(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0032240
(43) 공개일자 2025년03월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01N 29/04 (2006.01) *G01N 29/44* (2006.01)
G01N 29/46 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G01N 29/045 (2013.01)
G01N 29/4418 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0114801
(22) 출원일자 2023년08월30일
심사청구일자 2023년08월30일

(71) 출원인
한림대학교 산학협력단
강원도 춘천시 한림대학길 1, 한림대학교(옥천동)
(72) 발명자
김유섭
서울특별시 영등포구 신풍로 77 래미안에스티움 110동 1602호
오병두
서울특별시 성북구 고려대로 22-13, 3층 (안암동2가)
최형
서울특별시 광진구 광나루로56길 32, 210동 701호
(74) 대리인
특허법인본

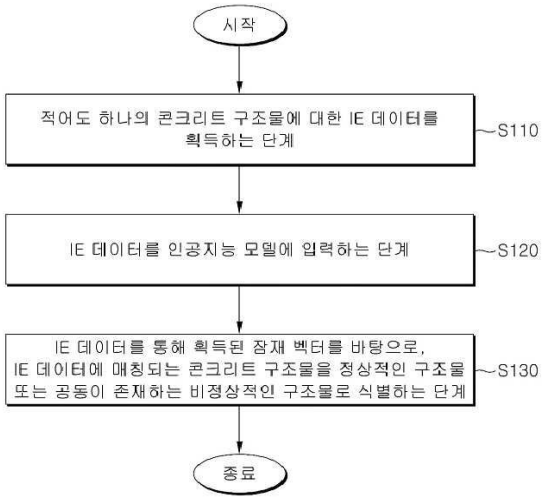
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 **훈련된 인공지능 모델을 이용하여 콘크리트 구조물의 공동의 여부를 식별하는 전자 장치, 제어 방법, 및 시스템**

(57) 요 약

전자 장치가 개시된다. 본 개시의 전자 장치는, 구조물의 표면에 충격을 전달하여 반사되는 응력파를 측정한 IE 데이터를 바탕으로 공동을 감지하도록 훈련된 인공지능 모델을 포함하는 메모리, 및 인공지능 모델에 IE 데이터를 입력하여 콘크리트 구조물의 공동의 여부를 식별하는 프로세서를 포함한다.

대 표 도 - 도1b



(52) CPC특허분류
G01N 29/4481 (2013.01)
G01N 29/46 (2013.01)
G01N 2291/0232 (2013.01)
G01N 2291/0289 (2013.01)

명 세 서

청구범위

청구항 1

전자 장치에 있어서,

구조물의 표면에 충격을 전달하여 반사되는 응력파를 측정한 IE(Impact-Echo) 데이터를 바탕으로 공동을 감지하도록 훈련된 인공지능 모델을 포함하는 메모리; 및

상기 인공지능 모델에 상기 IE 데이터를 입력하여 콘크리트 구조물의 공동의 여부를 식별하는 프로세서;를 포함하는, 전자 장치

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 인공지능 모델은,

상기 IE 데이터가 입력되면, 오토인코더를 포함하는 제1 모듈을 통해 잠재 벡터를 출력하고,

훈련된 제2 모듈을 통해 상기 IE 데이터에 대한 잠재 벡터의 분포에 대한 정보를 출력하는, 전자 장치.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 IE 데이터의 잠재 벡터의 분포에 대한 정보를 바탕으로, 상기 잠재 벡터가 기훈련되어 설정된 상기 하이퍼스피어의 경계 내부에 분포하는 경우, 상기 잠재 벡터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 공동이 없는 정상적인 콘크리트 구조물로 식별하고,

상기 잠재 벡터가 상기 하이퍼스피어 바깥에 분포하는 경우, 상기 잠재 벡터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 공동이 존재하는 비정상적인 콘크리트 구조물로 식별하는, 전자 장치.

청구항 4

청구항 1에 있어서,

상기 전자 장치는,

적어도 하나의 외부 장치로부터 상기 IE 데이터를 획득하기 위한 통신부;를 포함하는, 전자 장치.

청구항 5

전자 장치의 제어 방법에 있어서,

프로세서가, 적어도 하나의 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터를 획득하는 단계;

상기 IE 데이터를 인공지능 모델에 입력하는 단계;

상기 IE 데이터를 통해 획득된 잠재 벡터를 바탕으로, 상기 IE 데이터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 정상적인 콘크리트 구조물 또는 공동이 존재하는 비정상적인 콘크리트 구조물로 식별하는 단계;를 포함하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 6

청구항 5에 있어서,

상기 프로세서가, 상기 IE 데이터를 통해 획득된 잠재 벡터를 바탕으로, 상기 IE 데이터에 매칭되는 콘크리트

구조물을 정상적인 콘크리트 구조물 또는 공동이 존재하는 비정상적인 콘크리트 구조물로 식별하는 단계는,

오토인코더를 포함하는 제1 모듈을 통해 상기 IE 데이터에 대한 잠재 벡터를 획득하는 단계;

획득한 잠재 벡터를 제2 모듈을 통해, 상기 잠재 벡터의 분포에 대한 정보를 획득하는 단계; 및

상기 잠재 벡터가 상기 제2 모듈을 통해 설정된 하이퍼스피어의 경계 내부에 분포하는지에 따라 상기 잠재 벡터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 정상적인 콘크리트 구조물로 식별하는 단계;를 포함하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 7

전자 장치의 프로세서에 의해 실행되어, 상기 전자 장치로 하여금 청구항 5의 제어 방법을 수행하도록 하는, 적어도 하나의 인스트럭션이 저장된 컴퓨터 판독 가능 매체.

청구항 8

시스템에 있어서,

구조물의 표면에 충격을 전달하고, 반사되는 응력파를 측정하여 IE(Impact-Echo) 데이터를 생성하는 센서 장치; 및

상기 IE 데이터를 바탕으로 공동을 감지하도록 훈련된 인공지능 모델을 포함하는 메모리, 및 상기 인공지능 모델에 상기 IE 데이터를 입력하여 콘크리트 구조물의 공동의 여부를 검출하는 프로세서를 포함하는 전자 장치;를 포함하는, 시스템.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 개시는 훈련된 인공지능 모델을 통해 콘크리트 구조물의 공동을 식별하는 전자 장치에 관한 것으로, 보다 상세하게는 훈련된 인공지능 모델을 통해 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터가 입력되면 콘크리트 구조물의 공동의 여부에 대한 정보를 출력하고, 이를 통해 콘크리트 구조물의 공동의 여부를 식별하는 전자 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 원자력발전소, 댐, 교량 등에서 PSC(Prestressed Concrete)가 자주 활용되고 있다.

[0003] PSC는 인장 응력에 취약한 콘크리트의 문제점을 해결하기 위해 콘크리트 부재에 프리텐션(Pre-tension) 또는 포스트텐션(Post-tension)을 제공하는 텐던(Tendon)을 사용하고, 콘크리트 부재에 발생하는 인장응력을 상쇄하여 구조물의 안정성을 보장한다.

[0004] PSC 교량은 PSC 공법 중 포스트 텐션 공법을 최대한 활용한 공사로 장대교량 개발 시 구조적 안정성을 보장하는 장점이 있다.

[0005] 덕트(시스라고도 함)는 포스트텐셔닝 기술에서 인장 응력을 적용하는 데 사용되는 튜브이다. 덕트가 설치되면 내부에 텐던을 넣어 인장력을 발생시킨 후 콘크리트를 타설하여 고정시킨다.

[0006] 결과적으로 텐던은 건물의 안전에 필수적이라고 할 수 있다.

[0007] 이때, 텐던은 공기에 노출되면 녹이 발생하는 등의 결함이 발생하기 때문에 콘크리트가 타설되기 전 덕트 내부에 설치된다.

[0008] 텐던을 적용함에 있어서 두 가지 단점이 존재하는데, 덕트의 내경이 매우 작다는 것, 덕트가 곡선 구조로 장착된다는 것이다.

[0009] 이는, 설치 과정에서 발생하는 작은 실수라도 덕트 내부에 공동을 야기할 수 있고, 덕트 내부의 공동을 통해 텐던이 노출되어 결함이 발생할 수 있다. 이 때문에 덕트의 내부 상태를 파악하는 것은 매우 중요하며, 이는 매우 정밀하게 실시되어야 한다.

[0010] 관련하여, 콘크리트 구조물 내부를 탐색하기 위한 기존의 기술로 비파괴 검사(NDT)가 존재한다.

[0011] 비파괴 검사 방식은 초음파, 방사선, 자기장 및 IE(Impact-Echo) 방식으로 발생하는 신호를 측정하여 콘크리트 구조물의 내부 상태를 탐색한다.

[0012] 그러나 이 방법은 복잡하고 PSC 교량의 내부구조가 복잡하고 적합한 비파괴 검사 방식이 없어 정확한 해석이 어려운 실정이다. 또한, 초음파 기반 장비와 같은 고가의 NDT 장비를 사용하는 방식은 장비 크기나 예산 등의 문제가 존재한다.

[0013] 이러한 이유로 대부분의 경우 경험을 바탕으로 직접 구조물을 천공하여 안전성을 확인하였다.

[0014] 따라서, PSC 교량의 덕트 내부의 공동의 여부를 식별하기 위해서는 유용하며 경제적인 추가 방법이 필요하였다.

[0015] 이를 해결하기 위해, IE 방식으로 발생하는 주파수 스펙트럼을 분석하는 방식이 콘크리트 구조물의 공동을 식별하는데 널리 사용되었다. 이는 푸리에 변환으로 추출한 주파수 스펙트럼을 분석하는 방식이다.

[0016] 그러나 진동 등의 이유로 다중 피크가 발생할 가능성이 높기 때문에 이 주파수 스펙트럼을 올바르게 해석하는 것은 어렵다.

[0017] 이 문제를 해결하기 위해 많은 연구에서 웨이블릿 변환(WT), 단시간 푸리에 변환(STFT), 경험적 모드 분해(EMD) 및 힐버트-황 변환(HHT)과 같은 시간-주파수 분석 등 신호 처리 기반 접근법을 이용하였다.

[0018] 한편, 기계 학습 기반 접근 방식을 통해 콘크리트 구조물 내부에서 발생하는 결함을 탐지하려는 기술도 존재한다.

[0019] IE 데이터에 WT를 적용한 후 ELM(Extreme Learning Machine) 방식의 지도 학습 접근 방식을 사용하여 콘크리트 구조물의 전반적인 상태를 평가했으며 우수한 성능으로 기계 학습의 가능성을 입증해왔다.

[0020] 이는 우수한 성능을 보여주었으나, IE 데이터의 패턴이 불규칙하게 나타나는 경우 탐지가 어렵다는 단점이 존재한다. 예를 들어, 훈련에 사용된 표본의 IE 데이터 패턴과 새 표본 또는 PSC 교량의 IE 데이터 패턴이 다르게 나타나는 경우가 존재한다. 이 현상은 동일한 조건에서의 새로운 표본에서도 발견될 수 있다. 또한, 측정 위치 반대쪽에 공동이 있는 경우 다른 패턴이 나타나 감지하기가 어렵다.

[0021] 따라서 다양한 패턴의 훈련 데이터를 제공해야 하는데, 이는 현실적으로 어렵다. 이는, 지도 학습 모델에 대해서 산업 현장에서 공동이 발생하는 경우는 극히 드물기 때문에 정상적인 데이터와 공동이 있는 상태의 데이터에 대한 불균형 문제가 존재하기 때문이다.

[0022] 결과적으로, 표본의 IE 데이터로 훈련된 지도 학습 모델은 실제 PSC 교량에서 공동의 일부만 발견하였다. 이러한 문제를 최소화하기 위해서는 훈련에 사용되는 데이터와 다른 곳에서 측정된 데이터를 유연하게 활용할 수 있는 딥러닝 접근 방법이 필요하다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0023] 본 개시는, 콘크리트 구조물의 공동의 여부에 대한 정보를 출력하도록 훈련된 인공지능 모델을 포함하는 전자 장치를 통해 콘크리트 구조물에 대한 불규칙적인 패턴의 IE 데이터가 입력되더라도 공동의 여부에 대한 정보를 출력하는 전자 장치를 제공하는 것을 목적으로 한다.

[0024] 본 개시의 목적들은 이상에서 언급한 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 본 개시의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있고, 본 개시의 실시 예에 의해 보다 분명하게 이해될 것이다. 또한, 본 개시의 목적 및 장점들은 특허 청구 범위에 나타낸 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 쉽게 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0025] 본 개시의 일 실시 예에 따른 전자 장치는, 구조물의 표면에 충격을 전달하여 반사되는 응력파를 측정한 IE(Impact-Echo) 데이터를 바탕으로 공동을 감지하도록 훈련된 인공지능 모델을 포함하는 메모리 및 상기 인공지능 모델에 상기 IE 데이터를 입력하여 콘크리트 구조물의 공동의 여부를 검출하는 프로세서를 포함한다.

[0026] 이때, 상기 인공지능 모델은, 상기 IE 데이터가 입력되면, 오토인코더를 포함하는 제1 모듈을 통해 잠재 벡터를

출력하고, 훈련된 제2 모듈을 통해 상기 IE 데이터에 대한 잠재 벡터의 분포에 대한 정보를 출력할 수 있다.

[0027] 이 경우, 상기 프로세서는, 상기 IE 데이터의 잠재 벡터의 분포에 대한 정보를 바탕으로, 상기 잠재 벡터가 기 훈련되어 설정된 상기 하이퍼스피어의 경계 내부에 분포하는 경우, 상기 잠재 벡터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 공동이 없는 정상적인 콘크리트 구조물로 식별하고, 상기 잠재 벡터가 상기 하이퍼스피어 바깥에 분포하는 경우, 상기 잠재 벡터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 공동이 존재하는 비정상적인 콘크리트 구조물로 식별할 수 있다.

[0028] 또한, 상기 전자 장치는, 적어도 하나의 외부 장치로부터 상기 IE 데이터를 획득하기 위한 통신부;를 포함할 수 있다.

[0029] 본 개시의 일 실시 예에 따른 전자 장치의 제어 방법은, 프로세서가, 적어도 하나의 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터를 획득하는 단계; 상기 IE 데이터를 인공지능 모델에 입력하는 단계; 상기 IE 데이터를 통해 획득된 잠재 벡터를 바탕으로, 상기 IE 데이터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 정상적인 콘크리트 구조물 또는 공동이 존재하는 비정상적인 콘크리트 구조물로 식별하는 단계;를 포함한다.

[0030] 이 경우, 상기 프로세서가, 상기 IE 데이터를 통해 획득된 잠재 벡터를 바탕으로, 상기 IE 데이터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 정상적인 콘크리트 구조물 또는 공동이 존재하는 비정상적인 콘크리트 구조물로 식별하는 단계는, 오토인코더를 포함하는 제1 모듈을 통해 상기 IE 데이터에 대한 잠재 벡터를 획득하는 단계; 획득한 잠재 벡터를 제2 모듈을 통해, 상기 잠재 벡터의 분포에 대한 정보를 획득하는 단계; 및 상기 잠재 벡터가 상기 제2 모듈을 통해 설정된 하이퍼스피어의 경계 내부에 분포하는지에 따라 상기 잠재 벡터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 정상적인 콘크리트 구조물로 식별하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0031] 본 개시의 일 실시 예에 따른 컴퓨터 판독 가능 매체는, 전자 장치의 프로세서에 의해 실행되어, 상기 전자 장치로 하여금 상기 전자 장치의 제어 방법을 수행하도록 하는, 적어도 하나의 인스트럭션이 저장된다.

[0032] 본 개시의 일 실시 예에 따른 시스템은, 구조물의 표면에 충격을 전달하고, 반사되는 응력파를 측정하여 IE(Impact-Echo) 데이터를 생성하는 센서 장치 및

[0033] 상기 IE 데이터를 바탕으로 공동을 감지하도록 훈련된 인공지능 모델을 포함하는 메모리, 및 상기 인공지능 모델에 상기 IE 데이터를 입력하여 콘크리트 구조물의 공동의 여부를 검출하는 프로세서를 포함하는 전자 장치를 포함한다.

발명의 효과

[0034] 본 개시에 따른 전자 장치는 오토인코더가 결합된 Deep SVDD 구조의 인공지능 모델을 바탕으로 공동을 감지할 수 있으며, 그 정확도가 종래의 모델 구조보다 더 높다는 점이 실험적으로 확인되었다.

도면의 간단한 설명

[0035] 도 1a는 본 개시의 일 실시 예에 따른 전자 장치의 구성을 나타내는 도면,

도 1b는 본 개시의 일 실시 예에 따른 프로세서의 제어 방법을 나타내는 흐름도,

도 2는 본 개시의 일 실시 예에 따른 PSC 교량의 내부 구조를 나타내는 도면,

도 3은 본 개시의 일 실시 예에 따른 IE 방법이 콘크리트 구조물의 공동을 탐지하는 방법을 나타내는 도면,

도 4a는 본 개시의 일 실시 예에 따라 콘크리트 구조물의 공동에 대한 IE 데이터를 나타내는 도면,

도 4b는 본 개시의 일 실시 예에 따른 상이한 표본의 콘크리트에 대한 IE 데이터를 나타내는 도면,

도 5은 본 개시의 일 실시 예에 따른 전자 장치의 동작의 전체적인 흐름을 나타내는 도면,

도 6은 본 개시의 일 실시 예에 따라 전자 장치가 잠재 벡터를 맵핑하는 동작을 설명하기 위한 도면,

도 7은 본 개시의 일 실시 예에 따른 Bi-LSTM과 ELMo의 차이를 설명하기 위한 도면,

도 8은 본 개시의 일 실시 예에 따른 제1 모듈의 오토인코더의 구조를 나타내는 도면,

도 9는 본 개시의 일 실시 예에 따른 전자 장치와 센서 장치를 포함하는 시스템의 구성을 설명하는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0036] 본 개시에 대하여 구체적으로 설명하기에 앞서, 본 명세서 및 도면의 기재 방법에 대하여 설명한다.

[0037] 먼저, 본 명세서 및 청구범위에서 사용되는 용어는 본 개시의 다양한 실시 예들에서의 기능을 고려하여 일반적인 용어들을 선택하였다. 하지만, 이러한 용어들은 당해 기술 분야에 종사하는 기술자의 의도나 법률적 또는 기술적 해석 및 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 또한, 일부 용어는 출원인이 임의로 선정한 용어도 있다. 이러한 용어에 대해서는 본 명세서에서 정의된 의미로 해석될 수 있으며, 구체적인 용어 정의가 없으면 본 명세서의 전반적인 내용 및 당해 기술 분야의 통상적인 기술 상식을 토대로 해석될 수도 있다.

[0038] 또한, 본 명세서에 첨부된 각 도면에 기재된 동일한 참조번호 또는 부호는 실질적으로 동일한 기능을 수행하는 부품 또는 구성요소를 나타낸다. 설명 및 이해의 편의를 위해서 서로 다른 실시 예들에서도 동일한 참조번호 또는 부호를 사용하여 설명한다. 즉, 복수의 도면에서 동일한 참조 번호를 가지는 구성요소를 모두 도시되어 있다고 하더라도, 복수의 도면들이 하나의 실시 예를 의미하는 것은 아니다.

[0039] 또한, 본 명세서 및 청구범위에서는 구성요소들 간의 구별을 위하여 "제1", "제2" 등과 같이 서수를 포함하는 용어가 사용될 수 있다. 이러한 서수는 동일 또는 유사한 구성요소들을 서로 구별하기 위하여 사용하는 것이며 이러한 서수 사용으로 인하여 용어의 의미가 한정 해석되어서는 안 된다. 일 예로, 이러한 서수와 결합된 구성요소는 그 숫자에 의해 사용 순서나 배치 순서 등이 제한되어서는 안 된다. 필요에 따라서는, 각 서수들은 서로 교체되어 사용될 수도 있다.

[0040] 본 명세서에서 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "구성되다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0041] 본 개시의 실시 예에서 "모듈", "유닛", "부(part)" 등과 같은 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 수행하는 구성요소를 지칭하기 위한 용어이며, 이러한 구성요소는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다. 또한, 복수의 "모듈", "유닛", "부(part)" 등은 각각이 개별적인 특정한 하드웨어로 구현될 필요가 있는 경우를 제외하고는, 적어도 하나의 모듈이나 칩으로 일체화되어 적어도 하나의 프로세서로 구현될 수 있다.

[0042] 또한, 본 개시의 실시 예에서, 어떤 부분이 다른 부분과 연결되어 있다고 할 때, 이는 직접적인 연결뿐 아니라, 다른 매체를 통한 간접적인 연결의 경우도 포함한다. 또한, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 포함한다는 의미는, 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0043] 도 1a는 본 개시의 일 실시 예에 따른 전자 장치의 구성을 나타내는 도면이다.

[0044] 도 1a에 따르면, 전자 장치(100)는 메모리(110) 및 프로세서(120)를 포함할 수 있다.

[0045] 전자 장치(100)는 콘크리트 구조물에 대한 IE(Impact-Eco) 데이터를 통해 콘크리트 구조물의 공동의 여부를 식별하기 위한 다양한 기기로 구현될 수 있다. 전자 장치(100)는 적어도 하나의 컴퓨터, 서버, 검사 장치 등으로 구현되거나, 스마트폰, 태블릿 PC 등 단말 기기로 구현될 수도 있다.

[0046] IE 데이터는 IE 방법을 수행하는 장치, 회로 등에 따라 산출될 수 있다. IE 방법은 콘크리트 표면에 충격을 전달하고 서로 다른 재질의 표면에서 반사되는 충격 발생 응력파를 측정하는 원리를 기반으로 콘크리트 구조물의 비파괴 검사(NDT)를 위해 개발된 방법이다.

[0047] 메모리(110)는 전자 장치(100)의 구성요소들의 전반적인 동작을 제어하기 위한 운영체제(OS: Operating System) 및 전자 장치(100)의 구성요소와 관련된 적어도 하나의 인스트럭션 또는 데이터를 저장하기 위한 구성이다.

[0048] 메모리(110)는 ROM, 플래시 메모리 등의 비휘발성 메모리를 포함할 수 있으며, DRAM 등으로 구성된 휘발성 메모리를 포함할 수 있다. 또한, 메모리(110)는 하드 디스크, SSD(Solid state drive) 등을 포함할 수도 있다.

[0049] 또한, 메모리(110)는 전자 장치(100)가 콘크리트 구조물의 공동의 여부를 식별하도록 훈련된 인공지능 모델(10)을 포함할 수 있다.

[0050] 프로세서(120)는 전자 장치(100)을 전반적으로 제어하기 위한 구성이다. 구체적으로, 프로세서(120)는 메모리

(110)와 연결되는 한편 메모리(110)에 저장된 적어도 하나의 인스트럭션을 실행함으로써 본 개시의 다양한 실시예들에 따른 동작을 수행할 수 있다.

[0051] 프로세서(120)는 CPU, AP, DSP(Digital Signal Processor) 등과 같은 범용 프로세서, GPU, VPU(Vision Processing Unit) 등과 같은 그래픽 전용 프로세서 또는 NPU와 같은 인공지능 전용 프로세서 등을 포함할 수 있다. 인공지능 전용 프로세서는, 특정 인공지능 모델의 훈련 내지는 이용에 특화된 하드웨어 구조로 설계될 수 있다.

[0052] 한편, 도 1에 도시되지는 않았으나, 전자 장치(100)는 적어도 하나의 외부 장치와 통신을 수행하기 위한 통신부를 포함할 수 있다.

[0053] 통신부는 전자 장치(100)가 외부 장치와 통신을 수행하기 위한 구성이다.

[0054] 통신부를 통해 전자 장치(100)에 외부 장치의 객체의 이미지가 제공될 수 있다. 통신부는 다양한 유무선 통신방식으로 외부 장치와 통신을 수행하기 위한 회로, 모듈, 칩 등을 포함할 수 있다. 통신부는 다양한 네트워크를 통해 외부 장치와 연결될 수도 있다.

[0055] 네트워크는 영역 또는 규모에 따라 개인 통신망(PAN; Personal Area Network), 근거리 통신망(LAN; Local Area Network), 광역 통신망(WAN; Wide Area Network) 등일 수 있으며, 네트워크의 개방성에 따라 인트라넷(Intranet), 엑스트라넷(Extranet), 또는 인터넷(Internet) 등일 수 있다.

[0056] 통신부는 LTE(long-term evolution), LTE-A(LTE Advance), 5G(5th Generation) 이동통신, CDMA(code division multiple access), WCDMA(wideband CDMA), UMTS(universal mobile telecommunications system), WiBro(Wireless Broadband), GSM(Global System for Mobile Communications), DMA(Time Division Multiple Access), WiFi(Wi-Fi), WiFi Direct, Bluetooth, BLE(Bluetooth Low Energy), NFC(near field communication), Zigbee, LoRa 등 다양한 무선 통신 방식을 통해 외부 장치들과 연결될 수 있다.

[0057] 또한, 통신부는 이더넷(Ethernet), 광 네트워크(optical network), USB(Universal Serial Bus), 선더볼트(ThunderBolt) 등의 유선 통신 방식을 통해 외부 장치들과 연결될 수도 있다.

[0058] 이 밖에도, 통신부(130)는 향후 새롭게 고안되는 다양한 통신 방식/기술을 활용한 구성일 수 있다.

[0059] 일 실시 예로, 전자 장치(100)는 통신부를 통해 외부 장치로부터 상술한 인공지능 모델(10)의 훈련에 활용되는 다양한 훈련 데이터(ex. 정상적인 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터)를 수신할 수 있다. 여기서, 외부 장치는, 적어도 하나의 외부 서버, 데이터 관리 서버, IE 데이터를 생성하기 위한 센서 장치 등에 해당할 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.

[0060] 또한, 전자 장치(100)는, 통신부를 통해 IE 데이터를 수신할 뿐만 아니라, IE 데이터를 직접적으로 측정하는 적어도 하나의 센서를 포함할 수도 있다.

[0061] 이 경우, 센서는 충격 발생 장치가 콘크리트 구조물에 충격을 가해 발생하는 충격 발생 응력파의 파동을 효과적으로 감지하기 위한 센서를 포함할 수 있다.

[0062] 예를 들어, 센서는 초음파 범위의 주파수를 감지하는 고주파 마이크로폰 및 구조물의 표면에서 발생하는 충격 또는 진동을 감지하는 가속도계 센서를 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않으며, 콘크리트 구조물의 크기, 형태, 파동의 특성 등을 고려하여 다양한 센서가 사용될 수 있다.

[0063] 본 개시의 일 실시 예에 따른 프로세서(120)는 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터를 인공지능 모델(10)에 입력하여 인공지능 모델(10)이 콘크리트 구조물의 공동의 여부에 대한 정보를 출력할 수 있다.

[0064] 인공지능 모델(10)은 콘크리트 구조물의 공동의 여부에 대한 정보를 출력하기 위한 구성이다. 이를 위해, 인공지능 모델(10)은 공동이 없는 정상적인 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터만을 바탕으로 훈련될 수 있다.

[0065] 구체적으로, 인공지능 모델(10)은 IE 데이터와 관련된 잠재 벡터(latent vector)를 출력할 수 있으며, 출력된 잠재 벡터들의 분포에 대한 정보를 출력할 수 있다.

[0066] 이때, 인공지능 모델(10)은 IE 데이터에 따라 잠재 벡터를 다르게 분포하는 구성의 인공지능 모델에 해당될 수 있다. 예를 들어, 인공지능 모델(10)은 SVDD(Support Vector Data Description), 또는 Deep SVDD를 기반으로 입력 IE 데이터에 대한 잠재 벡터의 분포를 결정하는 인공지능 모델을 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않고 다양한 인공지능 모델을 포함할 수 있다.

[0067] 이때, 인공지능 모델(10)은 잠재 벡터를 추출하기 위한 제1 모듈 및 추출된 잠재 벡터의 분포에 대한 정보를 출력하는 제2 모듈을 포함할 수 있다.

[0068] 이 경우, 제1 모듈은 잠재 벡터를 출력하기 위한 오토인코더 구조를 포함할 수 있고, 제2 모듈은 IE 데이터에 따른 잠재 벡터의 분포에 대한 정보를 출력하기 위해 사전에 미리 훈련 되어있을 수 있다.

[0069] 도 1b는 본 개시의 일 실시 예에 따른 프로세서의 제어 방법을 나타내는 흐름도이다.

[0070] 도 1b에 따르면, 프로세서(120)는 적어도 하나의 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터를 획득할 수 있다(S110).

[0071] 프로세서(120) 획득된 IE 데이터를 인공지능 모델(10)로 입력할 수 있다(S120).

[0072] 그리고, 프로세서(120)는 IE 데이터를 통해 인공지능 모델(10)에 의해 획득된 잠재 벡터를 바탕으로, IE 데이터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 정상적인 구조물 또는 공동이 존재하는 비정상적인 구조물로 식별할 수 있다(S130).

[0073] 프로세서(120)가 콘크리트 구조물을 식별하는 자세한 내용은 이하 후술한다.

[0074] 한편, 본 개시의 콘크리트 구조물은 PSC(Prestressed Concrete) 구조물에 해당할 수 있다. PSC는 인장 응력에 취약한 콘크리트의 문제점을 해결하기 위해 콘크리트 부재에 프리텐션(Pre-tension) 또는 포스트텐션(Post-tension)을 제공하는 텐던(Tendon)을 사용하고, 콘크리트 부재에 발생하는 인장응력을 상쇄하여 구조물의 안정성을 보장한다.

[0075] 도 2는 본 개시의 일 실시 예에 따른 PSC 교량의 내부 구조를 나타내는 도면이다.

[0076] 도 2에 따르면, 콘크리트 내부에 설치된 텐던이 곡선 구조로 설치될 수 있다.

[0077] 콘크리트에 아래 방향으로 외력이 가해지는 경우, 텐던을 당기는 방향으로 수평 방향의 인장 응력이 가해질 수 있다. 텐던에 수평 방향의 인장 응력이 가해지면, 텐던은 수평 방향의 인장 응력에 따라 윗 방향으로 힘을 받을 수 있고, 이 힘은 콘크리트에 가해지는 외력과 상쇄될 수 있다.

[0078] 이때, 텐던은 콘크리트에 바로 타설되는게 아닌 텐던을 포함하는 덕트와 같이 콘크리트에 타설될 수 있는데, 덕트의 직경이 매우 작고, 덕트가 곡선 구조로 타설되는 특성 상 덕트에 공동이 발생할 수 있다.

[0079] 이렇게 발생된 공동은 공기의 접촉에 취약한 텐던을 노출시키고 텐던에 녹과 같은 결함을 야기할 수 있다.

[0080] IE 방법은 콘크리트 표면에 충격을 전달하고 서로 다른 재질의 표면에서 반사되는 충격 발생 응력파를 측정하는 원리를 기반으로 콘크리트 구조물의 비파괴 검사(NDT)를 위해 개발된 방법이다.

[0081] 이 경우, 서로 다른 물질로부터의 반사가 내부 공동에 대한 정보를 제공할 수 있다.

[0082] 도 3은 본 개시의 일 실시 예에 따른 IE 방법이 콘크리트 구조물의 공동을 탐지하는 방법을 나타내는 도면이다.

[0083] 도 3에 따르면, 공동이 없는 정상적인 콘크리트 구조물에 IE 방법을 통해 충격이 전해질 경우 충격 발생 응력파는 콘크리트를 통과하여 공기층에 도달하면 반사될 수 있고, 반사된 충격 발생 응력파가 센서에 감지될 수 있다(IE 데이터).

[0084] 반면, 공동이 있는 콘크리트 구조물에 충격이 전해질 경우 충격 발생 응력파는 공동에 도달하면 반사가 시작될 수 있고, 반사된 충격 발생 응력파가 센서에 감지되어 공동이 없는 콘크리트에 대한 충격 발생 응력파의 데이터와는 다른 데이터가 생성될 수 있다.

[0085] 관련하여, 도 4a는 본 개시의 일 실시 예에 따라 콘크리트 구조물의 공동에 대한 IE 데이터를 나타내는 도면이다.

[0086] 도 4a를 참조하면, IE 데이터는 측정 시간의 특정 영역 동안 상당한 진폭을 가지는데, 이는 충격이 가해졌음을 의미한다. 도 4a의 상단 그래프는 공동이 없는 콘크리트에 대한 IE 데이터를 나타내고, 하단 그래프는 공동이 존재하는 콘크리트에 대한 IE 데이터를 나타낸다.

[0087] 그러나, IE 방식을 사용할 때 한 가지 고려해야 할 사항이 있는데, IE 데이터는 다른 표본이나 교량을 측정할 때뿐만 아니라 콘크리트의 압축 강도와 탄성 강도에도 영향을 받기 때문에 패턴이 불규칙하게 나타날 수 있다는 것이다.

[0088] 구체적으로, 콘크리트 구조물에서 콘크리트의 압축 강도와 탄성 강도는 시간이 지남에 따라 지속적으로 변할 수

있고, 그 원인은 기후 변화, 온도 변화 또는 기타 환경 요인에 해당할 수 있다.

[0089] 예를 들어, 교량을 건너는 차량으로 인해 발생하는 지속적인 응력과 진동은 교량의 콘크리트에 영향을 미칠 수 있다. 또한, 콘크리트는 온도 변화에 반응하여 팽창 및 수축하기 때문에 기후 변화가 콘크리트에 영향을 미칠 수 있다.

[0090] 결과적으로, 콘크리트는 시간이 지남에 따라 더 빨리 노화되고 구조물은 부식으로 인해 강도를 잃을 수 있다.

[0091] 이러한 이유로 같은 조건에서도 IE의 패턴에 차이가 발생할 수 있다.

[0092] 도 4b는 본 개시의 일 실시 예에 따른 상이한 표본의 콘크리트에 대한 IE 데이터를 나타내는 도면이다.

[0093] 도 4b에 따르면, 그래프 (a), (b)는 표본 1과 표본 2에서 측정된 정상적인 콘크리트에 대한 IE 데이터이다. 동일하게 공동이 존재하지 않는 정상적인 콘크리트지만 IE 데이터의 패턴이 다른 것을 알 수 있다.

[0094] 마찬가지로, 표본 1 및 표본 2의 공동이 존재하는 부분에 대한 IE 데이터인 그래프 (c), (d)에서 다른 패턴이 나타나는 것을 볼 수 있다.

[0095] 그리고, 표본 1의 IE 데이터(그래프 (a), (c))는 도 4a의 IE 데이터와 다른 시간에 측정되었다. 측정 시간의 변화에 따라, 도 4a의 그래프와 그래프 (a), (c)와 다른 패턴을 보이는 것을 확인 가능하다.

[0096] 또한, 그림 4a 및 도 4b에서 알 수 있듯이 대부분의 IE 데이터에서 특정 영역에 진폭을 측정할 수 있다. 이 경우, 특정 영역을 선택하여 진폭 값을 인공 지능 모델의 훈련에 사용할 수 있다.

[0097] 한편, 인공지능 모델(10)은 덕트 내부에서 발생하는 공동을 감지하기 위한 구성을 포함할 수 있다. 이 경우, 인공지능 모델(10)은 Deep SVDD 기반의 인공지능 모델로 구성될 수 있다.

[0098] 구체적으로, 프로세서(120)는 미가공 IE 데이터가 표준화된 IE 데이터를 획득할 수 있고, 인공지능 모델(10)에 입력할 수 있다.

[0099] 이 경우, IE 데이터의 잠재 벡터를 출력하는 오토인코더를 포함하는 제1 모듈을 통해 출력된 잠재 벡터가 Deep SVDD로 구성되는 제2 모듈에서 사용될 수 있다.

[0100] 오토인코더는 입력 데이터를 출력 데이터로 복사하는 딥러닝 방식으로 인코더와 디코더로 구성된다. 인코더는 입력 데이터를 사용하여 인코딩된 표현인 잠재 벡터를 훈련하고, 인코더가 나타내는 잠재 벡터를 사용하여 디코더는 입력과 동일한 출력을 생성하도록 훈련된다.

[0101] 입력 데이터에 대한 압축된 정보로서 잠재 벡터는 입력 데이터를 적절히 표현할 수 있는 방식으로 설계될 수 있다.

[0102] 한편, Deep SVDD(제2 모듈)는 오토인코더의 인코더에서 정상으로 표현되는 IE 데이터의 잠재 벡터를 둘러싸는 하이퍼스피어를 설정할 수 있고, 하이퍼스피어의 최소 경계를 결정할 수 있다.

[0103] 구체적으로, SVDD(Support Vector Data Description)는 SVM(Support Vector Machine)과 같은 커널 함수를 사용하여 입력 데이터의 잠재 벡터를 나타낼 수 있고, 잠재 벡터가 분포하는 잠재 벡터 공간에서 데이터의 이상 여부를 식별할 수 있는 하이퍼스피어의 최소화된 경계를 결정할 수 있다.

[0104] 이 경우, SVDD는 페널티를 추가하여 잠재 벡터 공간의 일반 데이터가 구의 중심점에 더 가까워지고 결함 데이터는 더 멀어지도록 매핑될 수 있다.

[0105] 한편, Deep SVDD는 SVDD의 커널 함수를 딥 러닝 방식인 오토인코더로 대체한 방식이다.

[0106] 즉, Deep SVDD의 입력 데이터의 잠재 벡터는 오토인코더로 표현될 수 있다. 오토 인코더에서 제공하는 정상 데이터와 이상 데이터에 해당하는 잠재 벡터들이 구분되기 위해 Deep SVDD는 하이퍼스피어 내부의 중심점으로 잠재 벡터가 더 조밀하게 모이도록 훈련함으로써 하이퍼스피어의 최소 경계를 결정할 수 있다.

[0107] 반면, 하이퍼스피어 외부의 잠재 벡터는 하이퍼스피어의 중심점에서 더 멀리 이동하도록 훈련할 수 있다.

[0108] 따라서, Deep SVDD는 오토인코더가 출력하는 정상 데이터와 이상 데이터의 잠재 벡터를 구분할 수 있는 하이퍼스피어의 최소 경계를 결정할 수 있다.

[0109] 이때 수학식 1은 하이퍼스피어의 최소 경계를 결정하는 객체 함수이다.

수학식 1

[0110] $$\min_{\omega} \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\|\phi(x_i;W)-c\|^2+\frac{1}{2}\sum_{l=1}^{L}\|W^l\|_F^2$$

[0111] c는 하이퍼스피어의 중심이며 $\phi(x_i;W)$는 오토인코더가 입력 데이터 x_i 및 가중치 변수 W를 통해 잠재 벡터를 출력하는 잠재 벡터 표현 함수, L은 오토인코더의 레이어의 개수이다. 이때, 좌항은 입력 데이터 x_i를 잠재 벡터로 변환하고, 잠재 벡터들이 c(하이퍼스피어의 중심) 사이의 거리에 최대한 가깝게 변환되도록 한다. 우항은 가중치 감소 정규화(Weight Decay Regularizer) 식으로, 각각의 레이어 l에 대한 가중치 행렬 W^l 에 대해 Frobenius 노름의 제곱을 합산함으로써 특정 가중치가 과도하게 증가하는 것을 방지하고 최적화되도록 한다. ω는 가중치 매개 변수로 입력 데이터를 잠재 벡터로 투영하는 과정을 결정하거나(좌항), 또는 가중치 행렬 W^l의 형태와 크기를 결정한다(우항). 수학식 1을 통해 하이퍼스피어의 경계에 따라 잠재 벡터 공간이 매핑될 수 있다.

[0112] 도 6은 본 개시의 일 실시 예에 따라 전자 장치가 잠재 벡터를 맵핑하는 동작을 설명하기 위한 도면이다.

[0113] 도 6에 따르면 입력된 데이터는 인공지능 모델(10)의 제1 모듈의 오토인코더를 통해 잠재 벡터로 출력될 수 있다.

[0114] 출력된 잠재 벡터는 제2 모듈을 통해 잠재 벡터 공간으로 맵핑 되고, 제1 모듈은 정상적인 콘크리트 구조물의 IE 데이터에 해당하는 잠재 벡터와 공동이 존재하는 콘크리트 구조물의 IE 데이터에 해당하는 잠재 벡터를 구분할 수 있는 하이퍼스피어의 최소 경계를 설정할 수 있다.

[0115] 이에 따라, 프로세스(120)는 하이퍼스피어 외부에 있는 잠재 벡터에 대한 IE 데이터를 이상 데이터로 간주할 수 있다.

[0116] 도 5은 본 개시의 일 실시 예에 따른 전자 장치의 동작의 전체적인 흐름을 나타내는 도면이다.

[0117] 도 5에 따르면, 측정된 IE 데이터는 표준화될 수 있다. 이때, 인공지능 모델(10)의 훈련을 위해 공동이 존재하지 않는 정상적인 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터만 인공지능 모델(10)의 제1 모듈에 입력될 수 있다. 제1 모듈은 오토인코더를 통해 IE 데이터를 잠재 벡터로 출력할 수 있고, 제2 모듈은 출력된 잠재 벡터가 분포되는 잠재 벡터 공간에서 하이퍼스피어를 설정할 수 있다.

[0118] 추가로, 제2 모듈은 잠재 벡터 공간에서 설정된 하이퍼스피어의 내부에 분포하는 잠재 벡터들을 하이퍼스피어의 중심에 가깝도록, 하이퍼스피어의 외부에 분포하는 잠재 벡터들을 하이퍼스피어에서 더 멀어지도록 훈련될 수 있다.

[0119] 그리고, 제2 모듈은 잠재 벡터들의 분포에 따라 하이퍼스피어의 크기를 최소화하도록 훈련될 수 있다.

[0120] 또한, 전자 장치(100)는 상술한 방식에 따라 훈련된 인공지능 모델(10)에 IE 데이터를 입력할 수 있다. 이 경우, IE 데이터는 훈련 과정과 달리 공동이 존재하지 않는 정상적인 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터뿐만 아니라 공동이 존재하는 비정상적인 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터 또한 입력될 수 있다. 제1 모듈을 통해 출력된 잠재 벡터는 제2 모듈을 통해 잠재 벡터의 분포가 정해질 수 있다.

[0121] 구체적으로, 상술한 방법에 따라 하이퍼스피어의 경계 내부 및 외부에 잠재 벡터가 분포할 수 있다. 제2 모듈을 통해 산출된 잠재 벡터에 대한 분포의 정보를 획득하면, 프로세서(120)는 하이퍼스피어의 경계 내부에 분포하는 잠재 벡터에 대한 IE 데이터를 정상적인 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터로 식별할 수 있다.

[0122] 반대로, 프로세서(120)는 하이퍼스피어의 경계 외부에 분포하는 잠재 벡터에 대한 IE 데이터를 공동이 존재하는 비정상적인 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터로 식별할 수 있다.

[0123] 한편, 오토인코더는 IE 데이터를 적절하게 표현하는 잠재 벡터를 생성하기 위한 신경망 구조가 필요하다.

[0124] 이 경우, 오토인코더는 ELMo와 유사한 LSTM 아키텍처로 구성되어 잠재 벡터를 출력할 수 있다.

[0125] ELMo(embeddings from language models)는 사전 학습된 언어 모델을 기반으로 하는 단어 임베딩 방법이다. ELMo는 동일한 어휘라도 문맥에 따라 다른 의미를 가질 수 있다는 사실을 반영하여 문맥을 고려하여 단어 임베딩을 수행할 수 있다.

[0126] 이를 위해, ELMo는 시계열 데이터에서 좋은 성능을 보이는 LSTM을 사용할 수 있다.

[0127] LSTM(Long Short Term Memory)는 기존의 RNN 등의 신경망 방식이 출력과 먼 위치에 있는 정보를 기억할 수 없다는 단점을 보완하여 장/단기 기억을 가능하게 설계한 신경망의 구조를 의미한다. LSTM 구조는 주로 시계열 처리나, 자연어 처리에 사용될 수 있다.

[0128] LSTM은 시간 순서로 훈련되고 시계열 데이터의 길이와 동일한 3개의 게이트(입력 게이트, 망각 게이트, 출력 게이트)가 있는 LSTM 셀로 구성된다.

[0129] 과거 시간 단계의 정보는 입력 게이트와 망각 게이트의 출력으로 계산된 LSTM 셀의 셀 상태로 현재 시간 단계로 전달될 수 있다.

[0130] 그러나 LSTM은 데이터에 대해 문맥 정보를 포함하지 않기 때문에 순방향 및 역방향 정보를 훈련시키는 Bi-LSTM가 사용될 수 있다.

[0131] 반면, ELMo는 일반적인 Bi-LSTM 대신 사전 학습된 언어 모델에 표현된 단어 벡터를 순방향 및 역방향으로 각각 학습시키는 구조이다.

[0132] 도 7은 본 개시의 일 실시 예에 따른 Bi-LSTM과 ELMo의 차이를 설명하기 위한 도면이다.

[0133] 도 7에 따르면, Bi-LSTM(a)은 순방향으로만 진행되는 LSTM 레이어와 역방향으로만 진행되는 LSTM 레이어를 포함할 수 있다. 순방향으로 진행된 LSTM 레이어를 통해 출력된 데이터는 역방향으로 진행된 LSTM 레이어를 통해 출력된 데이터와 합쳐져 출력값(y1, y2, y3)을 출력할 수 있다.

[0134] 반면, ElMo(b)는 데이터가 순방향 및 역방향 LSTM 층 모두를 통해 진행되어 출력값(y1, y2, y3)이 산출될 수 있다.

[0135] 결론적으로, 제1 모듈의 오토인코더는 ELMo의 구조와 유사하게 순방향과 역방향을 고려하여 훈련시키는 오토인코더 구조를 포함할 수 있다.

[0136] 관련하여, 도 8은 본 개시의 일 실시 예에 따른 제1 모듈의 오토인코더의 구조를 나타내는 도면이다.

[0137] 도 8에 따르면, 인코더 레이어의 LSTM 레이어는 각각 순방향 및 역방향으로만 훈련된다. 각 LSTM 레이어의 출력은 같은 방향으로 학습하는 LSTM 레이어로 전달되고, 두 번째 LSTM 레이어의 출력은 모두 연결되어 잠재 벡터로 출력될 수 있다.

[0138] 디코더는 인코더를 뒤집음으로써 입력과 동일한 출력이 구성되도록 훈련될 수 있다.

[0139] 또한, 오토인코더는 출력된 출력 데이터가 Deep SVDD에 적용되는 차원의 잠재 벡터로 출력되기 위해, 적어도 하나의 레이어가 추가되어 잠재 벡터의 차원을 조정할 수 있다.

[0140] 한편, 상술한 제1 표본 및 제2 표본을 통해 IE 데이터를 수집하였다.

[0141] 제1 표본 및 제2 표본에서 이 데이터 수집은 각각 8000회 및 11,231회 수행되었다.

[0142] 또한, 발생한 데이터에 대한 모든 진폭 값을 분석하고 880~2640㎲ 범위를 학습 기능으로 선택하였다.

[0143] 수집된 IE 데이터 세트에 대한 자세한 정보는 표 1에 나열되어 있다.

표 1

[0144]

Table 1. Information of the IE data used as input features and the quantity collected in two specimens.

Domain	Feature Type	Number of Features
Raw IE	880–2640 μs	80
Specimen Type	**Normal**	**Defect**
Specimen-1	3200	4800
Specimen-2	3456	7775
Total	14,390	

[0145] 한편, 실험에서는 그리드 탐색 방법을 사용하여 제안된 모델의 최적 파라미터를 결정하였다.

[0146] 오토인코더의 인코더 구조에서 첫 번째 및 두 번째 LSTM 레이어의 출력 크기뿐만 아니라 Deep SVDD의 기능 공간(즉, 숨겨진 노드) 및 손실 함수의 차원을 조사하였다.

[0147] 먼저 오토인코더의 인코더와 디코더 구조에 대한 최적의 매개변수를 결정하였다. 구체적으로, 인코더 구조에서 첫 번째와 두 번째 LSTM 레이어의 출력 크기에 대한 최적의 매개변수를 각각 8과 4로 선택하였다.

[0148] 디코더는 인코더와 반대의 구조이기 때문에, 디코더 구조에서 첫 번째와 두 번째 LSTM 계층의 출력 크기는 각각 4와 8이다.

[0149] 이는, 표 2에 자세히 나열되어 있다.

표 2

[0150]

Table 2. Optimal parameters in our proposed model.

Hyper-Parameters	Optimal	Types
First LSTM output size (Autoencoder)	8	4–10
Second LSTM output size (Autoencoder)	4	4–10
Hidden node (Deep SVDD)	32	8–64
Loss function (Deep SVDD)	Hard margin	Soft margin, Hard margin

[0151] 마지막으로, 과적합을 방지하기 위해 검증 데이터의 손실이 연속 3회 증가하면 학습을 중단하는 조기 종료 방법을 사용하였다.

[0152] 그리고, 전자 장치(100)를 통해 다음 두 가지 실험을 수행하고 정상 데이터 및 이상 데이터에 대한 분류 정확도(Acc)를 비교하였다.

[0153] (1) 동일한 환경에서 수집된 IE 데이터로 지도 학습 모델의 성능을 검사한다. 8:1:1(train:validation:test) 비율로 나눈 제2 표본의 IE 데이터만을 사용하여 훈련 및 평가를 수행하였다.

[0154] (2) 서로 다른 환경에서 수집된 IE 데이터를 통해 여러 방식의 지도 학습 기반의 인공지능 모델의 성능을 상술한 전자 장치(100)의 인공지능 모델(10)의 성능과 비교한다. 제1 표본의 IE 데이터를 사용하여 훈련하고, 제2 표본의 IE 데이터를 사용하여 평가를 수행하였다.

[0155] 두 가지 실험은 본 개시의 전자 장치(100)의 우수성을 입증한다.

[0156] 첫 번째 실험(동일 표본에서 수집된 IE 데이터 사용)에서는 종래 기술의 지도 학습 인공지능 모델을 훈련하여

성능을 평가하였고, 그 결과를 표 3에 나타내었다.

[0157] 사용된 인공지능 모델들의 자세한 사항은 다음과 같다.

[0158] Oh et al. [26] - Oh, B.D.; Choi, H.; Song, H.J.; Kim, J.D.; Park, C.Y.; Kim, Y.S. Detection of Defect Inside Duct Using Recurrent Neural Networks. Sens. Mater. 2020, 32, 171-182

[0159] Oh et al. [27] - Oh, B.D.; Choi, H.; Kim, Y.J.; Chin, W.J.; Kim, Y.S. Defect Detection of Bridge based on Impact-Echo signals and Long Short-Term Memory. J. KIISE 2021, 48, 988-997. (In Korean)

[0160] Oh et al. [28]- Oh, B.D.; Choi, H.; Kim, Y.J.; Chin, W.J.; Kim, Y.S. Nondestructive Evaluation of Ducts in Prestressed Concrete Bridges Using Heterogeneous Neural Networks and Impact-echo. Sens. Mater. 2022, 34, 121-133.

표 3

[0161] **Table 3.** Evaluation of data collected in the same environment by supervised learning models.

Model	True	Pred		Acc (%)	
		Normal	Void		
Oh et al. [26]	Normal	709	8	98.88	99.47
	Void	4	1526	99.74	
Oh et al. [27]	Normal	685	3	99.56	99.33
	Void	12	1547	99.23	
Oh et al. [28]	Normal	687	8	99.85	99.47
	Void	4	1548	99.74	

[0162] 표 3를 참조하면, 첫 번째 실험에서의 지도 학습 인공지능 모델들은 매우 높은 정확도를 보이는 것을 확인할 수 있다.

[0163] 따라서, 동일한 분포를 가진 IE 데이터의 결함을 탐지하는 경우에 한하여, 지도 학습 모델의 효율성이 입증될 수 있다.

[0164] 그러나, 상술한 콘크리트 구조물에 대한 문제는 기존의 지도 학습 기반의 인공지능 모델을 사용하는 것을 어렵게 만든다.

[0165] 본 개시의 전자 장치(100)가 이 문제를 개선할 수 있음을 입증하기 위해 두 번째 실험을 통해 다른 표본에서 수집된 IE 데이터를 사용하여 성능을 비교하였다.

표 4

Table 4. Evaluation of data collected in different environments by supervised learning models and our proposed model.

Model	True	Pred		Acc (%)	
		Normal	Void		
Oh et al. [26]	Normal	665	2791	19.24	56.96
	Void	2043	5732	73.72	
Oh et al. [27]	Normal	6	3450	0.17	68.99
	Void	32	7743	99.59	
Oh et al. [28]	Normal	3456	0	100.0	30.77
	Void	7775	0	0.0	
Proposed model	Normal	**3456**	0	**100.0**	**77.84**
	Void	2489	**5286**	**67.99**	

[0166]

[0167] 표 4 와 같이, 기존의 지도 학습 기반의 인공지능 모델은 전혀 다른 표본에서 수집된 정상 IE 데이터와 이상 IE 데이터를 올바르게 구별하지 못하였고, 일부 모델은 과적합되는 경향도 보였다.

[0168] 반면, 본 개시의 전자 장치(100)의 인공지능 모델(10)은 약 77.84%의 정확도를 보였고, 기존의 지도 학습 기반의 인공지능 모델에 비해 평균 약 25%(최대 약 47%)의 정확도 향상을 보였다.

[0169] 상술한 Deep SVDD의 특성을 활용한 전자 장치(100)는 지도 학습 기반의 인공지능 모델과 비교하여 IE 데이터의 패턴이 다른 상황에서 콘크리트 구조물의 공동 여부를 효과적으로 식별할 수 있다.

[0170] 또한, 전자 장치(100)는 IE 데이터를 획득하기 위해 콘크리트 구조물 표면에 충격을 발생시키고, 반사된 응력파를 측정하는 센서 장치를 포함하여 시스템을 구성할 수도 있다.

[0171] 도 9는 본 개시의 일 실시 예에 따른 전자 장치와 센서 장치를 포함하는 시스템의 구성을 설명하는 도면이다.

[0172] 도 9를 참조하면, 전자 장치(100) 및 센서 장치(200)를 포함하여 시스템(1000)이 구성될 수 있다.

[0173] 센서 장치(200)는 전자 장치(100)가 획득하는 IE 데이터를 생성하기 위한 구성이다. 구체적으로, 센서 장치(200)는 콘크리트 구조물 표면에 충격을 발생시키고, 반사된 충격 발생 응력파를 측정할 수 있다.

[0174] 이를 위해, 센서 장치(200)는 콘크리트 구조물에 충격을 발생시키기 위한 충격 발생 장치, 충격 발생 응력파를 감지하는 적어도 하나의 센서 등을 포함할 수 있다.

[0175] 이때, 충격 발생 장치는 분석에 적합한 충격파가 생성되기 위해 동일한 콘크리트 구조물에 대해 일관된 충격을 발생시키는 것이 바람직하다.

[0176] 센서는 상술한 고주파 마이크로폰 및 가속도계 센서 등이 사용될 수 있으나 이에 한정되지 않음은 물론이다.

[0177] 또한, 센서 장치(200)는 측정된 IE 데이터를 저장하기 위해 메모리 등으로 구성된 포함하는 저장 장치를 포함할 수도 있으나, 전자 장치(100)와 연결되어 측정된 데이터를 전자 장치(100)에 바로 제공할 수도 있다.

[0178] 한편, 측정된 IE 데이터는 미가공 IE 데이터로 나타나기 때문에, 센서 장치(200)는 미가공 IE 데이터를 표준화하여 전자 장치(100)에 제공할 수 있고, 또는 센서 장치(200)는 전자 장치(100)로 미가공 IE 데이터를 제공하고, 전자 장치(100)의 프로세서(120)가 미가공 IE 데이터를 표준화할 수도 있다.

[0179] 이 경우, 센서 장치(200)는 미가공 IE 데이터를 표준화하기 위한 프로세서를 포함할 수도 있다.

[0180] 한편, 이상에서 설명된 다양한 실시 예들은 서로 저촉되지 않는 한 복수의 실시 예가 결합되어 구현될 수 있다.

[0181] 한편, 이상에서 설명된 다양한 실시 예들은 소프트웨어(Software), 하드웨어(Hardware) 또는 이들의 조합된 것을 이용하여 컴퓨터(Computer) 또는 이와 유사한 장치로 읽을 수 있는 기록 매체 내에서 구현될 수 있다.

[0182] 하드웨어적인 구현에 의하면, 본 개시에서 설명되는 실시 예들은 ASICs(Application Specific Integrated

Circuits), DSPs(Digital Signal Processors), DSPDs(Digital Signal Processing Devices), PLDs(Programmable Logic Devices), FPGAs(Field Programmable Gate Arrays), 프로세서(Processors), 제어기(Controllers), 마이크로 컨트롤러(Micro-controllers), 마이크로 프로세서(Microprocessors), 기타 기능 수행을 위한 전기적인 유닛(Unit) 중 적어도 하나를 이용하여 구현될 수 있다.

[0183] 일부의 경우에 본 명세서에서 설명되는 실시 예들이 프로세서 자체로 구현될 수 있다. 소프트웨어적인 구현에 의하면, 본 명세서에서 설명되는 절차 및 기능과 같은 실시 예들은 별도의 소프트웨어 모듈들로 구현될 수 있다. 상술한 소프트웨어 모듈들 각각은 본 명세서에서 설명되는 하나 이상의 기능 및 작동을 수행할 수 있다.

[0184] 한편, 상술한 본 개시의 다양한 실시 예들에 따른 각 장치에서의 처리동작을 수행하기 위한 컴퓨터 명령어(Computer Instructions) 또는 컴퓨터 프로그램은 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체(Non-transitory Computer-readable Medium)에 저장될 수 있다. 이러한 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체에 저장된 컴퓨터 명령어 또는 컴퓨터 프로그램은 전자 장치/노드 등 특정 기기의 프로세서에 의해 실행되었을 때 상술한 다양한 실시 예에 따른 전자 장치의 동작을 상술한 특정 기기가 수행하도록 한다.

[0185] 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체란 레지스터, 캐쉬, 메모리 등과 같이 짧은 순간 동안 데이터를 저장하는 매체가 아니라 반영구적으로 데이터를 저장하며, 기기에 의해 판독(Reading)이 가능한 매체를 의미한다. 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체의 구체적인 예로는, CD, DVD, 하드 디스크, 블루레이 디스크, USB, 메모리카드, ROM 등이 있을 수 있다.

[0186] 이상에서는 본 개시의 바람직한 실시 예에 대하여 도시하고 설명하였지만, 본 개시는 상술한 특정의 실시 예에 한정되지 아니하며, 청구범위에서 청구하는 본 개시의 요지를 벗어남이 없이 당해 개시에 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 다양한 변형실시가 가능한 것은 물론이고, 이러한 변형실시들은 본 개시의 기술적 사상이나 전망으로부터 개별적으로 이해되어서는 안될 것이다.

부호의 설명

[0187] 1000: 시스템

100: 전자 장치

200: 센서 장치

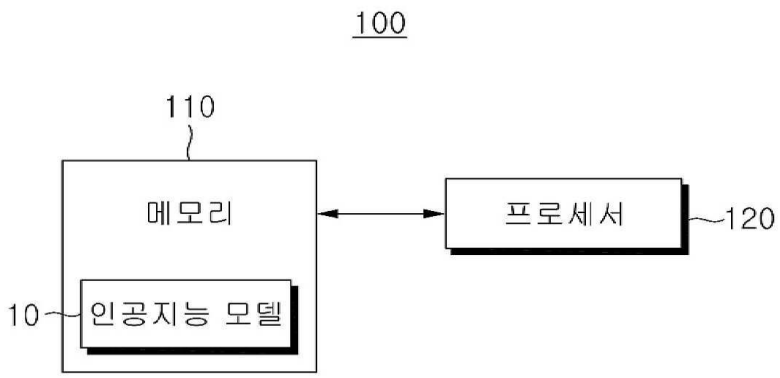
110: 메모리

120: 프로세서

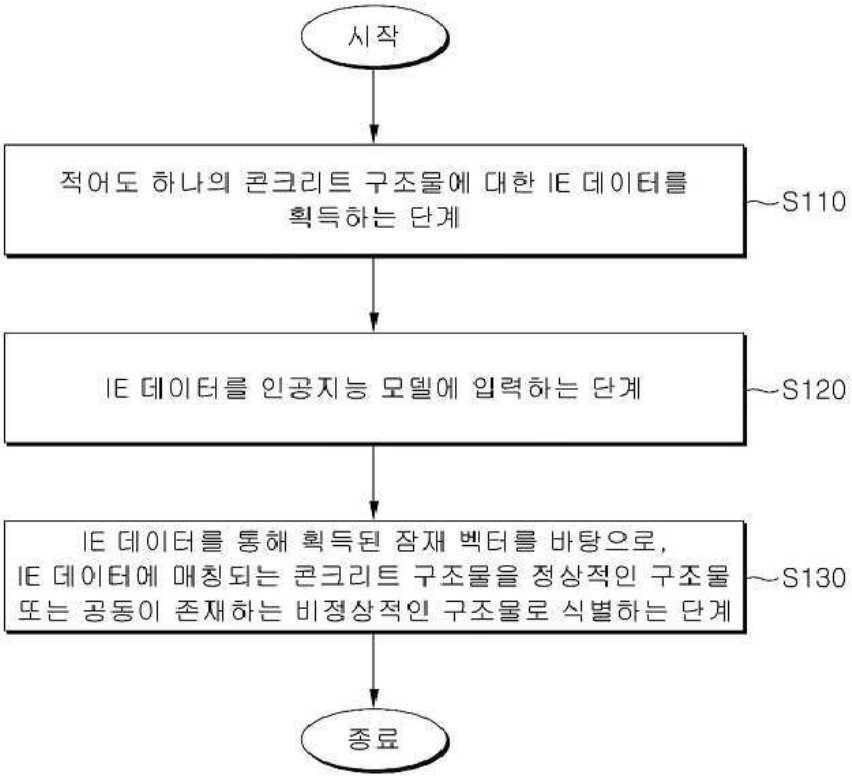
10: 인공지능 모델

도면

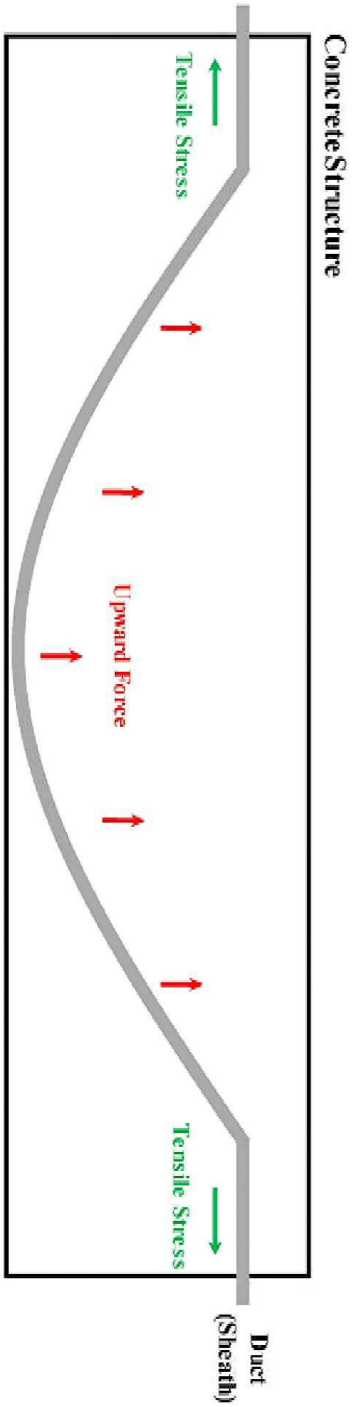
도면1a



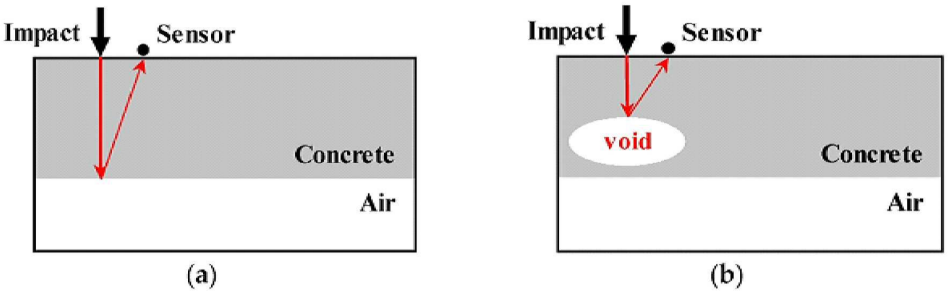
도면1b


시작
적어도 하나의 콘크리트 구조물에 대한 IE 데이터를 획득하는 단계
S110
IE 데이터를 인공지능 모델에 입력하는 단계
S120
IE 데이터를 통해 획득된 잠재 벡터를 바탕으로, IE 데이터에 매칭되는 콘크리트 구조물을 정상적인 구조물 또는 공동이 존재하는 비정상적인 구조물로 식별하는 단계
S130
종료

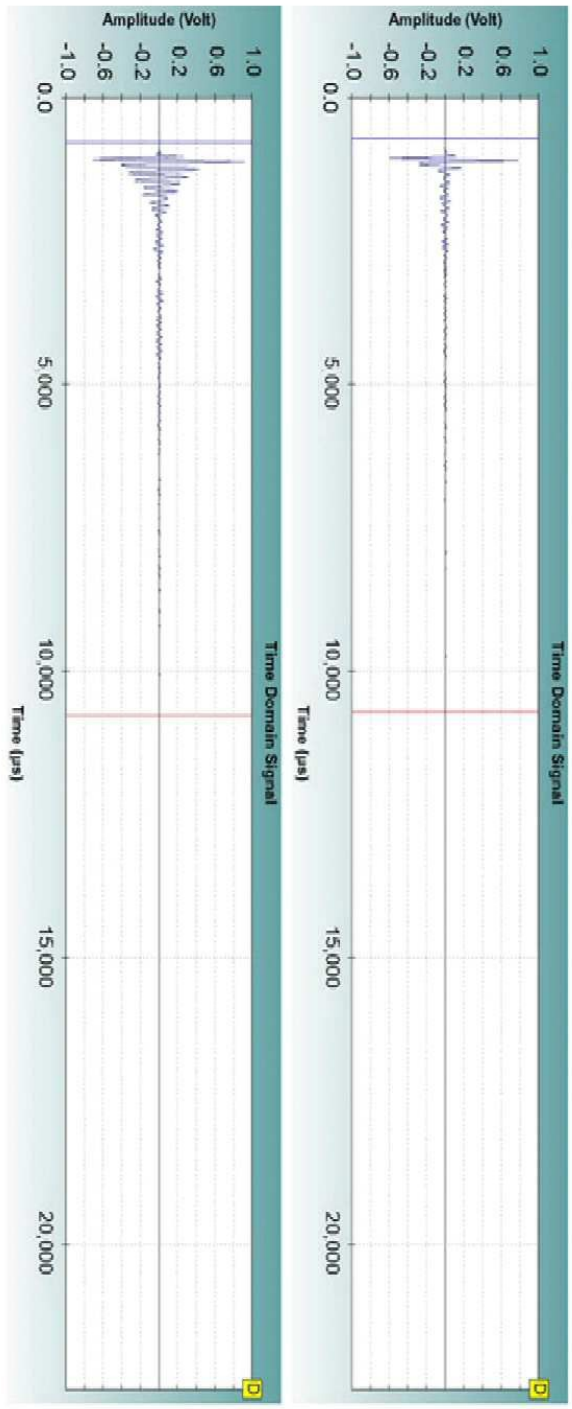
도면2


Concrete Structure
Tensile Stress
Upward Force
Tensile Stress
Duct
(Sheath)

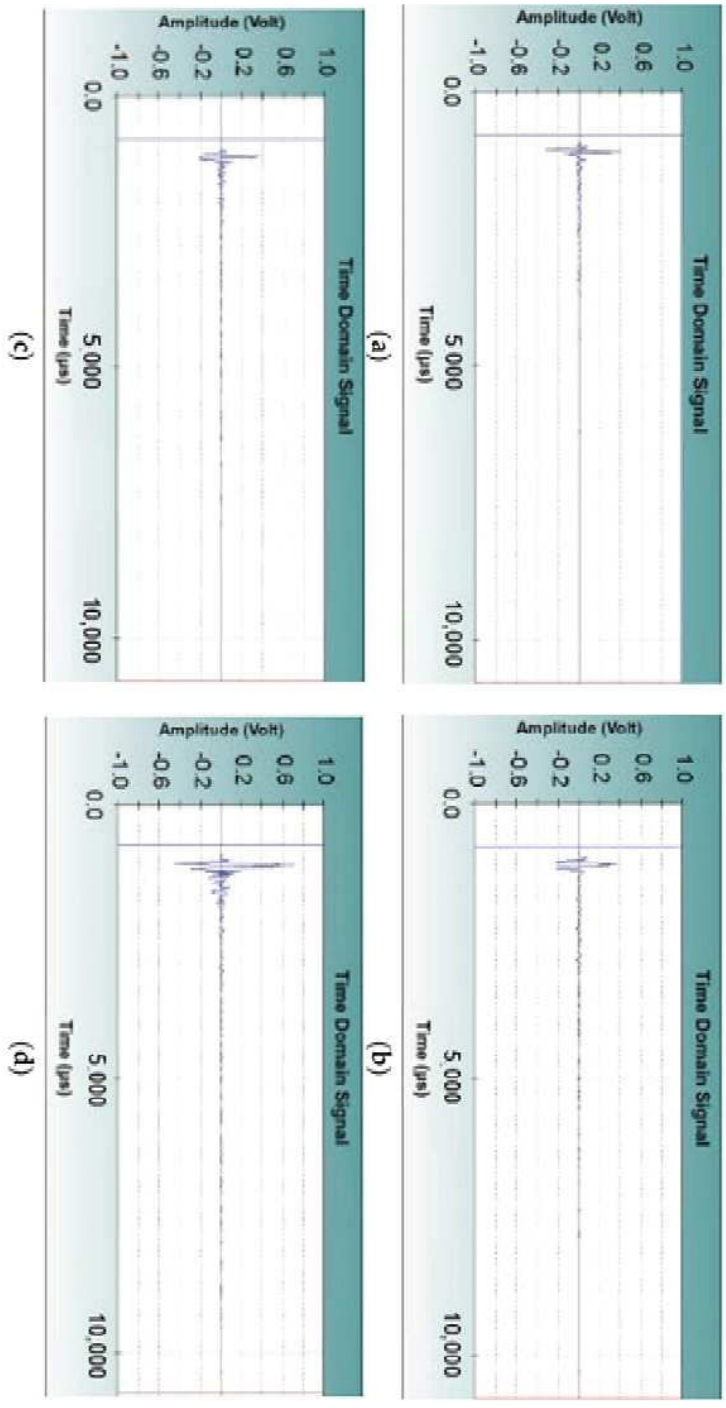
도면3


Impact
Sensor
Concrete
Air
(a)
Impact
Sensor
void
Concrete
Air
(b)

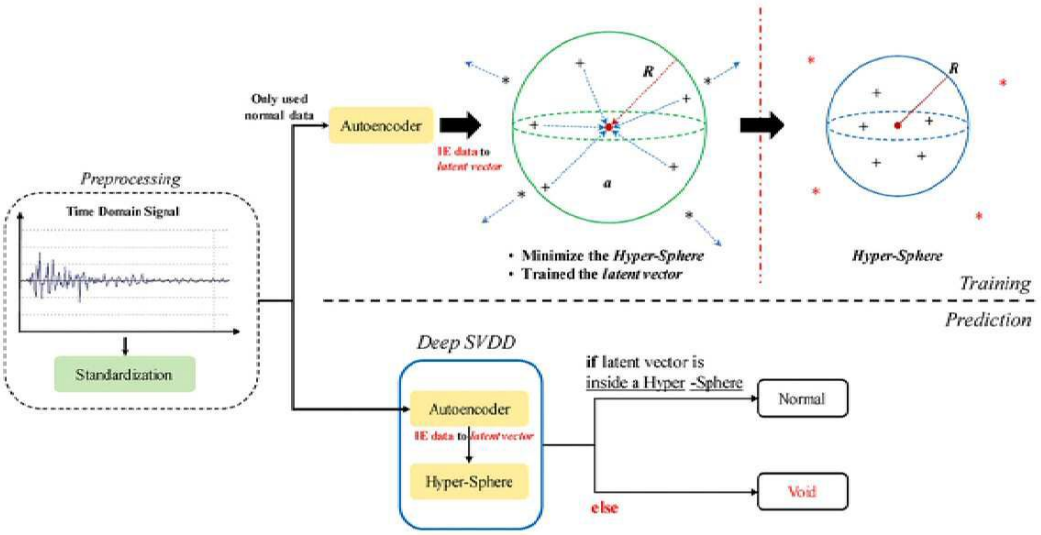
도면4a


Amplitude (Volt)
1.0
0.6
0.2
-0.2
-0.6
-1.0
0.0
5,000
10,000
15,000
20,000
Time (μs)
Time Domain Signal
D
Amplitude (Volt)
1.0
0.6
0.2
-0.2
-0.6
-1.0
0.0
5,000
10,000
15,000
20,000
Time (μs)
Time Domain Signal
D

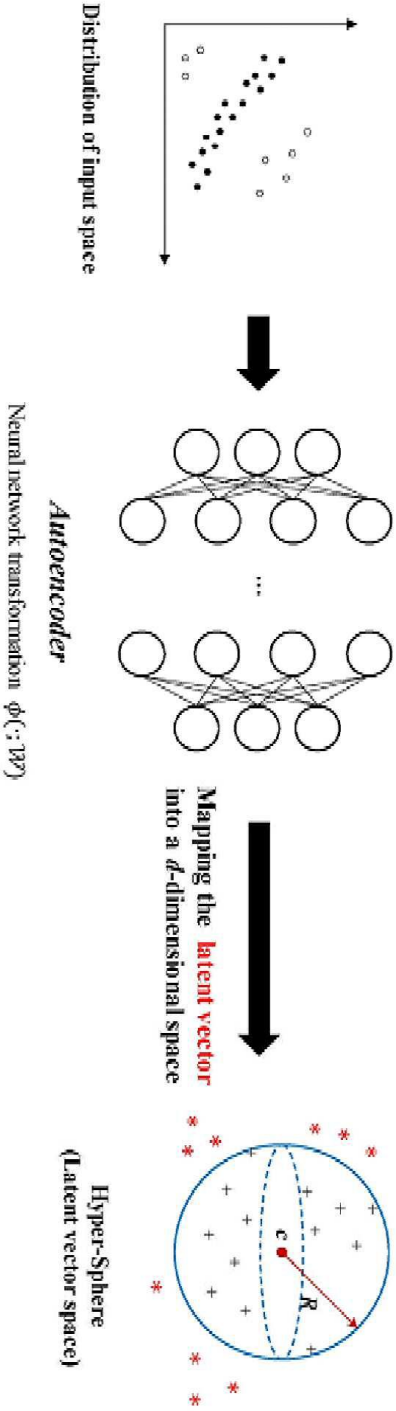
도면4b


(a)
Time Domain Signal
Amplitude (Volt)
1.0
0.6
0.2
-0.2
-0.6
-1.0
0.0
5,000
10,000
Time (μs)
(b)
Time Domain Signal
Amplitude (Volt)
1.0
0.6
0.2
-0.2
-0.6
-1.0
0.0
5,000
10,000
Time (μs)
(c)
Time Domain Signal
Amplitude (Volt)
1.0
0.6
0.2
-0.2
-0.6
-1.0
0.0
5,000
10,000
Time (μs)
(d)
Time Domain Signal
Amplitude (Volt)
1.0
0.6
0.2
-0.2
-0.6
-1.0
0.0
5,000
10,000
Time (μs)

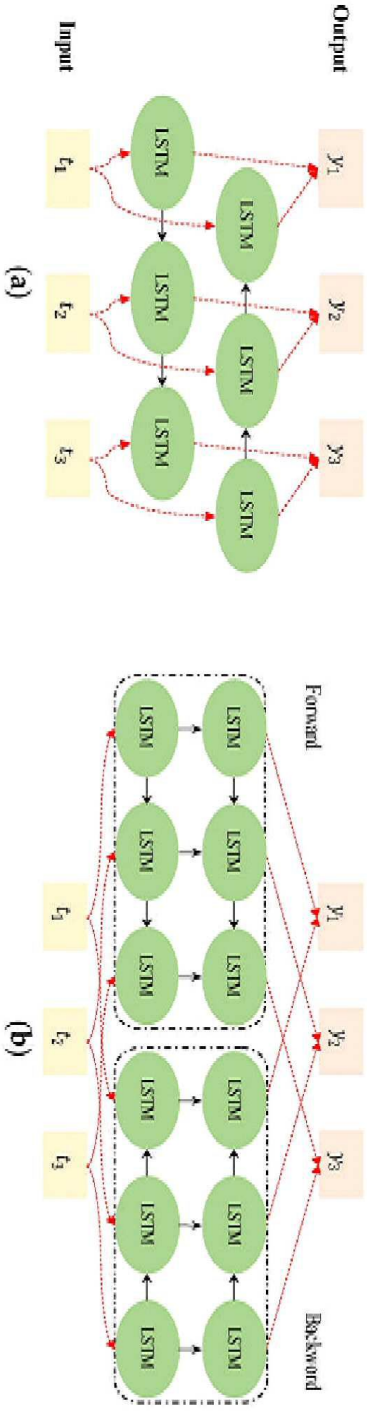
도면5


Only used normal data
Autoencoder
IE data to latent vector
R
a
• Minimize the Hyper-Sphere
• Trained the latent vector
Hyper-Sphere
Training
Prediction
Preprocessing
Time Domain Signal
Standardization
Deep SVDD
Autoencoder
IE data to latent vector
Hyper-Sphere
if latent vector is inside a Hyper -Sphere
Normal
Void
else

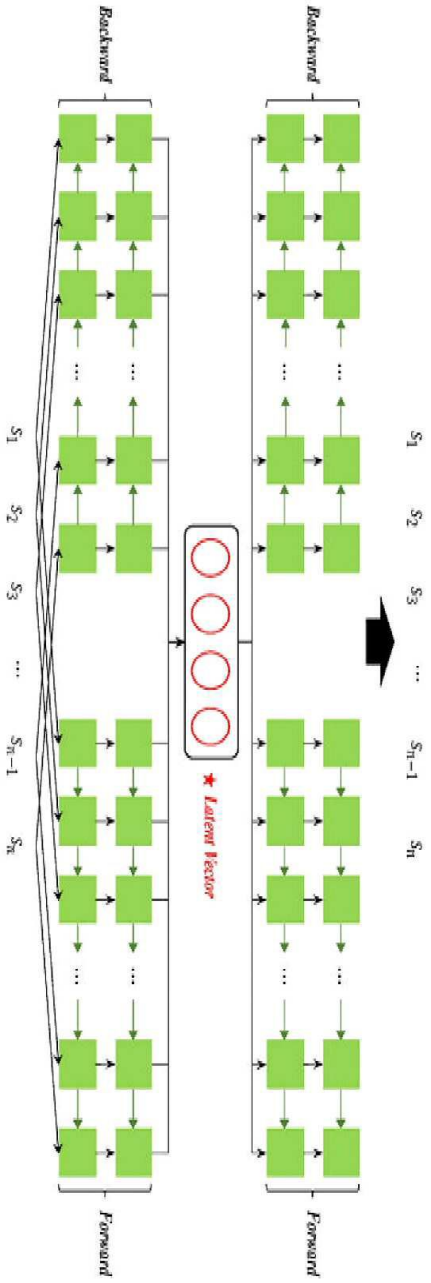
도면6


Distribution of input space
Autoencoder
Neural network transformation $\phi(\cdot;W)$
Mapping the latent vector into a d-dimensional space
Hyper-Sphere (Latent vector space)
c
R

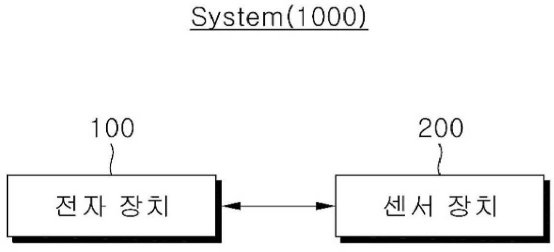
도면7



도면8


Backward
Backward
Latent Vector
Forward
Forward

도면9


System(1000)
100
200
전자 장치
센서 장치