



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0071448
(43) 공개일자 2022년05월31일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01S 7/41 (2006.01) G01S 13/72 (2006.01)
G01S 7/35 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G01S 7/417 (2013.01)
G01S 13/726 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0158573
(22) 출원일자 2020년11월24일
심사청구일자 2020년11월24일

(71) 출원인
한밭대학교 산학협력단
대전광역시 유성구 동서대로 125 (덕명동)
(72) 발명자
정의립
대전광역시 유성구 어은로 57 한빛아파트 101동 1802호
최재웅
대전광역시 유성구 지족북로 33 한화꿈에그린1블럭 101동 2801호
이의수
충청남도 보령시 주포면 충서로 3444-23
(74) 대리인
이은철, 이우영

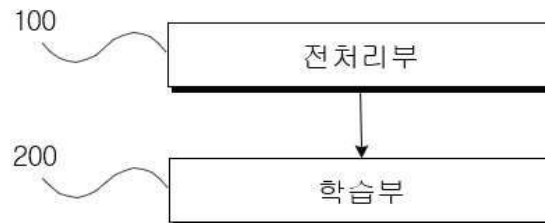
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 발명의 명칭 **합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템 및 방법**

(57) 요약

본 기술은 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템 및 방법이 개시된다. 이러한 기술에 대한 구체적인 구현 예는 이동객체로부터 반사된 수신신호 및 기 정해진 피크를 토대로 이동객체의 상대 속도 및 거리에 대한 2차원 주기를 생성하고 생성된 2차원 주기를 입력으로 학습 수행하여 이동객체의 수를 추정함에 따라, SNR (Signal to Noise Ratio)과 잡음 분산 등의 주파수 자원 없이도 이동하는 객체를 실시간으로 식별할 수 있으며 연산 복잡도를 줄일 수 있고, 이에 시스템에 대한 신뢰도를 향상시킬 수 있는 효과를 얻는다

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

G01S 7/356 (2021.05)

G01S 7/411 (2013.01)

G06N 3/08 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711081183
과제번호	2018-0-01663-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	방송통신산업기술개발(R&D)
연구과제명	통신-센싱 융합 B5G 밀리미터파 응용 시스템 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	광운대학교 산학협력단
연구기간	2018.07.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

OFDM 레이더 시스템에서 전송하고자 하는 심볼을 시간 영역으로 변환한 다음 CP(Cyclic Prefix)를 추가하여 전송 신호를 생성하고 생성된 전송 신호를 전송하는 송신기; 및 이동 객체로부터의 반사신호에서 CP를 제거한 다음 주파수 영역으로 변환하여 수신 신호를 도출하는 수신기를 포함하는 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템에 있어서,

상기 수신기는,

상기 수신신호와 기 정해진 피크 지점을 토대로 이동객체의 상대 거리 및 속도를 도출하고 도출된 이동객체의 상대 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도(periodogram)를 생성하는 전처리부; 및

도출된 2차원 주기도를 입력으로 학습하여 이동객체를 추정하는 학습부를 포함하는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 전처리부는,

이동 객체로부터의 반사신호에서 CP를 제거하는 CP 제거기;

CP가 제거된 반사신호를 병렬 형태로 변환하는 S/P 변환기;

상기 S/P 변환기의 반사신호에 대해 고속 푸리에 변환(FFT)를 통해 주파수 영역으로 변환하여 수신신호를 도출하는 FFT기;

송신신호를 제거된 수신신호를 필터링하는 필터모듈;

상기 필터모듈의 수신신호의 행렬 각각에 대해 이산 푸리에 변환을 수행하여 상기 2차원 주기도를 생성하기 위한 해상도를 도출하는 DFT(Discrete Fourier Transform) 모듈; 및

도출된 해상도로 도플러 주파수 및 거리가 제한된 수신신호와 기 정해진 피크 지점을 토대로 이동객체의 상대 거리 및 속도를 도출하고 도출된 이동객체의 상대 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도를 생성하는 2차원 주기도 생성부를 포함하는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 학습부는,

입력 계층, 다수의 합성곱 계층 및 하나의 완전 결합 계층과 하나의 분류기를 포함하여 각 해상도의 수신신호에 대한 클래스를 출력하는 CNN 학습모듈; 및

출력된 각 클래스에 대해 소프트 맥스 함수를 통해 각 클래스별 확률값을 도출하고 도출된 클래스별 확률값 중 가장 큰 확률값을 가지는 클래스 내에 존재하는 반사된 이동객체의 수로 이동객체를 추정하는 이동객체 추정모듈을 구비하는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템.

청구항 4

이동 객체로부터의 반사신호에서 CP를 제거한 다음 주파수 영역으로 변환하여 수신 신호를 도출하고 도출된 수신신호에 대해 전처리하여 이동객체의 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도를 생성하는 전처리 단계; 및

상기 2차원 주기도를 입력으로 학습 수행하여 이동객체를 추정하는 학습 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 방법.

청구항 5

제4항에 있어서, 상기 전처리 단계는,

이동객체로부터의 반사신호에서 CP를 제거하는 단계;

시리얼 형태의 CP가 제거된 반사신호를 병렬 형태로 변환하는 단계;

상기 병렬 형태의 CP가 제거된 반사신호에 대해 FFT를 통해 주파수 영역으로 변환하여 수신신호를 도출하는 단계;

상기 송신신호가 제거된 수신신호를 통과하는 단계;

상기 송신신호가 제거된 수신신호의 각 행렬에 대해 이산 푸리에 변환을 수행하여 이동객체의 상대 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도의 해상도를 설정하는 단계; 및

상기 도출된 해상도로 도플러 주파수 및 거리가 제한된 수신신호와 기 정해진 피크 지점을 토대로 이동객체의 상대 거리 및 속도를 도출하고 도출된 상대 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도를 생성하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 방법.

청구항 6

제5항에 있어서, 상기 학습 단계는,

상기 2차원 주기도를 입력으로 합성곱 신경망을 통해 학습 수행하는 이동객체 추정 알고리즘을 수행하되,

상기 이동객체 추정 알고리즘은

입력 계층, 다수의 합성곱 계층 및 하나의 완전 결합 계층과 하나의 분류기를 포함하여 각 해상도의 수신신호에 대한 클래스를 출력하는 단계;

상기 각 클래스에 대해 소프트 맥스 함수를 통해 각 클래스의 확률값을 도출하는 단계; 및

상기 각 클래스의 확률값 중 가장 큰 클래스 내에 존재하는 반사된 이동객체의 수신신호의 수로 이동객체의 수를 추정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 방법.

청구항 7

제5항 내지 제6항 중 한 항의 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 방법을 실행하기 위한 프로그램이 기록되고 컴퓨터에서 판단 가능한 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템 및 방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 레이더 시스템에 있어 이동 객체로부터 반사된 수신신호의 속도 및 거리에 대한 2차원 주기도를 입력으로 학습 수행하여 이동객체의 수를 추정할 수 있도록 한 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 많은 기술과 응용 분야에서 더 높은 통신 용량과 대역폭이 요구되고 있으며 다양한 무선 기반 센싱 체계의 중요성 또한 상업, 산업 및 군사 분야에서 증가하고 있다. 그러나, 사용할 수 있는 무선 스펙트럼의 부족으로 통신 및 센싱 기능을 병합하여 동일한 주파수 대역을 공유할 수 있는 통신과 레이더 시스템 간의 융합에 대한 연구가 집중되고 있다.

[0004] 예를 들어, OFDM 파형은 무선 통신에 적합하다고 알려져 있으며 다중 경로 페이딩환경에 견고하며 무선 시스템 설계와 자원 관리에 높은 유연성을 가진다. 광대역 OFDM 파형은 마찬가지로 range-Doppler 추정의 미세한 분해능을 위한 레이더 신호로서 요구사항을 만족한다. 이러한 이유로 OFDM을 기반으로 한 레이더 시스템 사용에 대

한 관심이 증가하고 있다

- [0005] 이러한 OFDM 기반 레이더 및 통신 시스템은 소프트웨어 무선 데이터 전송제어기술인 SDRs (Software Defined Radios)의 실험을 통해 개발하고 검증되었다.
- [0006] 그러나, OFDM 레이더의 실현 가능성을 제공했지만 이동 물체를 찾기 위한 상세한 알고리즘은 제공되지 않는다.
- [0007] 이에 최근에는 딥러닝 기법을 적용하여 이동 물체의 탐색에 대한 레이더 시스템에 대한 연구가 이루어지고 있으나, 송신기와 안테나 사이의 직접 결합 성분 때문에 이동 물체를 식별하는 것이 어렵다. 기존 기법은 국부 최대치를 먼저 찾고 특정 임계 값보다 큰 부분만 값을 취한다. 그 후, 도플러 주파수가 0에 가까운 피크를 직접 결합 성분으로 간주하여 제거한다. 최적의 임계 값을 얻기 위해 SNR (Signal to Noise Ratio)과 잡음 분산에 대한 정보를 필요한데 이를 얻기에는 어렵다.
- [0008] 이에 본 출원인은 OFDM 레이더의 반사 신호의 주기도 및 합성곱 신경망을 이용하여 이동 물체를 탐색할 수 있는 방안을 제안하고자 한다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0009] 따라서, 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 이동객체의 상대 속도 및 거리에 대한 2차원 주기도를 생성하고 생성된 2차원 주기도를 입력으로 학습 수행하여 이동객체의 수를 추정함에 따라, 별도의 채널에 대한 주파수 자원 없이도 용이하게 이동객체의 수를 추정할 수 있고, 이에 이동 객체를 실시간으로 식별할 수 있는 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템 및 방법을 제공하고자 한다.
- [0010] 본 발명의 목적은 이상에서 언급한 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있으며, 본 발명의 실시예에 의해 보다 분명하게 알게 될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 특허청구 범위에 나타난 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 쉽게 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0011] 이러한 특징에 따르면, 일 실시예에 따른 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템은,
- [0012] OFDM 레이더 시스템에서 전송하고자 하는 심볼을 시간 영역으로 변환한 다음 CP(Cyclic Prefix)를 추가하여 전송 신호를 생성하고 생성된 전송 신호를 전송하는 송신기; 및 이동객체로부터의 반사신호에서 CP를 제거한 다음 주파수 영역으로 변환하여 수신 신호를 도출하는 수신기를 포함하는 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템에 있어서,
- [0013] 상기 수신기는,
- [0014] 상기 수신신호와 기 정해진 피크 지점을 토대로 이동객체의 상대 거리 및 속도를 도출하고 도출된 이동객체의 상대 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도(periodogram)를 생성하는 전처리부; 및
- [0015] 도출된 2차원 주기도를 입력으로 학습하여 이동객체의 수를 추정하는 학습부를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.
- [0016] 바람직하게 상기 전처리부는,
- [0017] 이동 객체로부터의 반사신호에서 CP를 제거하는 CP 제거기;
- [0018] CP가 제거된 반사신호를 병렬 형태로 변환하는 S/P 변환기;
- [0019] 상기 S/P 변환기의 반사신호에 대해 푸리에 변환을 수행하는 주파수 영역으로 변환하여 수신신호를 도출하는 FFT기;
- [0020] 송신신호가 제거된 수신신호를 필터링하는 필터모듈;
- [0021] 상기 도출된 수신신호의 행렬 각각에 대해 푸리에 변환을 수행하여 상기 2차원 주기도를 생성하기 위한 수신신호의 해상도를 도출하는 DFT 모듈; 및
- [0022] 도출된 크기로 도플러 주파수 및 거리가 제한된 수신신호와 기 정해진 피크를 토대로 이동객체의 상대 거리 및

속도를 도출하고 도출된 상대 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도를 생성하는 2차원 주기도 생성부를 포함할 수 있다.

- [0023] 바람직하게 상기 학습부는,
- [0024] 입력 계층, 다수의 합성곱 계층 및 하나의 완전 결합 계층과 하나의 분류기를 포함하여 각 해상도의 수신신호에 대한 클래스를 출력하는 CNN 학습모델;
- [0025] 출력된 각 클래스에 대해 소프트 맥스 함수를 통해 각 클래스별 확률값을 도출하고 도출된 클래스별 확률값 중 가장 큰 확률값을 가지는 클래스 내에 존재하는 반사된 이동객체의 수로 이동객체를 추정하는 이동객체 추정모듈을 구비될 수 있다.
- [0026] 본 발명의 다른 실시 양태에 의거한 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 방법은,
- [0027] 이동객체로부터의 반사신호에서 CP를 제거한 다음 주파수 영역으로 변환하여 수신신호를 도출하고 도출된 수신신호에 대해 전처리하여 이동객체의 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도를 생성하는 전처리 단계; 및
- [0028] 상기 2차원 주기도를 입력으로 학습 수행하여 이동객체를 추정하는 학습 단계를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.
- [0029] 바람직하게 상기 전처리 단계는,
- [0030] 이동객체로부터의 반사신호에서 CP를 제거하는 단계;
- [0031] 시리얼 형태의 CP가 제거된 반사신호를 병렬 형태로 변환하는 단계;
- [0032] 상기 병렬 형태의 반사신호에 대해 FFT 수행하여 주파수 영역으로 변환하여 수신신호를 도출하는 단계;
- [0033] 상기 송신신호가 제거된 수신신호를 출력하는 단계;
- [0034] 상기 송신신호가 제거된 수신신호의 각 행렬에 대해 푸리에 변환을 수행하여 이동객체의 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도의 해상도를 설정하는 단계; 및
- [0035] 상기 도출된 해상도에 의거 도플러 주파수 및 거리가 제한된 수신신호와 기 정해진 피크 지점을 토대로 이동객체의 상대 거리 및 상대 속도를 도출하고 도출된 상대 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0036] 바람직하게 상기 학습 단계는,
- [0037] 상기 2차원 주기도를 입력으로 합성곱 신경망을 통해 학습 수행하는 이동객체 추정 알고리즘을 수행하되,
- [0038] 상기 이동객체 추정 알고리즘은
- [0039] 입력 계층, 다수의 합성곱 계층 및 하나의 완전 결합 계층과 하나의 분류기를 포함하여 각 해상도의 수신신호에 대한 클래스를 출력하는 단계;
- [0040] 상기 각 클래스에 대해 소프트 맥스 함수를 통해 각 클래스의 확률값을 도출하는 단계; 및
- [0041] 상기 각 클래스의 확률값 중 가장 큰 클래스 내에 존재하는 반사된 이동객체의 수로 이동객체를 추정하는 단계를 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0042] 일 실시 예에 따르면, 이동객체로부터 반사된 수신신호 및 기 정해진 피크 지점을 토대로 이동객체의 상대 속도 및 거리에 대한 2차원 주기도를 생성하고 생성된 2차원 주기도를 입력으로 학습 수행하여 이동객체의 수를 추정함에 따라, SNR (Signal to Noise Ratio)과 잡음 분산 등의 채널의 주파수 자원 없이도 이동하는 객체를 실시간으로 식별할 수 있다.
- [0043] 또한 일 실시예에 의거, 연산 복잡도를 줄일 수 있고, 시스템 성능을 향상시킬 수 있는 효과를 얻는다.

도면의 간단한 설명

- [0045] 본 명세서에서 첨부되는 다음의 도면들은 본 발명의 바람직한 실시 예를 예시하는 것이며, 후술하는 발명의 상

세한 설명과 함께 본 발명의 기술사상을 더욱 이해시키는 역할을 하는 것이므로, 본 발명은 그러한 도면에 기재된 사항에만 한정되어 해석되어서는 아니된다.

도 1은 일 실시예에 따른 OFDM 레이더 시스템의 구성도이다.

도 2는 일 실시예에 따른 시스템의 수신기의 세부 구성도이다.

도 3은 일 실시예에 따른 시스템의 전처리부의 세부 구성도이다.

도 4는 일 실시예에 따른 전처리부의 2차원 주기도를 보인 예시도이다.

도 5는 일 실시예의 시스템의 학습부의 세부 구성도이다.

도 6은 일 실시예의 학습부의 CNN 신경망을 보인 예시도이다.

도 7은 일 실시예에 적용되는 수신신호의 예시도이다.

도 8은 일 실시예에 의거한 이동객체를 보인 예시도이다.

도 9 및 도 10은 일 실시예의 수신신호의 입력 T 및 T+D에 대한 학습결과를 보인 도들이다.

도 11 및 도 12는 일 실시예의 수신신호의 입력 T 및 T+D에 대한 시스템 성능을 보인 도들이다.

도 13은 다른 실시예의 다중 객체 검출 과정을 보인 전체 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0046] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 실시될 수 있다. 따라서, 실시예들은 특정한 개시형태로 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0047] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.
- [0048] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0049] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로써 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0050] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0051] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시 예를 설명함으로써, 본 발명을 상세히 설명한다.
- [0052] 도 1은 일 실시예에 따른 OFDM 레이더 시스템의 구성도이고, 도 2는 도 1에 도시된 수신기의 세부 구성도이며, 도 3은 도 2의 전처리부의 세부 구성도이고, 도 4는 도 3에 도시된 전처리부의 2차원 주기도를 보인 예시도이며, 도 5는 도 2의 시스템의 학습부의 세부 구성도이고, 도 6은 도 5의 학습부의 CNN 신경망을 보인 예시도이다.
- [0053] 도 1 내지 도 6을 참조하면, 일 실시예에 따른 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템은 이동객체로부터 반사된 수신신호 및 기 정해진 피크 지점을 토대로 이동객체의 상대 속도 및 거리에 대한 2차원 주기도를 생성하고 생성된 2차원 주기도를 입력으로 학습 수행하여 이동객체의 수를 추정하도록 구비될 수 있고, 이에 OFDM 레이더 시스템은, 송신기(10) 및 수신기(20)를 포함한다.
- [0054] 여기서 송신기(10)는 전송하고자 하는 OFDM 심볼에 대해 역 푸리에 변환(IFFT)을 수행한 다음 직렬 형태로 변환(P/S)한 후 CP(Cyclic Prefix)를 추가하여 전송신호를 생성하고 생성된 전송신호 C를 이동 객체(20)로

전달한다.

[0055] 그리고 도 2 및 도 3을 참조하면 수신기(30)는 전처리부(100) 및 학습부(200)를 포함하고, 전처리부(100)은 CP(Cyclic Prefix) 제거기(110), S/P(Serial/parallel) 변환기(120), FFT(Fast Fourier Transform)기(130), 필터모듈(140), DFT(Discrete Fourier Transform) 모듈(150), 및 2차원 주기도 생성모듈(160) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 여기서, CP 제거기(110)는 이동 객체(20)로부터의 반사신호에서 CP를 제거(Remove CP)한 다음 CP가 제거된 반사신호는 S/P(120)로 전달되며, S/P(120)는 직렬 형태의 CP가 필터된 반사신호를 병렬 형태로 변환하며, 병렬형태의 반사신호는 FFT기(130)로 전달된다. 이에 CP가 제거된 반사신호는 고속 푸리에 변환(FFT)을 통해 주파수 영역으로 변환되어 수신신호 F 가 생성된다.

[0056] 여기서, 전송신호 C 및 수신신호 F 는 다음 식 1 및 식 2로 각각 나타낼 수 있다.

[0057] [식 1]

$$C = \begin{bmatrix} c_{0,0} & c_{0,1} & \cdots & c_{0,M-1} \\ c_{1,0} & c_{1,1} & \cdots & c_{1,M-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{N-1,0} & c_{N-1,1} & \cdots & c_{N-1,M-1} \end{bmatrix}$$

[0059] [식 2]

$$F_R = \begin{bmatrix} f_{0,0} & f_{0,1} & \cdots & f_{0,M-1} \\ f_{1,0} & f_{1,1} & \cdots & f_{1,M-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{N-1,0} & f_{N-1,1} & \cdots & f_{N-1,M-1} \end{bmatrix}$$

[0061] 여기서, N 은 FFT 사이즈이고, 벡터 신호 c_m 은 IFFT(inverse FFT)를 의거한 시간 도메인 신호이다. 또한 송신신호 및 수신신호의 각 행렬의 행은 부반송파에 있는 데이터이고 행렬의 열은 OFDM 심볼에 있는 데이터이다. 이에 부반송파 간격이 Δf 이면 OFDM 심볼 주기 $T = 1/\Delta f$ 이고, CP의 보호 시간은 T_c 이며 반송파 주파수는 f_c 이다.

[0062] 그리고 송신기(10)와 정확하게 동기화되어 시간 또는 주파수 편차가 제거된 수신신호 $(F_R)_{k,l}$ 는 다음 식 3으로 나타낼 수 있다.

[0063] [식 3]

$$(F_R)_{k,l} = \sum_{h=0}^{H_t-1} b_h(C)_{k,l} e^{j2\pi T f_{D,h} l} e^{-j2\pi \tau_h \Delta f k} e^{j\Phi_h} + \sum_{i=0}^{H_t-1} b_i(C)_{k,l} e^{-j2\pi \tau_i \Delta f k} e^{j\Phi_i} + (\tilde{Z})_{k,l}$$

[0065] 여기서, H_t 는 반사된 이동객체의 수로 $h+1$ 번째 이동객체는 d_h 의 거리를 가지는 경우 지연 시간 $\tau_h (= d_h/c_0)$ 이며, c_0 는 광속도이고, $f_{D,h}$ 는 도플러 주파수이며, Φ_h 는 알 수 없는 잡음으로 인한 위상 편차이고, $(C)_{k,l}$ 는 (k,l) 요소의 전송신호의 행렬이다. 그리고, 감쇠 계수 b_h 는 포인트 산란 모델을 이용하여 도출되며, 하기 식 4로 나타낼 수 있다.

[0066] [식 4]

$$b_h = \sqrt{\frac{c_0 \sigma_{RCS h}}{(4\pi)^3 d_h^4 f_c^2}}$$

[0068] 여기서 σ_{RCS} 는 레이더 반사 면적이다. 또한 H_t 는 직접 결합 성분의 수이고 직접 결합 성분은 송수신기와 안테나의 하드웨어에 의해 생성되므로 직접 결합 성분의 시간 지연과 베이블 확률밀도함수에 따라 이동객체의 등가 거리는 0에 근접된다.

[0069] 그리고, $(\tilde{Z})_{k,l}$ 은 가우시안 백색 잡음이다.

[0070] 이 후 필터모듈(140)은 수신신호 F_R 에서 송신신호 $(C)_{k,l}$ 를 제거하여 송신신호 $(C)_{k,l}$ 가 제거된 수신신호 $(F)_{k,l}$ 를 도출하고 송신신호 $(C)_{k,l}$ 가 제거된 수신신호 $(F)_{k,l}$ 는 다음 식 6으로 나타낼 수 있다.

[0071] [식 6]

$$\begin{aligned} (F)_{k,l} &\triangleq (F_R)_{k,l} / (C)_{k,l} \\ &= \sum_{h=0}^{H_t-1} b_h e^{j2\pi T_0 f_{D,h} l} e^{-j2\pi \tau_h \Delta f k} e^{j\Phi_h} \\ &\quad + \sum_{i=0}^{H_d-1} b_i e^{-j2\pi \tau_i \Delta f k} e^{j\Phi_i} + (Z)_{k,l} \end{aligned}$$

[0072]

[0073] 이러한 수신신호 $(F)_{k,l}$ 는 DFT 모듈(150)로 전달되며 DFT 모듈(150)은 수신신호 $(F)_{k,l}$ 의 각 행렬에 대해 푸리에 변환을 수행하여 2차원 주기도(periodiogram)의 해상도를 결정한다. 즉, 수신신호에 대해 이산 푸리에 변환된 크기의 제공한 결과값으로 2차원 주기도의 해상도가 결정될 수 있다.

[0074] 즉, 수신신호 $(F)_{k,l}$ 의 첫번째 지수 함수는 도플러 주파수에 대한 사인함수로 명시될 수 있고, 수신신호 $(F)_{k,l}$ 의 두번째 지수 함수는 시간 지연 또는 거리로 명시될 수 있다.

[0075] 이에 DFT 모듈(150)에 의거 도출된 2차원 주기도의 해상도는 다음 식 7로 결정될 수 있다.

[0076] [식 7]

$$(R)_{n,m} = \frac{1}{NM} \left| \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} (F)_{k,l} (W)_{k,l} e^{-j2\pi \left(\frac{kn}{N_{FFT}} + \frac{lm}{M_{FFT}} \right)} \right|^2$$

[0077]

[0078] $R \in C^{N_{FFT} \times M_{FFT}}$ 는 수신신호 F 의 2차원 주기도이고, DFT 크기는 $N_{FFT} \times M_{FFT}$ 이다. 여기서, N_{FFT} 는 수신신호의 행에 대한 FFT이고, M_{FFT} 는 수신신호의 열에 대한 FFT이며, N_{FFT} 및 M_{FFT} 은 N 과 M 의 정수배로 설정되어 해상도가 향상될 수 있다. 이때 윈도우 행렬 $(W)_{k,l}$ 는 다음 식 8로 나타낼 수 있다.

[0079] [식 8]

$$W = W_N W_M^T, W_N \in R^{N \times 1}, W_M \in R^{M \times 1}$$

[0080]

[0081] 여기서, W_N 과 W_M 은 각각 1차원 윈도우 벡터이다.

[0082] 그리고, 2차원 주기도 생성모듈(160)은 DFT 모듈(150)에 의해 정해진 해상도로 추출된 수신신호와 기 정해진 피크 지점 $(\hat{n}, \hat{m})$ 을 토대로 이동객체의 거리 및 속도를 도출할 수 있다. 여기서 피크 지점 $(\hat{n}, \hat{m})$ 은 랜덤하게 정해진다.

[0083] 이에 이동객체의 거리 $\hat{d}$ 및 속도 $\hat{v}$ 는 식 9 및 식 10으로 각각 나타낼 수 있다.

[0084] [식 9]

$$\hat{d} = \frac{c_0 \hat{n}}{2 \Delta f N_{FFT}}$$

[0085]

[0086] [식 10]

$$\hat{v} = \frac{c_0 \hat{m}}{2 f_C T M_{FFT}}$$

[0087]

- [0088] 여기서, 부반송파 간격이 Δf 이면 OFDM 심볼 주기 $T = 1/\Delta f$ 이므로, 최대 상대 거리 및 상대 속도는 다음 식 11 및 식 12로 도출될 수 있다.
- [0089] [식 11]
- $$\left| d_{\max} \parallel \frac{c_0}{2\Delta f} \right|$$
- [0090]
- [0091] [식 12]
- $$\left| v_{\max} \parallel \frac{c_0}{2f_c T} \right|$$
- [0092]
- [0093] 여기서, 일 실시예의 OFDM 레이더 시스템은 부반송파 간격 Δf 및 OFDM 심볼 주기 T 를 충분히 작게 설계되면 이동객체의 거리 및 속도를 도출할 수 있다.
- [0094] 그리고 2차원 주기도 생성모듈(160)은 이동객체의 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도를 생성할 수 있다.
- [0095] 즉 도 4의 (a) 및 (b)를 참조하면, 수신신호의 직접 결합 성분은 속도 0일 때 존재하며 해상도 R 의 2차원 주기도에서 두 개 및 세 개의 이동객체를 확인할 수 있다. 그리고 2차원 주기도에서 이동객체의 이동 속도가 +이면 이동객체가 피크 지점 $(\hat{n}, \hat{m})$ 에 접근하고 -이면 이동객체가 피크 지점 $(\hat{n}, \hat{m})$ 에서 멀어짐을 의미한다.
- [0096] 이러한 이동물체의 속도 및 거리에 대한 2차원 주기도는 학습부(200)로 전달된다.
- [0097] 일 레로 학습부(200)는 도 5에 도시된 바와 같이, 이동객체의 속도 및 거리에 대한 2차원 주기도에 대해 학습 수행하여 이동객체의 수를 추정하는 구성을 갖추며, 이에 학습부(200)는 CNN 학습모듈(210) 및 이동객체 추정모듈(220)을 포함할 수 있다.
- [0098] 여기서, 도 6을 참조하면, CNN 학습모듈(210)은 하나의 입력계층(211)와, 다수의 합성곱 계층(212a ~ 212f)과, 하나의 완전 결합 계층(213) 및 분류기(214)를 포함하는 CNN 신경망으로 구비된다.
- [0099] 즉, 하나의 입력계층(211)는 입력된 해상도 R 의 2차원 주기도를 $200 \times 200 \times 1$ 또는 $200 \times 200 \times 2$ 의 입력 이미지 크기로 변환 후 다수의 합성곱 계층(212a ~ 212f) 중 제1 합성곱 계층(212a)에 전달한다. T는 입력 이미지 크기가 $200 \times 200 \times 1$ 일 때, T+D는 $200 \times 200 \times 2$ 일 때를 지칭한다. 제1 합성곱 계층(212a)는 기 정해진 필터, 스트라이드, 및 활성화 함수를 사용하여 배치(batch) 정규화를 수행한 다음 max pooling을 수행하여 배치 정규화를 통과한 데이터의 크기를 절반으로 축소한다. 일 레로, 16 채널의 제1 합성곱 계층(212a)의 컨볼루션은 $200 \times 200 \times 1$ 또는 $200 \times 200 \times 2$ 의 배치 크기의 2차원 주기도의 데이터를 전달받아 5x5 필터 사이즈와, 가로 1 및 세로 1의 스트라이드, 및 ReLU(Rectified Layer Unit)의 활성화 함수와 입력이 T일 때 416개의 가중치를 이용하여 배치 정규화를 수행한다. 그리고 2x2의 Max pooling 사이즈와 가로 2 및 세로 2의 스트라이드를 이용하여 max pooling을 수행하여 데이터의 크기가 축소된다. Max pooling의 출력은 제2 합성곱 계층(212b)로 전달된다.
- [0100] 32개의 채널의 제2 합성곱 계층(212b)는 5x5 필터 사이즈와, 가로 1 및 세로 1의 스트라이드와, ReLU의 활성화 함수 및 입력이 T일 때 12,832개의 가중치 수를 이용하여 제1 합성곱 계층(212a)의 출력에 대해 배치 정규화를 수행한 다음 2x2 사이즈와 가로2 및 세로2의 스트라이드를 이용하여 Max pooling을 수행하여 데이터의 크기를 절반으로 하고, Max pooling의 출력은 제3 합성곱 계층(212c)로 입력된다.
- [0101] 64개의 채널의 제3 합성곱 계층(212c)는 5x5 필터 사이즈와, 가로 1 및 세로 1의 스트라이드와, ReLU의 활성화 함수 및 입력이 T일 때 51,264 개의 가중치 수를 이용하여 제2 합성곱 계층(212b)의 출력에 대해 배치 정규화를 수행한 다음 2x2 사이즈와 가로2 및 세로2의 스트라이드를 이용하여 Max pooling을 수행하여 데이터의 크기를 절반으로 하고, Max pooling의 출력은 제4 합성곱 계층(212d)로 입력된다.
- [0102] 128개 채널의 제4 합성곱 계층(212d)은 5x5 필터 사이즈와 가로 1 및 세로 1의 스트라이드와, ReLU의 활성화 함수 및 입력이 T일 때 204,928개의 가중치 수를 이용하여 제3 합성곱 계층(212c)의 출력에 대해 배치 정규화를 수행한 다음 2x2 사이즈와 가로2 및 세로2의 스트라이드를 이용하여 Max pooling을 수행하여 데이터의 크기를 절반으로 하고, Max pooling의 출력은 제5 합성곱 계층(212e)로 입력된다.
- [0103] 256개의 채널의 제5 합성곱 계층(212e)는 5x5 필터 사이즈와, 가로 1 및 세로 1의 스트라이드와, ReLU의 활성화

함수 및 입력이 T일 때 819,456 개의 가중치 수를 이용하여 제4 합성곱 계층(212d)의 출력에 대해 배치 정규화를 수행한 다음 2x2 사이즈와 가로2 및 세로2의 스트라이드를 이용하여 Max pooling을 수행하여 데이터의 크기를 절반으로 하고, Max pooling의 출력은 제6 합성곱 계층(212f)로 입력된다.

[0104] 512개의 채널의 제6 합성곱 계층(212f)는 5x5 필터 사이즈와, 가로 1및 세로 1의 스트라이드와, ReLU의 활성화 함수 및 3,277,312 개의 가중치 수를 이용하여 제5 합성곱 계층(212e)의 출력에 대해 배치 정규화를 수행한 다음 2x2 사이즈와 가로2 및 세로2의 스트라이드를 이용하여 Max pooling을 수행하여 데이터의 크기를 절반으로 하고, Max pooling의 출력은 완전 결합 계층(Fully-connected Layer)(213)에 입력된다.

[0105] 그리고, 완전 결합 계층(213)의 출력은 분류기(214)로 전달되고, 분류기(214)는 H_t+1 개의 클래스를 출력한다. 그리고 분류기의 H_t+1 개의 클래스는 이동객체 추정모듈(220)에 전달된다.

[0106] 이동객체 추정모듈(220)는 소프트 맥스(Soft-max) 함수를 통해 각 클래스별 확률값을 도출하고 도출된 클래스별 확률값 중 가장 큰 확률값을 가지는 클래스 내에 존재하는 반사된 이동객체의 수로 이동객체를 추정한다.

[0107] 한편, 일 실시예의 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 시스템은 학습 데이터 중 배치 크기의 학습 데이터와 추정된 이동객체의 수 및 실측된 이동객체의 수에 대한 비용함수를 도출하고 도출된 비용함수를 토대로 학습 결과에 대한 검증을 수행하도록 구비될 수 있다.

[0108] 즉, CNN 신경망의 H_t+1 개의 클래스에 대한 소프트 맥스 함수의 출력 $Q(x)$, $0 \leq x \leq H_t$ 라고 가정하고, 실측된 이동객체에 대한 소프트 맥스 함수의 출력 $P(x)$, $0 \leq x \leq H_t$ 라고 가정하면, 비용함수는 추정된 이동객체와 실측된 이동객체에 대한 교차 엔트로피 함수로 정의되며 다음 식 13으로 나타낼 수 있다.

[0109] [식 13]

$$Cost = \sum_{x=0}^{H_t} P(x) \log Q(x)$$

[0110] 여기서, 실측된 이동객체에 대한 소프트 맥스 함수의 출력 $P(x)$ 는 실제 이동객체에 대한 값만 1이고 나머지는 0의 값을 가진다.

[0112] 도출된 비용함수가 최소가 되도록 가중치를 조절할 수 있고, 이때 학습 속도는 Adam 최적화 함수를 이용하여 설정될 수 있으며 본 명세서 상에서 비용함수를 토대로 가중치 및 학습 속도를 제어하는 과정에 대해 구체적으로 언급하지 아니하였으나, 당업자 수준에서 이해되어야 할 것이다.

[0114] 시뮬레이션 결과

[0115] 도 7은 일 실시예에 적용되는 OFDM 레이더 시스템의 OFDM 심볼의 스펙트럼을 보인 도면으로, 도 7를 참조하면, $F_s = 122.88MHz$, $N = 4096$, $M = 64$, $N_{FFT} = 4096$ 및 $M_{FFT} = 256$ 과, 296개의 CP, $T = 35.74\mu s$ 의 심볼 주기, $\Delta f = 30kHz$ 의 부반송파 간격의 수신 신호에 대해, 200x200 해상도의 2차원 주기를 고려하여 최대 식별 가능 거리 $\hat{d}$ 와 속도 $\hat{v}$ 는 각각 244m와 211km/h이 된다. 이에 도 5를 참조하면 OFDM 신호는 총 4096개의 부 반송파 중 1284개의 부반송파와 40MHz의 신호 대역폭과 $f_c = 28GHz$ 의 반송파 주파수를 가짐을 알 수 있다.

[0116] 도 8은 도 7의 OFDM 신호의 스펙트럼에 대한 2차원 주기를 보인 예시도로서, (a)는 레이더 반사 단면적 성분(Target: T)을 고려한 2차원 주기도이고, (b)는 레이더 반사 단면적 성분 및 직접 결합 성분(target plus direct coupling: T+D)을 고려한 2차원 주기도이다.

[0117] 일 실시예는 2차원 주기의 50000개의 데이터를 학습하는 것을 20 epoch(반복 횟수)으로 설정하여 학습을 수행한다.

[0118] 도 9 및 도 10은 최대 이동객체의 수 H_t 가 각각 2, 4, 8일 때의 학습 손실 곡선을 보인 도들로서, 도 9 및 도 10을 참조하면, 최대 이동객체 수 H_t 가 작을수록 학습 초기의 손실이 감소하고 최대 이동객체 수 H_t 가 클수록 학습 손실이 커짐을 알 수 있고, 학습이 종료되면 손실이 0이 근접됨을 확인할 수 있다. 또한 도 8의 T+D를 고려

한 학습 손실이 T를 고려한 학습 손실보다 수렴 속도가 빠르다는 것을 알 수 있다.

- [0119] 도 11 및 도 12는 T와 T+D 각각 고려한 추정에 대한 정확도인 시스템 성능을 보인 도들로서, 도 11 및 도 12를 참조하면, 신호대 잡음비(SNR: Signal to Noise ratio)가 증가할수록 이동객체의 추정 정확도가 향상됨을 확인할 수 있다.
- [0120] 그리고 최대 이동객체의 수 M 가 2일 때의 시스템 성능이 최대 이동객체의 수 M 가 4, 8일 때의 시스템 성능과 비교하여 향상됨을 확인할 수 있다.
- [0121] 즉, 최대 이동객체의 수 M 가 8이고, SNR이 10 dB 일 때 T를 고려한 시스템 성능은 0.45에 근접된 값을 가지고, T+D를 고려한 시스템 성능은 T를 고려한 시스템 성능보다 향상된다.
- [0122] 또한 최대 이동객체의 수 M 가 2 이고 SNR이 10 dB 일 때 T를 고려한 시스템 성능은 0.9로 1에 근접되고, 최대 이동객체의 수 M 가 4, 8일 때 T+D를 고려한 시스템 성능이 T를 고려한 시스템 성능보다 향상된다.
- [0123] 이에 단일 입력 이미지 T를 합성곱 신경망에 입력했을 때 보다 T+D를 입력했을 때 수신 신호에 대한 시스템 성능이 향상됨을 알 수 있다.
- [0124] 도 13은 도 1에 도시된 수신기의 이동객체의 수를 추정하는 일련의 과정을 보인 흐름도로서, 도 13을 참조하여 본 발명의 다른 실시예에 따른 합성곱 신경망 기반의 다중 물체 검출 과정을 설명한다.
- [0125] 우선 일 실시예의 수신기(30)는 이동객체로부터의 반사된 신호를 수신하여 CP를 제거한 다음 시리얼 형태의 반사신호를 병렬 형태로 변환하고, 병렬 형태의 반사신호에 대해 FFT를 통해 주파수 영역으로 변환하여 수신신호를 도출한다(단계 S11 ~ S13).
- [0126] 이 후 수신기(30)는 송신신호가 제거된 수신신호의 각 행렬에 대해 이산 푸리에 변환(DFT)을 수행하여 이동객체의 거리 및 속도를 도출하고 도출된 이동객체의 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도의 해상도를 설정한다(단계 S14 ~ S16).
- [0127] 즉, 일 실시예의 수신기(30)는 상기 도출된 크기에 의거 도플러 주파수 및 거리가 제한된 수신신호와 기 정해진 피크 지점을 토대로 이동객체의 상대 거리 및 속도를 도출하고 도출된 상대 거리 및 속도에 대한 2차원 주기도를 해상도로 생성한다.
- [0128] 단계(S17)에서, 일 실시예의 수신기(30)는 입력 계층, 다수의 합성곱 계층 및 하나의 완전 결합 계층과 하나의 분류기를 포함하여 각 해상도의 수신신호에 대한 클래스를 출력한다.
- [0129] 단계(S18, S19)에서, 일 실시예의 수신기(30)는 각 클래스에 대해 소프트 맥스 함수를 통해 각 클래스의 확률값을 도출하고 상기 각 클래스의 확률값 중 가장 큰 클래스 내에 존재하는 반사된 이동객체의 수신신호의 수로 이동객체의 수를 추정한다.
- [0130] 이에 일 실시예에서, 이동객체로부터 반사된 수신신호 및 기 정해진 피크를 토대로 이동객체의 상대 속도 및 거리에 대한 2차원 주기도를 생성하고 생성된 2차원 주기도를 입력으로 학습 수행하여 이동객체의 수를 추정함에 따라, SNR (Signal to Noise Ratio)과 잡음 분산 등의 주파수 자원 없이도 이동하는 객체를 실시간으로 식별할 수 있고, 연산 복잡도를 줄일 수 있으며, 이에 시스템에 대한 신뢰도를 향상시킬 수 있다.
- [0131] 이상에서 설명된 실시예들은 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치, 방법 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0132] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0133] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 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 광매체(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. 상기된 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

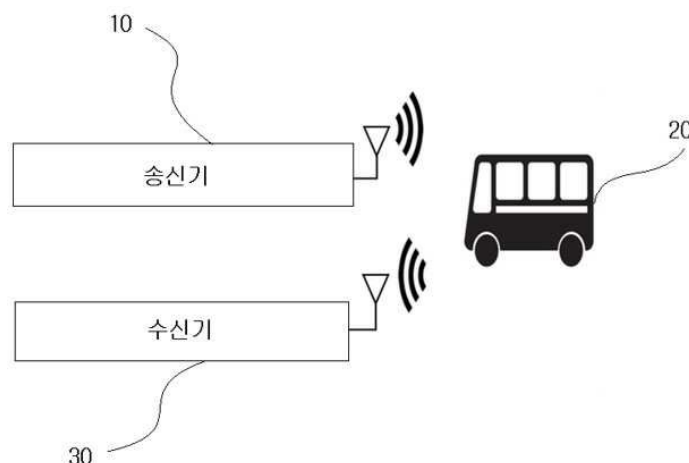
[0134] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

부호의 설명

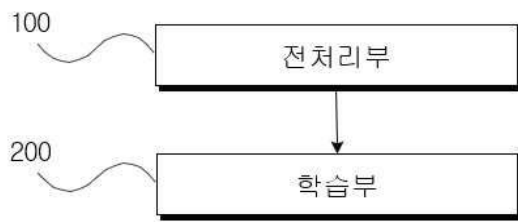
[0135] 10 : 송신기
20 : 이동객체
30 : 수신기
100 : 전처리부
200 : 학습부

도면

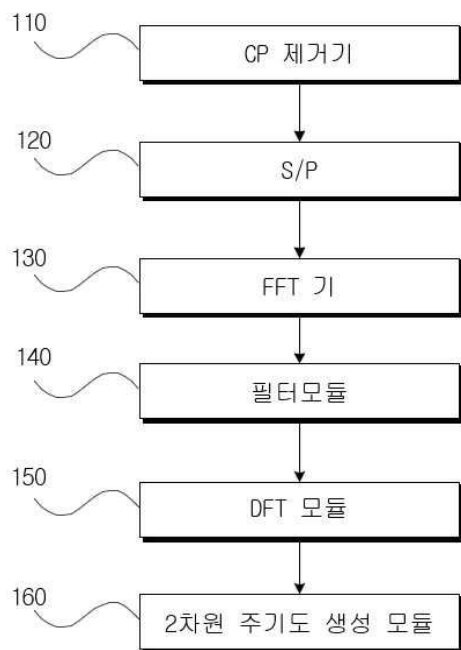
도면1



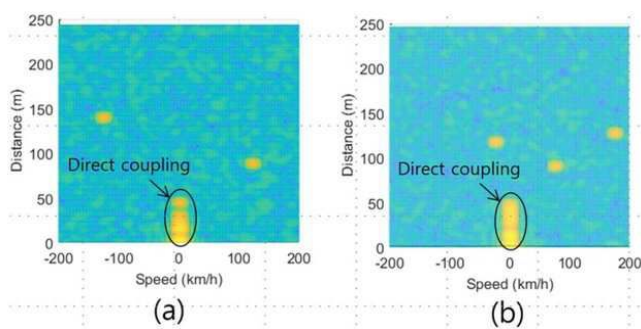
도면2



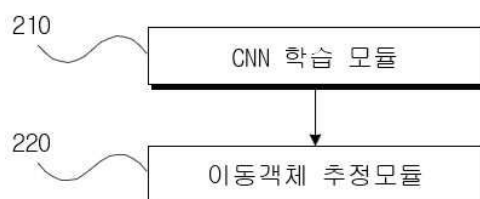
도면3



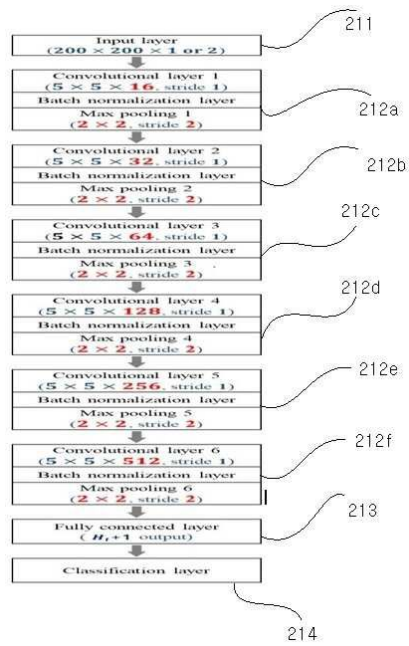
도면4



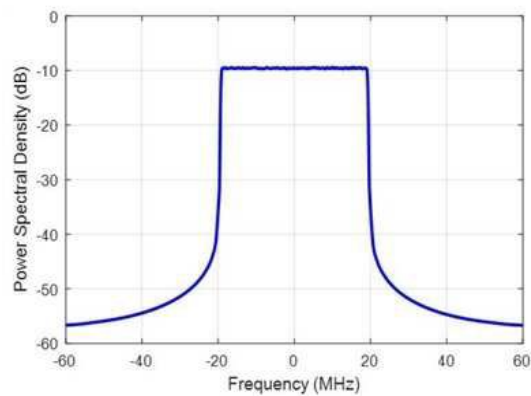
도면5



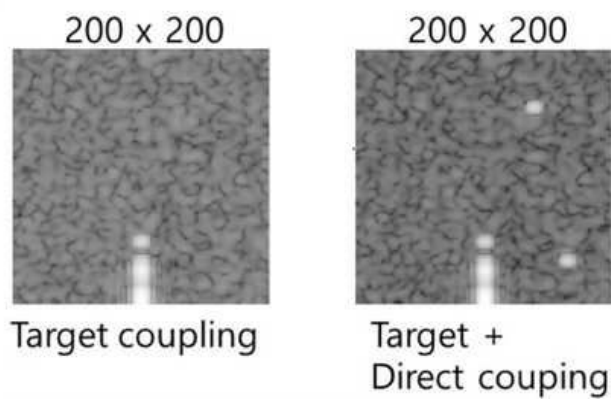
도면6



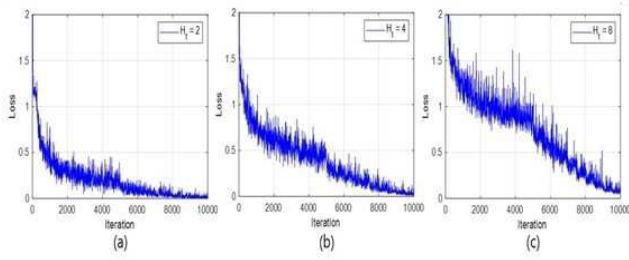
도면7



도면8

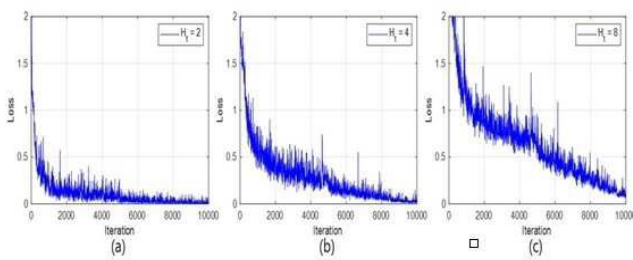


도면9



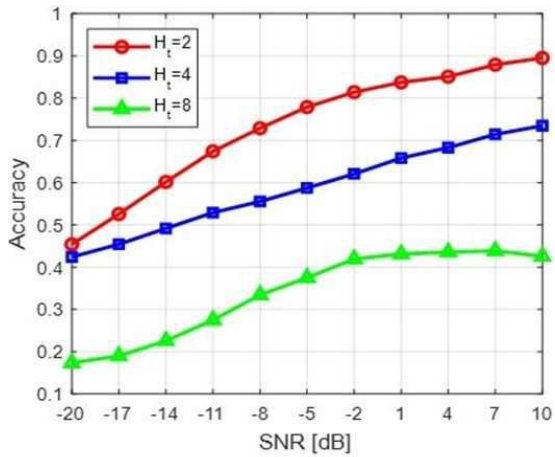
Learning curves for 'T' when (a) $H_t = 2$ (b) $H_t = 4$ (a) $H_t = 8$

도면10



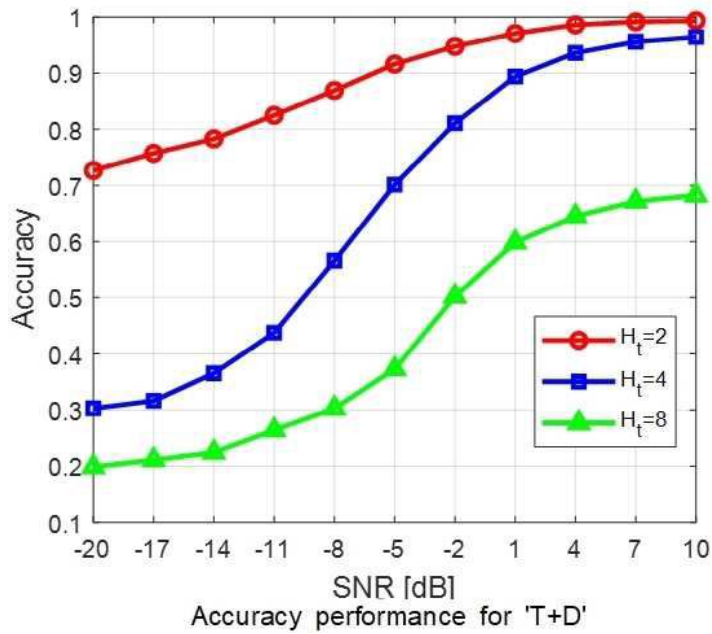
Learning curves for 'T+D' when (a) $H_t = 2$ (b) $H_t = 4$ (a) $H_t = 8$

도면11



Accuracy performance for 'T'

도면12



도면13

