



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0070849
(43) 공개일자 2023년05월23일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 20/00 (2019.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06N 5/02 (2023.01) H04L 5/00 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 20/00 (2021.08)
G06N 3/08 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2021-0156848
(22) 출원일자 2021년11월15일
심사청구일자 2021년11월15일

(71) 출원인
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
정임두
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
구영탁
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
김기현
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(74) 대리인
김종선, 이형석

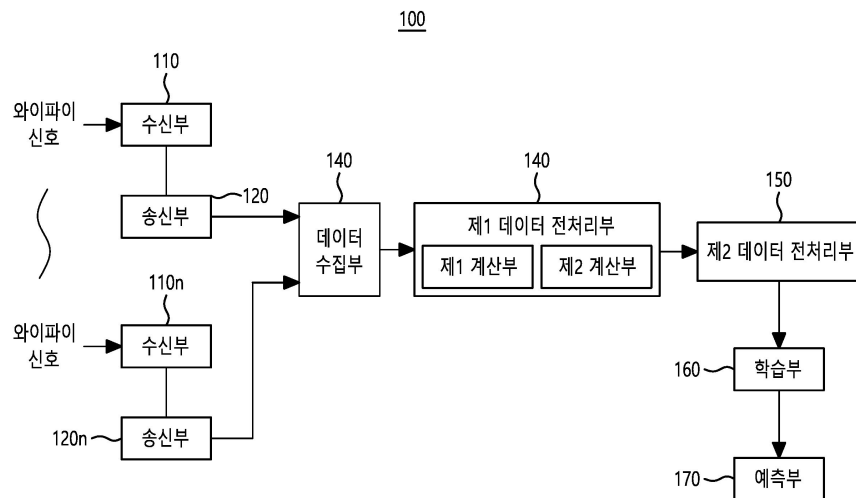
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 CSI 패턴변화와 표준편차를 이용한 예측장치 및 그 방법

(57) 요약

본 발명은 발명은 CSI(Channel State Information) 패턴변화와 표준편차(Standard deviation)를 이용하여 행동 인식이나 물체의 물성을 예측하는 장치 및 방법을 제안한다. 본 발명의 예측장치는, 특정 공간 내에 설치되어 사람이나 물체를 센싱한 와이파이 신호를 처리하는 송수신부, 상기 와이파이 신호를 통해 전달되는 CSI 데이터의 패턴 변화와 대응하여 표준편차 값을 구하는 제1 데이터 전처리부, 상기 표준편차 값의 시계열 데이터를 구하는 제2 데이터 전처리부, 상기 시계열 데이터를 기계 학습하는 학습부, 및 상기 기계학습 결과를 분석하여 사람의 행동이나 물체의 격자밀도를 예측하는 예측부를 포함하는 구성이다. 본 발명에 따르면, 이미 구축된 와이파이 통신 인프라를 이용하여 별도의 장비 없이 사람 행동이나 물체의 특성을 예측할 수 있는 이점이 있다

대표도



(52) CPC특허분류

G06N 5/022 (2023.01)

H04L 5/0051 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711136341
과제번호	2021R1F1A1046079
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	미래 모빌리티 인 캐빈 모니터링을 위한 Wi-Fi 신호 교란 인공지능 감지 기술 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	울산과학기술원
연구기간	2021.06.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

특정 공간 내에 설치되어 사람이나 물체를 센싱한 와이파이 신호를 처리하는 송수신부;

상기 와이파이 신호를 통해 전달되는 CSI 데이터의 패턴 변화와 대응하여 표준편차 값을 구하는 제1 데이터 전처리부;

상기 표준편차 값의 시계열 데이터를 구하는 제2 데이터 전처리부;

상기 시계열 데이터를 기계 학습하는 학습부; 및

상기 기계학습 결과를 분석하여 사람의 행동이나 물체의 격자밀도를 예측하는 예측부를 포함하여 구성되는 것을 특징으로 하는 예측장치.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 제1 데이터 전처리부는,

상기 CSI 데이터를 진폭(Aplitude) 값을 계산하는 제1 계산부; 및

상기 진폭 값에 대한 표준편차 값을 계산하는 제2 계산부를 포함하는, 예측장치.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 제1 계산부는,

식 $A^{(i)} = \sqrt{(H_{im}^{(i)})^2 + (H_r^{(i)})^2}$ 을 이용하여 진폭 값을 계산하는, 예측장치.

여기서 $(H_{im}^{(i)})$ 는 각 서브 캐리어의 CSI 데이터에 대해 실수부분, $(H_r^{(i)})$ 는 각 서브 캐리어의 CSI 데이터에 대한 허수부분을 말함

청구항 4

제3 항에 있어서,

상기 CSI 데이터 $H^{(i)}$ 는 식 $y^{(i)} = H^{(i)}x^i + \eta^{(i)}$ 을 이용하여 계산하는, 예측장치.

여기서 x는 송신된 시그널(input signal), y는 수신된 시그널(output signal), H는 CSI, η 는 외부환경으로부터 발생한 Noise를 말함

청구항 5

제1 항에 있어서,

상기 제2 데이터 전처리부는 Short-time Fourier Transform(STFT)을 이용하여 상기 시계열 데이터를 구하고,

상기 학습부는 콘볼루션 신경망(CNN)을 이용하여 학습하는, 예측장치.

청구항 6

사람 행동이나 물체 특성을 예측하는 예측장치가,

공간내에 위치한 사람 또는 물체를 센싱한 와이파이 신호를 처리하는 제1 단계;

상기 와이파이 신호를 통해 전달되는 CSI 데이터의 패턴 변화와 대응하여 진폭 값을 구하는 제2 단계;

상기 진폭 값에 대한 표준편차 값을 구하는 제3 단계;

상기 표준편차 값을 계산한 시계열 데이터를 기계학습 하는 제4 단계; 및

상기 기계학습 결과를 분석하여 상기 사람 행동이나 물체 특성을 예측하는 제5 단계를 포함하여 수행하는 것을 특징으로 하는, 예측방법.

청구항 7

제6 항에 있어서,

상기 진폭 값은 식 $A^{(i)} = \sqrt{(H_{im}^{(i)})^2 + (H_r^{(i)})^2}$ 을 이용하여 계산하고,

CSI 데이터 $H^{(i)}$ 는 식 $y^{(i)} = H^{(i)}x^i + \eta^{(i)}$ 을 이용하여 계산하는, 예측방법.

여기서, $(H_{im}^{(i)})$ 는 각 서브 캐리어의 CSI 데이터에 대해 실수부분, $(H_r^{(i)})$ 는 각 서브 캐리어의 CSI 데이터에 대한 허수부분, x는 송신된 시그널(input signal), y는 수신된 시그널(output signal), H는 CSI, η 는 외부환경으로부터 발생한 Noise를 의미함

청구항 8

제6 항에 있어서,

상기 시계열 데이터는 Short-time Fourier Transform(STFT)을 이용하여 구하고,

상기 기계학습은 콘볼루션 신경망(CNN)을 이용하는, 예측방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 CSI(Channel State Information) 패턴변화와 표준편차(Standard deviation)를 이용하여 행동인식이나 물체의 물성을 예측하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 사람 행동을 예측하는 기술의 예로 가장 일반적인 방법은 센서 등을 포함하여 웨어러블 디바이스를 이용하는 방법이다. 한국등록특허 10-2089002호를 보면 웨어러블 디바이스에 내장된 다양한 센서를 이용하여 측정된 복수의 센서데이터에 기초하여 사용자 행동에 대한 모니터링 결과를 피드백 하는 구성이 개시되어 있다.

[0003] 그러나 종래에는 이처럼 사람 행동을 예측하기 위해서는 몸 등에 센서 등의 디바이스를 별도로 부착해야 했다. 몸에 디바이스를 부착하기 때문에 번거롭고 행동 제약이 있음은 물론 디바이스 사용에 따른 비용도 발생하는 문제가 있다.

[0004] 다른 방법으로 광학 카메라를 기반으로 한 행동예측 기술이 있다. 하지만 이 방법 역시 광원 제공을 위하여 소정 크기의 광학 카메라가 반드시 필요하다는 점, 그리고 좁은 공간에서는 광학 카메라의 설치가 쉽지 않은 문제도 내재하고 있다

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 한국등록특허 10-2089002(2020. 03. 09)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로서, 현재 인프라가 구축된 와이파이 방식의 통신 기술을 이용하여 별도의 추가 장비 없이 CSI 신호를 통해 특정 공간 내에 위치하는 사람의 행동이나 물체 특성을 예측하는 예측 장치 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

[0007] 본 발명의 다른 목적은 차량 내부와 같이 좁고 복잡한 공간에 위치한 승객의 상태, 또는 금속물질의 밀도를 정확하게 예측하는 장치 및 방법을 제공하는 것이다.

[0008] 본 발명의 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0009] 이와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시 예에 따른 예측장치는, 특정 공간 내에 설치되어 사람이나 물체를 센싱한 와이파이 신호를 처리하는 송수신부; 상기 와이파이 신호를 통해 전달되는 CSI 데이터의 패턴 변화와 대응하여 표준편차 값을 구하는 제1 데이터 전처리부; 상기 표준편차 값의 시계열 데이터를 구하는 제2 데이터 전처리부; 상기 시계열 데이터를 기계 학습하는 학습부; 및 상기 기계학습 결과를 분석하여 사람의 행동이나 물체의 격자밀도를 예측하는 예측부를 포함하여 구성되는 것을 특징으로 한다.

[0010] 상기 제1 데이터 전처리부는, 상기 CSI 데이터를 진폭(Aplitude) 값을 계산하는 제1 계산부; 상기 진폭 값에 대한 표준편차 값을 계산하는 제2 계산부를 포함한다.

[0011] 상기 제1 계산부는, 식 $A^{(i)} = \sqrt{(H_{im}^{(i)})^2 + (H_r^{(i)})^2}$ 을 이용하여 진폭 값을 계산하고, $(H_{im}^{(i)})$ 는 각 서브 캐리어의 CSI 데이터에 대해 실수부분, $(H_r^{(i)})$ 는 각 서브 캐리어의 CSI 데이터에 대한 허수부분을 말한다.

[0012] 상기 CSI 데이터 $H^{(i)}$ 는 식 $y^{(i)} = H^{(i)}x^i + \eta^{(i)}$ 을 이용하여 계산한다. 여기서 x는 송신된 시그널(input signal), y는 수신된 시그널(output signal), H는 CSI, η 는 외부환경으로부터 발생한 Noise를 말한다.

[0013] 상기 제2 데이터 전처리부는 Short-time Fourier Transform(STFT)을 이용하여 상기 시계열 데이터를 구하고, 상기 학습부는 컨볼루션 신경망(CNN)을 이용하여 학습한다.

[0014] 본 발명의 다른 실시 예에 따른 예측방법은, 사람 행동이나 물체 특성을 예측하는 예측장치가, 공간내에 위치한 사람 또는 물체를 센싱한 와이파이 신호를 처리하는 제1 단계; 상기 와이파이 신호를 통해 전달되는 CSI 데이터의 패턴 변화와 대응하여 진폭 값을 구하는 제2 단계; 상기 진폭 값에 대한 표준편차 값을 구하는 제3 단계; 상기 표준편차 값을 계산한 시계열 데이터를 기계학습 하는 제4 단계; 및 상기 기계학습 결과를 분석하여 상기 사람 행동이나 물체 특성을 예측하는 제5 단계를 포함하여 수행하는 것을 특징으로 한다.

[0015] 상기 진폭 값은 식 $A^{(i)} = \sqrt{(H_{im}^{(i)})^2 + (H_r^{(i)})^2}$ 을 이용하여 계산하고, CSI 데이터 $H^{(i)}$ 는 식 $y^{(i)} = H^{(i)}x^i + \eta^{(i)}$ 을 이용하여 계산한다.

[0016] 여기서, $(H_{im}^{(i)})$ 는 각 서브 캐리어의 CSI 데이터에 대해 실수부분, $(H_r^{(i)})$ 는 각 서브 캐리어의 CSI 데이터에 대한 허수부분, x는 송신된 시그널(input signal), y는 수신된 시그널(output signal), H는 CSI, η 는 외부환경으로부터 발생한 Noise를 의미한다.

[0017] 상기 시계열 데이터는 Short-time Fourier Transform(STFT)을 이용하여 구하고, 상기 기계학습은 컨볼루션 신경

망(CNN)을 이용한다.

발명의 효과

- [0018] 이와 같은 본 발명에 따르면, 기존에 사람 행동을 예측하기 위해 필요한 센서나 웨어러블 디바이스 등의 장비를 전혀 사용하지 않고서도 정확한 예측이 가능하다.
- [0019] 본 발명에 따르면, 와이파이 통신방식을 이용하여 특정 공간 내부에 있는 사람의 CSI 신호를 처리하는데, 대부분 와이파이 인프라가 이미 상당수준까지 구축되어 있기 때문에 추가적인 시스템 등의 구축 없이 예측기술을 적용하는데 이의 활용가치가 높은 효과가 있다.
- [0020] 본 발명에 따르면, 정적인 사물에 대한 물성, 특성을 예측하는 방안으로 확장이 가능하기 때문에 기술의 활용 가능성이 높아 높은 사업성도 기대할 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

- [0021] 도 1은 본 발명의 바람직한 실시 예에 따른 예측장치의 전체 구성도이다.
- 도 2는 본 발명의 바람직한 실시 예에 따른 예측장치를 이용하여 사람 행동을 예측하는 과정을 설명하는 흐름도이다.
- 도 3은 차량 내부의 탑승객 수와 위치에 따른 진폭 변화 정도를 나타낸 그래프이다.
- 도 4는 차량 내부의 탑승객 위험 행동에 따른 상황별 CSI 신호의 진폭 변화 정도를 나타낸 그래프이다.
- 도 5는 도 3의 진폭 값에 대한 표준편차 값을 나타낸 그래프이다.
- 도 6은 콘볼루션 신경망에 의한 학습 결과를 나타낸 도면이다.
- 도 7은 다공성의 차이에 따른 금속물질들의 진폭 값을 나타낸 그래프이다.
- 도 8은 도 7의 진폭 값에 대한 표준편차 값을 나타낸 그래프이다.
- 도 9는 콘볼루션 신경망에 의한 학습 결과를 나타낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0022] 본 발명은 다양한 변환을 가할 수 있고 여러 가지 실시 예를 가질 수 있는 바, 특정 실시 예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명의 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변환, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 본 발명을 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.
- [0023] 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.
- [0024] 본 발명에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시 예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "가지다" 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.
- [0025] 공간적으로 상대적인 용어인 아래(below, beneath, lower), 위(above, upper) 등은 도면에 도시되어 있는 바와 같이 하나의 소자 또는 구성 요소들과 다른 소자 또는 구성 요소들과의 상관 관계를 용이하게 기술하기 위해 사용될 수 있다. 공간적으로 상대적인 용어는 도면에 도시되어 있는 방향에 더하여 사용시 또는 동작시 소자의 서로 다른 방향을 포함하는 용어로 이해되어야 한다. 예를 들면, 도면에 도시되어 있는 소자를 뒤집을 경우, 다른 소자의 아래(below, beneath)로 기술된 소자는 다른 소자의 위(above, upper)에 놓여질 수 있다. 따라서, 예시적인 용어인 아래는 아래와 위의 방향을 모두 포함할 수 있다. 소자는 다른 방향으로도 배향될 수 있고, 이에 따라 공간적으로 상대적인 용어들은 배향에 따라 해석될 수 있다.

- [0026] 본 발명에서 사용되는 “부” 또는 “부분” 등의 일부분을 나타내는 표현은 해당 구성요소가 특정 기능을 포함할 수 있는 장치, 특정 기능을 포함할 수 있는 소프트웨어, 또는 특정 기능을 포함할 수 있는 장치 및 소프트웨어의 결합을 나타낼 수 있음을 의미하나, 꼭 표현된 기능에 한정된다고 할 수는 없으며, 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다.
- [0027] 또한, 본 발명에서 사용되는 모든 전기 신호들은 일 예시로서, 본 발명의 회로에 반전기 등을 추가적으로 구비하는 경우 이하 설명될 모든 전기 신호들의 부호가 반대로 바뀔 수 있음을 유의해야 한다. 따라서, 본 발명의 권리범위는 신호의 방향에 한정되지 않는다.
- [0028] 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시 예에 국한되어 정해져서는 아니되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.
- [0029] 이하에서는 도면에 도시한 실시 예에 기초하면서 본 발명에 대하여 더욱 상세하게 설명하기로 한다.
- [0030] 본 발명은 특정 공간인, 예컨대 차량 내부와 같은 좁고 복잡한 공간에서 탑승객의 수와 위치, 행동을 예측하며, 나아가 정적인 상태에 놓인 물체에 대한 물성(다공성)을 예측하는 것이고, 인공지능학습을 이용하는 것이다.
- [0031] 도 1은 본 발명의 바람직한 실시 예에 따른 예측장치의 전체 구성도이다.
- [0032] 도 1을 살펴보면, 예측장치(100)는 무선통신 신호를 수신하는 복수 개의 수신부(110~110n)를 포함한다. 수신부(110~110n)는 특정 공간 내에 설치되며, 공간 내부 크기에 따라 적정 개수가 제공될 것이다. 본 실시 예에 따르면 무선통신 신호는 와이파이(WiFi) 신호일 수 있다. 본 발명은 앞서 설명한 바와 같이 차량 내부와 같이 비교적 좁은 공간에서 무선통신이 가능하면 되기 때문에, 이에 강한 와이파이방식을 사용한다. 그러나 와이파이 방식으로 반드시 한정되지는 않고, 다른 무선통신방식에 의한 신호를 이용할 수도 있다.
- [0033] 수신부(110~110n)는 와이파이 신호를 통해 CSI(Channel State Information) raw 데이터를 수신한다. CSI raw 데이터는 멀티패스와 사람의 움직임에 연관되는 특성이 있으며, 이러한 CSI raw 데이터는 진폭(amplitude)과 상변이(phase variations)의 파라미터를 포함한다. 또 총 52개의 서브 캐리어가 상기 CSI raw 데이터를 가진다. 여기서 서브 캐리어의 표준 편차 값은 사람의 행동이나 위치, 그리고 물체의 형태나 밀도에 따라 크게 변화하는 특성을 가지는데, 본 발명은 이러한 CSI raw 데이터의 표준 편차값의 변화 정도를 이용하여 예측자료로 활용하는 것이다. 다시 말해 표준 편차 값은 멀티패스가 존재하는 차량의 내부 공간에서 CSI 신호의 단순한 교란 형태가 아닌 복수 개의 서브 캐리어 신호들 사이 관계에 대한 정보를 포함하고 있는 것이고 이러한 표준 편차 값을 기계학습을 위한 데이터로 사용하는 것이다.
- [0034] 본 발명의 예측장치(100)는 수신부(110~110n)가 수신한 CSI raw 데이터를 송신하는 송신부(120~120n)를 포함한다. 상기 수신부(110~110n)와 송신부(120~120n)는 하나의 모듈로 구성할 수 있다.
- [0035] 본 발명의 예측장치(100)는 CSI raw 데이터를 수집하는 데이터 수집부(130)를 포함한다. 데이터 수집부(130)는 복수 개의 CSI raw 데이터를 수집하는 역할이고, 특정 공간(차량 등) 내부 또는 외부에 구성될 수 있다.
- [0036] 본 발명은 인공지능학습을 이용한 예측동작을 수행하기 때문에, 인공지능 학습을 위한 데이터 전처리 구성이 필요하다. 상기 CSI 데이터 자체로는 인공지능으로 바로 학습하거나 분석할 수 없기 때문이다.
- [0037] 이를 위해 본 발명의 예측장치(100)는 제1 데이터 전처리부(140) 및 제2 데이터 전처리부(150)를 가지는 전처리부의 구성을 포함한다. 그리고 제1 데이터 전처리부(140)는 CSI raw 데이터의 진폭 값을 계산하는 제1 계산부(142), 진폭 값에 대한 표준편차 값을 계산하는 제2 계산부(144)를 포함한다. 표준편차 값으로 변화시키는 이유는 사람의 행동이나 위치, 그리고 물체의 형태나 밀도에 따라 크게 변화하기 때문이며, 이를 통해 예측이 쉽게 이루어지도록 하기 위함이다. 제2 데이터 전처리부(150)는 상기 제1 데이터 전처리부(140)의 출력 값을 인공지능학습에 필요한 데이터로 전처리하는 기능을 한다. 구체적으로 표준편차 값을 인공지능학습을 할 수 있도록 시계열 데이터로 처리하며, 이때 인공지능모델은 Short-time Fourier Transform(STFT)을 이용한다.
- [0038] 본 발명의 예측장치(100)는 시계열 데이터를 학습하는 학습부(160) 및 학습 결과를 기반으로 한 예측부(170)를 포함한다. 기계학습모델로서 학습부(160)는 컨볼루션 신경망(CNN)이 이용된다. 예측부(170)는 기계학습 된 결과를 분석하여 사람의 행동 및 위치, 물체의 특성을 예측한다.
- [0039] 다음에는 본 발명의 예측장치(100)를 이용한 예측과정에 대해 설명한다. 본 발명은 사람의 행동 이외에 물체의 특성도 예측할 수 있는 바 순서대로 살펴보기로 한다. 그리고 이러한 예측과정을 설명하면서 시뮬레이션 한 그

래프를 함께 참조할 것이다.

[0040] 도 2는 본 발명의 바람직한 실시 예에 따른 예측장치를 이용하여 사람 행동을 예측하는 과정을 설명하는 흐름도이다.

[0041] 차량의 내부 공간에는 복수 개의 수신부(110~110n) 및 송신부(120~120n)가 설치되고, 수신부(110~110n)는 내부 공간에서 발생하는 CSI raw 데이터를 수신한다(S100). 그리고 수신된 CSI raw 데이터는 송신부(120~120n)에 의해 데이터 수집부(130)로 전달된다. 데이터 수집부(130)는 CSI raw 데이터를 행렬(H) 형태로 수집하며(S110), 이때 CSI raw 데이터는 M*N의 행렬(H)로 구성된다. 여기서, M은 안테나 수, N은 서브캐리어 수를 말하며, 실시 예는 M은 1이다.

[0042] 행렬 H로 나타낼 수 있는 CSI(H) 값은 다음 수학식 1로 계산할 수 있다.

수학식 1

[0043]
$$y^{(i)} = H^{(i)}x^i + \eta^{(i)}$$

[0044] x는 송신된 시그널(input signal), y는 수신된 시그널(output signal), H는 CSI, η 는 외부환경으로부터 발생한 Noise를 말한다.

[0045] 그리고 데이터 수집부(130)가 수집한 CSI raw 데이터는 제1 데이터 전처리부(140)로 전달된다. 그러면 제1 데이터 전처리부(140)의 제1 계산부(142)는 CSI raw 데이터에서 진폭 값을 다음 수학식 2를 이용하여 계산한다(S120).

수학식 2

[0046]
$$A^{(i)} = \sqrt{(H_{im}^{(i)})^2 + (H_r^{(i)})^2}$$

[0047] 수학식 2를 보면 각 서브 캐리어의 CSI 데이터에 대해 실수부분과 허수부분을 이용하여 진폭을 계산하게 된다. 계산된 진폭 값의 변화 정도는 도 3을 참조한다.

[0048] 도 3은 차량 내부의 탑승객 수와 위치에 따른 진폭 변화 정도를 나타낸 그래프, 도 4는 차량 내부의 탑승객 위험 행동에 따른 상황별 CSI 신호의 진폭 변화 정도를 나타낸 그래프이다.

[0049] 도 3을 보면 탑승객이 없는 경우(a), 탑승객이 1명이면서 서로 다른 위치에 앉은 경우(b와 c) 탑승객이 2명인 경우(d)의 진폭 값을 알 수 있는데, 각각의 경우마다 진폭 값이 다르게 나타나고 있음을 알 수 있다. 또 (e) 및 (f)같이 다른 탑승객이 좌석으로 앉으려고 하는 경우와 일어나서 나가려는 경우의 진폭 값이 다르게 나타난다.

[0050] 이는 도 4의 탑승객의 위험 행동에 따른 그래프에서도 각각의 상황마다 진폭 값이 다르게 나타나고 있음을 확인할 수 있을 것이다.

[0051] 다시 도 2를 참조하면, 제1 데이터 전처리부(140)의 제1 계산부(142)에 의해 진폭 값이 계산된 다음에는 제2 계산부(144)가 상기 진폭 값에 대한 표준편차 값을 추출한다(S130). 표준편차 값에 대한 그래프 예시는 도 5에 도시하였다. 도 3의 (a) 내지 (b) 각각의 상황별로 도시하고 있으며, 도시된 각 상황별 표준편차를 보면 차이가 있음을 알 수 있다.

[0052] 이와 같이 표준편차 값이 구해지면, 상기 표준편차 값은 제2 데이터 전처리부(150)가 전달받는다. 그리고 제2 데이터 전처리부(150)는 상기 표준편차 값을 Short-time Fourier Transform 방식으로 전처리하여 시계열 데이터 형식으로 출력하게 된다(S140). 기계학습이 가능한 데이터로 전처리 수행하는 것이라 할 것이다.

[0053] 학습부(160)는 제2 데이터 전처리부(150)가 출력한 시계열 데이터를 전달받으면 콘볼루션 신경망(CNN)을 이용하여 기계학습한다(S150). 콘볼루션 신경망에 의한 학습 결과는 도 6에 도시하였다. 도 6은 도 5의 각 상황별 표준편차에 대응하여 탑승객의 수에 따른 기계학습의 학습 결과(DensNet)를 나타내고 있다.

- [0054] 그리고 예측부(170)는 상기한 기계학습결과를 가지고 탑승객 수를 예측하게 된다(S160). 여기서 상기 도 3 내지 도 6의 실시 예들은 탑승객의 수를 예를 들어 설명하지만, 탑승객의 행동 등에 대한 예측도 가능할 것이다.
- [0055] 한편, 본 발명은 물체의 특성을 예측할 수도 있으며, 실시 예는 물체의 다공성(즉 격자밀도)을 예측하는 것을 예시한다. 여기서 물체 다공성 예측 과정은 앞서 설명한 도 2의 예측과정과 동일하게 진행되기 때문에 구체적인 설명은 생략하기로 한다.
- [0056] 특정 공간에 서로 다른 개수의 다공성을 가지는 금속물질을 위치시킨 상태에서 테스트를 수행하였다. 금속물질마다 격자밀도가 다르기 때문에 와이파이 신호는 서로 다른 패턴을 가지게 된다.
- [0057] 수신부(110~110n)는 어느 하나의 금속물질의 CSI raw 데이터를 수신하고, 송신부(120~120n)에 의해 데이터 수집부(130)로 전달된다. 이후 데이터 수집부(130)는 수집한 CSI raw 데이터를 데이터 전처리를 위한 전처리부 구성으로 전달한다.
- [0058] 제1 데이터 전처리부(140)의 제1 계산부(142)는 CSI raw 데이터의 진폭 값을 앞서 설명한 수학적 식 2를 이용하여 계산한다.
- [0059] 도 7은 다공성의 차이에 따른 금속물질들의 진폭 값의 그래프이다. 도 7을 보면 (a) 내지 (e)처럼 정육면체의 금속물질의 표면에는 구멍 개수가 다르게 형성되어 있다. 그리고 구멍 개수나 크기에 따라 진폭 값의 그래프는 (a) 내지 (e)와 같이 모두 다르게 표현되고 있다.
- [0060] 제2 계산부(144)는, 상기 진폭 값에 대한 표준편차 값을 추출한다.
- [0061] 도 8은 표준편차 값에 대한 그래프 예시이다. 도 8의 (a) 내지 (e)의 표준편차 값은 도 7(a) 내지 (e)의 진폭 값과 대응되며, 이 역시 금속물질의 다공성질에 따라 모두 다르게 나타나고 있음을 알 수 있다.
- [0062] 이와 같이 표준편차 값이 구해지면, 제2 데이터 전처리부(150)가 Short-time Fourier Transform 방식으로 전처리하여 시계열 데이터를 생성한다. 그리고 학습부(160)가 상기 시계열 데이터를 콘볼루션 신경망(CNN)을 이용하여 기계학습을 수행하였고, 콘볼루션 신경망에 의한 학습 결과는 도 9에 도시하였다.
- [0063] 도 9을 보면 도 7의 (a) 및 (e)의 2개의 금속물질에 대한 테스트 결과를 확인할 수 있다. 테스트 결과를 보면 각 금속물질마다 solid 부분과 mesh 부분이 서로 다르게 분포되어 있음을 알 수 있는 것이다.
- [0064] 이를 통해 예측부(170)는 금속물질의 격자밀도의 차이를 알 수 있고, 결과적으로 기계 학습한 밀도 패턴을 통해 어느 금속물질인지를 예측할 수 있게 된다.
- [0065] 이와 같이 본 발명은 와이파이 신호에 의한 CSI 신호와, CSI 신호를 포함하는 서브 캐리어의 표준편차 값, 그리고 기계학습을 통해 특정 공간 내에 있는 사람의 행동이나 물체의 특성 등을 예측할 수 있음을 알 수 있다.
- [0067] 이상과 같이 본 발명의 도시된 실시 예를 참고하여 설명하고 있으나, 이는 예시적인 것들에 불과하며, 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 요지 및 범위에 벗어나지 않으면서도 다양한 변형, 변경 및 균등한 타 실시 예들이 가능하다는 것을 명백하게 알 수 있을 것이다. 따라서 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적인 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

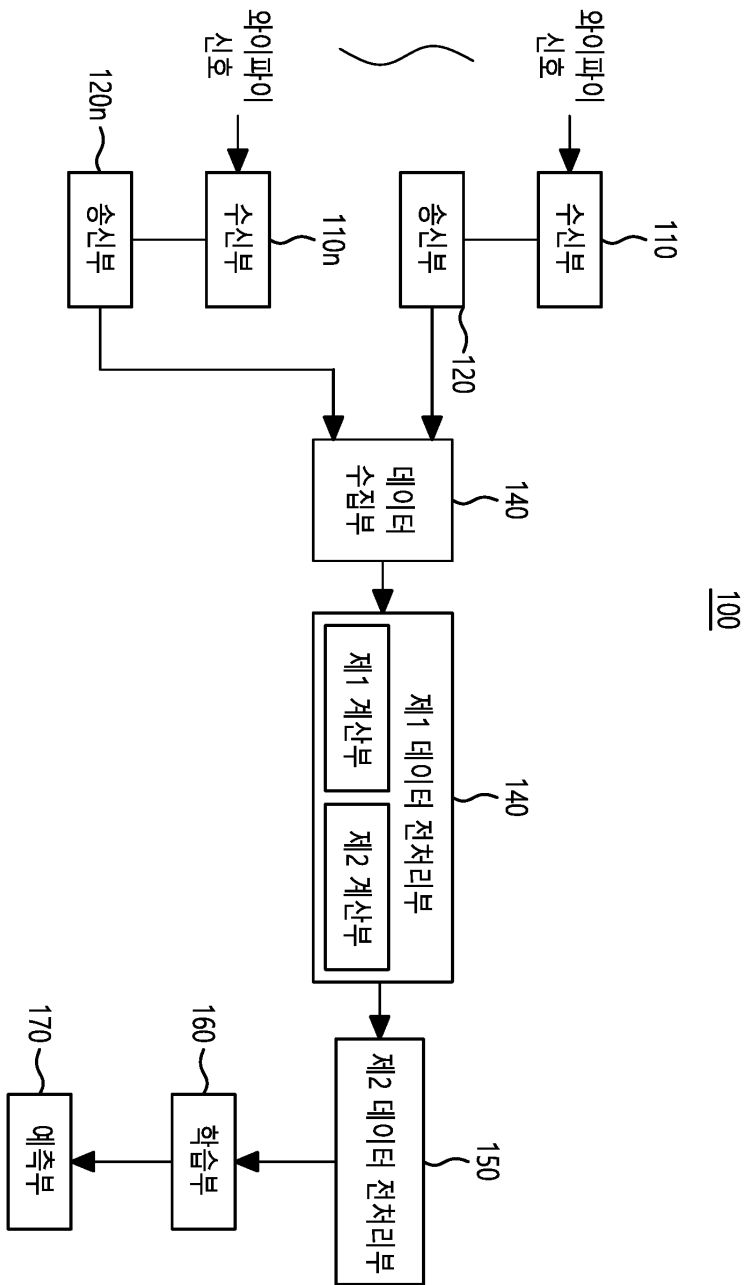
부호의 설명

- [0068] 110 ~ 110n: 수신부
120 ~ 120n: 송신부
130: 데이터 수집부
140: 제1 데이터 전처리부
142: 제1 계산부
144: 제2 계산부
150: 제2 데이터 전처리부
160: 학습부

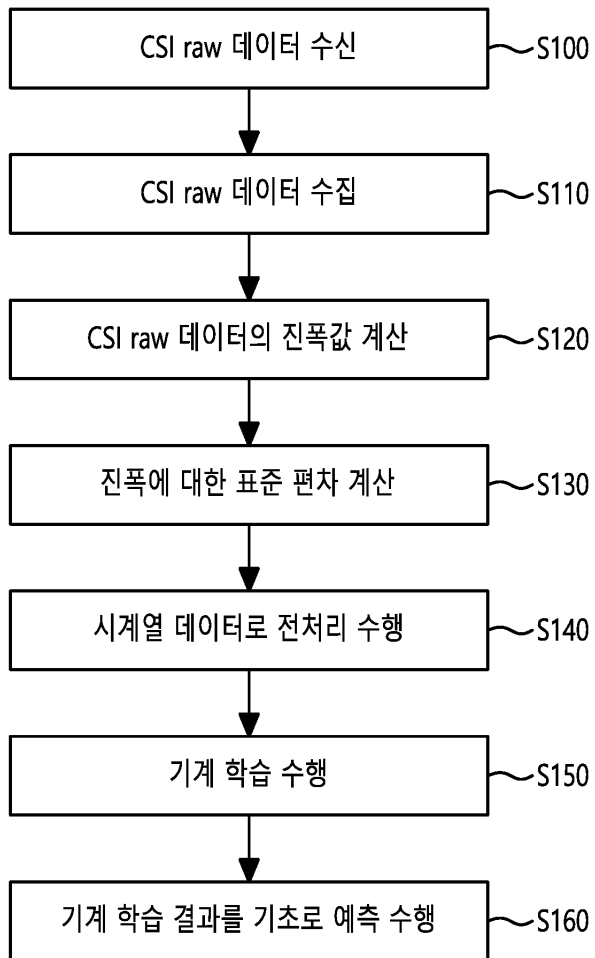
170: 예측부

도면

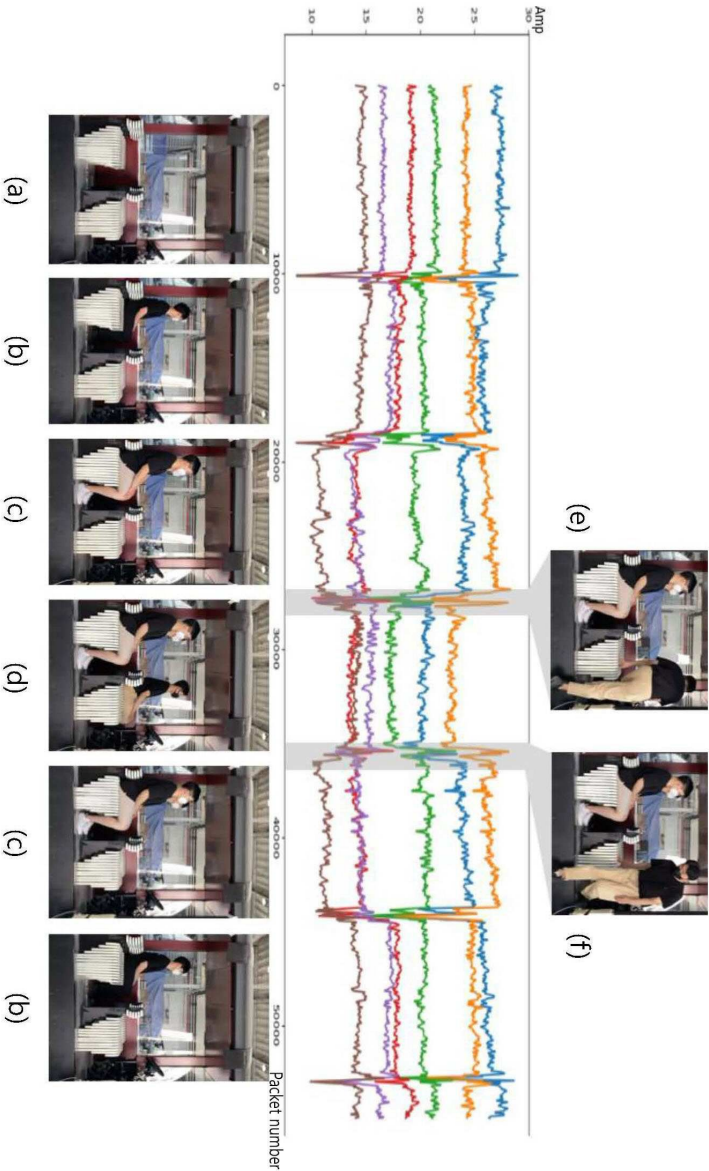
도면1



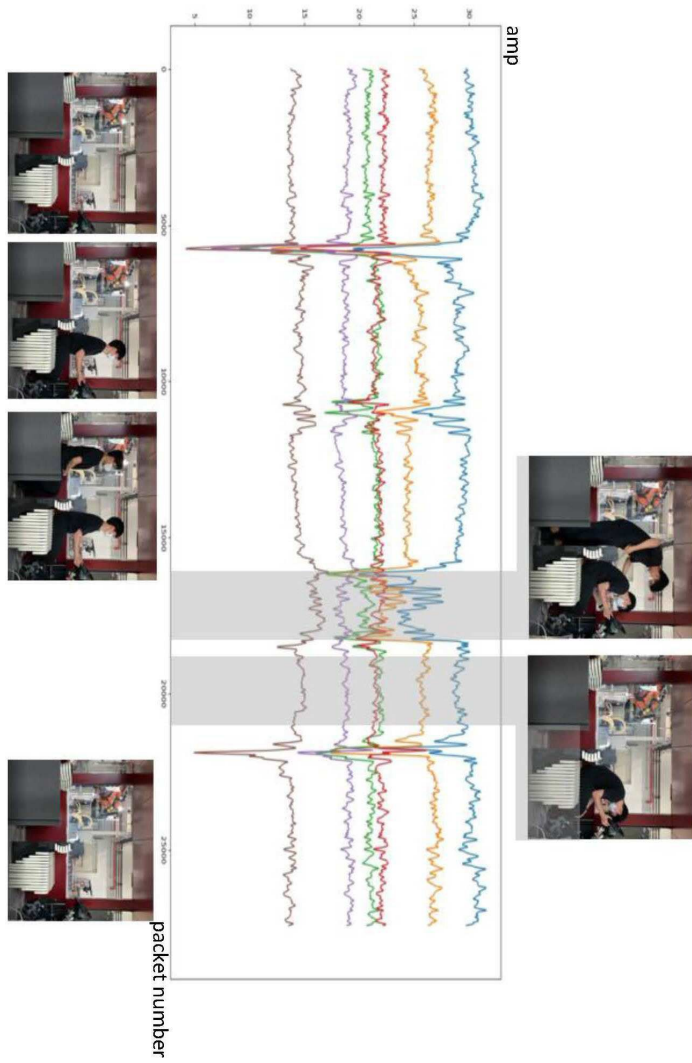
도면2



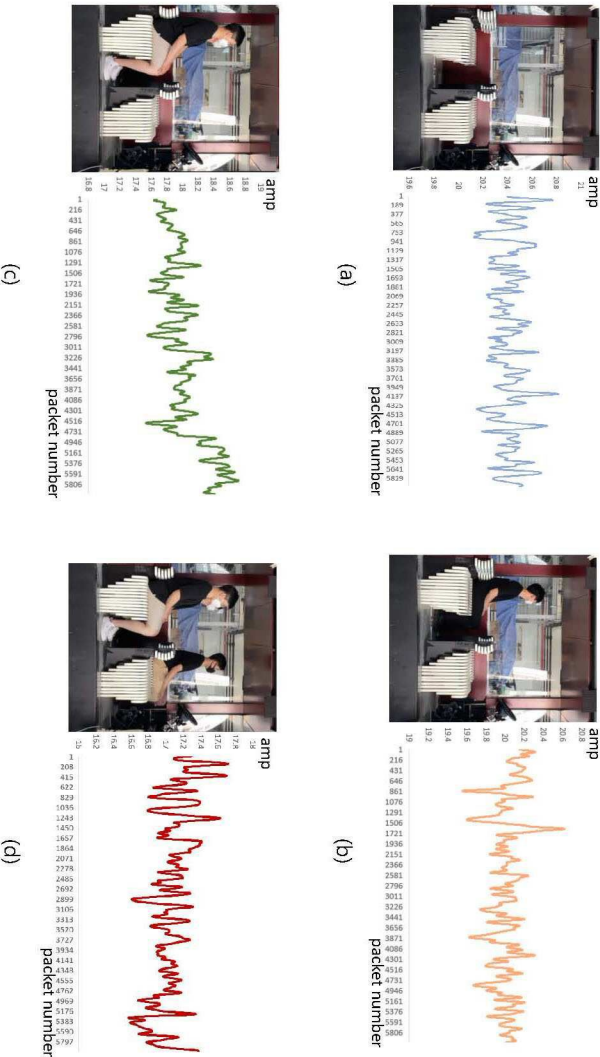
도면3



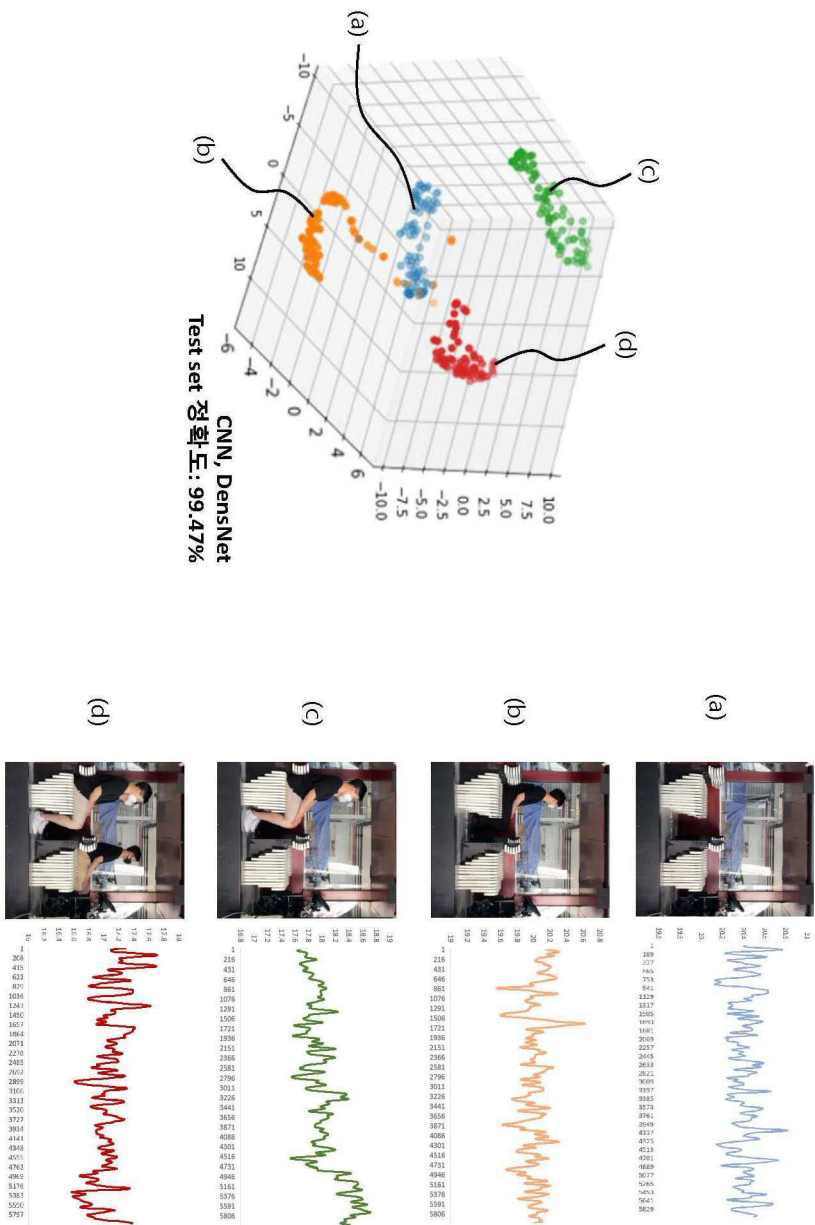
도면4



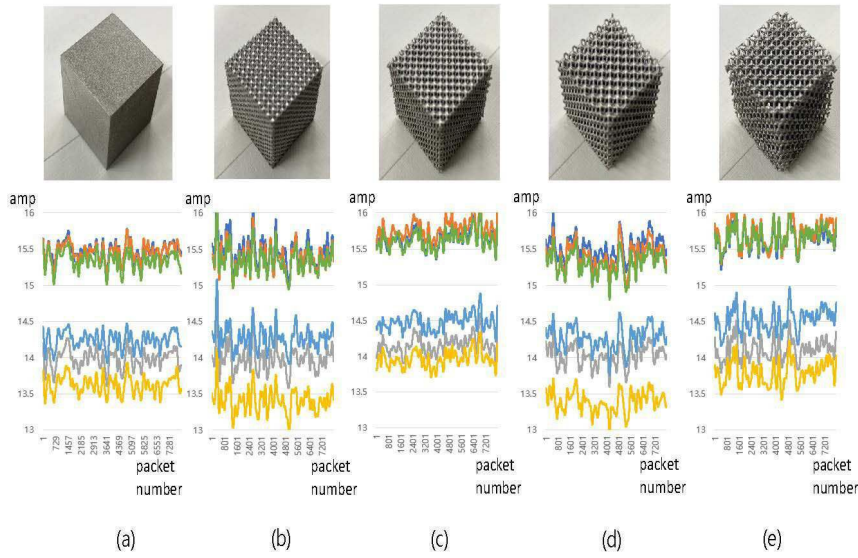
도면5



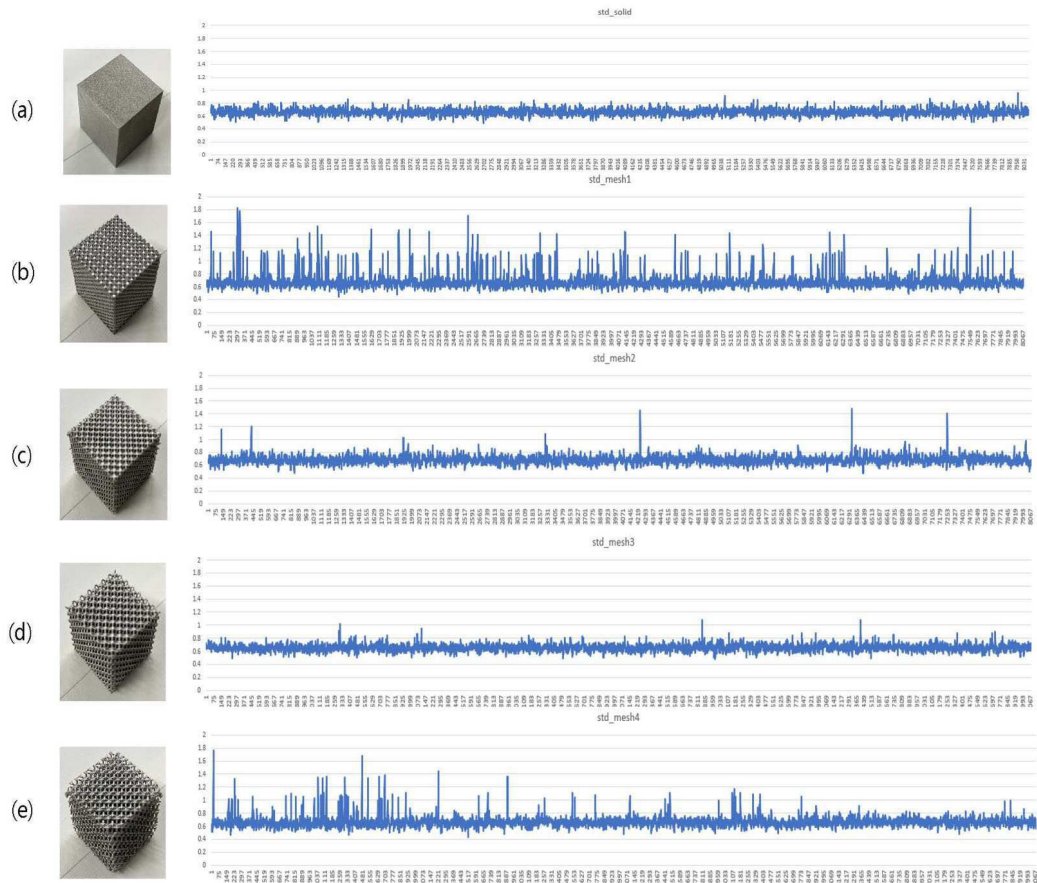
도면6



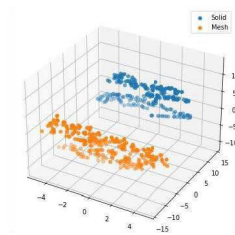
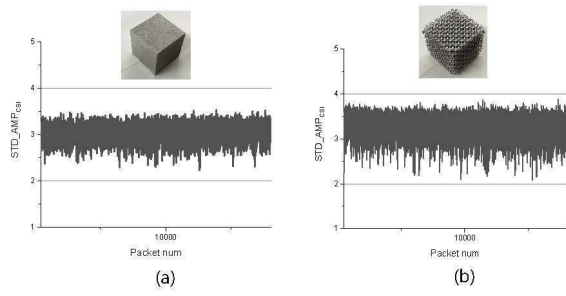
도면7



도면8

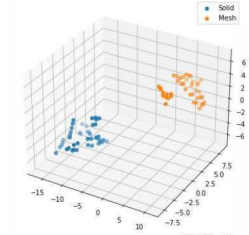


도면9



CNN, DensNet
Training set 정확도: 100%

(c)



CNN, DensNet
Test set 정확도: 100%

(d)