(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0148097
(43) 공개일자 2024년10월11일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01S 7/41 (2006.01) *G01S 13/524* (2006.01)
G01S 13/66 (2006.01) *G01S 7/292* (2006.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G01S 7/417 (2013.01)
G01S 13/5244 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0043444
(22) 출원일자 2023년04월03일
심사청구일자 2023년04월03일

(71) 출원인
엘아이지넥스원 주식회사
경기도 용인시 기흥구 마북로 207 (마북동)
서강대학교산학협력단
서울특별시 마포구 백범로 35 (신수동, 서강대학교)
(72) 발명자
전영훈
경기도 성남시 분당구 판교로 333 (삼평동)
김영욱
서울시 마포구 백범로 35, 서강대학교, CY 417 (신수동, 서강대학교)
(74) 대리인
특허법인우인

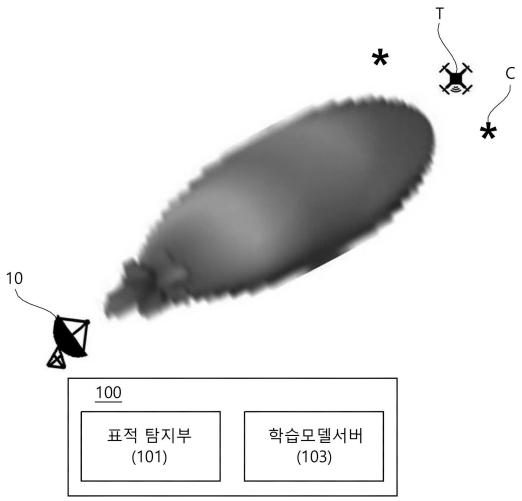
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 **인공지능 알고리즘 기반 레이다 센서의 표적탐지 장치 및 방법**

(57) 요 약

본 발명은 표적탐지 장치 및 방법에 관한 것으로서, 특히 저피탐체와 같이 탐지 확률 및 탐지 유지율이 낮은 상황에서도 보다 정확하게 표적을 탐지하고 유지할 수 있는 표적탐지 장치 및 방법에 관한 것이다. 본 발명의 일 실시예에 따른 표적탐지 장치는 표적을 탐지하기 위한 레이다 신호를 수신하는 안테나; 인공지능 알고리즘을 이용하여, 사전 수집된 표적 또는 클러터(Clutter)의 이동 궤적에 대한 특징을 학습하여 딥러닝 모델을 생성하는 학습모델 서버; 및 상기 안테나를 통해서 수신된 신호에서 표적 정보를 확인하고, Range-Doppler 다이어그램을 형성하여 상기 표적의 궤적 정보를 추출하고, 상기 추출된 표적의 궤적 정보에 대해서 상기 학습모델 서버를 이용하여 패턴을 인식하여 표적 여부를 결정하는 표적 탐지부를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G01S 13/66 (2021.01)
G01S 7/2922 (2013.01)
G06N 3/08 (2023.01)

명 세 서

청구범위

청구항 1

인공지능 알고리즘을 이용하여, 사전 수집된 표적 또는 클러터(Clutter)의 이동 궤적에 대한 특징을 학습하여 딥러닝 모델을 생성하는 학습모델 생성 단계;

표적을 탐지하기 위한 레이다 신호를 수신하는 단계;

상기 수신된 신호에서 표적 정보를 확인하여 1차적인 표적 탐지를 수행하는 단계;

상기 탐지된 표적을 기준으로 소정의 영역과 도플러를 결정하여 2차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하는 단계;

상기 형성된 다이어그램을 기반으로 상기 표적을 소정 시간 추적하여 시간축으로 순차적으로 축적된 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하는 단계;

상기 3차원 Range-Doppler 다이어그램 상에서 상기 추적된 표적의 패턴을 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출하는 단계; 및

상기 학습모델을 이용하여 상기 추출된 표적의 궤적 정보를 기반으로 상기 탐지된 물체가 표적인지 여부를 결정하는 단계;를 포함하는, 표적탐지 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

표적 여부를 결정하는 단계에서 표적으로 결정되면 상기 표적의 궤적 정보를 상기 학습모델에 반영하고, 상기 결정된 표적의 위치를 저장하는 단계;를 더 포함하는 표적 탐지 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 인공지능 알고리즘은,

시퀀스 모델(Sequence model)인 것을 특징으로 하는 표적탐지 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 시퀀스 모델은,

RNN(Recurrent Neural Network), GRU(Gated Recurrent Unit) 또는 LSTM(Long Short Term Memory) 인 것을 특징으로 하는, 표적탐지 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 1차적 표적 탐지 수행 단계는,

CFAR(Constant False Alarm Rate) 알고리즘, Auto-encoder 알고리즘 또는 클러터맵(Clutter map)을 이용하는 것을 특징으로 하는, 표적탐지 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 2차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하는 단계는,

상기 탐지된 표적을 2차원 다이어그램의 중심 또는 우측 끝단에 정렬하여 소정 영역과 도플러를 결정하여 2차원 맵으로 형성하는 것을 특징으로 하는, 표적탐지 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하는 단계는,

상기 결정된 2차원 맵의 크기에 대응되는 영역을 기준으로 레이다를 조사하여 동일한 크기의 2차원 맵을 시간축으로 소정 프레임 획득하는 것을 특징으로 하는, 표적탐지 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 표적의 궤적 정보를 추출하는 단계는,

상기 표적의 패턴을 CNN(Convolutional Neural Network)으로 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출하는 것을 특징으로 하는, 표적탐지 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 표적 여부를 결정하는 단계는,

상기 추출된 표적의 궤적 정보를 LSTM(Long Short Term Memory) 알고리즘을 이용하여 분석하여 표적 여부를 결정하는 것을 특징으로 하는, 표적탐지 방법.

청구항 10

표적을 탐지하기 위한 레이다 신호를 수신하는 안테나;

인공지능 알고리즘을 이용하여, 사전 수집된 표적 또는 클러터(Clutter)의 이동 궤적에 대한 특징을 학습하여 딥러닝 모델을 생성하는 학습모델 서버; 및

상기 안테나를 통해서 수신된 신호에서 표적 정보를 확인하고, Range-Doppler 다이어그램을 형성하여 상기 표적의 궤적 정보를 추출하고, 상기 추출된 표적의 궤적 정보에 대해서 상기 학습모델 서버를 이용하여 패턴을 인식하여 표적 여부를 결정하는 표적 탐지부를 포함하는, 표적탐지 장치.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 표적 탐지부는,

상기 안테나를 통해서 수신된 신호에서 표적 정보를 확인하여 1차적인 표적 탐지를 수행하고,

상기 탐지된 표적을 기준으로 소정의 영역과 도플러를 결정하여 2차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하고,

상기 형성된 다이어그램을 기반으로 상기 표적을 소정 시간 추적하여 시간축으로 순차적으로 축적된 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하고,

상기 3차원 Range-Doppler 다이어그램 상에서 상기 추적된 표적의 패턴을 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출하고,

상기 학습모델을 이용하여 상기 추출된 표적의 궤적 정보를 기반으로 상기 탐지된 물체가 표적인지 여부를 결정하는 것을 특징으로 하는, 표적탐지 장치.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 표적 탐지부는,

상기 탐지된 물체가 표적으로 결정되면 상기 표적의 궤적 정보를 상기 학습모델 서버의 학습모델에 반영하고, 상기 결정된 표적의 위치를 저장하는 것을 특징으로 하는, 표적탐지 장치.

청구항 13

제10항에 있어서,

상기 학습모델 서버의 상기 인공지능 알고리즘은,

RNN(Recurrent Neural Network), GRU(Gated Recurrent Unit) 또는 LSTM(Long Short Term Memory)이고,

상기 표적 탐지부는, 상기 표적의 패턴을 CNN(Convolutional Neural Network)으로 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출하는 것을 특징으로 하는, 표적탐지 장치.

청구항 14

제10항에 있어서,

상기 표적 탐지부는,

상기 결정된 2차원 맵의 크기에 대응되는 영역을 기준으로 레이다를 조사하여 동일한 크기의 2차원 맵을 시간축으로 소정 프레임 획득함으로써 상기 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하는 것을 특징으로 하는, 표적탐지 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 표적탐지 장치 및 방법에 관한 것으로서, 특히 저피탐체와 같이 탐지 확률 및 탐지 유지율이 낮은 상황에서도 보다 정확하게 표적을 탐지하고 유지할 수 있는 표적탐지 장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 최근 드론과 같은 저피탐체에 대한 탐지 성능 향상에 대한 요구가 큰 폭으로 증가하고 있다. 드론으로 대표되는 저피탐체는 현대 전장에서 게임 체인저의 역할을 하는 주요 비대칭 무기가 되고 있다. 드론은 중요 국가 시설에 위협이 될 수 있고 또한 인구 밀집 지역에는 드론 그 자체가 위험 요소가 될 수 있다.

[0003] 따라서, 소형 표적인 드론을 신뢰성 높은 수준으로 탐지할 수 있는 표적 탐지 기술에 대한 중요성이 매우 높아지고 있다. 하지만 소형 저피탐체는 레이다를 이용한 탐지가 어렵고 특히 외부 환경에 따라 탐지율이 크게 영향을 받는 특징이 있다.

[0004] 특히, 드론이 산악 지대 혹은 건물 숲과 같이 클러터(clutter)가 많은 환경에서 운용되는 경우, 이를 탐지하는 것은 매우 어렵다.

[0005] 종래에는 드론과 같은 저피탐체 표적을 탐지하기 위해서 Range-Doppler 다이어그램 상에서 Neyman-Pearson 혹은 Constant False Alarm Rate(CFAR)를 이용하여 표적을 탐지하였다.

[0006] 이후 CFAR와 Artificial Neural Networks를 접목한 알고리즘들이 개발되었고, 최근에는 Deep learning을 기반으로 하는 인공지능 기반 표적 탐지 알고리즘들이 개발되고 있는데 주로 Convolutional neural network(CNN)이나 Auto-encoder를 이용한 방식이 사용되고 있다.

[0007] 기존의 CNN와 Auto-encoder를 이용한 방법은 노이즈 환경에서 표적을 탐지 하는데에는 우수한 성능을 보이고는 있으나 클러터도 모두 표적으로 탐지해버리는 문제점이 나타나고 있다. 특히 시변화하는 클러터 환경에서는 수많은 점들이 모두 표적으로 식별됨으로써, 실제 위협이 되는 표적만을 탐지해내는 데는 성능의 한계를 나타내고 있다.

[0008] 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서 1차적으로 탐지된 표적을 추적하여 실제 위협이 되는 표적인지 여부를 확

인하는 다양한 방법들이 제시되고 있다.

[0009] 표적의 추적을 수행하기 위한 현재 알려진 대부분의 tracking 알고리즘들은 표적 탐지 이후 그 이전에 탐지된 표적들과 상호 연계를 하는 Data Association을 수행하는데 인공지능(AI)을 사용한다.

[0010] 그러나, 표적의 추적을 위해 Data Association을 수행하는 인공지능들도 실제 클러터의 개수가 많을 경우 Data Association에 오류 또는 어려움이 발생하여 표적의 추적을 실패할 확률이 높아지는 문제점이 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0011] 본 발명은 표적의 궤적 정보를 추출하여 인공지능 학습모델을 이용하여 정확하게 표적 여부를 판단할 수 있는 표적탐지 장치 및 방법을 제공하는 것을 목적으로 한다.

[0012] 그러나 본 발명의 목적은 상기에 언급된 사항으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 목적들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0013] 본 명세서의 일 실시예에 따른 표적탐지 방법은 인공지능 알고리즘을 이용하여, 사전 수집된 표적 또는 클러터(Clutter)의 이동 궤적에 대한 특징을 학습하여 딥러닝 모델을 생성하는 학습모델 생성 단계; 표적을 탐지하기 위한 레이다 신호를 수신하는 단계; 상기 수신된 신호에서 표적 정보를 확인하여 1차적인 표적 탐지를 수행하는 단계; 상기 탐지된 표적을 기준으로 소정의 영역과 도플러를 결정하여 2차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하는 단계; 상기 형성된 다이어그램을 기반으로 상기 표적을 소정 시간 추적하여 시간축으로 순차적으로 축적된 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하는 단계; 상기 3차원 Range-Doppler 다이어그램 상에서 상기 추적된 표적의 패턴을 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출하는 단계; 및 상기 학습모델을 이용하여 상기 추출된 표적의 궤적 정보를 기반으로 상기 탐지된 물체가 표적인지 여부를 결정하는 단계를 포함한다.

[0014] 바람직하게는 상기 방법의 표적 여부를 결정하는 단계에서 표적으로 결정되면 상기 표적의 궤적 정보를 상기 학습모델에 반영하고, 상기 결정된 표적의 위치를 저장하는 단계를 더 포함한다.

[0015] 또한, 바람직하게는 상기 인공지능 알고리즘은 시퀀스 모델(Sequence model)인 것을 특징으로 한다.

[0016] 또한, 상기 시퀀스 모델은 RNN(Recurrent Neural Network), GRU(Gated Recurrent Unit) 또는 LSTM(Long Short Term Memory)인 것을 특징으로 한다.

[0017] 또한, 상기 1차적 표적 탐지 수행 단계는 CFAR(Constant False Alarm Rate) 알고리즘 또는 클러터맵(Clutter map)을 이용하는 것을 특징으로 한다.

[0018] 또한, 상기 2차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하는 단계는 상기 탐지된 표적을 2차원 다이어그램의 중심 또는 우측 끝단에 정렬하여 소정 영역과 도플러를 결정하여 2차원 맵으로 형성하는 것을 특징으로 한다.

[0019] 또한, 상기 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하는 단계는 상기 결정된 2차원 맵의 크기에 대응되는 영역을 기준으로 레이다를 조사하여 동일한 크기의 2차원 맵을 시간축으로 소정 프레임 획득하는 것을 특징으로 한다.

[0020] 또한, 상기 표적의 궤적 정보를 추출하는 단계는 상기 표적의 패턴을 CNN(Convolutional Neural Network)으로 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출하는 것을 특징으로 한다.

[0021] 또한, 상기 표적 여부를 결정하는 단계는 상기 추출된 표적의 궤적 정보를 LSTM(Long Short Term Memory) 알고리즘을 이용하여 분석하여 표적 여부를 결정하는 것을 특징으로 한다.

[0022] 본 명세서의 일 실시예에 따른 표적탐지 장치는 표적을 탐지하기 위한 레이다 신호를 수신하는 안테나; 인공지능 알고리즘을 이용하여, 사전 수집된 표적 또는 클러터(Clutter)의 이동 궤적에 대한 특징을 학습하여 딥러닝 모델을 생성하는 학습모델 서버; 및 상기 안테나를 통해서 수신된 신호에서 표적 정보를 확인하고, Range-Doppler 다이어그램을 형성하여 상기 표적의 궤적 정보를 추출하고, 상기 추출된 표적의 궤적 정보에 대해서 상기 학습모델 서버를 이용하여 패턴을 인식하여 표적 여부를 결정하는 표적 탐지부를 포함한다.

[0023] 바람직하게는, 상기 표적 탐지부는 상기 안테나를 통해서 수신된 신호에서 표적 정보를 확인하여 1차적인 표적

탐지를 수행하고, 상기 탐지된 표적을 기준으로 소정의 영역과 도플러를 결정하여 2차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하고, 상기 형성된 다이어그램을 기반으로 상기 표적을 소정 시간 추적하여 시간축으로 순차적으로 축적된 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하고, 상기 3차원 Range-Doppler 다이어그램 상에서 상기 추적된 표적의 패턴을 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출하고, 상기 학습모델을 이용하여 상기 추출된 표적의 궤적 정보를 기반으로 상기 탐지된 물체가 표적인지 여부를 결정하는 것을 특징으로 한다.

[0024] 또한, 바람직하게는 상기 표적 탐지부는 상기 탐지된 물체가 표적으로 결정되면 상기 표적의 궤적 정보를 상기 학습모델 서버의 학습모델에 반영하고, 상기 결정된 표적의 위치를 저장하는 것을 특징으로 한다.

[0025] 또한, 상기 학습모델 서버의 상기 인공지능 알고리즘은 RNN(Recurrent Neural Network), GRU(Gated Recurrent Unit) 또는 LSTM(Long Short Term Memory) 인 것을 특징으로 한다.

[0026] 또한, 상기 표적 탐지부는 상기 결정된 2차원 맵의 크기에 대응되는 영역을 기준으로 레이다를 조사하여 동일한 크기의 2차원 맵을 시간축으로 소정 프레임 획득함으로써 상기 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하는 것을 특징으로 한다.

[0027] 또한, 상기 표적 탐지부는 상기 표적의 패턴을 CNN(Convolutional Neural Network)으로 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0028] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 표적의 궤적 정보를 추출하고 인공지능 학습모델을 이용하여 상기 표적 궤적 정보를 기반으로 정확하게 표적 여부를 판단할 수 있는 표적탐지 장치 및 방법이 제공되는 효과가 있다.

[0029] 또한, 시변화 하는 다양한 클러터와 표적의 상황을 시뮬레이션하여 이를 인공지능 학습시킴으로써 보다 정확하게 표적을 탐지할 수 있는 효과가 있다.

[0030] 또한, 표적의 탐지 유지율이 낮은 경우에도 시간 상으로 축적된 표적 궤적 정보를 활용함으로써 표적의 탐지를 보다 정확하게 유지할 수 있는 효과가 있다.

[0031] 여기에서 명시적으로 언급되지 않은 효과라 하더라도, 본 발명의 기술적 특징에 의해 기대되는 이하의 명세서에서 기재된 효과 및 그 잠정적인 효과는 본 발명의 명세서에 기재된 것과 같이 취급된다.

도면의 간단한 설명

[0032] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 표적탐지 장치를 개략적으로 도시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 레이다 센서로 표적을 탐지하여 획득한 Range-Doppler 다이어그램을 예시적으로 도시한 도면이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 Range-Doppler 다이어그램을 시간축으로 축적한 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 예시적으로 도시한 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 Range-Doppler 다이어그램을 통해서 획득한 표적의 궤적을 예시적으로 도시한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 DCNN과 LSTM을 이용한 Range-Doppler 맵상에서 표적을 추적하는 과정을 나타낸 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 표적탐지 과정을 순차적으로 도시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0033] 이하, 본 발명의 바람직한 실시예를 첨부된 도면들을 참조하여 상세히 설명한다. 우선 각 도면의 구성요소들에 참조 부호를 부가함에 있어서, 동일한 구성요소들에 대해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가능한한 동일한 부호를 가지도록 하고 있음에 유의해야 한다. 또한, 본 발명을 설명함에 있어, 관련된 공지 구성 또는 기능에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명은 생략한다. 또한, 이하에서 본 발명의 바람직한 실시예를 설명할 것이나, 본 발명의 기술적 사상은 이에 한정하거나 제한되지 않고 당업자에 의해 변형되어 다양하게 실시될 수 있음은 물론이다.

[0034] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 표적탐지 장치를 개략적으로 도시한 도면이다.

[0035] 도시된 바와 같이, 표적탐지 장치(100)는 안테나(10), 표적탐지부(101) 및 학습모델 서버(102)를 포함한다.

[0036] 표적(T)은 항공기, 미사일, 또는 드론 등의 저피탐체 물체 등이 될 수 있다. 대표적으로 표적(T)이 드론과 같은 저피탐체라고 가정할 경우에, 저피탐체(T)가 다수의 클러터(C) 환경에서 비행중이거나 재밍신호들이 존재하는 경우 탐지 장치에서 표적을 클러터 들과 구분하여 정확하게 탐지하는 것은 굉장히 어려운 문제이며, 시시각각 변화하는 환경을 감안하면 1차적으로 탐지한 표적을 계속 추적하여 유지하는 것도 매우 어려운 문제이다.

[0037] 또한, 시변화하는 클러터(C) 환경에서는 수많은 점들이 표적으로 식별되는 경우, 실제 위협이 되는 표적(T)만을 탐지하는 것은 더욱 난해한 일이 될 수 있다.

[0038] 본 발명은 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서 시간축 상으로 축적된 표적(T)의 궤적을 분석하여 이것이 표적(T)인지 또는 클러터(C)나 노이즈인지를 구분할 수 있는 방법을 제시하고자 한다.

[0039] 도 1에 도시된 표적탐지 장치(100)에서 안테나(10)는 표적(T)을 탐지하기 위한 레이다 신호를 송신하고 표적 또는 클러터(Clutter)에 반사된 신호를 수신한다.

[0040] 본 발명의 일 실시예에 따르면 표적 탐지 레이다는 X밴드, Ku밴드 또는 Ka밴드에서 동작하는 FMCW 또는 Pulse Doppler 레이다를 사용할 수 있다.

[0041] 또한, 학습모델 서버(103)는 인공지능 알고리즘을 이용하여, 사전 수집된 표적 또는 클러터(Clutter)의 이동 궤적에 대한 특징을 학습하여 딥러닝 모델을 생성한다. 표적탐지 장치(100)는 학습모델 서버(103)를 계속 학습시킬 수 있으며, 학습을 통해서 물리적으로 발생가능한 표적의 이동 궤적에 대한 다양한 패턴을 데이터베이스로 구축하여 실시간으로 표적 탐지에 활용할 수 있다.

[0042] 표적 탐지부(101)는 안테나(10)를 통해서 수신된 신호에서 표적 정보를 확인하고, Range-Doppler 다이어그램을 형성하여 1차적으로 탐지된 표적(T)의 궤적 정보를 추출한다. 이후, 추출된 표적(T)의 궤적 정보에 대해서 학습모델 서버(103)를 이용하여 소정의 패턴(즉, 비행 궤적)을 인식하여 표적 여부를 결정한다.

[0043] 보다 구체적으로 표적 탐지부(101)는 안테나(10)를 통해서 수신된 신호에서 표적 정보를 확인하여 1차적인 표적 탐지를 수행하고, 탐지된 표적(T)을 기준으로 소정 범주의 영역(Range)과 도플러(Doppler)를 결정하여 2차원 Range-Doppler 다이어그램을 생성한다.

[0044] 이후, 2차원 다이어그램을 기반으로 표적(T)을 소정 시간 연속적으로 추적하여 시간축으로 순차적으로 축적된 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성하고, 3차원 Range-Doppler 다이어그램 상에서 추적된 표적의 패턴을 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출한다.

[0045] 표적의 궤적 정보가 추출되면, 학습모델 서버(103)의 인공지능 학습모델을 이용하여 추출된 표적의 궤적 정보를 기반으로 탐지된 물체가 표적인지 여부를 결정할 수 있다. 즉, 물리적으로 가능한 피탐체의 이동 패턴인지 여부를 인공지능 학습모델을 통해서 판단할 수 있으며, 이와 같은 궤적 정보를 기반으로 1차적으로 탐지한 물체가 표적인지 클러터인지 판단할 수 있다.

[0046] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 레이다 센서로 표적을 탐지하여 획득한 Range-Doppler 다이어그램을 예시적으로 도시한 도면이다.

[0047] 도시된 바와 같이, 1차적으로 탐지된 표적(T)은 Range 영역과 Doppler 영역으로 표시되는 2차원 도플러맵(31) 상으로 나타낼 수 있다. 여기서, 1차 획득된 표적(T)은 실제 표적이거나 또는 클러터일 수도 있다. 따라서, 본 발명에서는 detection after traking 방식을 인공지능을 이용하여 구현하고 이를 이용하여 예비적 표적을 추적함으로써 표적의 패턴을 파악하여 표적여부를 최종적으로 결정한다.

[0048] 한편, 1차적 표적 탐지는 CFAR(Constant False Alarm Rate) 알고리즘, Auto-encoder 알고리즘 또는 클러터맵(Clutter map)을 이용하여 탐지할 수도 있다. CFAR은 주파수 성분을 임계값과 비교하여 표적을 검출하는 알고리즘으로, 임계값을 주변 잡음에 따라 적응적으로 조절할 수 있는 특징이 있으며, CFAR 알고리즘은 이미 공지된 기술이므로 이하 그 자세한 설명은 생략한다.

[0049] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 Range-Doppler 다이어그램을 시간축으로 축적한 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 예시적으로 도시한 도면이다.

[0050] 앞서 도 2를 참조하여 설명한 1차 획득된 표적에 대해서, 탐지된 1차 표적에 대응되는 이미지 픽셀을 도플러맵

(31) 상의 중앙 부분 또는 우측 끝쪽에 위치 시키는 윈도우 정렬을 수행한다. 이는 표적의 궤적을 소정 시간 추적하여 전체 표적의 패턴이 포함될 수 있는 다수의 도플러맵 프레임을 획득하기 위한 것이다.

[0051] 도시된 바와 같이, 1차 획득된 표적이 소정 위치에 정렬된 하나의 2차원 도플러맵(31)을 획득하고, 이를 기반으로 소정 시간 표적을 추적하여 시간축 상으로 순차적으로 축적된 복수개 프레임의 도플러맵(32, 33, 34)을 추가적으로 획득한다. 따라서, 최종적으로 Range-doppler-time 축을 형성하는 3차원의 Range-Doppler 다이어그램을 생성할 수 있다. 3차원 Range-Doppler 다이어그램은 1차적으로 표적을 탐지하고, 특정 range 및 doppler 영역을 결정하여 반복적으로 수회 이상 실시될 수 있으며, 이와 같은 시간축 상의 반복된 2차원 Range-Doppler 다이어그램 축적을 통해서 형성된 3차원 Range-Doppler 다이어그램에 존재하는 표적의 움직임은 일정한 패턴을 나타낼 수 있을 것이다. 본 실시예에서는 이와 같은 표적의 시간에 따른 특정 패턴을 인식하여 표적과 주변 클러터를 구분할 수 있다.

[0052] 이때, 도시된 바와 같이, 3번째 프레임(33)에서는 표적 탐지에 실패할 수도 있다. 이는 시변화하는 표적 추적 환경 또는 재밍신호 등의 영향에 따른 표적 missing 일 수도 있다. 또한, 드론과 같은 저피탐체는 Range-Doppler 영역에서 탐지가 되었다가 다음 스캔에서는 탐지가 실패하는 경우도 종종 발생하고 있으며, 스캔별로 표적의 유무가 불규칙적이거나 표적이 클러터와 겹치게 되어 탐지 자체가 안되는 경우도 다수 발생하기 때문이다. 만약, 종래기술과 같이 표적의 패턴 정보가 아닌 한 프레임 상의 표적 정보만 가지고 표적을 탐지하고 추적한다면, 3번째 프레임에서 표적이 missing 되어 표적 추적에 실패할 확률이 높아진다.

[0053] 그러나, 도시된 바와 같이, 소정 시간 축적된 다수의 도플러맵(31, 32, 33, 34) 상의 표적 데이터들을 연계(Data association)함으로써 중간에 소실되는 표적 정보가 있더라도 다른 앞뒤 도플러맵 상의 표적 데이터를 활용하여 소실된 표적을 보완할 수 있다.

[0054] 한편, Range-Doppler 다이어그램을 생성할 때는, Range-Doppler 전체 영역을 포함시키는 것이 아니라, 1차적으로 탐지된 표적 주변의 소정 Range-Doppler 영역을 설정하여 저장하는 것으로서, 이를 통해서 시스템 메모리의 사용을 줄일 수 있고, 데이터의 dimension을 줄여서 처리 속도를 높일 수 있는 장점이 있다.

[0055] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 Range-Doppler 다이어그램을 통해서 획득한 표적의 궤적을 예시적으로 도시한 도면이다.

[0056] 일반적으로 Range-Doppler 영역에서 표적의 크기 및 특성은 항상 똑같지는 않지만 유사한 특징을 지닐 수 있다. 즉, 표적의 궤적은 클러터나 재밍신호와 다르게 일정한 패턴을 나타내게 된다. 도시된 바와 같이, 표적의 궤적이 좌측 그림과 같은 선형적인 특성을 나타내거나, 또는 우측 그림과 같이 급격히 변화하지 않고 패턴을 나타내면서 연속성 있는 움직임으로 추출될 수 있다.

[0057] 즉, 표적의 궤적 패턴은 표적의 속도와 가속도에 의해 나타나는 표적의 궤적 패턴이 결정되는 것으로서, 인공지능을 이용하여 이와 같은 표적의 궤적을 학습시킨다면 학습모델에서는 3차원 다이어그램을 통해서 추출된 표적의 패턴이 물리적으로 가능한 표적의 궤적인지 여부를 판단할 수 있다.

[0058] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 DCNN과 LSTM을 이용한 Range-Doppler 맵상에서 표적을 추적하는 과정을 나타낸 도면이다.

[0059] 앞서 설명한 바와 같이, 특정 시점의 표적 정보가 아닌, 시간축 상으로 축적된 표적의 정보들을 3차원 Range-Doppler 다이어그램(30)으로 생성하면, 2차원 다이어그램 상의 표적의 각각의 패턴을 DCNN(Deep Convolutional Neural Network, 40)으로 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출한다.

[0060] DCNN(40)을 통해서 추출된 표적의 궤적 정보는 LSTM(Long Short Term Memory)(50)과 같은 머신러닝 알고리즘을 이용하여 분석하여 물리적으로 가능한 표적의 궤적인지를 판단한다.

[0061] 표적의 궤적에 대한 데이터는 앞서 설명한 바와 같이, 인공지능 알고리즘을 이용하여, 사전 수집된 표적 또는 클러터(Clutter)의 이동 궤적에 대한 특징을 학습하여 딥러닝 모델을 생성하는 학습모델 서버(103)에 데이터베이스화 되어 저장되어 있다.

[0062] 본 실시예에서 학습모델로 사용하는 인공지능 알고리즘은 시퀀스 모델(Sequence model) 중 LSTM이 될 수 있다. 그러나, 경우에 따라서는 RNN(Recurrent Neural Network) 또는 GRU(Gated Recurrent Unit)와 같은 시퀀스 모델을 적용할 수도 있다.

[0063] LSTM은 순환 신경망(RNN) 기법의 하나로 셀, 입력 게이트, 출력 게이트, 망각 게이트를 이용해 기존 순환 신경

망(RNN)의 문제인 기울기 소멸 문제(vanishing gradient problem)를 방지하도록 개발된 알고리즘이다.

[0064] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 표적탐지 과정을 순차적으로 도시한 도면이다.

[0065] 우선, 도시하지는 않았지만, LSTM과 같은 인공지능 알고리즘을 이용하여, 사전 수집된 표적 또는 클러터(Clutter)의 이동 궤적에 대한 특징을 학습하여 딥러닝 모델을 생성한다.

[0066] 그리고, 표적을 탐지하기 위한 레이다 신호를 수신한다(S601). 앞서 설명한 바와 같이, 표적 탐지를 위한 안테나(10)는 X밴드, Ku밴드 또는 Ka밴드에서 동작하는 FMCW 또는 Pulse Doppler 레이더를 통해서 표적 탐지를 위한 레이다 신호를 송신할 수 있으며, 표적 또는 클러터에 반사된 신호를 수신할 수 있다.

[0067] S601 단계를 통해서 레이다 신호가 수신되면, 2D-FFT 등의 신호처리 과정을 통하여 2차원 Range-Doppler 다이어그램을 형성한다(S602).

[0068] 이후, 2차원 Range-Doppler 다이어그램 상에서 표적 정보를 확인하여 1차적인 표적 탐지를 수행한다(S603). 1차적 표적 탐지는 CFAR(Constant False Alarm Rate) 알고리즘, Auto-encoder 알고리즘 또는 클러터맵(Clutter map)을 이용할 수 있다.

[0069] 표적 탐지 알고리즘을 통해서 1차적으로 표적이 탐지되면, 탐지된 표적의 위치 등의 정보를 입력받아서 표적의 위치를 나타내는 이미지를 저장한다(S605).

[0070] 이때, 저장되는 표적의 위치 정보는 2차원 Range-Doppler 다이어그램 형태로 저장될 수 있으며, 앞서 설명한 바와 같이 1차적으로 탐지된 표적을 2차원 다이어그램의 중심 또는 우측 끝단에 정렬하여 소정 영역과 도플러를 결정하여 2차원 맵으로 형성할 수 있다.

[0071] 그리고, 안테나로부터 표적 탐지를 위한 레이다 신호를 수신하여 앞서 S602 단계의 2차원 Range-Doppler 다이어그램을 다시 형성한다(S602). 이후 S603 내지 S605 단계를 기 설정한 횟수 N 만큼 반복 수행한다(S607).

[0072] S607 단계를 통해서 설정한 횟수 N만큼 시간축 상으로 표적에 대한 위치 정보가 저장되었으면, 저장된 모든 표적 위치 정보를 이용하여 3차원 Range-Doppler 다이어그램을 생성한다(S608).

[0073] 앞서 도 3에 도시된 바와 같이, 1차 획득된 표적이 소정 위치에 정렬된 하나의 2차원 도플러맵(31)을 획득하고, 이를 기반으로 소정 시간 표적을 추적하여 시간축 상으로 순차적으로 축적된 복수개 프레임의 도플러맵(32, 33, 34)을 추가적으로 획득한다. 따라서, 최종적으로 Range-doppler-time 축을 형성하는 3차원의 Range-Doppler 다이어그램을 생성할 수 있다. 3차원 Range-Doppler 다이어그램은 1차적으로 표적을 탐지하고, 특정 range 및 doppler 영역을 결정하여 반복적으로 수회 이상 실시될 수 있으며, 이와 같은 시간축 상의 반복된 2차원 Range-Doppler 다이어그램 축적을 통해서 형성된 3차원 Range-Doppler 다이어그램에 존재하는 표적의 움직임은 일정한 패턴을 나타낼 수 있을 것이다. 본 실시예에서는 이와 같은 표적의 시간에 따른 특정 패턴을 인식하여 표적과 주변 클러터를 구분할 수 있다.

[0074] 이후, 3차원 Range-Doppler 다이어그램 상에서 상기 추적된 표적의 패턴을 CNN 등을 이용하여 인식하여 표적의 궤적 정보를 추출한다(S609).

[0075] 표적의 궤적 정보가 추출되면, 최종적으로 사전 생성된 학습모델을 이용하여 추출된 표적의 궤적 정보를 기반으로 1차적으로 탐지된 물체가 표적인지 여부를 최종적으로 판단한다(S611). 추출된 표적의 궤적 정보는 대표적으로 LSTM(Long Short Term Memory) 알고리즘을 이용하여 분석하여 표적 여부를 결정할 수 있다.

[0076] 인공지능 학습모델을 통해서 추적된 표적의 궤적이 실제 표적 정보에 유사하다고 판단되면 표적으로 결정을 하고, 표적의 궤적 정보를 학습모델에 반영하며, 상기 결정된 표적의 위치를 저장한다(S613).

[0077] 이상에서 설명한 본 발명의 실시예를 구성하는 모든 구성요소들이 하나로 결합하거나 결합하여 동작하는 것으로 기재되어 있다고 해서, 본 발명이 반드시 이러한 실시예에 한정되는 것은 아니다. 즉, 본 발명의 목적 범위 안에서라면, 그 모든 구성요소들이 하나 이상으로 선택적으로 결합하여 동작할 수도 있다. 또한, 그 모든 구성요소들이 각각 하나의 독립적인 하드웨어로 구현될 수 있지만, 각 구성요소들의 그 일부 또는 전부가 선택적으로 조합되어 하나 또는 복수개의 하드웨어에서 조합된 일부 또는 전부의 기능을 수행하는 프로그램 모듈을 갖는 컴퓨터 프로그램으로서 구현될 수도 있다. 또한, 이와 같은 컴퓨터 프로그램은 USB 메모리, CD 디스크, 플래쉬 메모리 등과 같은 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체(Computer Readable Media)에 저장되어 컴퓨터에 의하여 읽혀지고 실행됨으로써, 본 발명의 실시예를 구현할 수 있다. 컴퓨터 프로그램의 기록매체로서는 자기 기록매체, 광 기록매체, 캐리어 웨이브 매체 등이 포함될 수 있다.

[0078] 또한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함한 모든 용어들은, 상세한 설명에서 다르게 정의되지 않는 한, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 갖는다. 사전에 정의된 용어와 같이 일반적으로 사용되는 용어들은 관련 기술의 문맥상의 의미와 일치하는 것으로 해석되어야 하며, 본 발명에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0079] 이상의 설명은 본 발명의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위 내에서 다양한 수정, 변경 및 치환이 가능할 것이다. 따라서, 본 발명에 개시된 실시예 및 첨부된 도면들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예 및 첨부된 도면에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구 범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0080] 10: 안테나

100: 표적탐지 장치

101: 표적탐지부

103: 학습모델 서버

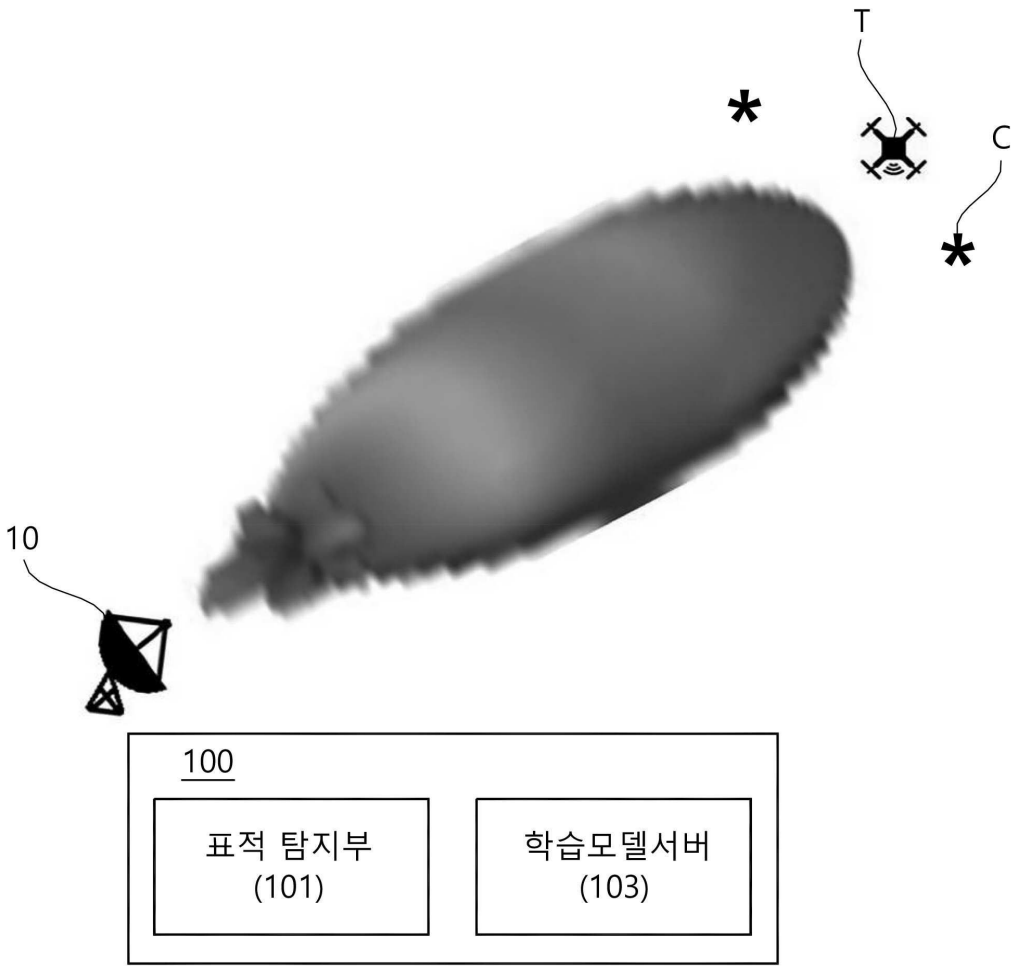
30: Rang-Doppler 다이어그램

40: DCNN

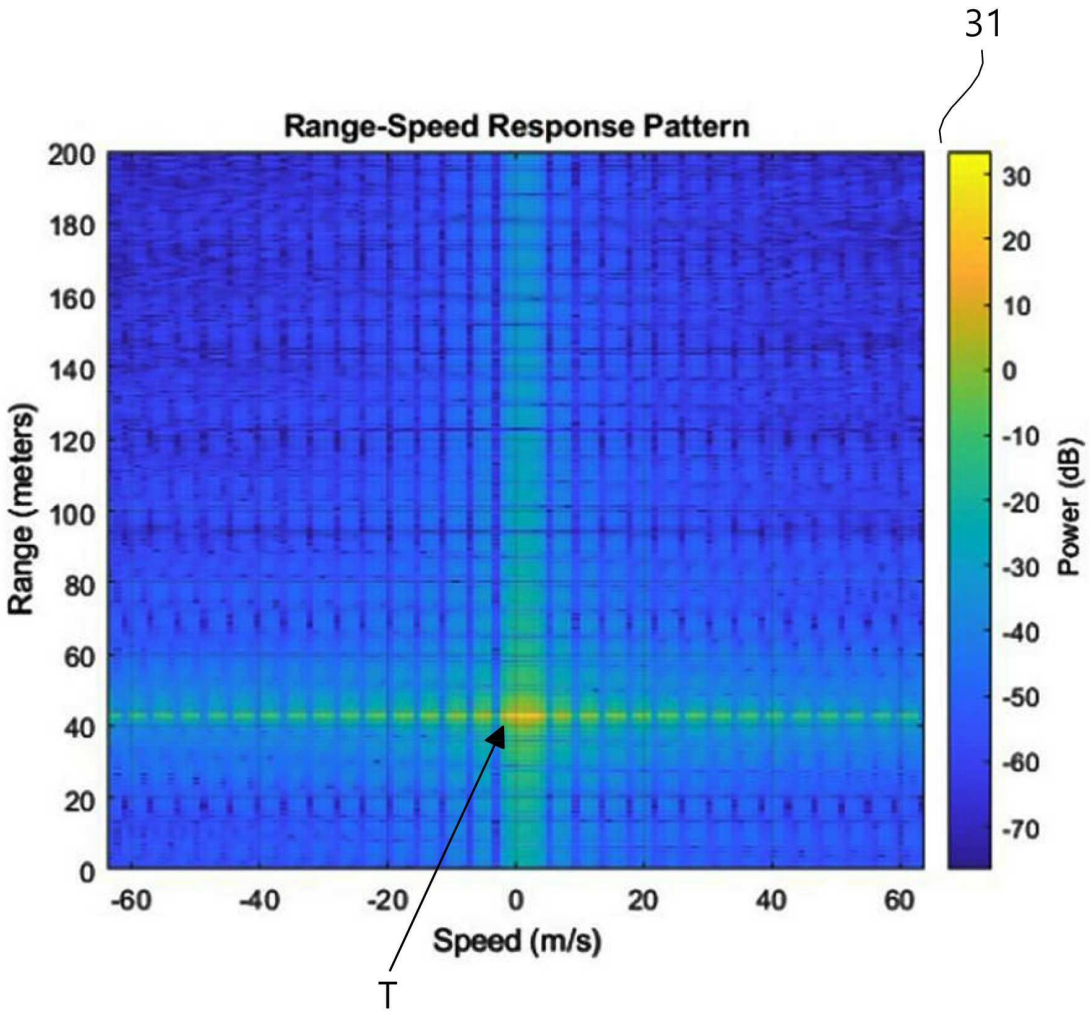
50: LSTM

도면

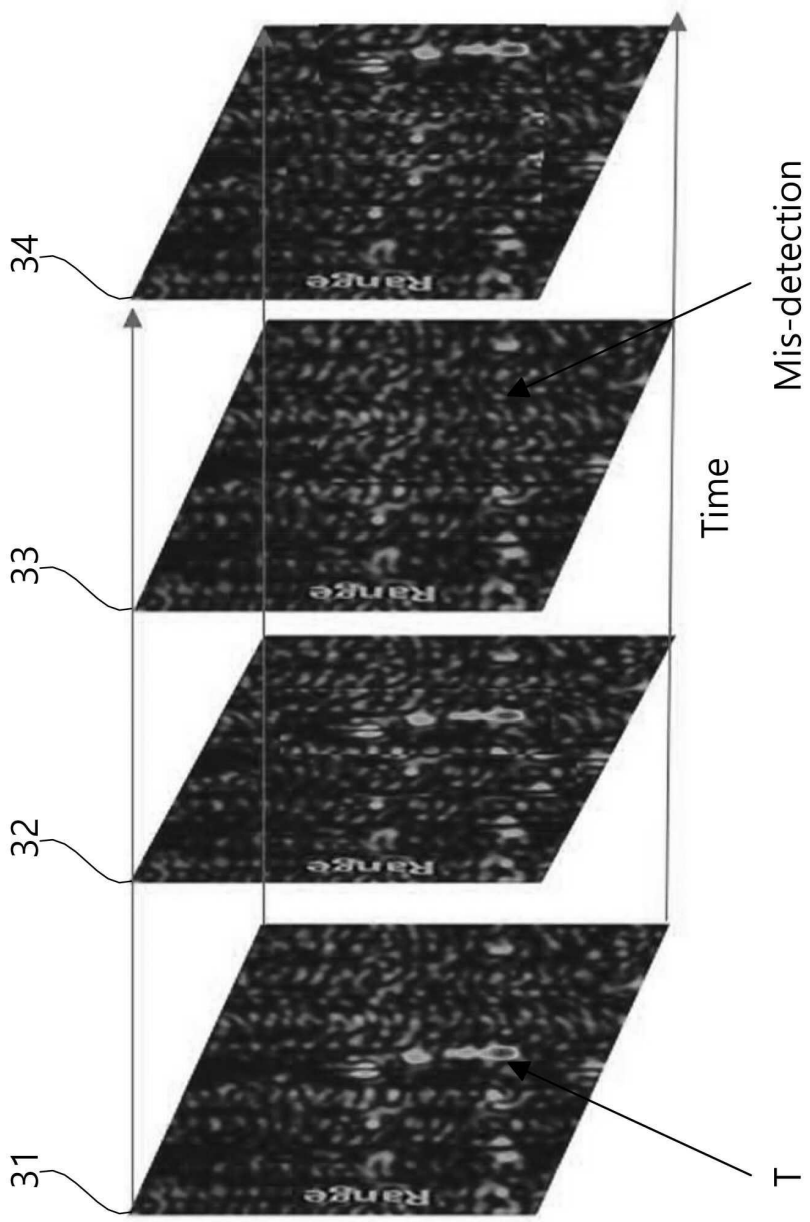
도면1



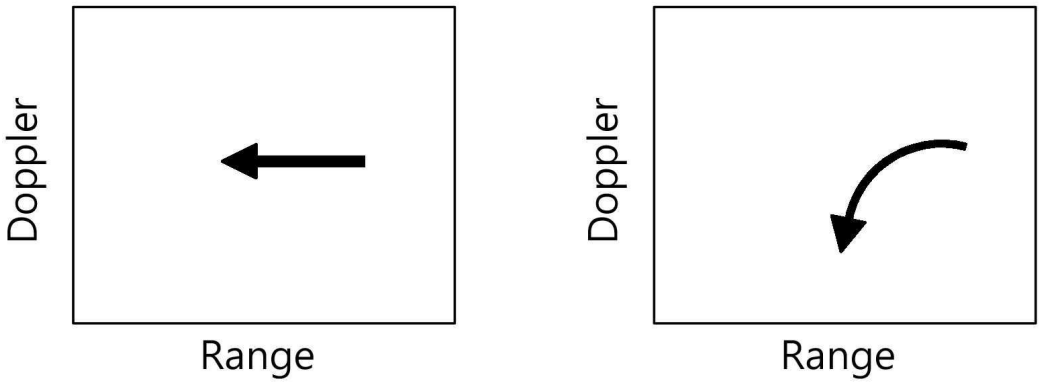
도면2


31
Range-Speed Response Pattern
Range (meters)
200
180
160
140
120
100
80
60
40
20
0
-60
-40
-20
0
20
40
60
Speed (m/s)
T
30
20
10
0
-10
-20
-30
-40
-50
-60
-70
Power (dB)

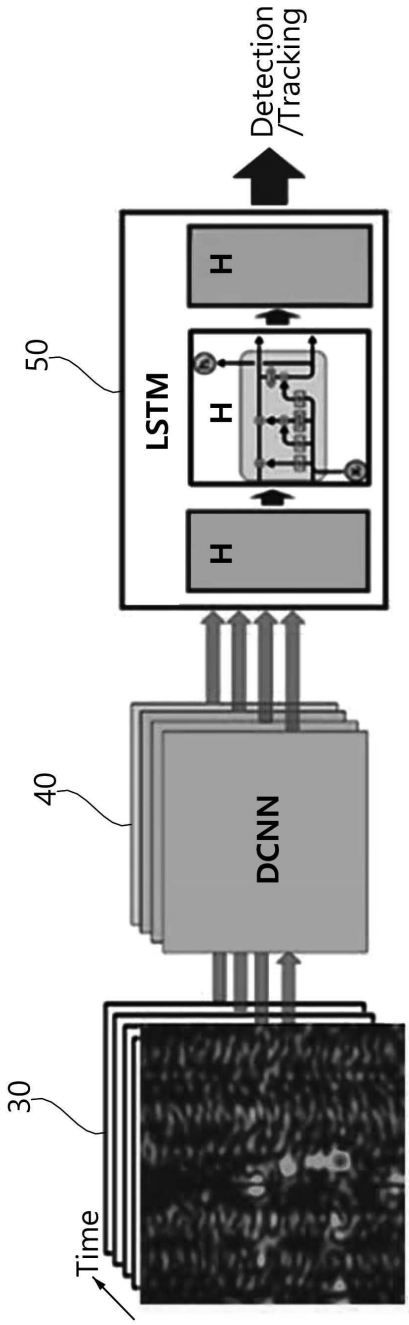
도면3



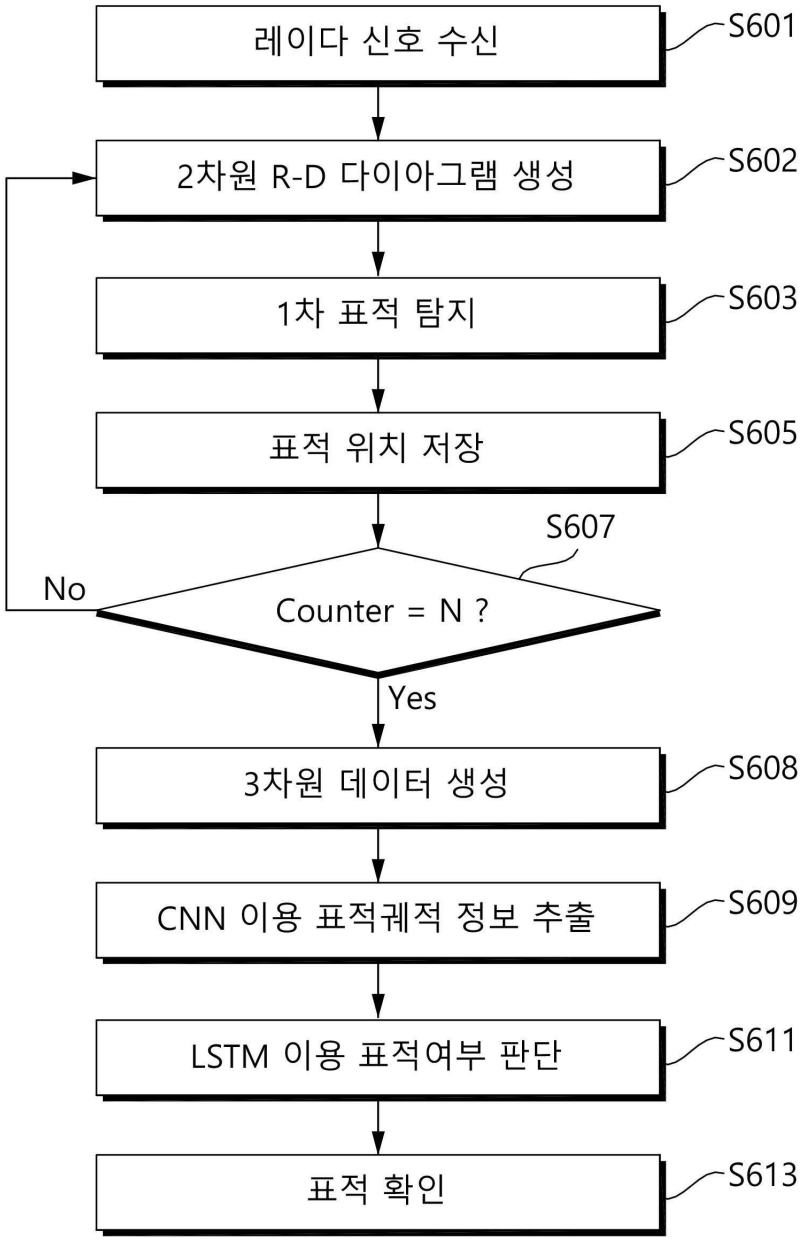
도면4



도면5



도면6


레이다 신호 수신
S601
2차원 R-D 다이아그램 생성
S602
1차 표적 탐지
S603
표적 위치 저장
S605
S607
Counter = N ?
No
Yes
3차원 데이터 생성
S608
CNN 이용 표적궤적 정보 추출
S609
LSTM 이용 표적여부 판단
S611
표적 확인
S613