



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2025년03월12일

(11) 등록번호 10-2779675

(24) 등록일자 2025년03월06일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06F 3/01 (2006.01) G01S 13/58 (2006.01)

G01S 13/62 (2006.01) G01S 13/89 (2006.01)

G06N 3/044 (2023.01)

(52) CPC특허분류

G06F 3/017 (2013.01)

G01S 13/583 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2024-0049599

(22) 출원일자 2024년04월12일

심사청구일자 2024년04월12일

(56) 선행기술조사문헌

KR102389369 B1*

이수진 외 1인, mmWave 레이더 포인트 클라우드
기반 손동작 인식을 위한경량화 딥러닝 모델, 제
어로봇시스템학회 논문지, Vol. 29, No. 9,
711-716 페이지, 2023년9월, 1부.*

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

국립한밭대학교 산학협력단

대전광역시 유성구 동서대로 125 (덕명동)

(72) 발명자

이승호

대전광역시 유성구 엑스포로123번길 26-30 스마트
시티리버뷰오피스텔 102동 601호

라승탁

대전광역시 유성구 학하중앙로 59번길 7, 205호

(74) 대리인

이은철, 이우영

전체 청구항 수 : 총 5 항

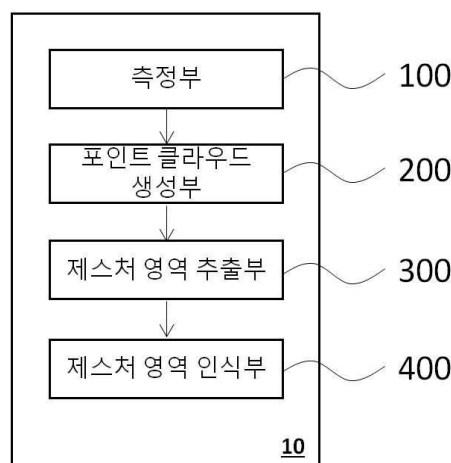
심사관 : 이상현

(54) 발명의 명칭 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템

(57) 요약

본 발명은 핸드 제스처 영역을 추출하고 인식하는 시스템에 관한 것으로, FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템에 관한 것이다. 본 발명은 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하고, 포인트 클라우드와 LSTM을 이용하여 추출된 제스처 영역을 인식하기에 시간적, 인적 자원을 확보할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G01S 13/62 (2013.01)

G01S 13/89 (2022.01)

G06F 3/011 (2022.02)

G06N 3/044 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 2710013554

과제번호 2022R1F1A1066371

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 개인기초연구(과기정통부)

연구과제명 메타버스 콘텐츠에서 사용할 수 있는 음성에 따른 자연스러운 감정 표현이 가능한

3D 얼굴 자동 생성 솔루션 개발

과제수행기관명 국립한밭대학교

연구기간 2024.03.01 ~ 2025.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1345370812

과제번호 2021RIS-004

부처명 교육부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 지자체대학협력기반지역혁신사업

연구과제명 (대전세종충남지역혁신플랫폼)충남대학교

과제수행기관명 충남대학교

연구기간 2024.03.01 ~ 2025.02.28

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템에 있어서,

FMCW 레이더를 이용하여 손의 거리, 속도, 각도를 측정하는 측정부,

상기 손의 거리, 각도 정보로 x , y , z 좌표 형식의 3차원 포인트 클라우드를 획득하고, 추가적으로 각 포인트 클라우드에 속도를 추가하는 포인트 클라우드 생성부,

실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하여 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력벡터를 형성하는 제스처 영역 추출부 및

상기 포인트 클라우드 입력벡터와 LSTM을 이용하여 학습하고 인식률 목표 달성 여부에 따라 재학습 또는 종료를 결정하여 포인트 클라우드로 핸드 제스처를 인식하는 제스처 영역 인식부를 포함하되,

상기 제스처 영역 추출부는 제스처 수행 시간의 기준값보다 빠르게 취해진 제스처 영역은 제로 패딩으로 나머지 영역을 채우고, 느린 제스처 영역은 다운 샘플링하여 변환하는 것을 특징으로 하는 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 포인트 클라우드 생성부는

상기 손의 거리, 각도 정보를 좌표로 변환하여 공간상의 점들의 집합을 생성하여 포인트 클라우드를 생성하는 것을 특징으로 하는 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 제스처 영역 추출부는

상기 포인트 클라우드에 도플러 속도 정보를 추가하는 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하여 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력벡터를 형성하는 것을 특징으로 하는 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 제스처 영역 인식부는

레이더 전방에서 발생하는 시간에 따른 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터의 움직임을 좌표계 형태로 인식하는 것을 특징으로 하는 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템.

청구항 5

FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템을 이용한 방법에 있어서,

- (a)상기 시스템이 FMCW 레이더를 이용하여 손의 거리, 속도, 각도를 측정하는 단계,
- (b)상기 시스템이 상기 손의 거리, 각도 정보로 x , y , z 좌표 형식의 3차원 포인트 클라우드를 획득하고, 추가적으로 각 포인트 클라우드에 속도를 추가하는 단계,
- (c)상기 시스템이 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하여 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력벡터를 형성하는 단계 및
- (d)상기 시스템이 상기 포인트 클라우드 입력벡터와 LSTM을 이용하여 학습하고 인식을 목표 달성 여부에 따라 재학습 또는 종료로 결정하여 포인트 클라우드로 핸드 제스처를 인식하는 단계를 포함하되,
- 상기 (c)단계에서, 제로 패딩과 다운 샘플링을 적용하여 입력 벡터를 생성하며, 제스처 수행 시간의 기준값보다 빠르게 취해진 제스처 영역은 제로 패딩으로 나머지 영역을 채우고, 느린 제스처 영역은 다운 샘플링하여 변환하는 것을 특징으로 하는 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식방법.

발명의 설명

기술 분야

- [0001] 본 발명은 핸드 제스처 영역을 추출하고 인식하는 시스템에 관한 것으로, FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

- [0002] 최근 다양한 센서 기반의 제스처 인식은 자동차, 인간-컴퓨터 상호 작용, 로봇 공학 및 의료를 포함한 다양한 분야에서 실용적으로 응용되는 연구 분야로 성장하고 있다. 제스처 인식의 최대 장점은 비접촉식 상호 작용이라는 점이며 이는 바이러스 확산을 방지해야 하는 의료 관련 환경이나 전방 주시가 강요되어 장치나 표면을 만지는 것이 바람직하지 않은 차량 내 운전자의 환경과 같은 곳에서 특히 유용하다. 특히 레이더 센서는 기존 제스처 인식에 주로 쓰이는 카메라나 depth 센서에 비해 조명과 같은 환경 조건에 영향을 안 받는다는 점과 시각적 이미지를 캡처하지 않기에 프라이버시를 침해하지 않는 점, 여러 연구 결과를 통해 입증된 높은 제스처 인식률을 가질 수 있다는 여러 장점들이 있다.
- [0003] 기존 레이더 기반의 딥러닝을 활용한 제스처 인식의 경우, 레이더에서 측정된 거리, 속도, 각도 등의 정보들로 2D 이미지를 만든 후 CNN 등의 딥러닝과 결합하여 제스처 인식을 수행하였다. 딥러닝 모델의 특성상 입력 벡터 크기가 고정되어야 하기에 학습 data를 만들 시, 제한된 시간 안에 실험자가 제스처를 취하여 고정된 크기의 data를 취득하게 된다. 이러한 data의 경우 제스처의 시작과 끝 지점은 알 수 없지만 특정 시간 안에 무조건 제스처가 1번 취해진다는 가정이 있기에 학습에 최적화된 data라 할 수 있다. 하지만 실제 산업현장의 환경을 고려한다면 제스처 인식의 시간은 사람마다 다를 수 있으며, 특히 제스처를 시작하는 시점과 끝내는 시점을 알아야 실시간으로 제스처 인식을 수행할 수 있다. 또한 CNN 등의 딥러닝 모델은 필요 자원의 크기가 크기에 산업현장의 임베디드 보드 환경에서 동작함에 있어 제약사항이 있을 수 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0004] (특허문헌 0001) 공개특허 2023-0036249(2023.03.14)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0005] 본 발명은 상술한 문제를 해결하고자, 핸드 제스처 영역을 추출하고 인식하기 위해 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템을 제안함에 있다.

과제의 해결 수단

- [0006] 본 발명에 따르면, FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템에 있어서, FMCW 레이더를 이용하여 손의 거리, 속도, 각도를 측정하는 측정부, 상기 측정된 정보를 좌표로 변환하여 포인트 클라우드를 생성하는 포인트 클라우드 생성부, 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하여 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력벡터를 형성하는 제스처 영역 추출부 및 상기 포인트 클라우드 입력벡터와 LSTM을 이용하여 학습하고 인식을 목표 달성 여부에 따라 재학습 또는 종료를 결정하여 포인트 클라우드로 핸드 제스처를 인식하는 제스처 영역 인식부를 포함한다.
- [0007] 포인트 클라우드 생성부는 상기 측정된 정보를 좌표로 변환하여 공간상의 점들의 집합을 생성하여 포인트 클라우드를 생성한다.
- [0008] 제스처 영역 추출부는 상기 포인트 클라우드에 도플러 속도 정보를 추가하는 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하여 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력벡터를 형성한다.
- [0009] 제스처 영역 인식부는 레이더 전방에서 발생하는 시간에 따른 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터의 움직임을 좌표계 형태로 인식한다.
- [0010] 한편, FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템을 이용한 방법에 있어서, (a)상기 시스템이 FMCW 레이더를 이용하여 손의 거리, 속도, 각도를 측정하는 단계, (b)상기 시스템이 상기 측정된 정보를 좌표로 변환하여 공간상의 점들의 집합을 생성하여 포인트 클라우드를 생성하는 단계, (c)상기 시스템이 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하여 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력벡터를 형성하는 단계 및 (d)상기 시스템이 상기 포인트 클라우드 입력벡터와 LSTM을 이용하여 학습하고 인식을 목표 달성 여부에 따라 재학습 또는 종료를 결정하여 포인트 클라우드로 핸드 제스처를 인식하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

- [0011] 본 발명에 의하면, 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하고, 포인트 클라우드와 LSTM을 이용하여 추출된 제스처 영역을 인식하기에 시간적, 인적 자원을 확보할 수 있다.
- [0012] 또한 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터는 레이더 전방에서 발생하는 시간에 따른 움직임을 좌표계 형태로 인식할 수 있는 직관적이고 가벼운 입력 데이터이기에 높은 제스처 인식률을 확보할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0013] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 구성도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 전체 개요도이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 핸드 제스처 인식의 LSTM 딥러닝 모델 학습 과정을 나타낸 흐름도이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 시스템의 FMCW 레이더 칩 신호를 나타낸 것이다.
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 시스템의 IF 신호를 통한 레이더와 물체 간의 거리 계산을 나타낸 것이다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 칩 신호 간의 위상차를 이용한 속도 측정을 나타낸 것이다.
- 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 Rx 간의 위상차를 이용한 각도 측정을 나타낸 것이다.
- 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더가 형성하는 3차원 큐브 정보이다.
- 도 9는 본 실시예에 따른 포인트 클라우드 예시를 나타낸 것이다.

도 10은 본 실시예에 따른 도플러 포인트를 이용한 핸드 제스처 영역 추출을 나타낸 것이다.

도 11은 본 실시예에 따른 4가지 핸드 제스처를 나타낸 것이다.

도 12는 본 실시예에 따른 시스템의 시계열 포인트 클라우드가 LSTM에 입력되는 과정을 나타낸 것이다.

도 13은 본 실시예에서 제안된 기법의 실행과정 흐름도이다.

도 14는 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템을 이용한 방법의 전체 흐름도이다.

도 15는 본 발명에서 실험에 사용한 데이터셋의 엑셀 데이터 중 일부를 나타내고 있다.

도 16은 각 모델의 test set 예측 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0014] 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템은 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하고, 포인트 클라우드와 LSTM을 이용하여 추출된 제스처 영역을 인식하기에 시간적, 인적 자원을 확보할 수 있다.
- [0015] 또한 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터는 레이더 전방에서 발생하는 시간에 따른 움직임을 좌표계 형태로 인식할 수 있는 직관적이고 가벼운 입력 데이터이기에 높은 제스처 인식률을 확보할 수 있다.
- [0016] 이에 대한 자세한 설명을 첨부된 도면을 참조하여 설명하기로 한다.
- [0017] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 구성도이다.
- [0018] 도 1에 도시된 바와 같이, FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템(10)은 측정부(100), 포인트 클라우드 생성부(200), 제스처 영역 추출부(300), 제스처 영역 인식부(400)를 포함한다.
- [0019] 측정부(100)는 FMCW 레이더를 이용하여 손의 거리, 속도, 각도를 측정한다.
- [0020] 포인트 클라우드 생성부(200)는 측정부를 통해 측정된 정보를 좌표로 변환하여 포인트 클라우드를 생성한다.
- [0021] 이러한 포인트 클라우드 생성부는 측정된 정보를 좌표로 변환하여 공간상의 점들의 집합을 생성하여 포인트 클라우드를 생성한다.
- [0022] 제스처 영역 추출부(300)는 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하여 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력벡터를 형성한다.
- [0023] 이러한 제스처 영역 추출부는 포인트 클라우드에 도플러 속도 정보를 추가하는 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하여 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력벡터를 형성한다.
- [0024] 제스처 영역 인식부(400)는 포인트 클라우드 입력벡터와 LSTM을 이용하여 학습하고 인식률 목표 달성 여부에 따라 재학습 또는 종료를 결정하여 포인트 클라우드로 핸드 제스처를 인식한다.
- [0025] 제스처 영역 인식부는 레이더 전방에서 발생하는 시간에 따른 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터의 움직임을 좌표계 형태로 인식한다.
- [0027] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 전체 개요도이다.
- [0028] 본 실시예에서 제안하는 기법은 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 제스처 영역을 추출하고, 포인트 클라우드와 LSTM을 이용하여 추출된 제스처 영역을 인식하는 시스템을 구축한다.
- [0029] 제안된 기법은 크게 4가지 과정으로 구성되며 각 과정은 FMCW 레이더를 이용한 거리, 속도, 각도를 측정하는 과정, 측정된 정보를 이용하여 포인트 클라우드를 획득하는 과정, 도플러 포인트를 이용하여 핸드 제스처 영역을 추출하는 과정, 포인트 클라우드를 이용한 LSTM 모델을 학습하는 과정으로 이루어진다.

[0030] 먼저 첫 번째로, FMCW 레이더를 이용한 거리, 속도, 각도를 측정한다. FMCW 레이더는 첩 신호를 전송하는 레이더이며, 첩 신호는 시간에 따라 주파수를 증가시키는 신호를 뜻한다.

[0031] 수신안테나를 통해 수신된 신호는 Mixer를 통해 IF 신호로 변환되며, Mixer에 입력되는 두 사인과 입력을 x_1 , x_2 라 하고, 출력을 x_{out} 이라 한다면, 다음과 같다.

[0032] (식1)

$$\begin{aligned} x_1 &= \sin(w_1 t + \theta_1) \\ x_2 &= \sin(w_2 t + \theta_2) \\ x_{out} &= \sin[(w_1 - w_2)t + (\theta_1 - \theta_2)] \end{aligned}$$

[0034] 식1에서 w 는 주파수와 θ 는 위상을 나타낸다. Mixer를 통해 얻은 IF 신호를 처리하면 전방의 물체에 대한 여러 정보를 얻을 수 있다.

[0035] 두 번째로, 측정된 정보를 이용하여 포인트 클라우드를 획득한다. 본 발명에서 사용한 FMCW 레이더의 안테나 수는 3Tx, 4Rx이며 Rx가 2x2 배열 형태이기에 수평과 수직에 대한 각도를 알 수 있다. 따라서, 레이더로 측정된 거리(d), 각도 정보로 x , y , z 좌표 형식의 3차원 포인트 클라우드를 획득할 수 있다. 추가적으로 각 포인트 클라우드에는 도플러 속도 정보까지 추가하여 본 발명에서 사용하는 포인트 클라우드는 4차원 정보이다. 도플러 속도는 현재 측정된 포인트가 레이더와 가까워지는 중인지, 멀어지는 중인지에 대한 정보를 포함하고 있기에 제스처 인식에 중요한 요소가 된다.

[0036] 세 번째로, 도플러 포인트를 이용하여 핸드 제스처 영역을 추출한다. 도플러 포인트는 현재 레이더 전방에 움직임을 얼마나 있는지를 수치적으로 나타내는 지표이다. 만약 레이더 전방에 제스처가 한번 취해졌다면 도플러 포인트의 수는 급하게 증가하였다가 떨어지는 그래프의 경향을 보이게 된다. 도플러 포인트 그래프의 곡선은 실제로 완전한 곡선의 형태를 보이지 않기에 평균 필터를 적용하였다. 특정 임계값을 기준으로 정하고 지속적으로 도플러 포인트의 수를 측정한다면 제스처의 시작과 끝을 알 수 있기에 자동으로 핸드 제스처 영역을 추출할 수 있다.

[0037] 마지막으로는 포인트 클라우드를 이용한 LSTM 모델을 학습한다. 레이더 처리 속도는 10fps이고, 한 번의 제스처가 실험자에 따라 다르겠지만 늦어도 최대 0.8초가 걸리는 것을 확인하여, 8개의 시계열 포인트 클라우드 정보를 LSTM 모델의 학습에 사용하였다. 0.8초보다 빠르게 취해진 제스처 영역은 제로 패딩으로 나머지 영역을 채웠고, 느린 제스처 영역은 다운 샘플링하여 0.8초에 해당하는 영역으로 변환하였다. 첩 신호 1회 처리마다 여러 개의 포인트 클라우드 중 가장 레이더와 거리가 가까운 하나가 선별되고, 포인트 클라우드는 x , y , z , 도플러 속도 총 4개 종류의 data를 가지고 있기에 0.1초에 해당하는 입력 벡터는 1x4이다. 따라서 LSTM 모델 학습에 쓰이는 시계열 입력 벡터는 0.8초의 제스처 영역인 8x4 크기의 시계열 포인트 클라우드이다. 이러한 시계열 형태의 포인트 클라우드는 LSTM의 학습에 쓰이게 되며, 최종적으로 학습된 모델은 핸드 제스처 인식에서 활용된다.

[0038] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 핸드 제스처 인식의 LSTM 딥러닝 모델 학습 과정을 나타낸 흐름도이다.

[0039] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 FMCW 레이더의 첩 신호를 나타낸 것이다.

[0040] FMCW 레이더를 이용한 거리, 속도, 각도 측정과 관련하여, FMCW 레이더는 첩 신호를 전송하는 레이더이며, 첩 신호는 도 4와 같이 시간에 따라 주파수를 증가시키는 신호를 뜻한다. 수신안테나를 통해 수신된 신호는 Mixer를 통해 IF 신호로 변환되며, Mixer에 입력되는 두 입력을 x_1, x_2 라 하고, 출력을 x_{out} 이라 한다면, 각 변수를 나타내는 식은 위에서 언급한 (식 1)과 같다. Mixer를 통해 얻은 IF 신호를 처리하면 전방의 물체에 대한 여러 정보를 얻을 수 있다.

[0041] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 IF 신호를 통한 레이더와 물체 간의 거리 계산을 나타낸 것이다.

[0042] 거리 측정과 관련하여, 만약 레이더 앞에 단일 물체가 있다면 도 5와 같은 IF 신호를 생성하며 T 는 레이더와 물체 사이의 왕복 시간을 나타내고 S는 첩의 기울기를 나타낸다. 따라서 레이더 앞에 있는 단일 물체는 일정한 주파수의 IF 신호를 생성하며 이 주파수는 $S_T = S^2 d/c$ 로 표현된다.(d = 물체의 거리, c = 빛의 속도).

IF 신호를 FFT하면 S_T 의 주파수를 알 수 있으므로 레이더 앞의 물체와의 거리는 $d = S_T c / 2S$ 를 통해 계산되게 된다.

[0043] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 첩 신호 간의 위상차를 이용한 속도 측정을 설명하기 위한 도면이다.

[0044] 속도 측정과 관련하여, FMCW 레이더는 지속적으로 첩 신호를 송수신하며, 속도는 두 번의 첩을 사용하여 구할 수 있다. 거리의 작은 변화는 위상차를 발생시키며, 도 6과 같이 T_c 로 분리된 두 개의 첩을 전송하면 각 첩에 해당하는 거리-FFT의 결과는 동일한 위치에서 피크를 나타낸다. 하지만 위상이 다르기에 위상차(w)를 구할 수 있고, 이를 이용해 (식 2)와 같이 속도를 구할 수 있다.

[0045] (식 2)

$$\omega = \frac{4\pi v T_c}{\lambda}, \quad v = \frac{\lambda \omega}{4\pi T_c}$$

[0046]

[0047] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템의 Rx 간의 위상차를 이용한 각도 측정을 나타낸 것이다.

[0048] 각도 측정과 관련하여, 2개의 RX 안테나가 있다면 도 7과 같이 안테나 사이의 거리 d에 따라 각 안테나의 2D-FFT는 동일한 위치에서 위상이 다른 피크를 갖게되며, 측정된 위상차(w)를 사용하여 물체와의 각도를 추정할 수 있다. Rx 간의 위상차를 이용해 각도를 구하는 식은 다음과 같다.

[0049] (식 3)

$$\omega = \frac{2\pi d \sin(\theta)}{\lambda}, \quad \theta = \sin^{-1}\left(\frac{\lambda \omega}{2\pi d}\right)$$

[0050]

[0051] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더가 형성하는 3차원 큐브 정보이다.

[0052] 측정된 정보를 이용한 포인트 클라우드 획득과 관련하여, IF신호는 Tx*Rx의 수만큼 수신되며 도 8은 1Tx, 4Rx일 경우 형성되는 3차원 큐브 형태를 나타낸다.

[0053] N은 첩 신호를 ADC 샘플링하는 수이고, P는 프레임당 첩의 수를 나타낸다.

[0054] 만약 도 8과 같이 x, y, z 방향을 정의한다면 FMCW 레이더가 수신된 한 번의 첩을 ADC 한다는 것은 x, y 평면에 해당하는 큐브 단면 정보를 얻을 수 있다는 것을 의미한다. 또한 FMCW 레이더가 지속적으로 수신되는 첩을 ADC 샘플링 한다면 z 방향으로 3차원 큐브가 쌓이게 된다는 것을 의미한다. FMCW 레이더는 지속적으로 3차원 큐브를 3방향으로 CFAR(Constant False Alarm Rate)등의 신호 처리 과정을 포함하여 FFT 하면서 거리, 속도, 각도 정보를 측정하게 된다.

[0055] 본 발명에서 사용한 FMCW 레이더의 안테나 수는 3Tx, 4Rx이며 Rx가 2x2 배열 형태이기에 수평과 수직에 대한 각도를 알 수 있다. 따라서, 레이더로 측정된 거리(d), 각도 정보로 (식 4)를 이용하여 x, y, z 좌표 형식의 3차원 포인트 클라우드를 획득할 수 있고 도 9는 예시를 나타낸다.

[0056] (식4)

$$\begin{aligned}x &= d \times \sin(Azimuth(\theta)) \times \cos(Elevation(\theta)) \\y &= d \times \cos(Azimuth(\theta)) \times \sin(Elevation(\theta)) \\z &= d \times \sin(Elevation(\theta))\end{aligned}$$

[0057]

[0058] 도 9는 본 실시예에 따른 포인트 클라우드 예시를 나타낸 것이다.

[0059] 추가적으로 각 포인트 클라우드에는 도플러 속도 정보까지 추가하여 본 발명에서 사용하는 포인트 클라우드는 4차원 정보이다. 도플러 속도는 현재 측정된 포인트가 레이더와 가까워지는 중인지, 멀어지는 중인지에 대한 정보를 포함하고 있기에 제스처 인식에 중요한 요소가 된다.

[0060] 도플러 포인트를 이용한 핸드 제스처 영역 추출과 관련하여, 도플러 포인트는 측정된 포인트 클라우드에서 도플러 속도가 0이 아닌 포인트의 수를 모두 더하여 구할 수 있다.

[0061] 도플러 포인트는 현재 레이더 전방에 움직임이 얼마나 있는지를 수치적으로 나타내는 지표이다.

[0062] 도 10은 본 실시예에 따른 도플러 포인트를 이용한 핸드 제스처 영역 추출을 나타낸 것이다.

[0063] 만약 레이더 전방에 제스처가 한번 취해졌다면 도 10과 같이 도플러 포인트의 수는 급하게 증가하였다가 떨어지는 그래프의 경향을 보이게 된다. 도플러 포인트 그래프의 곡선은 실제로 완전한 곡선의 형태를 보이지 않기에 평균 필터를 적용하였다. 특정 임계값을 기준으로 정하고 지속적으로 도플러 포인트의 수를 측정한다면 제스처의 시작과 끝을 알 수 있기에 자동으로 핸드 제스처 영역을 추출할 수 있다. 핸드 제스처 영역이 추출되었다면 시작과 끝 지점에 해당하는 시간의 포인트 클라우드 정보가 최종적으로 LSTM 모델의 학습과 인식에 쓰이게 된다. 포인트 클라우드는 칩 신호를 한번 처리할 때마다 여러 개가 측정되지만 본 발명에서는 그 중, 레이더와 거리가 가장 가까운 포인트 하나만을 선별하여 사용하였다.

[0064] 한편, 본 발명에서는 제스처가 레이더와 근접하게 취해진다는 가정을 두고, 레이더 전방의 1m 내에 해당하는 영역의 도플러 포인트만 사용하였다. 그 이유로는 만약 모든 영역의 도플러 포인트를 사용할 경우, 레이더와 먼 거리의 도플러 속도까지 포함되기에 제스처 영역 추출의 오류가 있을 수 있기 때문이다.

[0065] 도 11은 본 실시예에 따른 4가지 핸드 제스처를 나타낸 것이다.

[0066] ④ LSTM 모델 학습을 위한 제스처 라벨링과 관련하여, 본 발명에서의 핸드 제스처의 종류는 도 11과 같이 총 4가지로 구성되어 있다. ① FMCW 레이더를 이용한 거리, 속도, 각도 측정, ② 측정된 정보를 이용한 포인트 클라우드 획득, ③ 도플러 포인트를 이용한 핸드 제스처 영역 추출과정을 거쳐 핸드 제스처 영역이 추출되면 그에 해당하는 제스처 종류가 라벨링되어야 학습이 가능하다. 이러한 방식으로 실험자들이 취한 제스처마다 어떤 제스처를 취하였는지 모두 라벨링하여 데이터셋을 구축하게 된다.

[0067] ⑤ 포인트 클라우드를 이용한 LSTM 모델 학습과 관련하여, LSTM(Long Short-Term Memory)은 시계열 데이터의 예측에 주로 쓰이는 딥러닝 모델이다. LSTM은 RNN(Recurrent Neural Network)의 Gradient Vanishing 문제를 해결하기 위해 고안된 모델이며 이전 정보를 오랫동안 기억할 수 있는 메모리 셀을 가지고 있어 긴 입력 데이터를 처리할 수 있다.

[0068] 본 발명에서의 레이더 처리 속도는 10fps이고, 한 번의 제스처가 실험자에 따라 다르겠지만 늦어도 최대 0.8초가 걸리는 것을 확인하여, 시퀀스 8의 시계열 포인트 클라우드 정보를 LSTM 모델의 학습에 사용하였다. 0.8초보다 빠르게 취해진 제스처 영역은 제로 패딩으로 나머지 영역을 채웠고, 느린 제스처 영역은 다운 샘플링하여 0.8초에 해당하는 영역으로 변환하였다. 칩 신호 1회 처리마다 여러 개의 포인트 클라우드 중 가장 레이더와 거리가 가까운 하나가 선별되고, 포인트 클라우드는 x, y, z, 도플러 속도 총 4개 종류의 data를 가지고 있기에 0.1초에 해당하는 입력 벡터는 1x4이다. 따라서 LSTM 모델 학습에 쓰이는 0.8초의 제스처 영역의 시계열 입력 벡터는 1x4의 입력 벡터가 시퀀스 8로 차례대로 8번 입력에 들어가는 구조이다. 이러한 시계열 형태의 포인트 클라우드는 LSTM의 학습에 쓰이게 되며, 최종적으로 학습된 모델은 도 12와 같이 핸드 제스처 인식에서 활용된다.

[0069] 도 12는 본 실시예에 따른 시스템의 시계열 포인트 클라우드가 LSTM에 입력되는 과정을 나타낸 것이다.

[0070] 우선 사용자가 제스처를 취하게 되면 레이더로부터 측정되는 정보로부터 포인트 클라우드를 획득한다. 레이더에서 측정되는 거리, 속도, 각도 정보는 x, y, z, 도플러 속도 형태의 포인트 클라우드로 도출될 수 있다. 그 후,

도플러 포인트를 이용하여 추출된 제스처 영역에 해당하는 포인트 클라우드를 LSTM 모델의 입력으로 넣게 된다. 입력으로 들어가는 포인트 클라우드는 제스처의 시작과 끝 지점에 해당하기에 시계열 형태의 포인트 클라우드가 된다. 마지막으로 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력으로부터 얻어진 LSTM의 출력 값에 따라 핸드 제스처가 어떤 결과인지 인식하게 된다.

[0071] 본 발명에서의 LSTM 모델 구조는 LSTM 모델 구조는 하나의 LSTM 입력과 은닉, 출력 총 3개의 레이어로 구성되었으며 은닉 레이어와 출력 레이어의 차원은 각각 10, 1로 구성하였다. 손실 함수(Loss function)는 MSE를 사용하였고, 옵티마이저는 Adam을 사용하였다. 학습률은 0.0001, Epoch은 500번으로 설정하였다. 데이터의 경우, 전체 데이터 10을 기준으로 8:2(학습:테스트)로 분배하였다.

[0072] 도 13은 본 실시예에서 제안된 기법의 실행과정 흐름도이다.

[0073] 실행과정은 학습 과정에서 학습된 LSTM 딥러닝 모델을 이용하여 수행된다.

[0074] 실행과정에서는 학습 과정에서 학습된 LSTM 딥러닝 모델을 이용하여 FMCW 레이더로부터 측정된 정보를 바탕으로 핸드 제스처 영역을 추출하고, 제스처 영역의 시계열 포인트 클라우드를 LSTM의 입력에 넣어 출력되는 출력값을 통해 핸드 제스처 인식을 수행한다.

[0075] 도 14는 본 발명의 일 실시예에 따른 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템을 이용한 방법의 전체 흐름도이다.

[0076] 도 14에 도시된 바와 같이, FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식을 위한 시스템을 이용한 방법에 있어서, 본 실시예에 따른 시스템은 FMCW 레이더를 이용하여 손의 거리, 속도, 각도를 측정하는 단계(a), 측정된 정보를 좌표로 변환하여 공간상의 점들의 집합을 생성하여 포인트 클라우드를 생성하는 단계(b), 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하여 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력벡터를 형성하는 단계(c), 포인트 클라우드 입력벡터와 LSTM을 이용하여 학습하고 인식을 목표 달성 여부에 따라 재학습 또는 종료를 결정하여 포인트 클라우드로 핸드 제스처를 인식하는 단계(d)를 포함한다.

[0077] 본 발명에서는 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식 기법의 LSTM 딥러닝 모델 학습을 위해 Texas Instruments사의 IWR6843 ISK-ODS 레이더 센서를 이용하여 핸드 제스처 데이터를 얻은 뒤 직접 라벨링을 진행하여 데이터셋을 구축하였다.

[0078] 도 15는 본 발명에서 실험에 사용한 데이터셋의 엑셀 데이터 중 일부를 나타내고 있다.

[0079] 제안하는 기법인 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터와 가장 적합한 딥러닝 모델을 평가하기 위하여 [표 1]에서 딥러닝 모델들과의 MAE를 비교하였다. [표 1]의 1, 2번 딥러닝 모델은 입력 벡터에 1D Convolution을 적용하여 feature map을 얻는 과정까지는 동일하며, 필터 크기는 3, stride는 1, 채널 수는 16으로 설정하였다. 1번 모델은 Convolution 출력 채널 수에 맞게 노드를 설정하여 은닉 레이어와 출력 레이어 각 1개씩으로 구성되었다. 2번 모델은 Convolution 출력 채널 수에 맞게 3번과 동일한 LSTM 레이어를 추가한 딥러닝 모델이다. [표 1]의 딥러닝 모델들은 regression 딥러닝 모델이며 평가지표에 사용된 MAE(Mean Absolute Error)는 regression 딥러닝 모델에 주로 쓰이는 평가지표이다. 분류 문제인 제스처 인식에 regression 모델을 사용한 이유는 인식률은 동일한 수치가 나올 수 있기에 제안하는 기법과 가장 적합한 모델을 찾기에 부적합하다고 판단하였다. regression 딥러닝 모델로 설계한다면 MAE를 산출할 수 있으며, MAE는 적합성을 판단하기에 좋은 정량적 수치를 제공하는 지표이다. MAE는 수치가 낮을수록 우수함을 나타내며 실험 결과, 본 발명에서 제안하는 기법인 시계열 형태의 포인트 클라우드 + LSTM 모델이 다른 모델들보다 우수한 것이 확인되었다. 즉, 시계열 형태의 입력 벡터 정보 특징을 가장 많이 활용한 LSTM 모델이 더욱 우수한 결과를 나타낸다.

[0080] 표 1은 딥러닝 모델들과의 MAE 비교 결과를 나타낸 것이다.

표 1

No	Method	MAE ↓
1	Point cloud + 1D - CNN	0.794
2	Point cloud + 1D - CNN-LSTM	0.348
3	The proposed method (Point cloud + LSTM)	0.262

[0081]

[0082] 제안하는 기법인 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터의 객관적인 성능을 평가하기 위해 [표 2]에서 기존 기법들과 핸드 제스처 인식률을 비교하였다. 실험에 쓰인 2D 이미지는 제스처 인식에 주로 쓰이는 range-doppler 이미지이다. 평가 지표로는 인식률을 사용하였으며 테스트 데이터에서 정답을 맞춘 비율을 나타낸다. 실험 결과, 본 발명에서 제안하는 기법인 시계열 형태의 포인트 클라우드 + LSTM이 다른 기법들보다 우수한 인식률을 나타내었다.

표 2

No	Method	Recognition ↑
1	Range-doppler image + 2D - CNN	75%
2	Point cloud + 1D - CNN	72.5
3	Point cloud + 1D - CNN-LSTM	92.5
4	The proposed method (Point cloud + LSTM)	97.5%

[0083]

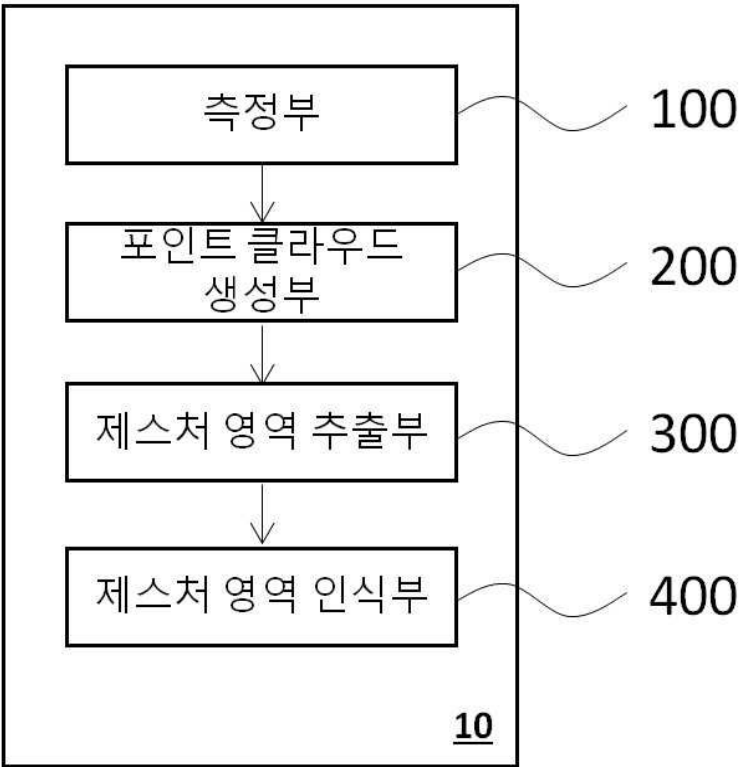
[0084] 본 발명에서는 FMCW 레이더 기반의 포인트 클라우드와 LSTM을 이용한 자동 핸드 제스처 영역 추출 및 인식 기법을 제안하였다. 제안한 기법은 기존의 방식과 다른 다음과 같은 독창성이 있다. 첫 번째, 기존의 수동적인 핸드 제스처 영역 추출 방식에서 자동으로 핸드 제스처 영역을 추출하고 인식한다. 실시간 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝을 알아낸 뒤 자동으로 제스처 영역을 추출하고, 포인트 클라우드와 LSTM을 이용하여 추출된 제스처 영역을 인식하기에 시간적, 인적 자원을 확보할 수 있다. 두 번째, 기존의 range-doppler 등의 2D 이미지를 입력 벡터로 하는 방식에서 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터 방식으로 대체한다. 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터는 레이더 진방에서 발생하는 시간에 따른 움직임을 좌표계 형태로 인식할 수 있는 직관적이고 가벼운 입력 데이터이기에 높은 제스처 인식률을 확보할 수 있다.

[0085]

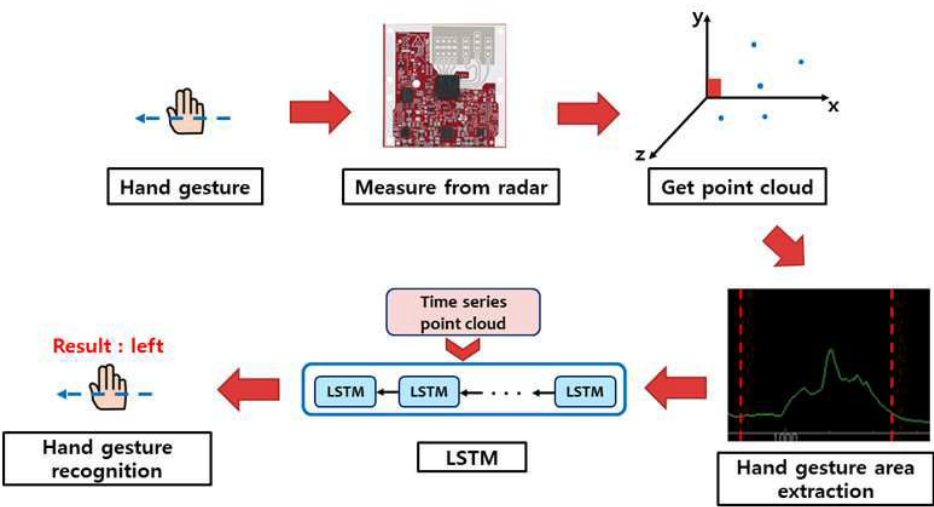
제안하는 기법의 수행 과정은 다음과 같다. FMCW 레이더로 측정된 거리, 속도, 각도 정보를 활용해 x, y, z 좌표 형식과 도플러 속도 정보를 포함한 포인트 클라우드를 활용한다. 제스처 영역은 속도 정보를 통해 얻어진 도플러 포인트를 이용하여 제스처의 시작과 끝 지점을 파악해 자동으로 핸드 제스처 영역을 추출하게 된다. 추출된 제스처 영역의 시점에 해당하는 시계열 형태의 포인트 클라우드는 최종적으로 본 발명에서 사용한 LSTM 딥러닝 모델의 학습 및 인식에 활용되게 된다. 제안하는 기법의 객관적인 신뢰성을 평가하기 위해 다른 딥러닝 모델들과 MAE를 산출하는 실험과 기존 기법들과 인식률을 산출하는 실험을 수행하여 비교하였다. 실험 결과, 시계열 형태의 포인트 클라우드 입력 벡터 + LSTM 딥러닝 모델의 MAE 값이 0.262, 인식률이 97.5%로 산출되었다. MAE는 낮을수록, 인식률은 높을수록 우수한 결과를 나타내므로 본 발명에서 제안한 기법의 효율성이 입증되었다. 도 16은 [표 1]에서 사용된 모델들의 test set 예측 그래프이며, 제스처 종류에 따라 0, 3, 6, 9로 라벨링된 참값을 예측하는 것을 보여준다. MAE가 가장 낮은 LSTM이 true 값과 가장 비슷한 예측을 하고 있는 것을 나타낸다.

도면

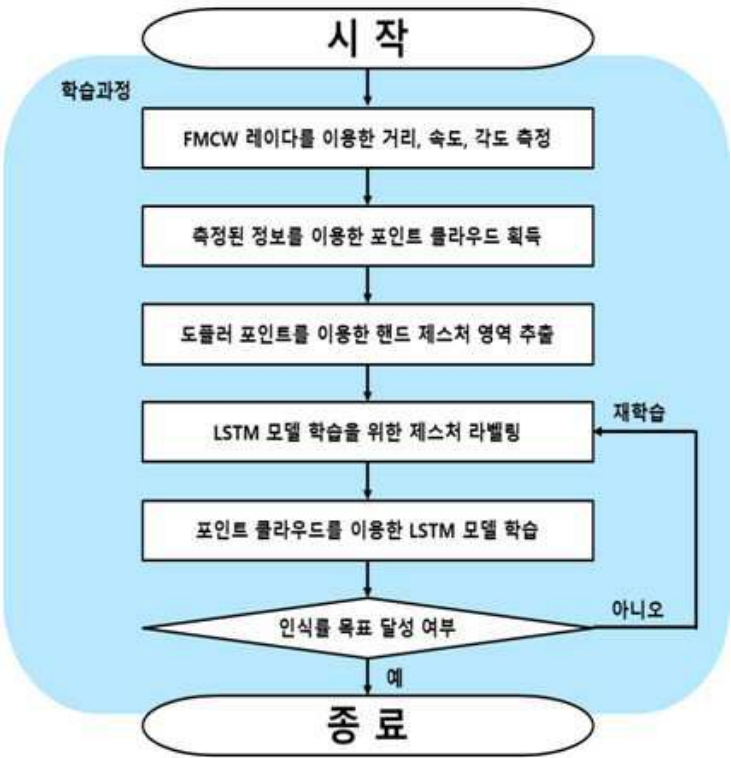
도면1



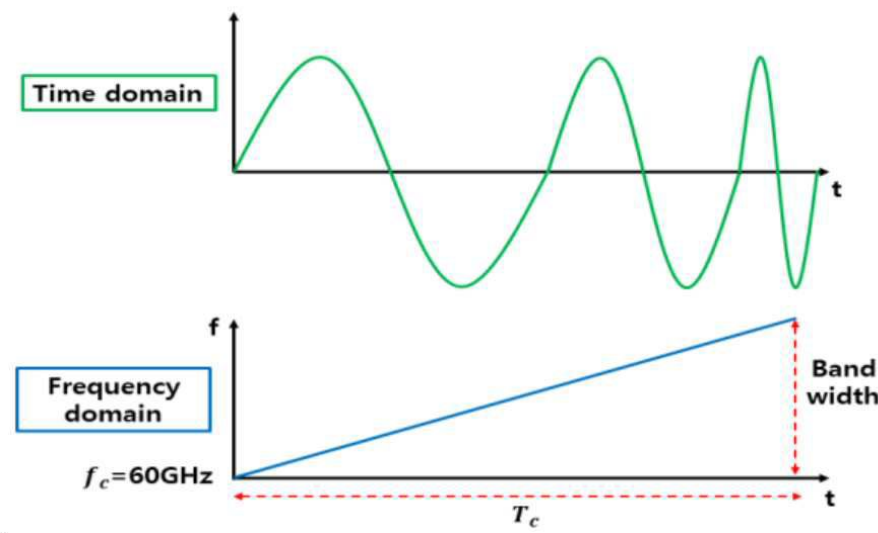
도면2



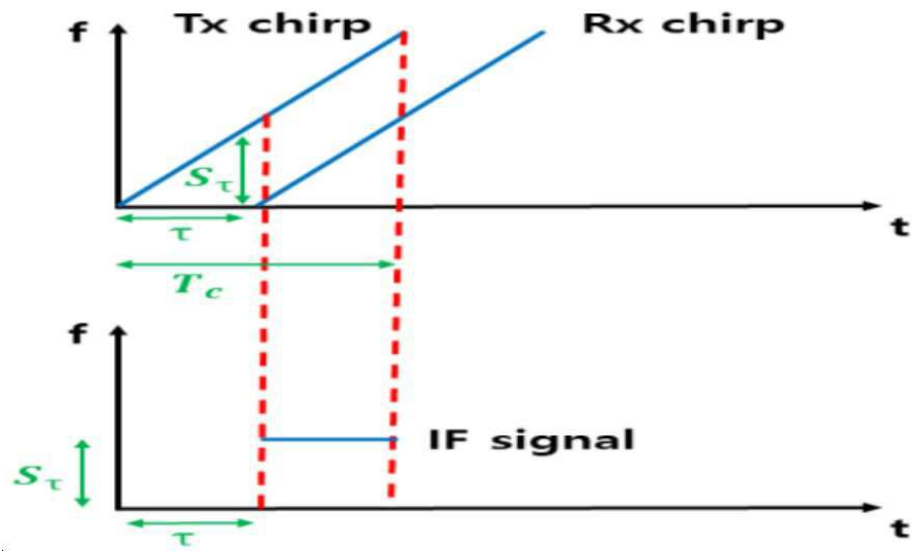
도면3



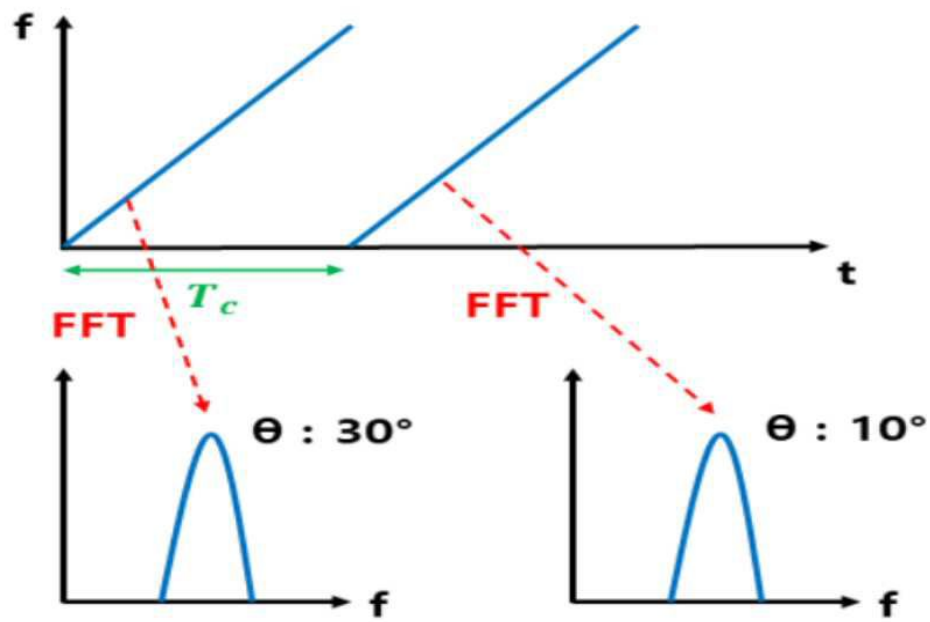
도면4



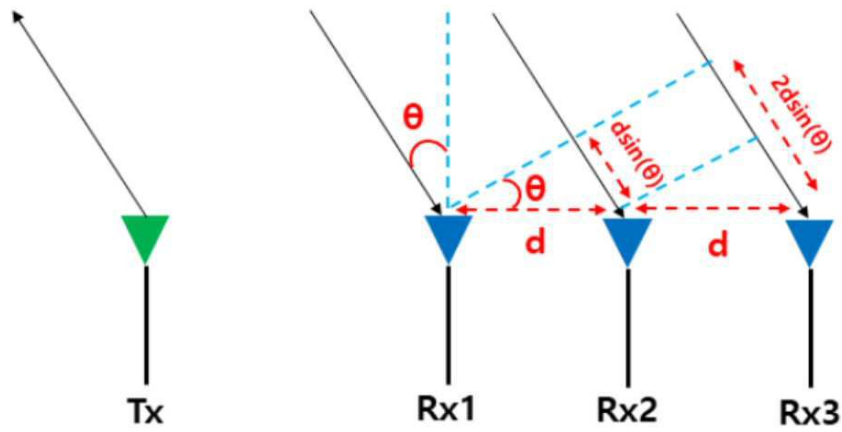
도면5



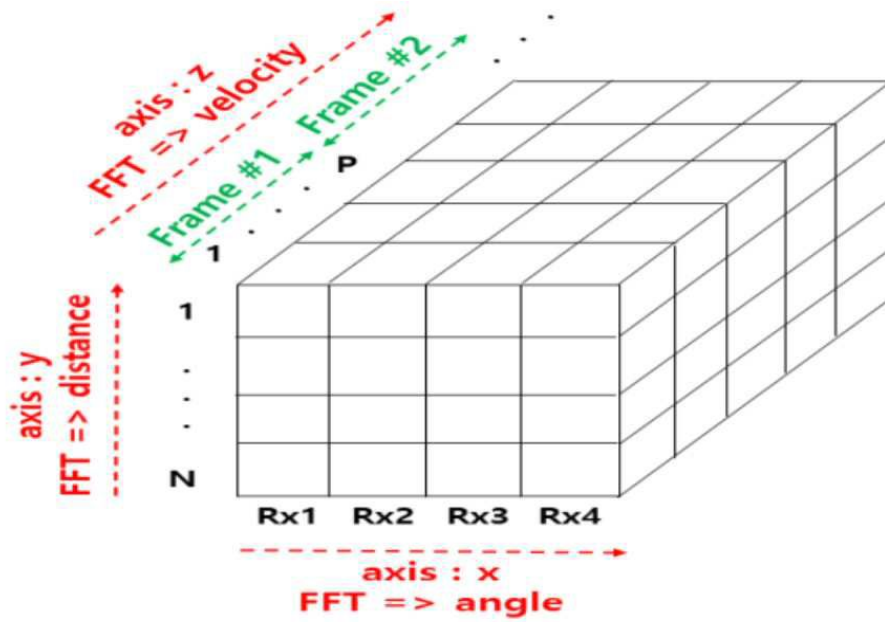
도면6



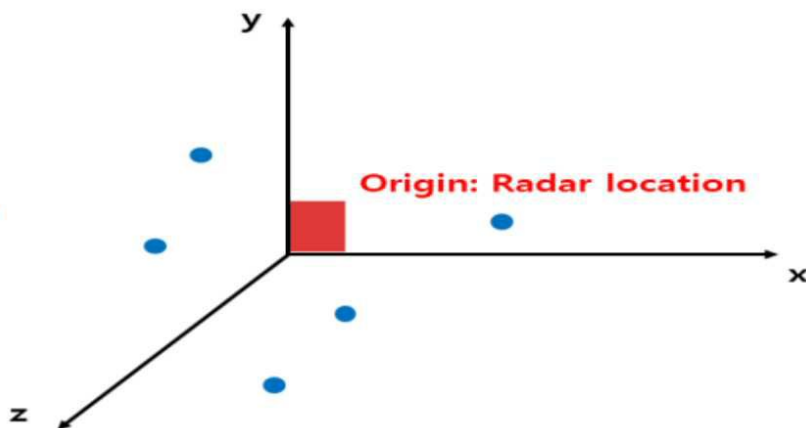
도면7



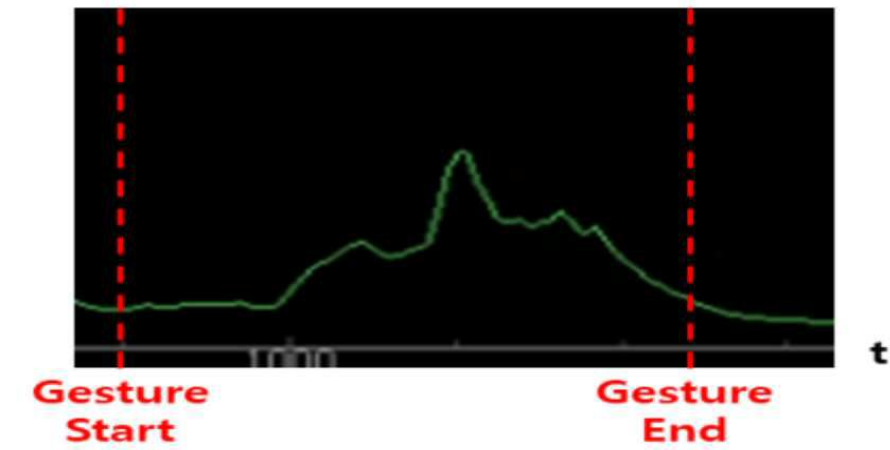
도면8



도면9



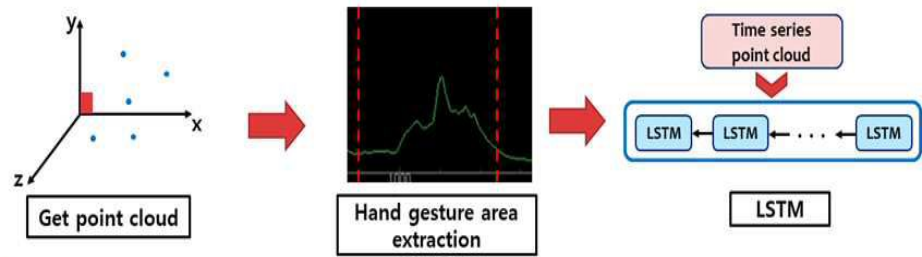
도면10



도면11



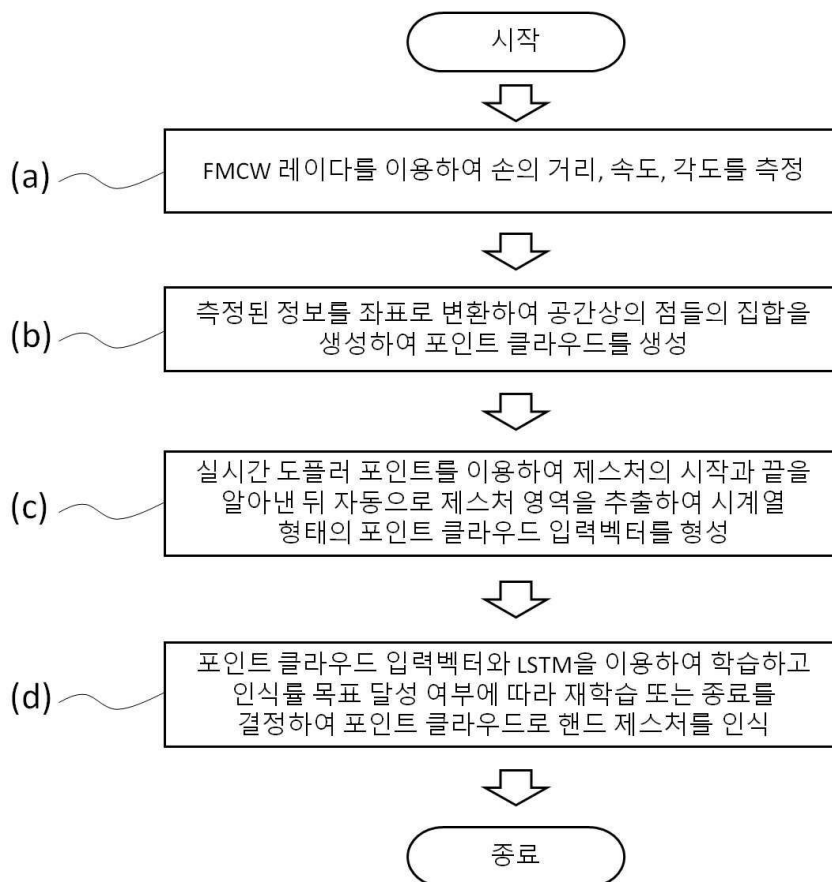
도면12



도면13



도면14



도면15

	A	B	C	D	E
1	x	y	z	d	result
2	-0.28502	0.582478	-0.10179	-0.24116	
3	-0.39699	0.452755	-0.09452	-0.24116	
4	-0.22685	0.512212	-0.05235	-0.66319	
5	-0.17595	0.48481	0	-0.90434	
6	-0.18904	0.422861	0.072708	-0.96463	
7	-0.22249	0.349856	0.078525	-0.78377	
8	-0.26757	0.253437	0.0698	-0.48232	
9	0.325734	0.145115	0.116334	0.241159	1
10	0.183225	0.627356	0.061075	-0.42203	
11	0.170138	0.580393	0.075617	-0.6029	
12	0.19195	0.526286	0.05235	-0.66319	
13	0.207946	0.469527	0.047988	-0.72348	
14	0.232667	0.402887	0.058167	-0.66319	
15	0.232667	0.402887	0.058167	-0.66319	
16	0.248663	0.331763	0.078525	-0.54261	
17	0.302467	0.195566	0.1047	-0.24116	0

도면16

