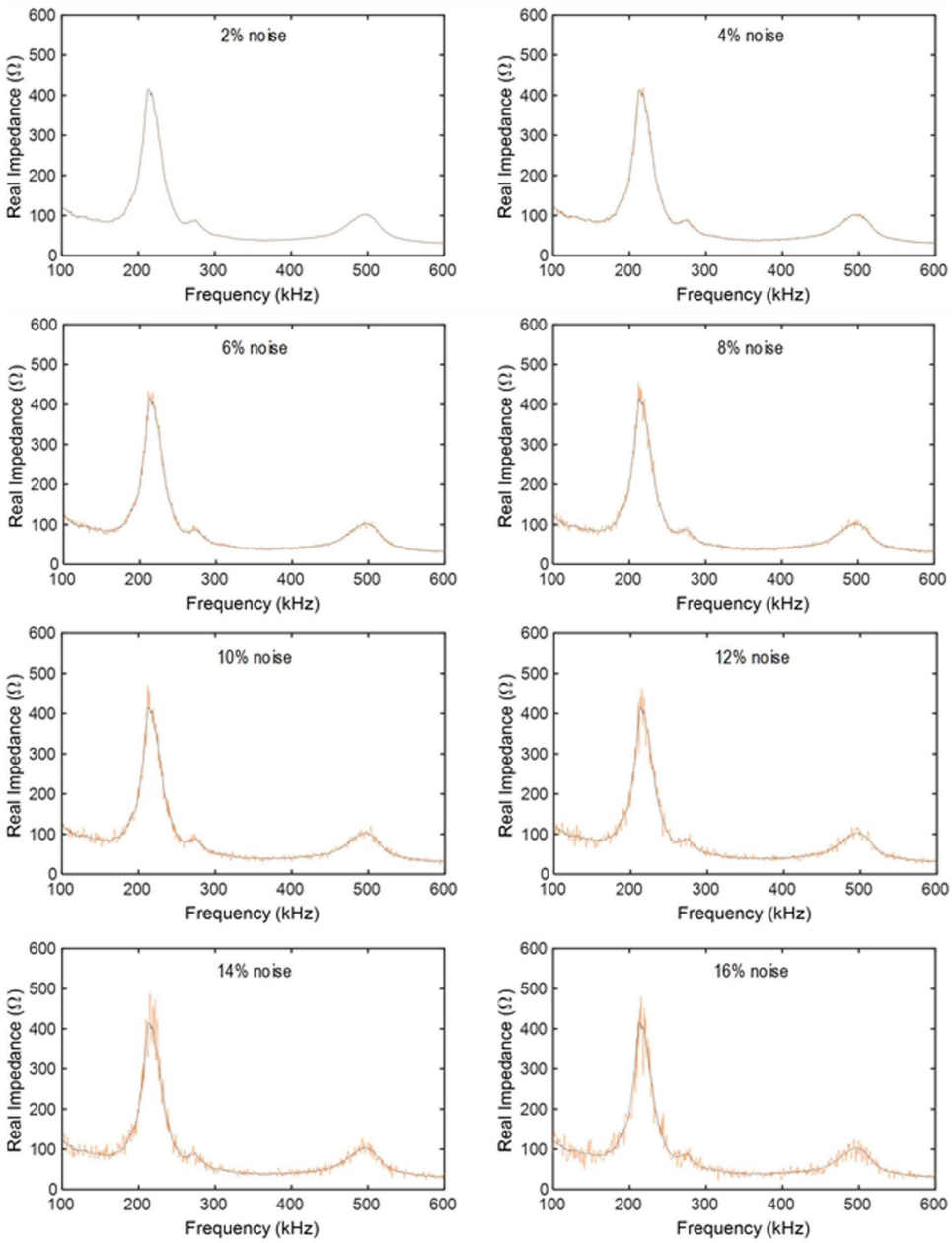
(a) 응력 검증

(b) 평균 RMSE 값

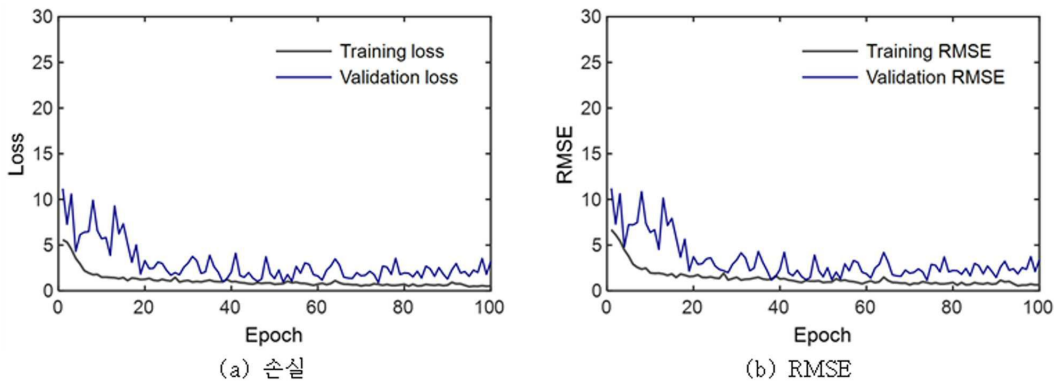


c) 실제 응력과 예측 응력의 비교

도면16

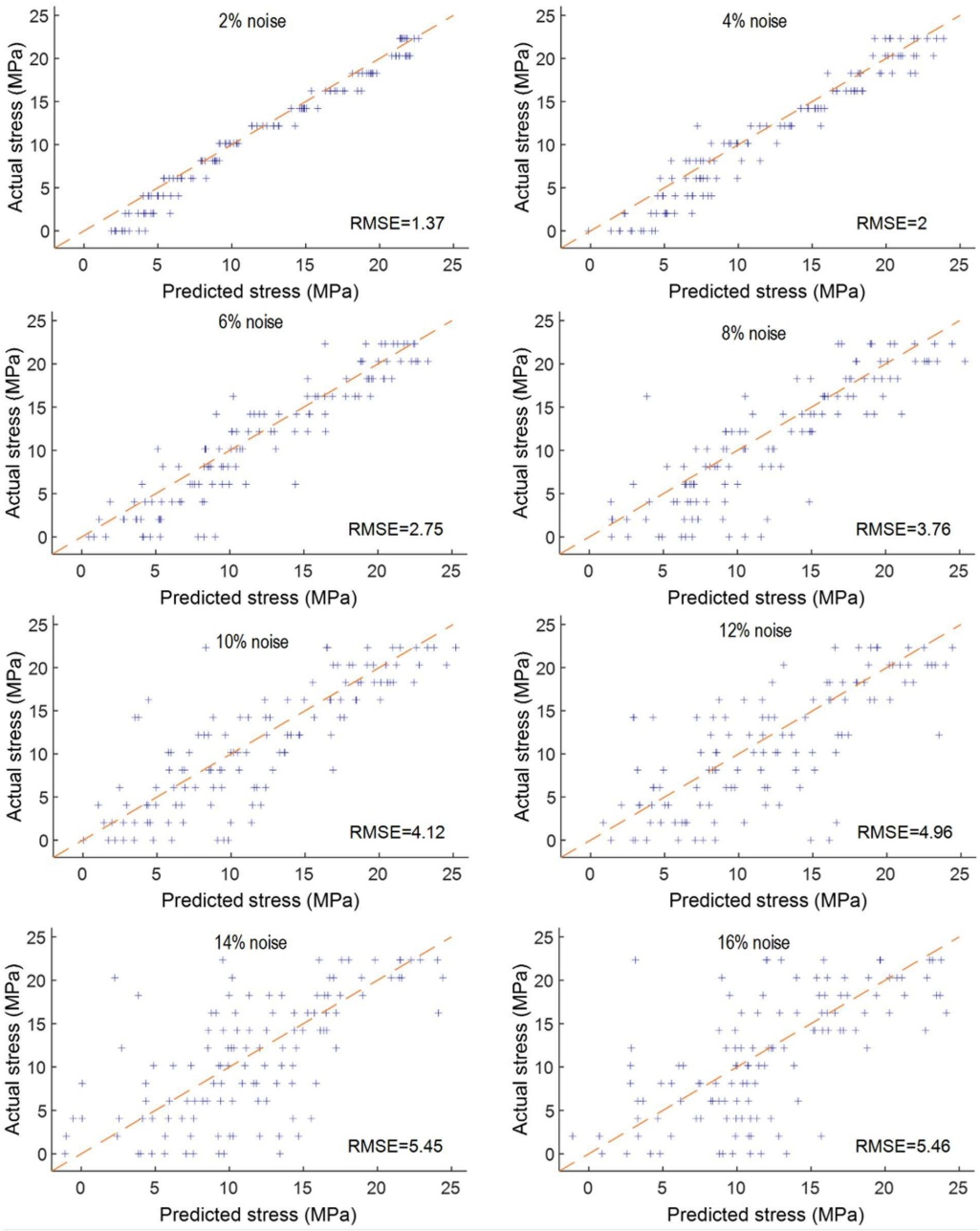


도면17

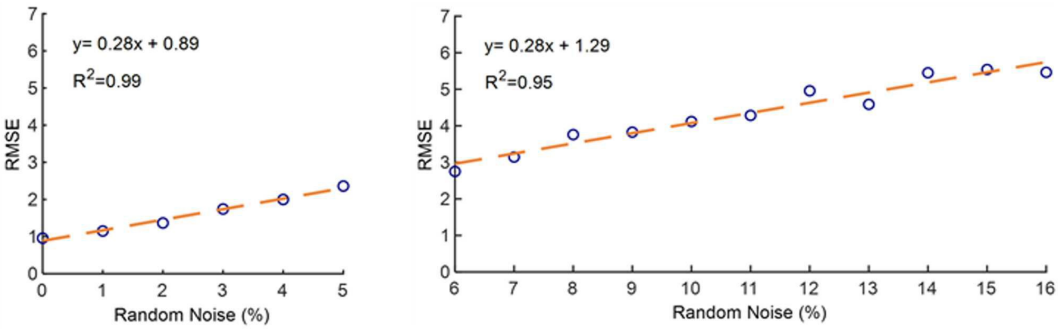


(a) 손실 (b) RMSE

도면18

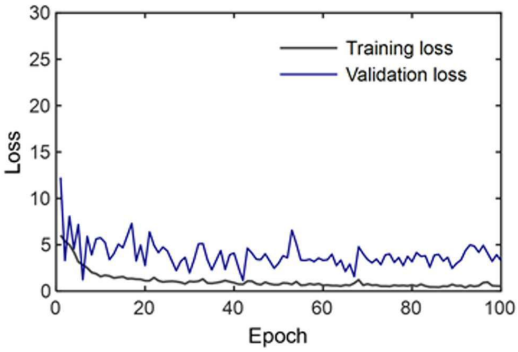


도면19

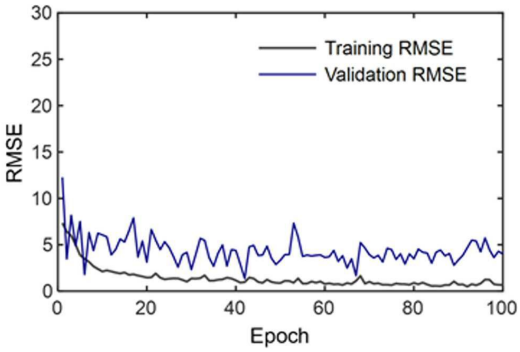


(a) 훈련된 노이즈 레벨(0%~5%)　　(b) 훈련되지 않은 노이즈 레벨(6%~16%)

도면20

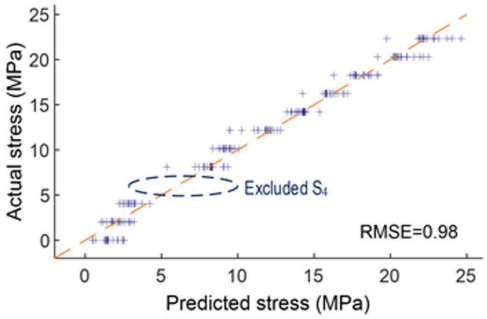


(a) 손실

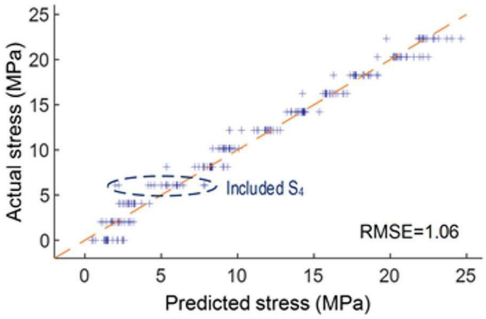


(b) RMSE

도면21

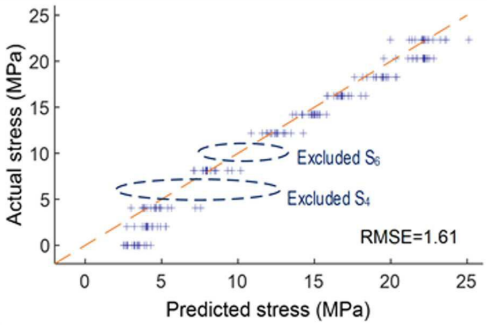


(a) S4 제외 학습

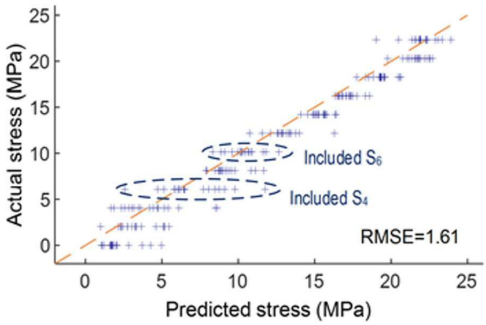


(b) S4 포함 예측

도면22

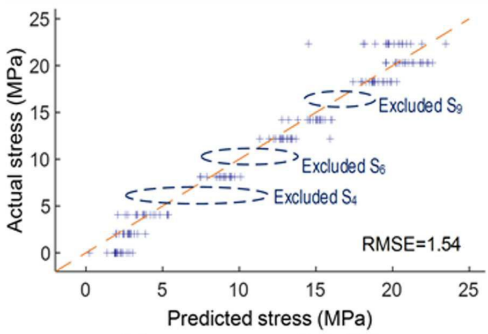


(a) S4, S6 제외 학습

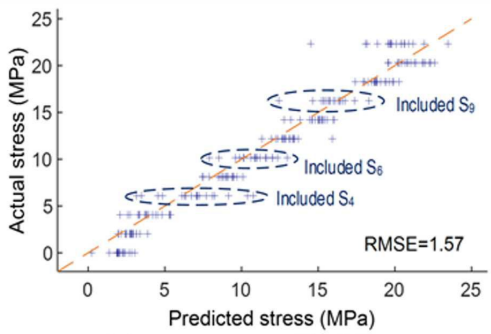


(b) S4, S6 포함 예측

도면23



(a) S4, S6, S8 제외 학습



(b) S4, S6, S8 포함 예측

도면24

