



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0050630
(43) 공개일자 2024년04월19일

- | | |
|--|--|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 <i>G01S 13/87</i> (2006.01) <i>B60R 11/04</i> (2006.01)
 <i>G01S 13/931</i> (2020.01) <i>G06N 3/08</i> (2023.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
 <i>G01S 13/87</i> (2013.01)
 <i>B60R 11/04</i> (2013.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2022-0130240
 (22) 출원일자 2022년10월12일
 심사청구일자 2022년10월12일</p> | <p>(71) 출원인
 주식회사 에이치엘클레무브
 인천 연수구 하모니로 224, (송도동)</p> <p>(72) 발명자
 유재창
 경기도 성남시 분당구 내정로 54 한솔마을주공6단지아파트 602동 203호</p> <p>(74) 대리인
 특허법인(유한)유일하이스트</p> |
|--|--|

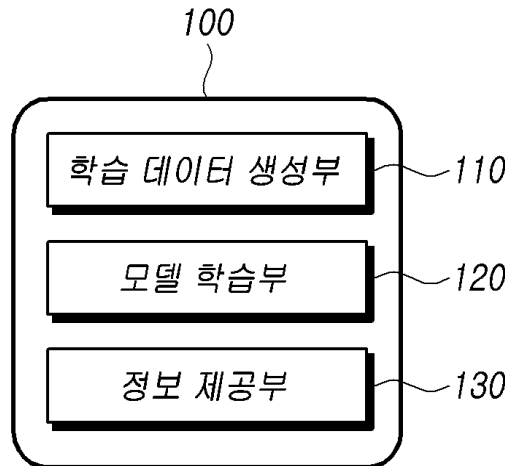
전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 센싱 정보 처리 장치 및 방법

(57) 요약

본 개시는 센싱 정보 처리 장치 및 방법에 관한 것으로서, 특히 학습 모델을 이용하여 해상도가 개선된 가상 정보를 생성함으로써, 센서의 검출 성능을 향상시킬 수 있는 센싱 정보 처리 장치 및 방법을 제공할 수 있다. 또한, 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 이용하여 학습 모델을 학습시킴으로써, 센서의 검출 성능을 보다 향상시킬 수 있는 센싱 정보 처리 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G01S 13/931 (2013.01)

G06N 3/08 (2023.01)

B60Y 2400/3017 (2013.01)

G01S 2013/9327 (2020.01)

명세서

청구범위

청구항 1

제 1 센서 및 제 2 센서를 포함하는 복수의 센서로부터 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 획득하고, 상기 센싱 정보에 전처리를 수행하여 학습 데이터를 생성하는 학습 데이터 생성부;

상기 학습 데이터를 기반으로 오버랩(Overlap) 영역에 대한 가상 정보를 생성하는 학습 모델을 학습시키는 모델 학습부; 및

학습이 완료된 학습 모델에 기초하여 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 해상도가 개선된 가상 정보를 생성하여 제공하는 정보 제공부;를 포함하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 제 1 센서는,

차량의 좌우측방에 장착되는 코너 레이더(Corner radar)이고,

상기 제 2 센서는,

상기 차량의 전방 또는 후방에 장착되는 레이더(Radar)인 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 학습 데이터 생성부는,

상기 제 1 센서를 이용하여 감지된 제 1 영역에 대한 저해상도의 제 1 센싱 정보와 상기 제 2 센서를 이용하여 감지된 제 2 영역에 대한 고해상도의 제 2 센싱 정보를 획득하는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 4

제 3 항에 있어서,

상기 제 1 영역은,

차량의 좌우측방에 장착되는 코너 레이더 간의 화각이 중복되는 영역인 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 5

제 3 항에 있어서,

상기 학습 데이터 생성부는,

상기 제 1 영역과 상기 제 2 영역이 중복되는 상기 오버랩 영역에 대한 센싱 정보를 이용하여 상기 학습 데이터를 생성하는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 학습 데이터 생성부는,

상기 센싱 정보로부터 카운트(Count) 정보, 거리 변화율(Range rate) 정보, 전력(Power) 정보를 포함하는 특징 정보를 추출하여 이미지 정보로 변환하는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 학습 모델은,

상기 센싱 정보를 기반으로 상기 가상 정보를 생성하는 제 1 학습 모델과 상기 가상 정보의 진위 여부를 판단하는 제 2 학습 모델을 포함하는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 모델 학습부는,

제 2 센싱 정보를 타겟 정보로 이용하여 제 1 센싱 정보로부터 상기 가상 정보를 생성하도록 상기 제 1 학습 모델을 학습시키는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 9

제 7 항에 있어서,

상기 모델 학습부는,

상기 센싱 정보 및 상기 제 1 학습 모델로부터 생성된 상기 가상 정보를 이용하여 진위 여부를 판단하도록 상기 제 2 학습 모델을 학습시키는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 10

제 7 항에 있어서,

상기 모델 학습부는,

상기 센싱 정보와 상기 가상 정보에 대한 판단 결과에 기초하여 상기 판단 결과의 정확도가 감소하도록 상기 제 1 학습 모델을 학습시키고, 상기 판단 결과의 정확도가 증가하도록 상기 제 2 학습 모델을 학습시키는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 11

제 1 항에 있어서,

상기 학습 모델은,

생성적 적대적 네트워크 (Generative Adversarial Network, GAN) 모델인 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 12

제 1 항에 있어서,

상기 정보 제공부는,

상기 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 생성된 가상 정보를 이용하여 주변 객체에 대한 트래킹 정보를 생성하는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 장치.

청구항 13

제 1 센서 및 제 2 센서를 포함하는 복수의 센서로부터 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 획득하고, 상기 센싱 정보에 전처리를 수행하여 학습 데이터를 생성하는 학습 데이터 생성 단계;

상기 학습 데이터를 기반으로 오버랩(Overlap) 영역에 대한 가상 정보를 생성하는 학습 모델을 학습시키는 모델 학습 단계; 및

학습이 완료된 학습 모델에 기초하여 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 해상도가 개선된 가상 정보를 생성하여

제공하는 정보 제공 단계;를 포함하는 센싱 정보 처리 방법.

청구항 14

제 13 항에 있어서,

상기 학습 데이터 생성 단계는,

상기 제 1 센서를 이용하여 감지된 제 1 영역에 대한 저해상도의 제 1 센싱 정보와 상기 제 2 센서를 이용하여 감지된 제 2 영역에 대한 고해상도의 제 2 센싱 정보를 획득하는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 방법.

청구항 15

제 14 항에 있어서,

상기 학습 데이터 생성 단계는,

상기 제 1 영역과 상기 제 2 영역이 중복되는 상기 오버랩 영역에 대한 센싱 정보를 이용하여 상기 학습 데이터를 생성하는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 방법.

청구항 16

제 13 항에 있어서,

상기 학습 데이터 생성 단계는,

상기 센싱 정보로부터 카운트(Count) 정보, 거리 변화율(Range rate) 정보, 전력(Power) 정보를 포함하는 특징 정보를 추출하여 이미지 정보로 변환하는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 방법

청구항 17

제 13 항에 있어서,

상기 학습 모델은,

상기 센싱 정보를 기반으로 상기 가상 정보를 생성하는 제 1 학습 모델과 상기 가상 정보의 진위 여부를 판단하는 제 2 학습 모델을 포함하는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 방법.

청구항 18

제 17 항에 있어서,

상기 모델 학습 단계는,

제 2 센싱 정보를 타겟 정보로 이용하여 제 1 센싱 정보로부터 상기 가상 정보를 생성하도록 상기 제 1 학습 모델을 학습시키는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 방법.

청구항 19

제 17 항에 있어서,

상기 모델 학습 단계는,

상기 센싱 정보 및 상기 제 1 학습 모델로부터 생성된 상기 가상 정보를 이용하여 진위 여부를 판단하도록 상기 제 2 학습 모델을 학습시키는 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 방법

청구항 20

제 13 항에 있어서,

상기 학습 모델은,

생성적 적대적 네트워크 (Generative Adversarial Network, GAN) 모델인 것을 특징으로 하는 센싱 정보 처리 방법

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 실시예들은 센싱 정보 처리 장치 및 방법을 제공한다.

배경 기술

[0002] 최근 센서 기술의 비약적인 발전과 인공지능 기술의 확산으로 차량 주행 중 발생 가능한 각종 사고의 예방과 경감을 위한 첨단 운전자보조 시스템(Advanced Driver Assistance Systems, ADAS)의 시장 규모도 급속하게 증가하고 있다. 첨단 운전자보조 시스템은 차량의 내부 또는 외부에 탑재되는 센서들을 이용하여 운전자의 안전과 편의를 증진하고, 위험한 상황을 회피하고자 하는 목적으로 운전을 지원하는 보조 시스템일 수 있다. 차량 주변을 모니터링하기 위한 ADAS용 센서들은 첨단 운전자보조 시스템의 필수 요소 부품 중의 하나로, 카메라, 적외선 센서, 초음파 센서, 라이다(LiDAR) 및 레이더(Radar)를 포함할 수 있다.

[0003] 특히, 차량에 장착되는 센서는 개별 센서마다 감지할 수 있는 데이터의 물리량과 데이터를 취득할 수 있는 유효 감지 범위(Field of view)가 다르고, 데이터를 취득할 수 있는 속도(Frame rate)와 데이터의 해상도(Resolution)에 한계가 있기 때문에 차량에서 구현될 수 있는 기능에도 제한이 생길 수 있다. 또한, 각각의 센서는 근본적인 물리적인 한계를 가지고 있어서 단일 센서만으로 원하는 성능을 구현하기 어렵다는 문제점이 있다. 더욱이, 단일 센서의 한계를 극복한 고성능, 고비용의 센서들이 개발된다 하더라도 고가의 센서가 차량에 장착된다면 수익성이 부족하다는 문제점이 있다.

[0004] 따라서, 차량에 장착되는 센서에서도 최근 급격한 기술 발전이 이루어지고 있는 인공 지능과 연계한 센싱 정보 처리 기술의 필요성이 증가하고 있다. 구체적으로, 차량에 장착된 센서가 감지하는 영역 중에서 검출 성능이 상대적으로 열세한 영역이 발생될 수 있고, 이로 인해 불안정한 제어가 이루어질 수 있다. 이에, 차량에 장착되는 센서에 인공 지능 기술을 적용하여 특정 영역에서의 검출 성능을 향상시킬 수 있는 기술을 필요로 하고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 이러한 배경에서, 본 실시예들은 학습 모델을 이용하여 해상도가 개선된 가상 정보를 생성함으로써, 센서의 검출 성능을 향상시킬 수 있는 센싱 정보 처리 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0006] 전술한 목적을 달성하기 위하여, 일 측면에서, 본 실시예는 센싱 정보 처리 장치에 있어서, 제 1 센서 및 제 2 센서를 포함하는 복수의 센서로부터 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 획득하고, 센싱 정보에 전처리를 수행하여 학습 데이터를 생성하는 학습 데이터 생성부, 학습 데이터를 기반으로 오버랩(Overlap) 영역에 대한 가상 정보를 생성하는 학습 모델을 학습시키는 모델 학습부 및 학습이 완료된 학습 모델에 기초하여 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 해상도가 개선된 가상 정보를 생성하여 제공하는 정보 제공부를 포함하는 센싱 정보 처리 장치를 제공한다.

[0007] 다른 측면에서, 본 실시예는 센싱 정보 처리 방법에 있어서, 제 1 센서 및 제 2 센서를 포함하는 복수의 센서로부터 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 획득하고, 센싱 정보에 전처리를 수행하여 학습 데이터를 생성하는 학습 데이터 생성 단계, 학습 데이터를 기반으로 오버랩(Overlap) 영역에 대한 가상 정보를 생성하는 학습 모델을 학습시키는 모델 학습 단계 및 학습이 완료된 학습 모델에 기초하여 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 해상도가 개선된 가상 정보를 생성하여 제공하는 정보 제공 단계를 포함하는 센싱 정보 처리 방법을 제공한다.

발명의 효과

[0008] 본 실시예들에 의하면, 학습 모델을 이용하여 해상도가 개선된 가상 정보를 생성함으로써, 센서의 검출 성능을 향상시킬 수 있는 센싱 정보 처리 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0009] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 구성을 도시한 도면이다.
- 도 2는 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치가 가상 정보를 생성하는 동작을 설명하기 위한 흐름도이다.
- 도 3은 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치가 가상 정보를 생성하는 오버랩 영역을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 4는 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 학습 데이터를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 5 내지 도 7은 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 학습 모델을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 8은 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 정보 제공부를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 9는 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 방법의 흐름도이다
- 도 10은 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0010] 본 개시는 센싱 정보 처리 장치 및 방법에 관한 것이다.
- [0011] 이하, 본 개시의 일부 실시 예들을 예시적인 도면을 통해 상세하게 설명한다. 각 도면의 구성요소들에 참조부호를 부가함에 있어서, 동일한 구성요소들에 대해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가능한 한 동일한 부호를 가지도록 하고 있음에 유의해야 한다. 또한, 본 개시를 설명함에 있어, 관련된 공지 구성 또는 기능에 대한 구체적인 설명이 본 개시의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명은 생략한다.
- [0012] 또한, 본 개시의 구성 요소를 설명하는 데 있어서, 제 1, 제 2, A, B, (a), (b) 등의 용어를 사용할 수 있다. 이러한 용어는 그 구성 요소를 다른 구성 요소와 구별하기 위한 것일 뿐, 그 용어에 의해 해당 구성 요소의 본질이나 차례 또는 순서 등이 한정되지 않는다. 어떤 구성 요소가 다른 구성요소에 "연결", "결합" 또는 "접속"된다고 기재된 경우, 그 구성 요소는 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나 또는 접속될 수 있지만, 각 구성 요소 사이에 또 다른 구성 요소가 "연결", "결합" 또는 "접속"될 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0013] 본 명세서에서 센서는 차량의 장착되는 센서를 일 예로 설명하나, 서로 다른 해상도를 가지는 복수의 센서를 이용하는 장치(ex, 드론, 비행기, 로봇 등의 이동체)이면 이에 한정되는 것은 아니다. 또한, 센서는 센싱 정보 처리 장치의 내부 또는 외부에 위치할 수 있다.
- [0014] 또한, 본 명세서에서 훈련(training)은 학습을 위한 일련의 행위 또는 과정을 의미하고, 학습(learning)은 훈련의 결과를 의미하나, 학습을 위한 일련의 행위 또는 과정이나 그 결과를 훈련 또는 학습 중 하나를 사용할 수도 있다.
- [0016] 이하 첨부된 도면을 참고하여 본 개시를 상세히 설명하기로 한다.
- [0017] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 구성을 도시한 도면이다.
- [0018] 도 1을 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치(100)는 학습 데이터 생성부(110), 모델 학습부(120) 및 정보 제공부(130)를 포함할 수 있다. 또한, 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치(100)는 제 1 센서 및 제 2 센서를 포함하는 복수의 센서로부터 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 획득하고, 센싱 정보에 전처리를 수행하여 학습 데이터를 생성하는 학습 데이터 생성부(110), 학습 데이터를 기반으로 오버랩(Overlap) 영역에 대한 가상 정보를 생성하는 학습 모델을 학습시키는 모델 학습부(120) 및 학습이 완료된 학습 모델에 기초하여 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 해상도가 개선된 가상 정보를 생성하여 제공하는 정보 제공부(130)를 포함하는 센싱 정보 처리 장치(100)를 제공한다.
- [0019] 일 실시예에 따른 학습 데이터 생성부(110)는 제 1 센서 및 제 2 센서를 포함하는 복수의 센서로부터 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 획득할 수 있다. 그리고, 학습 데이터 생성부(110)는 획득한 센싱 정보에 전처리를 수행하여 학습 데이터를 생성할 수 있다. 일 예로, 학습 데이터 생성부(110)는 제 1 센서를 이용하여 감지된 제 1 영역에 대한 저해상도의 제 1 센싱 정보와 제 2 센서를 이용하여 감지된 제 2 영역에 대한 고해상도의 제 2 센싱 정보를 획득할 수 있다. 예를 들어, 학습 데이터 생성부(110)는 차량에 장착되는 카메라, 라이다(Lidar), 레이더(Radar) 또는 코너 레이더(corner radar) 등을 포함하는 복수의 센서로부터 서로 다른 해상도의 센싱 정보

를 각각 획득할 수 있다. 구체적으로, 제 1 센서는 차량의 전면 측방 또는 후면 측방에 장착되며, 넓은 화각(Field of view, FOV)을 가지는 저해상도센서인 코너 레이더일 수 있다. 제 1 영역은 코너 레이더를 이용하여 감지된 전면 좌우측방 또는 후면 좌우측방의 단거리(Short Range) 영역 중 양측방 코너 레이더 간의 화각이 중복되는 오버랩 영역일 수 있다. 반면에, 제 2 센서는 차량의 전면 또는 후면에 장착되며, 좁은 화각을 가지는 고해상도 센서인 전방 레이더 또는 후방 레이더일 수 있다. 제 2 영역은 전방 레이더 또는 후방 레이더를 이용하여 감지된 전면 또는 후면의 단거리(Short Range) 및 장거리(Long Range) 영역일 수 있다. 다만, 양측방 코너 레이더 및 전후방 레이더는 복수의 센서에 대한 일 예를 설명한 것으로, 상대적으로 저해상도를 가지는 센서와 상대적으로 고해상도를 가지는 센서의 조합이면, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0020] 또한, 예를 들어, 학습 데이터 생성부(110)는 제 1 영역과 제 2 영역이 일부 중복되는 오버랩 영역에 대한 센싱 정보를 이용하여 학습 데이터를 생성할 수 있다. 즉, 오버랩 영역은 저해상도의 제 1 센싱 정보와 고해상도의 제 2 센싱 정보 각각으로부터 특징점(feature points)이 모두 검출되는 영역일 수 있다. 구체적으로, 학습 데이터 생성부(110)는 오버랩 영역에 대한 제 1 센싱 정보와 제 2 센싱 정보를 이용하여 학습 모델을 학습시키기 위한 학습 데이터를 생성할 수 있다. 이 때, 제 2 센싱 정보는 고해상도의 센싱 정보로 학습 모델을 학습시키는 타겟(Target) 정보일 수 있다. 또한, 학습 데이터에는 저해상도의 제 1 센싱 정보를 학습 모델에 입력하여 생성된 가상 정보도 포함될 수 있다.

[0021] 일 예로, 학습 데이터 생성부(110)는 센싱 정보로부터 카운트(Count) 정보, 거리 변화율(Range rate) 정보, 전력(Power) 정보를 포함하는 특징 정보를 추출하여 이미지 정보로 변환할 수 있다. 예를 들어, 학습 데이터 생성부(110)는 레이더로부터 획득한 센싱 정보인 포인트 클라우드 데이터에 전처리를 수행하여 이미지 정보로 변환할 수 있다. 구체적으로, 학습 데이터 생성부(110)는 비정형 데이터인 포인트 클라우드 데이터를 구성하는 각각의 픽셀 정보를 미리 설정된 해상도로 나누어 객체의 존재 여부를 판단할 수 있다. 이에 객체가 존재한다고 판단되면, 학습 데이터 생성부(110)는 객체가 존재하는 영역의 포인트 개수에 관한 카운트 정보, 포인트와 레이더 사이의 상대적 좌표에 관한 거리 변화율 정보, 포인트의 속도 및 수신 세기에 관한 전력 정보를 포함하는 특징 정보를 추출하여 RGB 이미지 정보로 변환할 수 있다.

[0022] 일 실시예에 따른 모델 학습부(120)는 학습 데이터를 기반으로 오버랩(Overlap) 영역에 대한 가상 정보를 생성하는 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 일 예로, 모델 학습부(120)는 오버랩 영역에 대한 제 1 센싱 정보와 제 2 센싱 정보 및 학습 모델로부터 생성된 가상 정보를 학습 데이터로 이용하여 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 예를 들어, 학습 모델은 센싱 정보를 기반으로 가상 정보를 생성하는 제 1 학습 모델과 가상 정보의 진위 여부를 판단하는 제 2 학습 모델을 포함할 수 있다. 또한, 학습 모델은 제 1 학습 모델과 제 2 학습 모델이 경쟁적으로 대립하여 서로의 성능을 개선할 수 있다. 즉, 학습 모델은 생성적 적대적 네트워크(Generative Adversarial Network, GAN) 모델일 수 있다.

[0023] 예를 들어, 모델 학습부(120)는 고해상도의 제 2 센싱 정보를 타겟 정보로 이용하여 저해상도의 제 1 센싱 정보로부터 가상 정보를 생성하도록 제 1 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 그리고, 모델 학습부(120)는 센싱 정보 및 제 1 학습 모델로부터 생성된 가상 정보를 이용하여 진위 여부를 판단하도록 제 2 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 또한, 모델 학습부(120)는 센싱 정보와 가상 정보에 대한 판단 결과에 기초하여 판단 결과의 정확도가 감소하도록 제 1 학습 모델을 학습시키고, 판단 결과의 정확도가 증가하도록 제 2 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 구체적으로, 모델 학습부(120)는 제 2 학습 모델에서 센싱 정보가 실제인 것으로 판단할 확률과 가상 정보가 실제가 아닌 것으로 판단할 확률을 기반으로 판단 결과의 정확도를 산출할 수 있다. 그리고, 모델 학습부(120)는 판단 결과의 정확도가 최소가 되도록 제 1 학습 모델을 학습시키고, 판단 결과의 정확도가 최대가 되도록 제 2 학습 모델을 학습시킬 수 있다.

[0024] 일 실시예에 따른 정보 제공부(130)는 학습이 완료된 학습 모델에 기초하여 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 해상도가 개선된 가상 정보를 생성하여 제공할 수 있다. 일 예로, 정보 제공부(130)는 학습 모델의 학습이 완료되면, 특정 영역에 대한 저해상도의 센싱 정보를 학습 모델에 입력하여 해상도가 개선된 가상 정보를 생성할 수 있다. 예를 들어, 정보 제공부(130)는 학습 모델의 학습이 완료되면, 특정 영역에 대한 저해상도의 센싱 정보를 학습이 완료된 제 1 학습 모델에 입력하여 해상도가 개선된 가상 정보를 생성할 수 있다. 또한, 정보 제공부(130)는 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 생성된 가상 정보를 이용하여 주변 객체에 대한 트래킹 정보를 추가 생성할 수 있다. 구체적으로, 정보 제공부(130)는 차량의 센싱 정보에 기초하여 생성된 가상 정보의 이전과 현재를 비교함으로써 차량의 주변 객체를 트래킹하여 객체에 대한 트래킹 정보를 추가 생성할 수 있다.

- [0026] 도 2는 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치가 가상 정보를 생성하는 동작을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0027] 도 2를 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 학습 데이터 생성부(110)는 복수의 센서로부터 센싱 정보를 획득할 수 있다(S210). 일 예로, 학습 데이터 생성부(110)는 차량에 장착된 제 1 센서 및 제 2 센서를 포함하는 복수의 센서로부터 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 획득할 수 있다. 예를 들어, 학습 데이터 생성부(110)는 차량의 좌우측방을 감지하는 제 1 센서를 이용하여 제 1 영역에 대한 저해상도의 제 1 센싱 정보를 획득할 수 있다. 제 1 영역은 차량의 양측방에 장착되는 제 1 센서 간의 화각이 중복되는 오버랩 영역일 수 있다. 또한, 학습 데이터 생성부(110)는 차량의 전방 또는 후방을 감지하는 제 2 센서를 이용하여 제 2 영역에 대한 저해상도의 제 2 센싱 정보를 획득할 수 있다. 제 2 영역은 차량의 전후방에 장착되는 제 2 센서의 단거리 및 장거리 영역일 수 있다.
- [0028] 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 학습 데이터 생성부(110)는 획득한 센싱 정보에 전처리를 수행하여 학습 데이터를 생성할 수 있다(S220). 일 예로, 학습 데이터 생성부(110)는 오버랩 영역에 대한 센싱 정보로부터 특징 정보를 추출하고, 추출된 특징 정보를 이미지 정보로 변환하여 학습 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 학습 데이터 생성부(110)는 제 1 센싱 정보 및 제 2 센싱 정보가 모두 획득되는 오버랩 영역을 관심 영역(Region of Interest, RoI)으로 추출할 수 있다. 특히, 단거리 영역(0~60m)은 제 2 센서를 기준으로 설정되고, 장거리 영역(60~100m)은 제 1 센서를 기준으로 설정될 수 있다. 또한, 오버랩 영역은 단거리 영역의 화각은 제 1 영역을 기준으로 설정되고, 장거리 영역의 화각은 제 2 영역을 기준으로 설정될 수 있다. 다른 예를 들어, 학습 데이터 생성부(110)는 영역 별로 획득한 각각의 센싱 정보로부터 객체에 대한 특징 정보를 추출할 수 있다. 그리고, 학습 데이터 생성부(110)는 객체에 대한 카운트 정보, 거리 변화율 정보, 전력 정보가 포함된 특징 정보를 RGB 이미지 정보로 변환하여 학습 데이터를 생성할 수 있다.
- [0029] 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 모델 학습부(120)는 학습 데이터를 기반으로 제 1 학습 모델을 학습시킬 수 있다(S230). 일 예로, 모델 학습부(120)는 센싱 정보를 기반으로 가상 정보를 생성하는 제 1 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 예를 들어, 모델 학습부(120)는 고해상도의 제 2 센싱 정보를 타겟 정보로 이용하여 저해상도의 제 1 센싱 정보로부터 가상 정보를 생성하도록 제 1 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 제 1 학습 모델은 제 2 학습 모델이 판단하는 실제의 센싱 정보와 생성된 가상 정보의 진위 여부에 대한 판단 결과의 정확도가 감소하도록 학습될 수 있다.
- [0030] 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 모델 학습부(120)는 학습 데이터를 기반으로 제 2 학습 모델을 학습시킬 수 있다(S240). 일 예로, 모델 학습부(120)는 입력 정보의 진위 여부를 판단하는 제 2 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 예를 들어, 모델 학습부(120)는 실제의 센싱 정보와 제 1 학습 모델로부터 생성된 가상 정보를 이용하여 진위 여부를 판단하도록 제 2 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 제 2 학습 모델은 실제의 센싱 정보와 제 1 학습 모델이 생성하는 가상 정보의 진위 여부에 대한 판단 결과의 정확도가 증가하도록 학습될 수 있다.
- [0031] 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 정보 제공부(130)는 학습 모델에 기초하여 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 해상도가 개선된 가상 정보를 생성할 수 있다(S250). 일 예로, 정보 제공부(130)는 학습이 완료된 학습 모델에 기초하여 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 해상도가 개선된 가상 정보를 생성할 수 있다. 예를 들어, 학습 모델이 학습이 완료되면, 정보 제공부(130)는 저해상도의 제 1 센싱 정보를 학습이 완료된 학습 모델에 입력하여 제 1 센싱 정보보다 고해상도인 가상 정보를 출력할 수 있다. 여기서, 학습이 완료된 학습 모델은 제 1 학습 모델만을 의미할 수 있다.
- [0033] 도 3은 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치가 가상 정보를 생성하는 오버랩 영역을 설명하기 위한 도면이다.
- [0034] 도 3을 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 학습모델이 가상 정보를 생성하는 오버랩 영역을 설명할 수 있다. 일 예로, 센싱 정보 처리 장치의 학습 모델은 학습을 통해 오버랩 영역에 대한 가상 정보를 생성할 수 있다. 예를 들어, 학습 모델은 제 1 센서 및 제 2 센서를 포함하는 복수의 센서로부터 획득한 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 이용하여 딥러닝 기반의 학습 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0035] 도 3(a)를 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치는 코너 레이더의 포인트 클라우드 데이터를 학습 데이터로 이용할 수 있다. 일 예로, 센싱 정보 처리 장치의 학습 데이터 생성부(110)는 제 1 센서인 코너 레이더로부터 감지된 제 1 영역(310)에 대한 저해상도의 제 1 센싱 정보를 획득할 수 있다. 그리고, 학습

데이터 생성부(110)는 획득한 제 1 센싱 정보로 학습 데이터를 생성할 수 있다. 여기서, 코너 레이더는 근거리용 레이더(SRR)로, 거리가 0m 내지 100m이고, 화각이 $\pm 75^\circ$ 일 수 있다. 예를 들어, 제 1 영역(310)은 차량의 전면 좌측에 장착된 좌측 코너 레이더의 화각과 전면 우측에 장착된 우측 코너 레이더의 화각이 중복되는 전면의 오버랩 영역일 수 있다. 또한, 제 1 영역(310)은 차량의 후면 좌측에 장착된 좌측 코너 레이더의 화각과 후면 우측에 장착된 우측 코너 레이더의 화각이 중복되는 후면의 오버랩 영역일 수 있다. 제 1 영역(310)에 대한 저해상도의 제 1 센싱 정보는 학습 모델의 입력 정보에 해당되는 학습 데이터로 사용될 수 있다. 여기서, 제 1 센싱 정보는 레이더로부터 획득한 원본 정보로 포인트 클라우드 데이터 형태일 수 있다.

[0036] 도 3(b)를 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치는 전방 레이더 또는 후방 레이더의 포인트 클라우드 데이터를 학습 데이터로 이용할 수 있다. 일 예로, 센싱 정보 처리 장치의 학습 데이터 생성부(110)는 제 2 센서인 전방 레이더 또는 후방 레이더로부터 감지된 제 2 영역(320)에 대한 고해상도의 제 2 센싱 정보를 획득할 수 있다. 그리고, 학습 데이터 생성부(110)는 획득한 제 2 센싱 정보로 학습 데이터를 생성할 수 있다. 여기서, 전방 레이더 또는 후방 레이더는 장거리용 레이더(LRR)로, 거리가 0m 내지 200m일 수 있다. 다만, 단거리 영역(0~60m)은 화각이 $\pm 40^\circ$, 장거리 영역(60~200m)은 화각이 $\pm 10^\circ$ 일 수 있다. 예를 들어, 제 2 영역(320)은 차량의 전면에 장착된 전방 레이더의 단거리 영역과 장거리 영역일 수 있다. 또한, 제 2 영역(320)은 차량의 후면에 장착된 후방 레이더의 단거리 영역과 장거리 영역일 수 있다. 제 2 영역(320)에 대한 고해상도의 제 2 센싱 정보는 학습 모델을 학습시키기 위한 타겟 정보와 실제 환경 정보에 해당되는 학습 데이터로 사용될 수 있다. 여기서, 제 2 센싱 정보는 레이더로부터 획득한 원본 정보로 포인트 클라우드 데이터 형태일 수 있다.

[0037] 도 3(c)를 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치는 제 1 영역과 제 2 영역이 일부 중복되는 오버랩 영역(330)에 대한 센싱 정보를 이용하여 학습 데이터를 생성할 수 있다. 일 예로, 센싱 정보 처리 장치의 학습 데이터 생성부(110)는 차량의 전면 좌우측에 각각 장착된 코너 레이더의 화각이 중복되는 전면의 제 1 영역과 전방 레이더의 단거리 영역 및 장거리 영역인 전면의 제 2 영역이 중복되는 오버랩 영역(330)에 대한 포인트 클라우드 데이터를 학습 데이터로 이용할 수 있다. 또한, 학습 데이터 생성부(110)는 차량의 후면 좌우측에 각각 장착된 코너 레이더의 화각이 중복되는 후면의 제 1 영역과 후방 레이더의 단거리 영역 및 장거리 영역인 후면의 제 2 영역이 중복되는 오버랩 영역(330)에 대한 포인트 클라우드 데이터를 학습 데이터로 이용할 수 있다. 여기서, 오버랩 영역(330)은 학습 모델을 이용하여 해상도가 개선된 가상 정보가 생성되는 영역일 수 있다.

[0038] 예를 들어, 오버랩 영역(330)은 단거리 영역(0~60m)의 화각이 $\pm 40^\circ$ 이고, 장거리 영역(60~100m)의 화각이 $\pm 10^\circ$ 인 영역일 수 있다. 구체적으로, 오버랩 영역(300)의 단거리 영역(0~60m)에서, 학습 모델의 입력 정보는 코너 레이더의 단거리 영역에 대한 포인트 클라우드 데이터가 사용될 수 있다. 그리고, 학습 모델의 출력 정보(타겟 정보)는 전방 레이더 또는 후방 레이더의 단거리 영역 및 장거리 영역에 대한 포인트 클라우드 데이터가 사용될 수 있다. 반면에, 오버랩 영역(300)의 장거리 영역(60~100m)에서, 학습 모델의 입력 정보는 코너 레이더의 단거리 영역에 대한 포인트 클라우드 데이터가 사용될 수 있다. 그리고, 학습 모델의 출력 정보(타겟 정보)는 전방 레이더 또는 후방 레이더의 장거리 영역에 대한 포인트 클라우드 데이터가 사용될 수 있다.

[0040] 도 4는 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 학습 데이터를 설명하기 위한 도면이다.

[0041] 도 4를 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 학습 데이터 생성부(110)가 센싱 정보를 전처리하여 학습 데이터를 생성하는 일 예를 설명할 수 있다. 일 예로, 학습 데이터 생성부(110)는 포인트 클라우드 데이터에 전처리를 수행하여 변환된 이미지 정보로 학습 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 학습 데이터 생성부(110)는 제 1 영역에 대한 저해상도의 제 1 센싱 정보에 전처리를 수행하여 오버랩 영역에 대한 학습 모델의 입력 정보(410)를 생성할 수 있다. 입력 정보(410)는 오버랩 영역에 대한 포인트 클라우드 데이터로부터 전처리를 수행하여 변환된 RGB 이미지 정보일 수 있다.

[0042] 다른 예를 들어, 학습 데이터 생성부(110)는 제 2 영역에 대한 고해상도의 제 2 센싱 정보에 전처리를 수행하여 오버랩 영역에 대한 학습 모델의 실제 환경 정보(420)를 생성할 수 있다. 실제 환경 정보(420)는 학습 모델의 출력 정보를 훈련 및 테스트하기 위한 학습 데이터일 수 있다. 특히, 실제 환경 정보(420)는 학습 모델의 타겟 정보로 사용될 수 있다. 실제 환경 정보(420)는 오버랩 영역에 대한 포인트 클라우드 데이터로부터 전처리를 수행하여 변환된 이미지 정보일 수 있다.

- [0043] 일 예로, 학습 데이터 생성부(110)는 포인트 클라우드 데이터에 전처리를 수행하여 오버랩 영역에 대한 이미지 정보로 변환할 수 있다. 예를 들어, 학습 데이터 생성부(110)는 포인트 클라우드 데이터로부터 오버랩 영역을 관심 영역(Region of Interest, RoI)으로 추출할 수 있다. 이로써, 관심 영역인 오버랩 영역 이외의 영역에 대한 정보는 제외함으로써 연산량을 감소시키고, 학습의 정확도를 높일 수 있다. 또한, 다른 예를 들어, 학습 데이터 생성부(110)는 포인트 클라우드 데이터에서 오버랩 영역에 해당되는 각각의 픽셀 정보를 미리 설정된 해상도로 나누어 객체의 존재 여부를 판단할 수 있다. 이에 객체가 존재한다고 판단되면, 학습 데이터 생성부(110)는 객체가 존재하는 영역의 포인트 개수에 관한 카운트 정보, 포인트와 레이더 사이의 상대적 좌표에 관한 거리 변화율 정보, 포인트의 속도 및 수신 세기에 관한 전력 정보를 포함하는 특징 정보를 추출할 수 있다. 학습 데이터 생성부(110)는 특징 정보를 RGB 이미지 정보로 변환할 수 있다. 구체적으로, 학습 데이터 생성부(110)는 포인트 클라우드 데이터를 RGB 이미지 정보로 변환하기 위해 별도의 PCL(Point Cloud Library) 등과 같은 알고리즘을 이용할 수도 있다. 다만, 전처리 동작의 일 예를 설명한 것으로, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0045] 도 5 내지 도 7은 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 학습 모델을 설명하기 위한 도면이다.
- [0046] 도 5를 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치(100)의 학습 모델은 센싱 정보의 해상도를 증가시키도록 설계된 모델로 기계 학습 구조일 수 있다. 일 예로, 모델 학습부(120)는 센싱 정보(410)를 기반으로 가상 정보(420)를 생성하는 제 1 학습 모델과 가상 정보(420)의 진위 여부를 판단하는 제 2 학습 모델을 포함하는 학습 모델(520)을 학습시킬 수 있다. 즉, 또한, 학습 모델은 생성기(generator)로 동작하는 제 1 학습 모델과 분류기(discriminator)로 동작하는 제 2 학습 모델을 포함하는 구조일 수 있다. 또한, 학습이 완료되면, 정보 제공부(130)는 특정 영역에 대한 센싱 정보(410)를 학습이 완료된 학습 모델(530)에 입력하여 해상도가 개선된 가상 정보(510)를 출력할 수 있다. 여기서, 학습 모델은 image-to-image translation 모델로써, 생성적 적대적 네트워크 (Generative Adversarial Network, GAN) 모델 중 Pix2Pix 모델일 수 있다. 특히, 학습 모델은 비지도 학습 알고리즘 기반으로 고해상도의 제 2 센싱 정보를 타겟 정보로 입력함으로써, 지도 학습이 가능한 모델일 수 있다. 다만, 학습 모델의 종류는 일 예를 설명한 것으로, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0047] 예를 들어, 모델 학습부(120)는 코너 레이더의 포인트 클라우드 데이터를 복수의 센싱 정보(410)로 입력하여 복수의 가상 정보(420)를 생성하도록 제 1 학습 모델을 학습할 수 있다. 또한, 제 1 학습 모델은 전방 레이더 또는 후방 레이더의 포인트 클라우드 데이터를 타겟 정보로 입력하여 안정적인 학습을 수행할 수 있다. 그리고, 모델 학습부(120)는 복수의 가상 정보(420)와 복수의 센싱 정보(410)를 입력 정보로 진위 여부를 판단하도록 제 2 학습 모델을 학습할 수 있다.
- [0048] 또한, 예를 들어, 모델 학습부(120)는 학습 모델이 학습 완료 조건을 만족하면 학습을 완료할 수 있다. 구체적으로, 모델 학습부(120)는 제 2 학습 모델이 제 1 학습 모델로부터 생성된 가상 정보의 진위 여부를 판단하지 못하면 학습을 완료할 수 있다. 즉, 학습 모델은 가상 정보가 입력되어 실제인 것으로 판단할 확률이 1/2이면 학습을 완료할 수 있다. 또는, 모델 학습부(120)는 가상 정보와 카메라로 촬영된 실제 이미지 정보의 유사도를 기준으로 학습을 완료할 수 있다. 다만, 이는 학습 완료 조건의 일 예를 설명한 것으로, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0049] 다른 예를 들어, 학습 모델의 학습이 완료되면, 정보 제공부(130)는 코너 레이더로부터 감지된 특정 영역에 대한 센싱 정보를 학습이 완료된 학습 모델(530)에 입력하여 해상도가 개선된 가상 정보(510)를 출력할 수 있다. 또한, 출력된 가상 정보(510)는 전방 레이더 또는 후방 레이더의 포인트 클라우드 데이터를 타겟 정보로 생성된 고해상도의 가상 정보일 수 있다. 즉, 학습 모델의 학습이 완료되면, 생성기(generator)로 동작하는 제 1 학습 모델만이 이용될 수 있다.
- [0051] 도 6을 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 제 1 학습 모델과 제 2 학습 모델에 센싱 정보를 적용하는 일 예를 설명할 수 있다. 일 예로, 센싱 정보 처리 장치의 학습 모델은 생성적 적대적 네트워크 (Generative Adversarial Network, GAN) 모델 구조로, 생성기(generator)인 제 1 학습 모델(610)과 분류기(discriminator)인 제 2 학습 모델(620)을 포함할 수 있다. 예를 들어, 모델 학습부(120)는 제 1 학습 모델(610)을 이용하여 실제의 센싱 정보(410)로부터 복수의 가상 정보(510)를 생성할 수 있다. 여기서, 실제의 센싱 정보(410)는 제 1 학습 모델(610)의 입력 정보로 사용된 저해상도의 센싱 정보와 타겟 정보로 사용된 고해상도

의 센싱 정보를 포함할 수 있다. 그리고, 모델 학습부(120)는 제 2 학습 모델(620)을 이용하여 제 1 학습 모델(610)로부터 생성된 가상 정보(510)와 실제의 센싱 정보(410)의 진위 여부를 판단하도록 학습할 수 있다. 여기서, 제 2 학습 모델(620)은 생성된 가상 정보(510)와 실제의 센싱 정보(410)를 쌍으로 입력 받아 진위 여부를 할 수 있다.

[0052] 구체적으로, 모델 학습부(120)는 제 1 학습 모델(610)에서 센싱 정보(410)와 가상 정보(510)의 격차를 줄이기 위해 제 1 손실 함수(Loss function)를 사용할 수 있다. 제 1 손실 함수는 생성된 가상 정보(510)를 픽셀 단위로 판단하는 함수로, 수학식 1과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 1

$$\mathcal{L}_{L1}(G) = \mathbb{E}_{x,y,z}[\|y - G(x,z)\|_1]$$

[0053]

[0054] 여기서, x는 입력 정보로 저해상도의 센싱 정보이고, y는 출력 정보로 고해상도의 센싱 정보일 수 있다. 특히, z는 x와 함께 입력 정보로 사용되는 랜덤 노이즈 벡터 정보일 수 있다.

[0055] 또한, 모델 학습부(120)는 제 1 학습 모델(610)과 제 2 학습 모델(620)에서 제 2 손실 함수를 사용할 수 있다. 제 2 손실 함수는 cGAN 모델에서 사용하는 함수로 수학식 2와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 2

$$\mathcal{L}_{cGAN}(G,D) = \mathbb{E}_{x,y}[\log D(x,y)] + \mathbb{E}_{x,z}[\log(1 - D(x,G(x,z)))]$$

[0056]

[0057] 여기서, D(x,y)는 제 2 학습 모델(620)이 실제의 센싱 정보(410)를 실제인 것으로 판단할 확률이고, D(x,G(x,z))는 제 2 학습 모델(620)이 제 1 학습 모델(610)로부터 생성된 가상 정보(510)를 실제인 것으로 판단할 확률일 수 있다. 또한, 모델 학습부(120)는 최종적으로 제 1 손실 함수와 제 2 손실 함수를 결합된 최종 손실 함수를 사용할 수 있다. 이 때, 학습 모델은 Pix2Pix 구조일 수 있다. 모델 학습부(120)는 최종 손실 함수가 최소가 되도록 제 1 학습 모델(610)을 학습시키고, 최종 손실 함수가 최대가 되도록 제 2 학습 모델(620)을 학습시킬 수 있다. 최종 손실 함수는 수학식 3과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 3

$$G^* = \arg \min_G \max_D \mathcal{L}_{cGAN}(G,D) + \lambda \mathcal{L}_{L1}(G)$$

[0058]

[0059] 이에, 제 2 학습 모델(620)은 가상 정보가 실제인지 실체가 아닌지 더욱 정확하게 판단할 수 있도록 학습되고, 제 1 학습 모델(610)은 제 2 학습 모델(620)을 속이기 위해 더욱 실제에 가까운 가상 정보를 생성할 수 있도록 학습될 수 있다.

[0061] 도 7을 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 제 1 학습 모델(610)과 제 2 학습 모델(620)에 있어서, 각각의 구조에 대한 일 예를 설명할 수 있다. 일 예로, 제 1 학습 모델(610)은 가상 정보를 생성하는 U-Net 구조일 수 있다. 예를 들어, 제 1 학습 모델(610)은 실제의 센싱 정보와 생성한 가상 정보 간의 차이값을 이용하여 학습할 수 있다. 여기서, 제 1 학습 모델(610)은 생성한 가상 정보에 대한 제 2 학습 모델(620)의 판단 결과를 이용하여 학습할 수 있다.

[0062] 일 예로, 제 2 학습 모델(620)은 실제의 센싱 정보와 가상 정보를 쌍으로 입력받아 판단하는 신경망 구조일 수 있다. 예를 들어, 제 2 학습 모델(620)은 실제의 센싱 정보로 학습을 한 후, 제 1 학습 모델(610)로 생성한 가상 정보로 학습할 수 있다. 여기서, 제 2 학습 모델(620)은 입력 정보가 실제의 센싱 정보라고 판단되면 1을 출

력할 수 있다. 반면에, 제 2 학습 모델(620)은 입력 정보가 가상 정보라고 판단되면 0을 출력하면서 동시에 1을 출력하기 위해 학습할 수 있다.

[0063] 이에, 제 1 학습 모델(610)과 제 2 학습 모델(620)은 서로 반대되는 손실함수를 통해 경쟁적으로 대립하여 서로의 성능을 개선하도록 학습할 수 있다.

[0065] 도 8은 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 정보 제공부를 설명하기 위한 도면이다.

[0066] 도 8을 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 정보 제공부가 학습이 완료된 학습 모델을 이용하는 일 예를 설명할 수 있다. 일 예로, 학습이 완료된 학습 모델은 제 1 학습 모델(610)일 수 있다. 그리고, 제 1 학습 모델(610)은 U-Net을 기본 구조로 구현될 수 있다. 예를 들어, 제 1 학습 모델(610)은 이미지 분할을 위한 FCN(Fully Convolutional Network) 알고리즘 기반의 모델일 수 있다. 구체적으로, 제 1 학습 모델(610)은 이미지 정보의 컨텍스트(context) 정보를 획득하기 위한 제 1 네트워크와 식별(localization)을 위한 제 2 네트워크가 대칭되는 구조일 수 있다. 여기서, 제 1 네트워크는 Contracting Path로 encoding 과정일 수 있다. 제 2 네트워크는 Expanding Path로 decoding 과정일 수 있다.

[0067] 또한, 일 예로, 정보 제공부(130)는 학습이 완료된 학습 모델에 기초하여 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 해상도가 개선된 가상 정보(840)를 생성하여 제공할 수 있다. 여기서, 센싱 정보(810)는 저해상도를 지원하는 센서로부터 획득한 정보로, 이미지 정보로 변환된 형태일 수 있다. 예를 들어, 정보 제공부(130)는 복수의 센서로부터 획득한 센싱 정보를 기초로 생성된 가상 정보(840)를 투영하여 동시에 제공할 수 있다. 또는, 정보 제공부(130)는 오버랩 영역을 생성된 가상 정보(840)로 변환하여 제공할 수 있다.

[0069] 이하에서는 도 1 내지 도 8을 참조하여 설명한 센싱 정보 처리 장치가 수행할 수 있는 센싱 정보 처리 방법에 대해서 설명한다.

[0070] 도 9는 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 방법의 흐름도이다.

[0071] 도 9를 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 방법은 학습 데이터 생성 단계를 포함할 수 있다 (S910). 일 예로, 센싱 정보 처리 장치는 제 1 센서 및 제 2 센서를 포함하는 복수의 센서로부터 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 획득할 수 있다. 그리고, 센싱 정보 처리 장치는 획득한 센싱 정보에 전처리를 수행하여 학습 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 센싱 정보 처리 장치는 제 1 센서를 이용하여 감지된 제 1 영역에 대한 저해상도의 제 1 센싱 정보와 제 2 센서를 이용하여 감지된 제 2 영역에 대한 고해상도의 제 2 센싱 정보를 획득할 수 있다. 구체적으로, 제 1 센서는 차량의 전면 측방 또는 후면 측방에 장착되며, 넓은 화각(Field of view, FOV)을 가지는 저해상도센서인 코너 레이더일 수 있다. 제 1 영역은 코너 레이더를 이용하여 감지된 전면 좌우측방 또는 후면 좌우측방의 단거리(Short Range) 영역 중 양측방 코너 레이더 간의 화각이 중복되는 오버랩 영역일 수 있다. 반면에, 제 2 센서는 차량의 전면 또는 후면에 장착되며, 좁은 화각을 가지는 고해상도 센서인 전방 레이더 또는 후방 레이더일 수 있다. 제 2 영역은 전방 레이더 또는 후방 레이더를 이용하여 감지된 전면 또는 후면의 단거리(Short Range) 및 장거리(Long Range) 영역일 수 있다. 다만, 코너 레이더 및 전후방 레이더는 복수의 센서에 대한 일 예를 설명한 것으로, 상대적으로 저해상도를 가지는 센서와 상대적으로 고해상도를 가지는 센서의 조합이면, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0072] 예를 들어, 센싱 정보 처리 장치는 제 1 영역과 제 2 영역이 일부 중복되는 오버랩 영역에 대한 센싱 정보를 이용하여 학습 데이터를 생성할 수 있다. 즉, 오버랩 영역은 저해상도의 제 1 센싱 정보와 고해상도의 제 2 센싱 정보 각각으로부터 특징점(feature points)이 모두 검출되는 영역일 수 있다. 구체적으로, 센싱 정보 처리 장치는 오버랩 영역에 대한 제 1 센싱 정보와 제 2 센싱 정보를 이용하여 학습 모델을 학습시키기 위한 학습 데이터를 생성할 수 있다. 이 때, 제 2 센싱 정보는 고해상도의 센싱 정보로 학습 모델을 학습시키는 타겟(Target) 정보일 수 있다. 또한, 학습 데이터에는 저해상도의 제 1 센싱 정보를 학습 모델에 입력하여 생성된 가상 정보도 포함될 수 있다.

[0073] 일 예로, 센싱 정보 처리 장치는 센싱 정보로부터 카운트(Count) 정보, 거리 변화율(Range rate) 정보, 전력(Power) 정보를 포함하는 특징 정보를 추출하여 이미지 정보로 변환할 수 있다. 예를 들어, 센싱 정보 처리 장치는 레이더로부터 획득한 센싱 정보인 포인트 클라우드 데이터에 전처리를 수행하여 이미지 정보로 변환할 수 있다. 구체적으로, 센싱 정보 처리 장치는 비정형 데이터인 포인트 클라우드 데이터를 구성하는 각각의 픽셀 정

보를 미리 설정된 해상도로 나누어 객체의 존재 여부를 판단할 수 있다. 이에 객체가 존재한다고 판단되면, 센싱 정보 처리 장치는, 객체가 존재하는 영역의 포인트 개수에 관한 카운트 정보, 포인트와 레이더 사이의 상대적 좌표에 관한 거리 변화율 정보, 포인트의 속도 및 수신 세기에 관한 전력 정보를 포함하는 특징 정보를 추출하여 RGB 이미지 정보로 변환할 수 있다.

[0074] 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 방법은 모델 학습 단계를 포함할 수 있다(S920). 일 예로, 센싱 정보 처리 장치는 학습 데이터를 기반으로 오버랩(Overlap) 영역에 대한 가상 정보를 생성하는 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 예를 들어, 센싱 정보 처리 장치는 오버랩 영역에 대한 제 1 센싱 정보와 제 2 센싱 정보 및 학습 모델로부터 생성된 가상 정보를 학습 데이터로 이용하여 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 학습 모델은 센싱 정보를 기반으로 가상 정보를 생성하는 제 1 학습 모델과 가상 정보의 진위 여부를 판단하는 제 2 학습 모델을 포함할 수 있다. 또한, 학습 모델은 제 1 학습 모델과 제 2 학습 모델이 경쟁적으로 대립하여 서로의 성능을 개선할 수 있다. 구체적으로, 학습 모델은 생성적 적대적 네트워크 (Generative Adversarial Network, GAN) 모델일 수 있다.

[0075] 예를 들어, 센싱 정보 처리 장치는 고해상도의 제 2 센싱 정보를 타겟 정보로 이용하여 저해상도의 제 1 센싱 정보로부터 가상 정보를 생성하도록 제 1 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 그리고, 센싱 정보 처리 장치는 센싱 정보 및 제 1 학습 모델로부터 생성된 가상 정보를 이용하여 진위 여부를 판단하도록 제 2 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 또한, 센싱 정보 처리 장치는 센싱 정보와 가상 정보에 대한 판단 결과에 기초하여 판단 결과의 정확도가 감소하도록 제 1 학습 모델을 학습시키고, 판단 결과의 정확도가 증가하도록 제 2 학습 모델을 학습시킬 수 있다.

[0076] 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 방법은 정보 제공 단계를 포함할 수 있다(S930). 일 예로, 센싱 정보 처리 장치는 학습이 완료된 학습 모델에 기초하여 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 해상도가 개선된 가상 정보를 생성하여 제공할 수 있다. 예를 들어, 센싱 정보 처리 장치는 학습 모델의 학습이 완료되면, 특정 영역에 대한 저해상도의 센싱 정보를 학습 모델에 입력하여 해상도가 개선된 가상 정보를 생성할 수 있다. 구체적으로, 센싱 정보 처리 장치는 학습 모델의 학습이 완료되면, 특정 영역에 대한 저해상도의 센싱 정보를 학습이 완료된 제 1 학습 모델에 입력하여 해상도가 개선된 가상 정보를 생성할 수 있다. 또한, 센싱 정보 처리 장치는 특정 영역에 대한 센싱 정보로부터 생성된 가상 정보를 이용하여 주변 객체에 대한 트래킹 정보를 추가 생성할 수 있다.

[0077] 이에, 센싱 정보 처리 장치는 코너 레이더의 센싱 정보와 전방 레이더 및 후방 레이더의 센싱 정보를 이용하여 학습 모델을 학습시키고, 학습이 완료된 학습 모델을 이용하여 코너 레이더의 오버랩 영역에 대한 검출 성능을 향상시킬 수 있는 효과를 제공할 수 있다.

[0079] 도 10은 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치의 블록도이다.

[0080] 도 10을 참조하면, 일 실시예에 따른 센싱 정보 처리 장치(100)는 통신 인터페이스(1010) 및 프로세서(1020)를 포함한다. 센싱 정보 처리 장치(100)는 메모리(1030)를 더 포함할 수 있다. 각 구성 요소, 통신 인터페이스(1010), 프로세서(1020) 및 메모리(1030)는 통신 버스를 통해 서로 연결될 수 있다. 예를 들면, 통신 버스는 구성요소들을 서로 연결하고, 구성요소들 간의 통신(예: 제어 메시지 및/또는 데이터)을 전달하는 회로를 포함할 수 있다.

[0081] 통신 인터페이스(1010)는 차량에 장착되는 복수의 센서로부터 감지되는 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 획득할 수 있다. 또한, 통신 인터페이스(1110)는 무선 통신 또는 유선 통신을 통해서 외부 장치와의 통신을 수행할 수 있다.

[0082] 프로세서(1020)는 도 1 내지 도 9를 통해 기술한 적어도 하나의 방법 또는 적어도 하나의 방법에 대응되는 알고리즘을 수행할 수 있다. 프로세서(1020)는 목적하는 동작들(desired operations)을 실행시키기 위한 물리적인 구조를 갖는 회로를 가지는 하드웨어로 구현된 데이터 처리 장치일 수 있다. 예를 들어, 목적하는 동작들은 프로그램에 포함된 코드(code) 또는 인스트럭션들(instructions)을 포함할 수 있다. 예를 들어, 하드웨어로 구현된 데이터 처리 장치는 마이크로프로세서(microprocessor), 중앙 처리 장치(central processing unit), 프로세서 코어(processor core), 멀티-코어 프로세서(multi-core processor), 멀티프로세서(multiprocessor), NPU(Neural Processing Unit), ASIC(Application-Specific Integrated Circuit), FPGA(Field Programmable Gate Array)를 포함할 수 있다.

[0083] 또한, 프로세서(1020)는 프로그램을 실행하고, 센싱 정보 처리 장치(100)를 제어할 수 있다. 프로세서(1020)에

의하여 실행되는 프로그램 코드는 메모리(1030)에 저장될 수 있다.

[0084] 본 개시의 실시예에 따른 신경망을 포함하는 인공 지능 기반의 학습 모델에 관한 정보는 프로세서(1020) 내부 메모리에 저장되거나, 외부 메모리, 즉 메모리(1030)에 저장될 수 있다. 예를 들어, 메모리(1030)는 통신 인터페이스(1010)를 통해 획득한 차량에 장착된 복수의 센서로부터 감지되는 서로 다른 해상도의 센싱 정보를 저장할 수 있다. 메모리(1030)는 신경망을 포함하는 인공 지능 기반의 학습 모델을 저장할 수 있다. 또한, 메모리(1030)는 프로세서(1020)의 처리 과정에서 생성되는 다양한 정보 및 프로세서(1020)에 의해 추출된 출력 정보들을 저장할 수 있다. 출력 정보는 학습 모델의 연산 결과 또는 학습 모델의 테스트 결과로 가상 정보일 수 있다. 메모리(930)는 학습 모델의 학습 결과를 저장할 수 있다. 학습 결과는, 센싱 정보 처리 장치(100)에서 획득한 것일 수도 있고, 외부 장치로부터 획득한 것일 수도 있다. 학습 결과는, 가중치 및 바이어스 값을 포함할 수 있다. 이 밖에도, 메모리(1030)는 각종 데이터와 프로그램 등을 저장할 수 있다. 메모리(1030)는 휘발성 메모리 또는 비휘발성 메모리를 포함할 수 있다. 메모리(1030)는 하드 디스크 등과 같은 대용량 저장 매체를 구비하여 각종데이터를 저장할 수 있다.

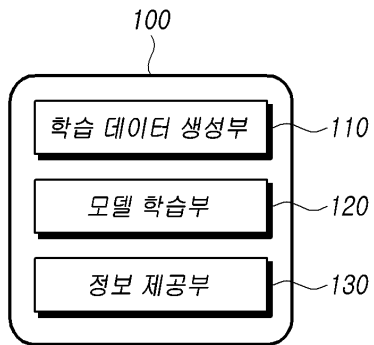
[0085] 이상에서, 본 개시의 실시 예를 구성하는 모든 구성 요소들이 하나로 결합되거나 결합되어 동작하는 것으로 설명되었다고 해서, 본 개시가 반드시 이러한 실시 예에 한정되는 것은 아니다. 즉, 본 개시의 목적 범위 안에서라면, 그 모든 구성 요소들이 하나 이상으로 선택적으로 결합하여 동작할 수도 있다. 또한, 그 모든 구성 요소들이 각각 하나의 독립적인 하드웨어로 구현될 수 있지만, 각 구성 요소들의 그 일부 또는 전부가 선택적으로 조합되어 하나 또는 복수 개의 하드웨어에서 조합된 일부 또는 전부의 기능을 수행하는 프로그램 모듈을 갖는 컴퓨터 프로그램으로서 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 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-광 매체(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.

[0086] 또한, 이상에서 기재된 "포함하다", "구성하다" 또는 "가지다" 등의 용어는, 특별히 반대되는 기재가 없는 한, 해당 구성 요소가 내재될 수 있음을 의미하는 것이므로, 다른 구성 요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성 요소를 더 포함할 수 있는 것으로 해석되어야 한다. 기술적이거나 과학적인 용어를 포함한 모든 용어들은, 다르게 정의되지 않는 한, 본 개시가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 사전에 정의된 용어와 같이 일반적으로 사용되는 용어들은 관련 기술의 문맥 상의 의미와 일치하는 것으로 해석되어야 하며, 본 개시에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

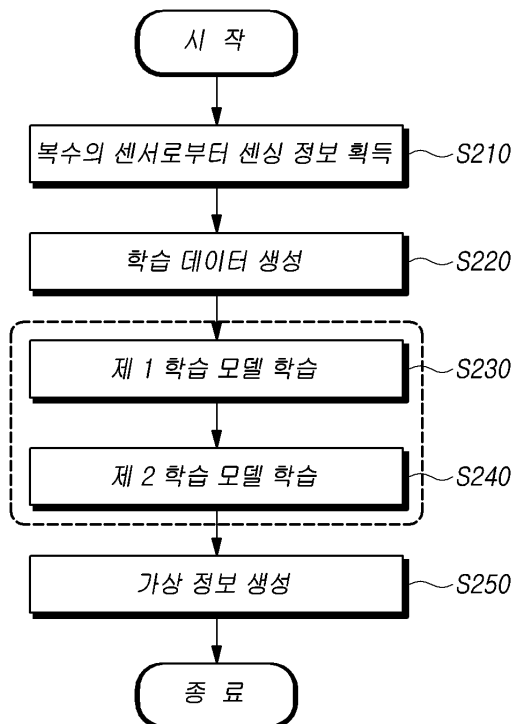
[0087] 이상의 설명은 본 개시의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 개시가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 개시의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 개시에 개시된 실시 예들은 본 개시의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시 예에 의하여 본 개시의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 개시의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 개시의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

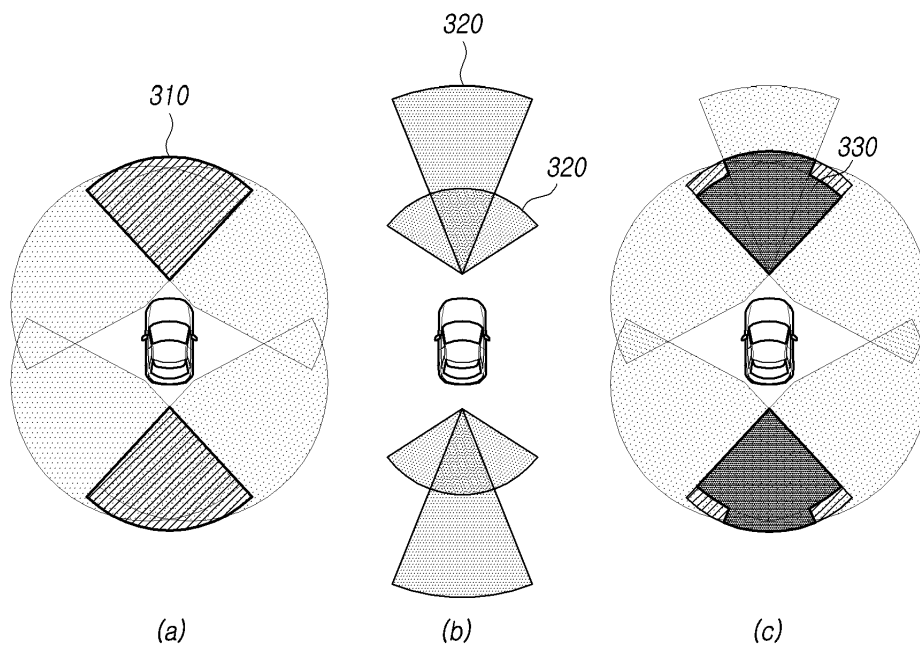
도면1



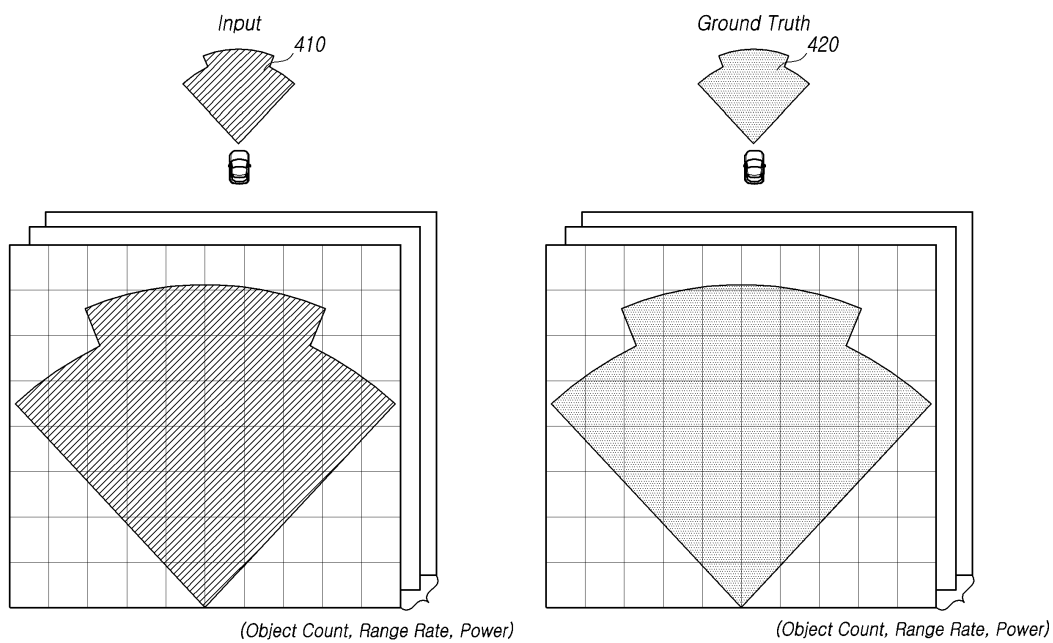
도면2



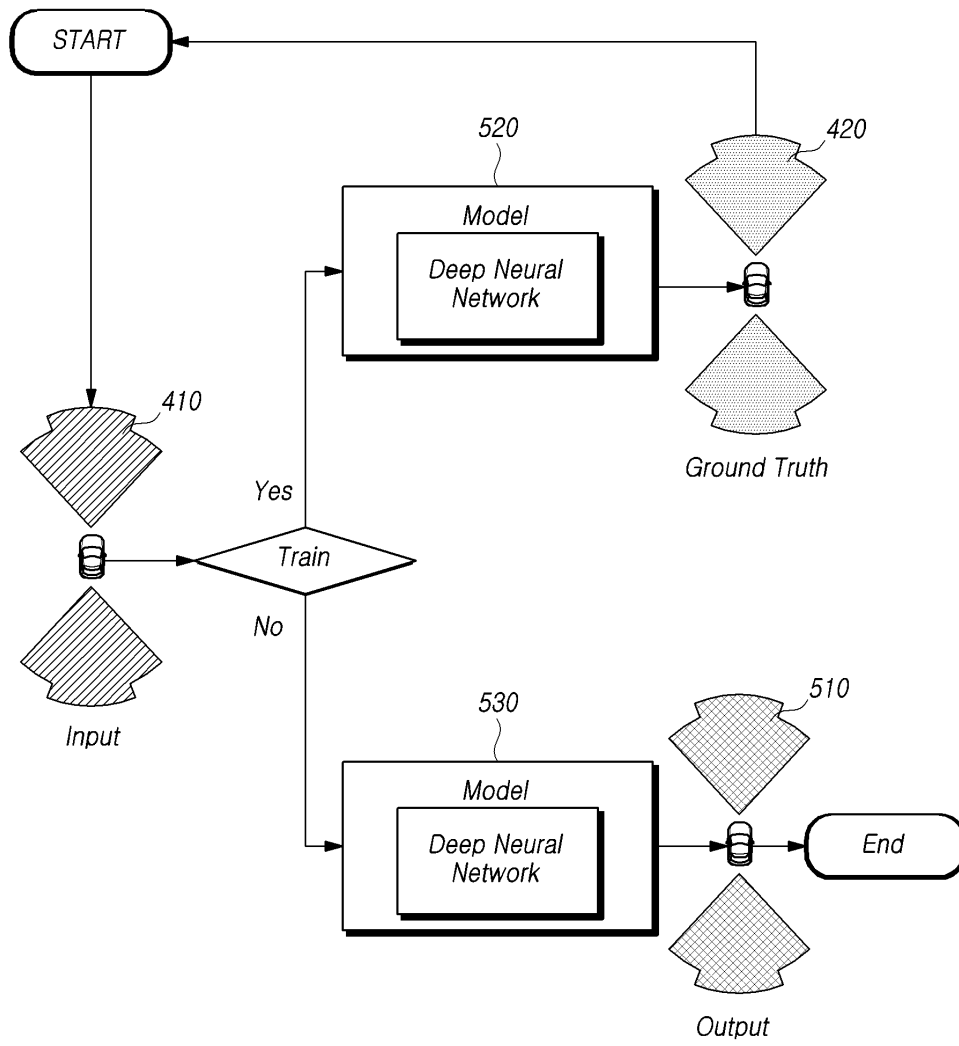
도면3



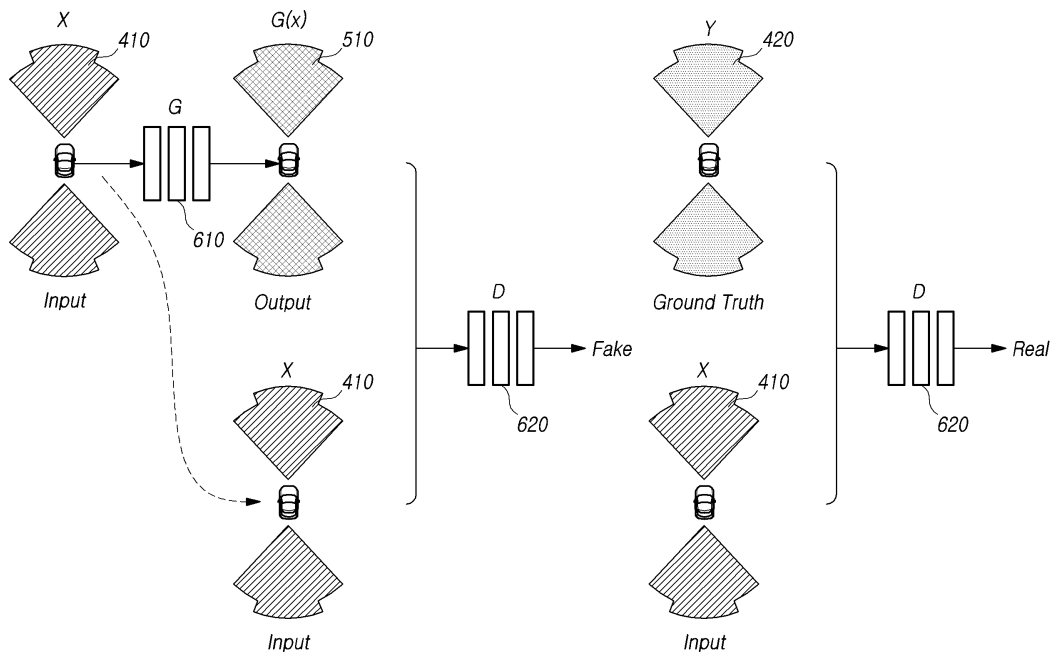
도면4



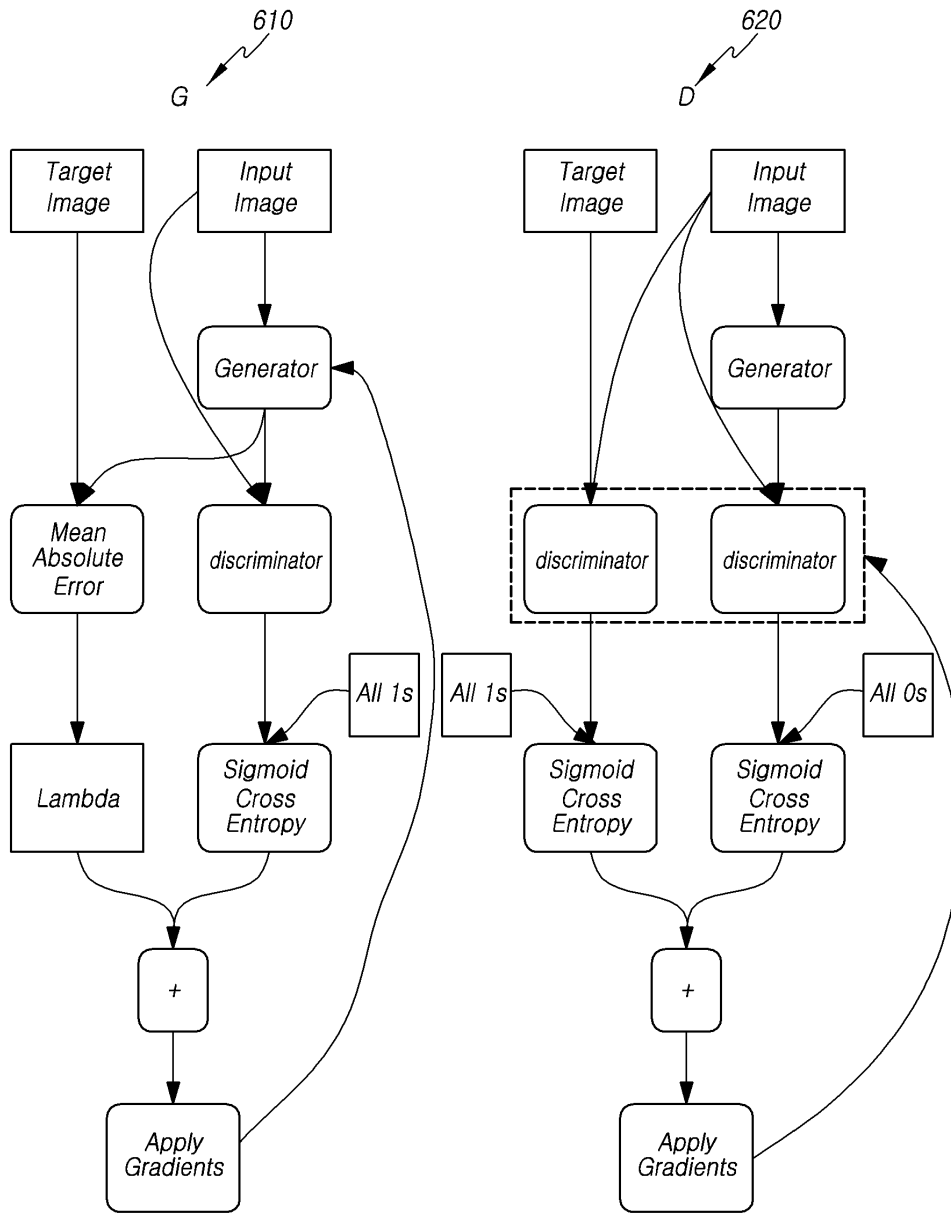
도면5



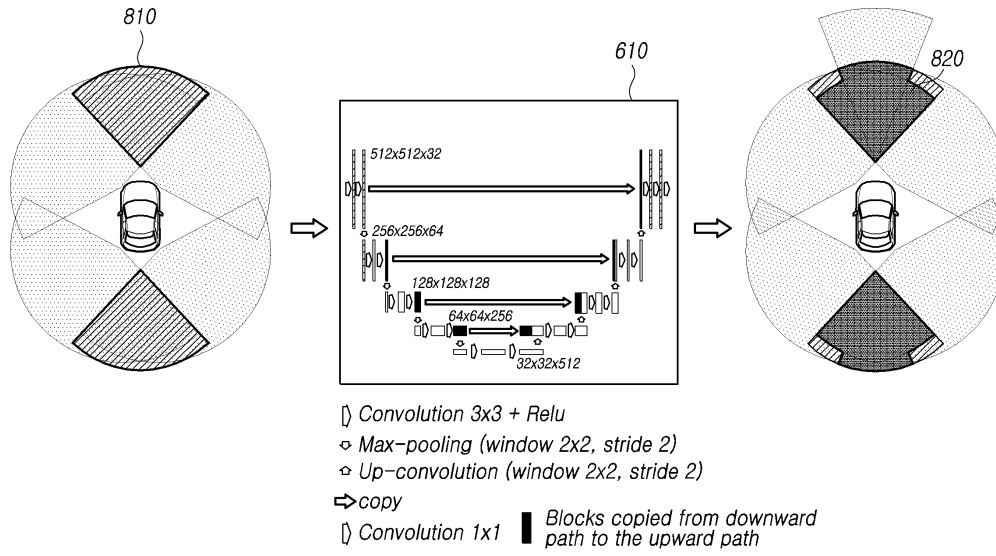
도면6



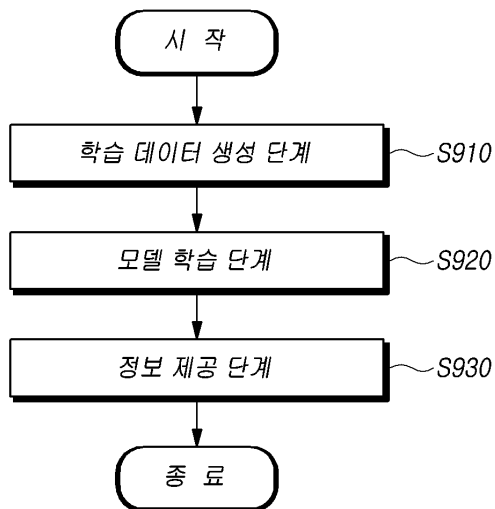
도면7



도면8



도면9



도면10

