



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0078625
(43) 공개일자 2025년06월02일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06V 10/774 (2022.01) B60W 40/02 (2006.01)
G06T 3/02 (2024.01) G06V 20/56 (2022.01)
- (52) CPC특허분류
G06V 10/774 (2023.08)
B60W 40/02 (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2025-7017097(분할)
- (22) 출원일자(국제) 2019년10월10일
심사청구일자 2025년05월23일
- (62) 원출원 특허 10-2021-7013553
원출원일자(국제) 2019년10월10일
심사청구일자 2021년11월30일
- (85) 번역문제출일자 2025년05월23일
- (86) 국제출원번호 PCT/US2019/055683
- (87) 국제공개번호 WO 2020/077117
국제공개일자 2020년04월16일
- (30) 우선권주장
62/744,534 2018년10월11일 미국(US)

- (71) 출원인
테슬라, 인크.
미국 텍사스 78725 오스틴 테슬라 로드 1
- (72) 발명자
쿠퍼, 매튜 존
미국 캘리포니아 94304 팔로 알토 디어 크릭 로드 3500 테슬라, 인크. 내
제인, 파라스
미국 캘리포니아 94304 팔로 알토 디어 크릭 로드 3500 테슬라, 인크. 내
시두, 하르시므란 싱
미국 캘리포니아 94304 팔로 알토 디어 크릭 로드 3500 테슬라, 인크. 내
- (74) 대리인
특허법인 무한

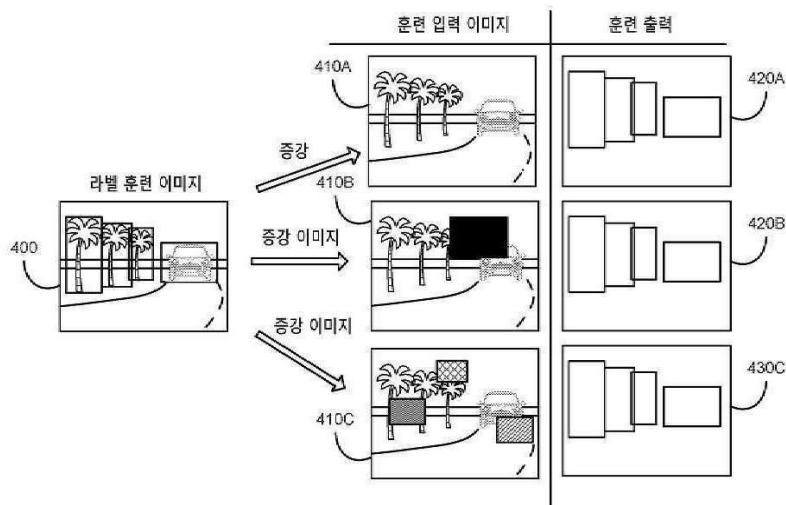
전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 증강 데이터로 기계 모델을 훈련하기 위한 시스템 및 방법

(57) 요약

증강 데이터로 기계 모델을 훈련하기 위한 시스템 및 방법. 예시적인 방법은 하나 이상의 이미지 수집 시스템에 부착되어 있는 동안 카메라 세트에 의해 캡처된 이미지 세트를 식별하는 단계를 포함한다. 이미지 세트의 각 이미지에 대해 이미지에 대한 훈련 출력이 식별된다. 이미지 세트에 있는 하나 이상의 이미지에 대해, 증강 이미지 세트를 위한 증강 이미지가 생성된다. 증강 이미지 생성에는 이미지의 카메라 속성을 유지하는 이미지 조작 함수로 이미지를 수정하는 작업이 포함된다. 증강 훈련 이미지는 이미지의 훈련 출력과 연관된다. 예측 컴퓨터 모델의 파라미터 세트는 이미지 및 증강 이미지 세트를 포함하는 이미지 훈련 세트를 기반으로 훈련 출력을 예측하도록 훈련된다.

대표도



(52) CPC특허분류

G06T 3/02 (2024.01)

G06V 20/56 (2023.08)

B60W 2420/403 (2013.01)

G06T 2207/20132 (2013.01)

명세서

청구범위

청구항 1

예측 컴퓨터 모델을 사용하여 차량 동작을 제어하기 위한 방법에 있어서,
상기 차량에 부착된 카메라 세트(set of cameras)에 의해 차량의 동작 동안 생성된 이미지 세트(set of images)를 획득하는 동작;
상기 이미지 세트를 상기 예측 컴퓨터 모델에 입력으로 제공하여, 상기 예측 컴퓨터 모델이 상기 이미지 세트에 의하여 적어도 하나의 객체의 존재(presence)를 지시(indicate)하는 출력을 생성하도록 하는 동작; 및
상기 출력을 획득하는 것에 응답하여, 상기 이미지 세트에 의하여 지시되는 상기 적어도 하나의 객체의 존재에 기초하여 상기 차량의 제어를 야기하는 동작
을 포함하고,
상기 카메라 세트는,
하나 이상의 미리 결정된 외부 속성에 따라 상기 이미지 세트를 생성하도록 구성되고,
상기 예측 컴퓨터 모델은,
복수의 훈련 이미지 세트(training sets of images)를 포함하는 훈련 데이터를 사용하여 구성되고,
상기 복수의 훈련 이미지 세트 중 적어도 서브세트(subset)는,
상기 하나 이상의 외부 속성을 가진 훈련 이미지, 및
상기 하나 이상의 외부 속성을 유지하는 대응 훈련 이미지에 이미지 조작 함수를 적용함으로써 생성된 증강 훈련 이미지
를 포함하는, 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,
상기 차량의 동작 동안 이미지 세트(set of images)를 획득하는 동작은,
상기 카메라 세트에 의해 생성된 상기 이미지 세트를 획득하는 동작
을 포함하고,
상기 카메라 세트는,
상기 훈련 데이터의 적어도 일부를 생성하는 데 사용된 대응하는 차량 및 훈련 카메라 세트와 동일한, 상기 차량에 대한 위치 및 방향을 갖는, 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,
상기 복수의 훈련 세트 중 적어도 서브세트는,
상기 증강된 훈련 이미지를 생성하기 위해 각각의 제1 훈련 이미지의 적어도 하나의 시각적 요소를 수정하는 이미지 조작 함수에 따라 생성된 증강 훈련 이미지를 포함하는, 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 복수의 훈련 세트 중 적어도 서브세트는,

상기 증강된 훈련 이미지를 생성하기 위해 관심 영역에 기초하여 각각의 훈련 이미지의 일부를 조정하는 이미지 조작 함수에 따라 생성된 증강 훈련 이미지를 포함하는, 방법.

청구항 5

제3항에 있어서,

상기 이미지 조작 함수는,

상기 증강 훈련 이미지를 생성하기 위해 상기 훈련 이미지에 잘르기, 크롭핑, 패드, 수평 또는 수직 뒤집기, 아핀 변환 중 하나를 적용하도록 구성되는, 방법.

청구항 6

제4항에 있어서,

상기 이미지 조작 함수는,

상기 증강 훈련 이미지를 생성하기 위해 상기 훈련 이미지의 색조, 채도, 값 지터, 흑백 노이즈, 또는 도메인 이전 중 적어도 하나를 업데이트하도록 구성되는, 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 차량의 제어를 야기하는 동작은:

적어도 하나의 객체의 존재를 지시하는 상기 예측 컴퓨터 모델의 출력에 기초하여 안전 시스템을 실행하는 동작; 및

상기 안전 시스템의 출력을 획득하는 것에 대한 응답으로, 상기 안전 시스템의 상기 출력에 기초하여 상기 차량의 제어를 야기하는 동작

을 포함하는, 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 차량의 제어를 야기하는 동작은:

적어도 하나의 객체의 존재를 지시하는 상기 예측 컴퓨터 모델의 출력에 기초하여 자율 또는 반자율 시스템을 실행하는 동작; 및

상기 자율 또는 반자율 시스템의 출력을 획득하는 것에 대한 응답으로, 상기 자율 또는 반자율 시스템의 상기 출력에 기초하여 상기 차량의 제어를 야기하는 동작

을 포함하는, 방법.

청구항 9

시스템에 있어서,
 하나 이상의 프로세서
 를 포함하고,
 상기 시스템은,
 차량에 부착된 카메라 세트(set of cameras)에 의해 차량의 동작 동안 생성된 이미지 세트(set of images)를 획득하게 하고;
 상기 이미지 세트를 예측 컴퓨터 모델에 입력으로 제공하여, 상기 예측 컴퓨터 모델이 상기 이미지 세트에 의하여 적어도 하나의 객체의 존재(presence)를 지시(indicate)하는 출력을 생성하도록 하고; 및
 상기 출력을 획득하는 것에 응답하여, 상기 이미지 세트에 의하여 지시되는 상기 적어도 하나의 객체의 존재에 기초하여 상기 차량의 제어를 야기하도록 구성되고,
 상기 카메라 세트는,
 하나 이상의 미리 결정된 외부 속성에 따라 상기 이미지 세트를 생성하도록 구성되고,
 상기 예측 컴퓨터 모델은,
 복수의 훈련 이미지 세트(training sets of images)를 포함하는 훈련 데이터를 사용하여 구성되고,
 상기 복수의 훈련 이미지 세트 중 적어도 서브세트(subset)는,
 상기 하나 이상의 외부 속성을 가진 훈련 이미지, 및
 상기 하나 이상의 외부 속성을 유지하는 대응 훈련 이미지에 이미지 조작 함수를 적용함으로써 생성된 증강 훈련 이미지
 를 포함하는, 시스템.

청구항 10

제9항에 있어서,
 상기 차량의 동작 중에 상기 이미지 세트를 획득하도록 구성된 상기 하나 이상의 프로세서는:
 상기 카메라 세트에 의해 생성된 상기 이미지 세트를 획득하도록 구성되고,
 상기 카메라 세트는,
 상기 훈련 데이터의 적어도 일부를 생성하는 데 사용된 대응하는 차량 및 훈련 카메라 세트와 동일한, 상기 차량에 대한 위치 및 방향을 갖는, 시스템.

청구항 11

제9항에 있어서,
 상기 복수의 훈련 세트 중 적어도 서브세트는,
 상기 증강된 훈련 이미지를 생성하기 위해 각각의 제1 훈련 이미지의 적어도 하나의 시각적 요소를 수정하는 이미지 조작 함수에 따라 생성된 증강 훈련 이미지를 포함하는, 시스템.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 복수의 훈련 세트 중 적어도 서브세트는,

상기 증강된 훈련 이미지를 생성하기 위해 관심 영역에 기초하여 각각의 훈련 이미지의 일부를 조정하는 이미지 조작 함수에 따라 생성된 증강 훈련 이미지를 포함하는, 시스템.

청구항 13

제11항에 있어서,

상기 이미지 조작 함수는,

상기 증강 훈련 이미지를 생성하기 위해 상기 훈련 이미지에 잘르기, 크롭핑, 패드, 수평 또는 수직 뒤집기, 아핀 변환 중 하나를 적용하도록 구성되는, 시스템.

청구항 14

제12항에 있어서,

상기 이미지 조작 함수는,

상기 증강 훈련 이미지를 생성하기 위해 상기 훈련 이미지의 색조, 채도, 값 지터, 흑백 노이즈, 또는 도메인 이전 중 적어도 하나를 업데이트하도록 구성되는, 시스템.

청구항 15

제9항에 있어서,

상기 차량의 제어를 야기하도록 구성된 상기 하나 이상의 프로세서는:

적어도 하나의 객체의 존재를 지시하는 상기 예측 컴퓨터 모델의 출력에 기초하여 안전 시스템을 실행하고; 및

상기 안전 시스템의 출력을 획득하는 것에 대한 응답으로, 상기 안전 시스템의 상기 출력에 기초하여 상기 차량의 제어를 야기하도록 구성된, 시스템.

청구항 16

제9항에 있어서,

상기 차량의 제어를 야기하도록 구성된 상기 하나 이상의 프로세서는:

적어도 하나의 객체의 존재를 지시하는 상기 예측 컴퓨터 모델의 출력에 기초하여 자율 또는 반자율 시스템을 실행하고; 및

상기 자율 또는 반자율 시스템의 출력을 획득하는 것에 대한 응답으로, 상기 자율 또는 반자율 시스템의 상기 출력에 기초하여 상기 차량의 제어를 야기하도록 구성된, 시스템.

청구항 17

명령들을 저장하는 하나 이상의 비 일시적 컴퓨터 판독 가능 매체에 있어서,

상기 명령들은,

하나 이상의 프로세서에 의해 실행될 때,

상기 하나 이상의 프로세서로 하여금,

차량에 부착된 카메라 세트(set of cameras)에 의해 차량의 동작 동안 생성된 이미지 세트(set of images)를 획

특하고;

상기 이미지 세트를 예측 컴퓨터 모델에 입력으로 제공하여, 상기 예측 컴퓨터 모델이 상기 이미지 세트에 의하여 적어도 하나의 객체의 존재(presence)를 지시(indicate)하는 출력을 생성하도록 하고; 및

상기 출력을 획득하는 것에 응답하여, 상기 이미지 세트에 의하여 지시되는 상기 적어도 하나의 객체의 존재에 기초하여 상기 차량의 제어를 야기하게 하고,

상기 카메라 세트는,

하나 이상의 미리 결정된 외부 속성에 따라 상기 이미지 세트를 생성하도록 구성되고,

상기 예측 컴퓨터 모델은,

복수의 훈련 이미지 세트(training sets of images)를 포함하는 훈련 데이터를 사용하여 구성되고,

상기 복수의 훈련 이미지 세트 중 적어도 서브세트(subset)는,

상기 하나 이상의 외부 속성을 가진 훈련 이미지, 및

상기 하나 이상의 외부 속성을 유지하는 대응 훈련 이미지에 이미지 조작 함수를 적용함으로써 생성된 증강 훈련 이미지

를 포함하는, 비 일시적 컴퓨터 판독 가능 매체.

청구항 18

제17항에 있어서,

상기 하나 이상의 프로세서로 하여금 상기 차량의 동작 동안 상기 이미지 세트를 획득하게 하는 상기 명령은,

상기 하나 이상의 프로세서로 하여금,

상기 카메라 세트에 의해 생성된 상기 이미지 세트를 획득하게 하고,

상기 카메라 세트는,

상기 훈련 데이터의 적어도 일부를 생성하는 데 사용된 대응하는 차량 및 훈련 카메라 세트와 동일한, 상기 차량에 대한 위치 및 방향을 갖는, 비 일시적 컴퓨터 판독 가능 매체.

청구항 19

제17항에 있어서,

상기 복수의 훈련 세트 중 적어도 서브세트는,

상기 증강된 훈련 이미지를 생성하기 위해 각각의 제1 훈련 이미지의 적어도 하나의 시각적 요소를 수정하는 이미지 조작 함수에 따라 생성된 증강 훈련 이미지를 포함하는, 비 일시적 컴퓨터 판독 가능 매체.

청구항 20

제19항에 있어서,

상기 복수의 훈련 세트 중 적어도 서브세트는,

상기 증강된 훈련 이미지를 생성하기 위해 관심 영역에 기초하여 각각의 훈련 이미지의 일부를 조정하는 이미지 조작 함수에 따라 생성된 증강 훈련 이미지를 포함하는, 비 일시적 컴퓨터 판독 가능 매체.

발명의 설명

기술분야

- [0001] 본 출원은 증강 데이터로 기계 모델을 훈련하기 위한 시스템 및 방법에 관한 것이다.
- [0002] 본 출원은 "센서 특성을 유지하는 데이터 증강이 있는 훈련 기계 모델(TRAINING MACHINE MODELS WITH DATA AUGMENTATION THAT RETAINS SENSOR CHARACTERISTICS)"의 제목으로, 2018년 10월 11일 제출된 미국 가출원 번호 제62/744,534호의 우선권을 주장한다. 미국 가출원 번호 제62/744,534호는 그 전체가 본원에 참고로 포함된다.

배경기술

- [0003] 본 발명의 실시 예는 일반적으로 기계 학습 환경(machine learning environment)에서 데이터를 훈련하기 위한 시스템 및 방법에 관한 것이고, 특히 훈련 데이터 세트(training data set)에 센서 특성(sensor characteristic)과 같은, 추가 데이터를 포함함으로써 훈련 데이터(training data)를 증강(augment)시키는 것에 관한 것이다.
- [0004] 일반적인 기계 학습 애플리케이션에서, 데이터는 훈련 데이터를 획득(obtain)하기 위해 사용되는 캡처 장비(capture equipment)의 특성에 모델을 과적합(overfitting)하는 것을 방지하기 위해 다양한 방식으로 증강(augment)될 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터 모델 학습에 사용되는 일반적인 이미지 세트에서, 이미지는 캡처되는 객체(object)에 대해 다양한 센서 특성을 갖는 다양한 캡처 환경에서 캡처된 객체를 나타낼 수 있다. 예를 들면, 이러한 이미지는 다양한 스케일(예를 들어, 이미지 내에서 상당히 다른 거리), 다양한 초점 거리, 다양한 렌즈 유형, 다양한 전처리 또는 후처리, 다양한 소프트웨어 환경, 센서 어레이 하드웨어 등과 같은 다양한 센서 특성에 의해 캡처될 수 있다. 이러한 센서들은, 이미지가 캡처되는 환경에 대한 이미징 센서의 위치 및 방향과 같은 다른 외부 파라미터에 대해서도 서로 상이할 수 있다. 이러한 다양한 유형의 센서 특성으로 인해 캡처된 이미지가 이미지 세트의 여러 이미지 전체에 걸쳐 다르게 다양하게 표시될 수 있으며 컴퓨터 모델을 적절하게 훈련하는 것이 더 어려워진다.
- [0005] 신경망(neural network)의 많은 애플리케이션은 다양한 조건에서 캡처된 데이터에서 학습하고 다양한 센서 구성(예를 들어, 여러 유형의 휴대 전화에서 실행되는 앱)에 채용(deploy)된다. 이미지를 캡처하는 데 사용되는 센서들의 차이를 고려하기 위해, 개발자는, 뒤집기(flipping), 회전(rotating) 또는 크롭핑(cropping)과 같은 수정을 통해 이미지 훈련 데이터를 증강(augment)할 수 있으며, 이는, 초점 거리(focal length), 축 기울이기(axis skew), 위치(position) 및 회전(rotation)과 같은 카메라 속성(camera property)에 대하여 개발된 모델을 일반화(generalize)한다.
- [0006] 이러한 변형(variations)을 고려하고 다양한 소스(sources)에 훈련된 네트워크를 채용(deploy)하려면, 훈련된 모델의 견고성을 높이기 위해, 훈련 데이터는 증강(augment)되거나 조작(manipulate)될 수 있다. 그러나, 이러한 접근 방식은, 일반적으로 증강 이미지(augmented images)에서 카메라 속성을 수정하는 변환(transformations)을 적용함으로써, 특정한 카메라 구성에 대하여 모델을 효과적으로 학습할 수 없도록 한다.

발명의 내용

- [0007] 일 실시 예는 예측 컴퓨터 모델(predictive computer model)의 파라미터 세트(set of parameters)를 훈련(train)하기 위한 방법이다. 이 실시 예는: 하나 이상의 이미지 수집 시스템(image collection system)에 부착(affix)되어 있는 동안 카메라 세트(set of cameras)에 의해 캡처된 이미지 세트(set of images)를 식별하는 단계; 이미지 세트의 각 이미지에 대해, 이미지에 대한 훈련 출력(training output)을 식별하는 단계; 이미지 세트에 있는 하나 이상의 이미지에 대해, 이미지의 카메라 속성(camera property)을 유지하는 이미지 조작 함수(image manipulation function)으로 이미지를 수정하여 증강 이미지 세트(set of augmented images)를 위한 증강 이미지(augmented image)를 생성하는 단계, 및 증강 훈련 이미지(augmented training image)를 이미지의 훈련 출력과 연관시키는 단계를 수행함으로써, 증강 이미지 세트를 위한 증강 이미지(augmented image)를 생성하는 단계; 및 이미지 및 증강 이미지 세트를 포함하는 이미지 훈련 세트(image training set)에 기초하여 훈련 출력을 예측하기 위해 예측 컴퓨터 모델의 파라미터 세트를 훈련하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0008] 추가 실시 예는 하나 이상의 프로세서(processor) 및 하나 이상의 프로세서에 의해 실행될 때 프로세서가 다음을 포함하는 동작(operations)을 수행(perform)하게 하는 명령(instruction)을 저장하는 비 일시적 컴퓨터 저장 매체(non-transitory computer storage media)를 갖는 시스템을 포함할 수 있다: 하나 이상의 이미지 수집 시스템에 부착되어 있는 동안 카메라 세트에 의해 캡처된 이미지 세트를 식별하는 동작; 이미지 세트의 각 이미지

에 대해, 이미지에 대한 훈련 출력을 식별하는 동작; 이미지 세트에 있는 하나 이상의 이미지에 대해, 이미지의 카메라 속성을 유지하는 이미지 조작 함수로 이미지를 수정하여 증강 이미지 세트를 위한 증강 이미지를 생성하는 동작, 및 증강 훈련 이미지를 이미지의 훈련 출력과 연관시키는 동작을 수행함으로써 증강 이미지 세트를 위한 증강 이미지를 생성하는 동작; 이미지 및 증강 이미지 세트를 포함하는 이미지 훈련 세트에 기초하여 훈련 출력을 예측하기 위해 예측 컴퓨터 모델의 파라미터 세트를 훈련하는 동작.

[0009] 다른 실시 예는 프로세서에 의해 실행되는 명령을 갖는 비 일시적 컴퓨터 판독 가능 매체를 포함할 수 있으며, 이 명령은 프로세서에 의해 실행될 때, 프로세서로 하여금: 하나 이상의 이미지 수집 시스템에 부착되어 있는 동안 카메라 세트에 의해 캡처된 이미지 세트를 식별하고; 이미지 세트의 각 이미지에 대해, 이미지에 대한 훈련 출력을 식별하고; 이미지 세트에 있는 하나 이상의 이미지에 대해, 이미지의 카메라 속성을 유지하는 이미지 조작 함수로 이미지를 수정하여 증강 이미지 세트를 위한 증강 이미지를 생성하고, 및 증강 훈련 이미지를 이미지의 훈련 출력과 연관시킴으로써, 증강 이미지 세트를 위한 증강 이미지를 생성하고; 이미지와 증강 이미지 세트를 포함하는 이미지 훈련 세트에 기초하여 훈련 출력을 예측하는 방법을 학습하도록 컴퓨터 모델을 훈련시키게 한다.

도면의 간단한 설명

[0010] 도 1은 일 실시 예에 따른 컴퓨터 모델 훈련 및 배치를 위한 환경의 블록도이다.

도 2는 동일한 카메라 특성으로 캡처된 예시 이미지를 도시한다.

도 3은 일 실시 예에 따른 모델 훈련 시스템의 구성 요소의 블록도이다.

도 4는 일 실시 예에 따른 라벨링 된 훈련 이미지에 기초하여 증강 이미지를 생성하는 예를 보여주는 데이터 흐름도이다.

도면은 단지 예시의 목적으로 본 발명의 다양한 실시 예를 도시한다. 당업자는 본 명세서에 설명된 본 발명의 원리를 벗어나지 않고 본 명세서에 예시된 구조 및 방법의 대안적인 실시 예가 사용될 수 있음을 이후의 설명으로부터 쉽게 인식할 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0011] 일 실시 예는 원래 캡처된 이미지(originally-captured images)의 카메라 속성(camera properties)을 유지하기 위해 증강된 이미지로 컴퓨터 모델(computer model)을 훈련시키는 시스템이다. 이러한 카메라 속성(camera property)은 카메라의 고유 또는 외부 속성(intrinsic or extrinsic properties)을 포함할 수 있다. 이러한 고유 속성은 동적 범위(dynamic range), 시야(field of view), 초점 거리(focal length) 및 렌즈 왜곡(lens distortion)과 같은 센서 자체의 특성을 포함할 수 있다. 외부 속성은 카메라의 각도(angle), 배율(scale) 또는 포즈(pose)와 같은 캡처된 환경과 관련하여 카메라의 구성을 설명할 수 있다.

[0012] 이러한 고유 및 외부 속성은 이미지에서 캡처된 객체 및 기타 측면과 관련하여 카메라 뷰에 영향을 미칠 수 있으며, 장치 또는 시스템에서의 위치 때문에 카메라 뷰(view of the camera)에 나타나는 정적 객체와 같은 아티팩트(artifact) 및 기타 효과가 있다. 예를 들면, 차량(vehicle)에 장착된 카메라는 뷰의 일부로서, 동일한 차량 모델에 동일한 방식으로 장착된 구성의 모든 카메라와 여러 이미지에 걸쳐 나타나는 차량의 후드가 포함될 수 있다. 또 다른 예로서, 이러한 카메라 속성은 카메라 뷰 내의 객체에서 나오는 반사(reflection)를 포함할 수도 있다. 반사는 카메라에 의해 캡처된 많은 이미지에 포함되는 일관된 특성의 한 유형일 수 있다.

[0013] 이미지의 카메라 속성을 유지(maintain), 모으기(save), 저장(store) 또는 사용(use)하여 데이터 모델을 훈련하는 동시에 증강 이미지로 훈련 데이터를 추가하면 결과 모델이 동일한 카메라 속성을 가진 여러 장치에서 유용할 수 있다. 더욱이, 증강(augmentation)은 특히 이미지가 흐려지거나 가려지거나 검출 가능한 객체의 명확한 뷰를 제공하지 않는 경우 모델 예측에 일반화 및 더 큰 견고성을 제공할 수 있다. 이러한 접근 방식은 객체 검출 및 자율 주행 차량에 특히 유용할 수 있다. 이 접근 방식은 동일한 카메라 구성이 여러 장치에 채용될 수 있는 다른 상황에서도 유용할 수 있다. 이러한 장치에는 일관된 방향으로 일관된 센서 세트가 있을 수 있으므로, 훈련 데이터는 주어진 구성으로 수집될 수 있고, 모델은 수집된 훈련 데이터로부터 증강된 데이터로 훈련될 수 있으며, 훈련된 모델은 동일한 구성을 갖는 장치에 채용될 수 있다. 따라서, 이러한 기술은 이 컨텍스트에서 불필요한 일반화를 생성하는 증강을 피하고 일부 데이터 증가로 다른 변수에 대한 일반화를 허용한다.

[0014] 카메라 속성을 유지하기 위하여, 증강 이미지(augmented image)의 생성에 사용되는 이미지 조작 함수(image

manipulation function)는 카메라 속성을 유지하는 함수다. 예를 들면, 이러한 조작은 캡처된 환경과 관련하여 카메라의 각도, 배율 또는 포즈에 영향을 주지 않을 수 있다. 실시 예에서, 카메라 속성에 영향을 미치는 이미지 조작 함수로 증강된 이미지는 훈련에 사용되지 않는다. 예를 들어 카메라 속성을 유지하는 데 사용할 수 있는 이미지 조작 함수에는 자르기(cutout), 색조(hue)/채도(saturation)/값 지터(value jitter), 흑백 노이즈(salt and pepper), 도메인 이전(domain transfer)이 포함된다(예를 들어, 낮부터 밤까지 수정). 카메라 속성을 수정할 수 있고 따라서 일부 실시 예에서 사용되지 않는 이러한 함수는 크롭핑(cropping), 패딩(padding), 뒤집기(flipping)(수평 또는 수직) 또는 아핀 변환(affine transformation)(예를 들어, 수직, 회전, 평행 이동 및 기울이기)을 포함한다.

- [0015] 추가 예로서, 이미지는 원본 이미지의 일부를 제거하는 "자르기(cutout)" 함수로 확대될 수 있다. 이미지의 제거된 부분은 지정된 색상, 흐림, 노이즈 또는 다른 이미지와 같은 다른 이미지 콘텐츠로 대체될 수 있다. 자르기의 수, 크기, 영역 및 대체 내용은 다양할 수 있으며 이미지의 라벨(label)(예를 들어, 이미지의 관심 영역 또는 객체의 경계 박스(bounding box))에 기초하여 할 수 있다.
- [0016] 따라서 컴퓨터 모델은 이미지(image) 및 증강 이미지(augmented image)로 훈련되고 센서 분석에서 모델을 사용하기 위해 캡처된 이미지의 카메라 특성(camera characteristic)을 갖는 장치에 채용될 수 있다. 특히, 이 데이터 증강(data augmentation) 및 모델 훈련(model training)은 이미지에서 객체(object) 또는 객체 경계 박스(object bounding box)를 검출하도록 훈련된 모델에 사용될 수 있다.
- [0017] 도 1은 일 실시 예에 따른 컴퓨터 모델 훈련 및 배치를 위한 환경이다. 하나 이상의 이미지 수집 시스템(image collection system)(140)은 모델 애플리케이션 시스템에 의해 배치되고 사용될 수 있는 컴퓨터 모델을 훈련할 때 모델 훈련 시스템(model training system)에 의해 사용될 수 있는 이미지를 캡처한다. 이러한 시스템은 이러한 장치가 통신하는 다양한 무선 또는 유선 통신 링크를 나타내는 인터넷과 같은 네트워크(network)(120)를 통해 연결된다.
- [0018] 모델 훈련 시스템(model training system)(130)은, 주어진 입력 세트가 주어진 출력을 예측하기 위해, 훈련 가능한 파라미터 세트(set of trainable parameters)를 갖는 컴퓨터 모델을 훈련시킨다. 이 예에서 모델 훈련 시스템(130)은 일반적으로 이미지에 대한 출력 예측 정보를 생성하기 위해 이미지 입력에 기초하여 모델을 훈련시킨다. 예를 들어, 다양한 실시 예에서, 이러한 출력은 이미지 내의 객체를 식별할 수 있고(경계 박스(bounding box) 또는 세그멘테이션(segmentation)에 의해 객체를 식별하고, 이미지의 조건(예를 들어, 시간, 날씨)) 또는 이미지의 다른 태그 또는 설명자를 식별할 수 있다.
- [0019] 여기서는 편의상 센서 데이터의 유형의 예로 이미지를 사용했지만, 여기에 설명된 증강 및 모델 개발(augmentation and model development)은, 센서 구성 특성(sensor configuration characteristics)을 유지하면서, 이러한 센서로부터 캡처된 훈련 데이터를 증강하기 위해, 다양한 유형의 센서에 적용될 수 있다.
- [0020] 이미지 수집 시스템(140)은 이미지 수집 시스템(140)의 환경으로부터 정보를 캡처하는 센서 세트(set of sensor)를 갖는다. 하나의 이미지 수집 시스템(140)이 도시되어 있지만, 많은 이미지 수집 시스템(140)이 모델 훈련 시스템(130)에 대한 이미지를 캡처할 수 있다. 이미지 수집 시스템(140)용 센서는 이미지 수집 시스템(140)에 걸쳐 동일하거나 실질적으로 동일한 센서 특성을 갖는다. 일 실시 예에서 이미지 수집 시스템은 환경에서 이동하고 카메라로 이 환경의 이미지를 캡처하는 차량 또는 다른 시스템이다. 이미지 수집 시스템(140)은 수동으로 작동될 수 있거나 부분 또는 완전 자동화된 차량으로 작동될 수 있다. 따라서, 이미지 수집 시스템(140)이 환경을 횡단함에 따라, 이미지 수집 시스템(140)은 환경의 이미지를 캡처하여 모델 훈련 시스템(130)으로 전송할 수 있다.
- [0021] 모델 애플리케이션 시스템(model application system)(110)은 이미지 수집 시스템과 동일하거나 실질적으로 동일한 센서 특성을 갖는 센서 세트를 갖는 시스템이다. 일부 예에서, 모델 애플리케이션 시스템(110)은 또한 이미지 수집 시스템(130)으로서 작용하고 추가 훈련 데이터로서 사용하기 위해 캡처된 센서 데이터(예를 들어, 이미지를)를 모델 훈련 시스템(130)에 제공한다. 모델 애플리케이션 시스템(110)은 모델 훈련 시스템(130)으로부터 훈련된 모델을 수신하고, 센서에 의해 검출된 데이터와 함께 모델을 사용한다. 이미지 수집 시스템(140)과 모델 애플리케이션 시스템(110)에서 캡처된 이미지는 동일한 카메라 구성을 가지므로, 모델 애플리케이션 시스템(110)은 이미지 수집 시스템과 동일한 방식 및 동일한 관점(same perspective)(또는 실질적으로 유사한)에서 그 환경을 캡처할 수 있다. 모델 적용 후, 모델 애플리케이션 시스템(110)은 모델의 출력을 다양한 목적으로 사용할 수 있다. 예를 들면, 모델 애플리케이션 시스템(110)이 차량 인 경우, 모델은 이미지에서 객체의 존재(presence)를 예측할 수 있으며, 이것은 모델 애플리케이션 시스템(110)에 의해 안전 시스템의 일부로 또는 자

울(autonomous)(또는 반 자율(semi-autonomous)) 제어 시스템의 일부로 사용될 수 있다.

[0022] 도 2는 동일한 카메라 특성으로 캡처된 예제 이미지를 도시한다. 이 예에서, 이미지(200A)는 이미지 수집 시스템(130) 상의 카메라에 의해 캡처된다. 다른 이미지(200B)는 또한 동일할 수 있거나 상이한 이미지 수집 시스템(130)일 수 있는 이미지 수집 시스템(130)에 의해 캡처될 수 있다. 다른 환경을 캡처하거나 이 환경 내의 다른 객체를 캡처하는 동안, 이러한 이미지는 환경을 캡처하는 이미지와 관련하여 카메라 속성을 유지한다. 카메라 속성은 환경이 카메라에 나타나는 방식에 영향을 주는 카메라의 구성 및 방향 속성(configuration and orientation properties)을 참조한다. 예를 들어, 이러한 카메라 속성에는 환경에 대한 카메라의 각도, 배율 및 포즈(예를 들어, 뷰 위치(viewing position))가 포함될 수 있다. 이미지가 캡처되는 동일한 환경을 기준으로 카메라의 각도, 배율 또는 위치를 수정하면 환경의 이미지가 변경된다. 예를 들어, 더 높은 위치에 배치된 카메라는 높이가 다른 객체를 보고 그 객체의 낮은 위치와 다른 부분을 표시한다. 마찬가지로 이러한 이미지에는 분석할 환경의 일부가 아닌 카메라 구성으로 인해 이미지에 일관된 아티팩트 및 효과가 포함된다. 예를 들어, 이미지(200A 및 200B)는 모두 앞 유리의 눈부심 및 기타 효과를 포함하고, 이미지의 오른쪽 하단에 있는 객체는 환경을 가리고, 앞 유리는 이미지의 하단을 가리고 있다. 따라서 동일한 카메라 특성에서 캡처된 이미지는 일반적으로 동일한 아티팩트, 왜곡을 나타내며 동일한 방식으로 환경을 캡처한다.

[0023] 도 3은 일 실시 예에 따른 모델 훈련 시스템(130)의 구성 요소를 도시한다. 모델 교육 시스템(model training system)은 컴퓨터 모델 교육을 위한 다양한 모듈과 데이터 저장소(data store)를 포함한다. 모델 훈련 시스템(130)은 모델의 일반화를 개선하기 위해 이미지 수집 시스템(140)으로부터의 이미지를 증가시킴으로써 모델 애플리케이션 시스템(110)에 의해 사용되는 모델을 훈련시킨다. 증강 이미지는 이미지의 카메라 구성에 영향을 주지 않는(예를 들어, 유지) 이미지 조작 함수로 생성된다. 이를 통해보다 효과적인 모델링이 가능하고 이미지 간에 상이할 수 있는 이미지 측면에 대해 과적합을 보다 선택적으로 피하는 모델 파라미터의 일반화를 허용하는 동시에, 모델 파라미터가 일관된 카메라 특성과 관련된 가중치를 보다 밀접하게 학습할 수 있다.

[0024] 모델 훈련 시스템은 이미지 수집 시스템(140)으로부터 이미지를 수신하는 데이터 입력 모듈(data input module)(310)을 포함한다. 데이터 입력 모듈(310)은 이러한 이미지를 이미지 데이터 저장소(data store)(350)에 저장할 수 있다. 데이터 입력 모듈(310)은 데이터 수집 시스템(140)에 의해 생성되거나 제공되는 이미지를 수신하거나, 이미지 수집 시스템(140)으로부터 이미지를 요청할 수 있다.

[0025] 라벨링 모듈(labeling module)(320)은 이미지 데이터(350) 내의 이미지에 라벨을 식별하거나 적용할 수 있다. 일부 예에서, 이미지는 이미 식별된 특성을 가질 수 있다. 라벨은 학습된 모델에서 예측하거나 출력할 데이터를 나타낼 수도 있다. 예를 들면, 라벨은 이미지에 표시된 환경의 특정 객체를 지정하거나 이미지와 연관된 설명자 또는 "태그(tag)"를 포함할 수 있다. 모델의 애플리케이션에 따라, 라벨은 이 정보를 다양한 방식으로 나타낼 수 있다. 예를 들면, 객체는 이미지 내의 경계 박스와 연관되거나 객체가 이미지의 다른 부분에서 세그먼트 될 수 있다. 따라서 라벨 이미지(labeled image)는 모델이 학습된 기준 사실(ground truth)을 나타낼 수 있다. 이미지는 적절한 수단으로 라벨링 할 수 있으며 일반적으로 감독된 라벨링 프로세스를 통해 표시될 수 있다(예를 들어, 사용자가 이미지를 검토하고 이미지에 대한 라벨을 지정하여 라벨 지정). 이러한 라벨은 이미지 데이터 저장소(350)의 이미지와 연관될 수 있다.

[0026] 이미지 증강 모듈(image augmentation module)(330)은 이미지 수집 시스템(140)에 의해 캡처된 이미지에 기초하여 추가 이미지를 생성할 수 있다. 이러한 이미지는 모델 훈련 모듈(340)을 위한 훈련 파이프 라인(training pipeline)의 일부로서 생성될 수 있으며, 또는 이러한 증강 이미지는 모델 훈련 모듈(340)에서 훈련을 시작하기 전에 생성될 수 있다. 증강 이미지는 이미지 수집 시스템(140)에 의해 캡처된 이미지에 기초하여 생성될 수 있다.

[0027] 도 4는 일 실시 예에 따른 라벨링 된 훈련 이미지(400)에 기초한 증강 이미지의 예시적인 생성을 도시한다. 라벨링 된 훈련 이미지는 이미지 수집 시스템(140)에 의해 캡처된 이미지 일 수 있다. 훈련 이미지(training image)(410)는 라벨링 된 훈련 이미지(400)의 라벨링 된 데이터에 대응하는 연관된 훈련 출력(training output)(420A)을 갖는, 증강되지 않은 훈련 이미지(410A)를 포함할 수 있다.

[0028] 이미지 증강 모듈(330)은 라벨링 된 훈련 이미지(400)에 이미지 조작 함수를 적용하여 증강 이미지를 생성한다. 이미지 조작 함수는 모델 훈련을 위한 이미지의 특성을 변화시키기 위해 라벨링 된 훈련 이미지(400)의 수정된 버전을 생성한다. 훈련 이미지를 생성하는데 사용되는 이미지 조작 함수는 라벨링 된 훈련 이미지(400)의 카메라 속성을 유지한다. 따라서 조작 함수는 다양한 장치에 걸쳐 일관될 수 있는 환경을 캡처 할 때 카메라의 물리적 캡처 특성 또는 카메라의 위치에 영향을 받을 수 있는 환경 뷰의 배율, 원근, 방향 및 기타 특성을 유지할

수 있다. 따라서, 이미지 조작 함수는 볼 수 있는 객체나 환경의 다른 특징이 장면에서 얼마나 선명하게 보이는지에 영향을 미칠 수 있지만, 이미지에서 객체의 위치나 크기에는 영향을 미치지 않을 수 있다. 카메라 특성을 유지하는 적용할 수 있는 이미지 조작 함수의 예는 자르기(cutout), 지터(jitter)(예를 들어, 색조, 채도 또는 색상 값), 흑백 노이즈(흑백 점 도입), 흐림 및 도메인 이전(domain transfer)을 포함한다. 이러한 이미지 조작 함수 중 하나 이상을 결합하여 증강 이미지를 생성할 수 있다. 자르기는 이미지의 일부를 제거하고 제거된 부분을 다른 이미지 콘텐츠로 대체하는 이미지 조작 함수를 말한다. 도메인 이전은 이미지의 다른 환경 조건에 맞게 이미지를 수정하는 이미지 조작 함수를 의미한다. 예를 들면, 낮 동안의 이미지는 밤에 이미지가 어떻게 보이는지에 가깝게 수정되거나 태양 아래에서 촬영된 이미지가 비나 눈 효과를 추가하도록 수정될 수 있다.

[0029] 이들 증강 이미지는 라벨링 된 훈련 이미지(labeled training image)(400)와 동일한 훈련 출력과 연관될 수 있다. 도 4에 표시된 예에서, 증강 이미지(augmented image)(410B)는 라벨링 된 훈련 이미지(400)에 자르기(cutout)를 적용함으로써 생성되고, 증강 이미지(410B)는 훈련 출력(420B)과 연관될 수 있다. 마찬가지로 훈련 이미지(410C)를 생성하려면, 이미지의 일부를 수정하기 위해 다중 자르기(multiple cutouts)가 적용된다. 이 예에서, 훈련 이미지(410C)를 생성하기 위해 적용된 자르기는, 이미지의 잘린 영역(cutout region)을 다른 패턴으로 채운다.

[0030] 다양한 실시 예에서, 자르기는 다양한 파라미터 및 구성으로 적용될 수 있으며, 이는 훈련 이미지 및 이미지에서 훈련 출력의 위치에 따라 달라질 수 있다. 따라서, 자르기의 수, 크기, 위치 및 대체 이미지 콘텐츠는 다른 실시 예에서 그리고 훈련 출력의 위치에 기초하여 변할 수 있다. 예를 들어, 자르기 함수는 유사한 크기의 여러 자르기를 적용하거나 범위 내에서 서로 다른 반 무작위 크기의 여러 자르기를 적용할 수 있다. 여러 자르기를 사용하고 크기를 변경함으로써, 자르기는 객체 뷰에 대한 실제 장애물(real-world obstruction)(다양한 크기)의 효과를 보다 밀접하게 시뮬레이션 할 수 있고 훈련된 모델이 특정 크기의 자르기를 보상하는 방법을 배우는 것을 방지할 수 있다.

[0031] 자르기 크기의 범위는 객체 크기의 일부 또는 이미지 내의 다른 라벨에 기초하여 할 수 있다. 예를 들어, 자르기는 이미지에 있는 객체 경계 박스 크기의 40% 이하이거나 가장 작은 객체 경계 박스보다 작을 수 있다. 이렇게 하면 자르기가 대상 객체를 완전히 가리지 않도록 할 수 있으므로, 이미지는 모델이 학습할 수 있는 객체의 이미지 데이터를 계속 포함한다. 자르기의 수는 균일, 가우시안 또는 지수 분포와 같은 분포에서 무작위로 선택될 수도 있다.

[0032] 또한, 자르기의 위치는 이미지에서 객체의 위치를 기반으로 선택될 수 있다. 이렇게 하면 경계 박스에 과도하게 겹치지는 않지만 일부가 제공될 수 있다. 객체와 자르기 영역 사이의 교차점(intersection)은 자르기로 대체되는 객체의 부분으로 측정되거나, 또는 유니온 상의 교차점(Intersection Over Union)(IoU)에 의해 측정될 수 있으며, 이는 객체 영역과 자르기 영역의 결합으로 나는 객체와 자르기 영역의 교차점에 의해 측정될 수 있다. 예를 들어, 자르기 영역은 20% ~ 50% 범위 내에서 합집합 값에 대한 교차점을 갖도록 배치될 수 있다. 자르기에 객체의 양을 압도하지는 않지만, 일부를 포함하면, 따라서 자르기는 관련 이미지 데이터를 너무 많이 제거하지 않고 객체를 부분적으로 가리는 더 많은 "도전적인" 예를 생성할 수 있다. 유사하게, 자르기(cutout)는 이미지에서 카메라의 예상 뷰(expected view)에 기초하여 이미지의 특정 부분에 대해 선택될 수도 있다. 예를 들면, 이미지의 아래쪽 부분은 항상 존재하는 아티팩트(artifacts)를 일반적으로 포함할 수 있지만 이미지의 중심(center)은 가장 관심있는 영역(예를 들어, 차량의 경우 종종 차량의 이동 방향(direction of travel)이다)일 수 있기 때문에, 자르기는, 주로 이미지의 아래쪽 절반 또는 이미지 중앙에 위치할 수 있다.

[0033] 자르기 영역(cutout region)에 대한 대체 이미지 데이터(replacement image data)는 단색(solid color)(예를 들어, 상수)이거나 가우스 노이즈와 같은 다른 패턴일 수 있다. 다른 예로서, 폐쇄(occlusion) 또는 다른 장애물을 나타내기 위해, 자르기는 동일한 이미지 유형 또는 라벨을 갖는 다른 이미지의 이미지 데이터 패치로 대체될 수 있다. 마지막으로, 자르기는, 예를 들어 포아송 블렌딩(poisson blending)과 같이, 자르기 근처 영역과 블렌딩(blending)될 수 있다. 배경 패치(background patch) 또는 블렌딩(blending)과 같은 다양한 블렌딩 접근 방식을 사용하여, 이는 자르기의 대체 데이터를 환경과 구별하기 더 어렵게 하여 실제 장애물과 더 유사한 예를 제공할 수 있다.

[0034] 도 4에서 직사각형 영역으로 도시되었지만, 증강 이미지 생성에 적용된 자르기는 다른 실시 예에서 상이한 형상으로 달라질 수 있다. 증강 이미지(410B, 410C)를 생성하고 증강 이미지를 관련 훈련 출력(420B, 420C)과 연관시킨 후, 이미지 증강 모듈(330)은 이미지 데이터 저장소(350)에 이미지를 추가할 수 있다.

[0035] 모델 훈련 모듈(340)은 이미지 수집 시스템(140)에 의해 캡처된 이미지 및 이미지 증강 모듈(330)에 의해 생성

된 증강 이미지에 기초하여 컴퓨터 모델을 훈련한다. 이러한 이미지는 모델 학습을 위한 이미지 훈련 세트(image training set)로 사용될 수 있다. 일 구체 예에서, 기계 학습 모델(machine-learned model)은 피드 포워드 네트워크(feed-forward network), 컨볼루션 신경망(convolutional neural network)(CNN), 심층 신경망(deep neural network)(DNN), 반복 신경망(recurrent neural network)(RNN), 자가 구성 맵(self-organizing ma)(SOM) 등과 같은 신경망 모델이다. 훈련 데이터에 기초하여 모델 훈련 모듈(340)에 의해 훈련된다. 훈련 후, 컴퓨터 모델은 훈련된 컴퓨터 모델 저장소(370)에 저장될 수 있다. 모델은 센서 데이터(예를 들어, 이미지)를 입력으로 수신하고 모델 학습에 따른 출력 예측을 출력한다. 모델을 학습할 때 모델은 학습 데이터에 대한 손실 함수로 평가된 입력 이미지에 기초하여 출력을 예측하는 파라미터 집합을 학습(또는 "훈련")한다. 즉, 훈련 중에 훈련 데이터는 예측을 생성하기 위해 현재 파라미터 세트에 따라 평가된다. 훈련 입력(training input)에 대한 예측은 지정된 출력(예를 들어, 라벨)과 비교하여 손실(예를 들어, 손실 함수 사용)이 평가될 수 있고 파라미터는 손실 함수를 줄이기 위해 파라미터 세트를 최적화하기 위해 최적화 알고리즘을 통해 수정될 수 있다. "최적화(optimization)"라고 부르지만, 이러한 알고리즘은 파라미터 세트에 대한 손실을 줄일 수 있지만 입력 세트가 주어진 경우 파라미터의 "최적" 값을 찾는 것이 보장되지 않을 수 있다. 예를 들어, 경사 하강 최적화 알고리즘(gradient descent optimization algorithm)은 전역 최소값이 아닌 로컬 최소값을 찾을 수 있다.

[0036] 증강 훈련 데이터에서 컴퓨터 모델을 훈련함으로써, 컴퓨터 모델은 캡처된 데이터의 센서 특성이 있는 환경에서 작동하는 물리적 센서의 센서 데이터에 적용될 때 향상된 정확도로 수행될 수 있다. 증강(augmentation)은 이러한 특성을 유지하므로 이러한 센서 특성(예를 들어, 카메라 특성)은 데이터 훈련에 사용되는 이미지에 표시된다. 일 구체 예에서, 훈련 데이터에는 크롭핑(crop), 패드(pad), 뒤집기(flipping)(수직 또는 수평) 또는 아핀 변환 적용(예를 들어, 기울이기, 회전, 변환, 이동)과 같이 이미지의 카메라 속성을 수정하는 이미지 조작성 함수에 의해 생성된 증강 이미지가 포함되지 않고, 또는 이미지에 아핀 변환(예를 들어, 수직, 회전, 평행 이동, 기울이기)을 적용한다.

[0037] 훈련 후, 모델 분배 모듈(380)은 훈련된 모델을 시스템에 분배하여 훈련된 모델을 적용할 수 있다. 특히, 모델 분포 모듈(380)은 모델 애플리케이션 시스템(110)의 센서에 기초하여 이미지의 특성을 검출하는데 사용하기 위해 훈련된 모델(또는 그 파라미터)을 모델 애플리케이션 시스템(110)에 전송할 수 있다. 따라서, 모델로부터의 예측은 모델 애플리케이션 시스템(110)의 동작, 예를 들어 모델 애플리케이션 시스템(110)의 객체 검출 및 제어에 사용될 수 있다.

[0038] 본 발명의 실시 예에 대한 진술한 설명은 예시의 목적으로 제시되었다. 본 발명을 개시된 정확한 형태로 제한하거나 배타적인 것으로 의도되지 않는다. 관련 기술 분야의 숙련자는 상기 개시 내용에 비추어 많은 수정 및 변경이 가능하다는 것을 이해할 수 있다.

[0039] 이 설명의 일부 부분은 정보에 대한 연산의 상징적 표현 및 알고리즘의 관점에서 본 발명의 실시 예를 설명한다. 이러한 알고리즘 설명 및 표현은 일반적으로 데이터 처리 기술의 숙련자가 작업의 본질을 당업자에게 효과적으로 전달하는 데 사용된다. 이러한 동작은 함수적으로, 계산적으로 또는 논리적으로 설명되지만 컴퓨터 프로그램 또는 동등한 전기 회로, 마이크로 코드 등에 의해 구현되는 것으로 이해된다. 또한, 일반성을 잃지 않고 이러한 작업 배열을 모듈로 참조하는 것이 편리한 것으로 입증되었다. 설명된 동작 및 연관 모듈은 소프트웨어, 펌웨어, 하드웨어 또는 이들의 임의의 조합으로 구현될 수 있다.

[0040] 여기에 설명된 단계, 동작 또는 프로세스 중 임의의 것은 하나 이상의 하드웨어 또는 소프트웨어 모듈로 단독으로 또는 다른 장치와 조합하여 수행되거나 구현될 수 있다. 일 구체 예에서, 소프트웨어 모듈은 컴퓨터 프로그램 코드를 포함하는 컴퓨터 판독 가능 매체를 포함하는 컴퓨터 프로그램 제품으로 구현된다. 설명된 단계, 작업 또는 프로세스의 일부 또는 전부를 수행하기 위해 컴퓨터 프로세서에 의해 실행될 수 있다.

[0041] 본 발명의 실시 예는 또한 여기에서의 동작을 수행하기 위한 장치(예를 들어, 시스템)와 관련될 수 있다. 이 장치는 필요한 목적을 위해 특별히 구성될 수 있고/있거나 컴퓨터에 저장된 컴퓨터 프로그램에 의해 선택적으로 활성화되거나 재구성된 범용 컴퓨팅 장치를 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치는 하나 이상의 프로세서 및/또는 컴퓨터 시스템의 시스템 또는 장치 일 수 있다. 그러한 컴퓨터 프로그램은 비 일시적 유형의 컴퓨터 판독 가능 저장 매체 또는 컴퓨터 시스템 버스에 결합될 수 있는 전자 명령을 저장하기에 적합한 임의의 유형의 매체에 저장될 수 있다. 더욱이, 명세서에서 언급된 임의의 컴퓨팅 시스템은 단일 프로세서를 포함할 수 있거나 증가된 컴퓨팅 성능을 위해 다중 프로세서 설계를 사용하는 아키텍처 일 수 있다.

[0042] 본 발명의 실시 예는 또한 본 명세서에 설명된 컴퓨팅 프로세스에 의해 생산되는 제품과 관련될 수 있다. 이러한 제품에는 컴퓨팅 프로세스에서 얻은 정보가 포함될 수 있다. 여기서 정보는 비 일시적 유형의 컴퓨터 판독

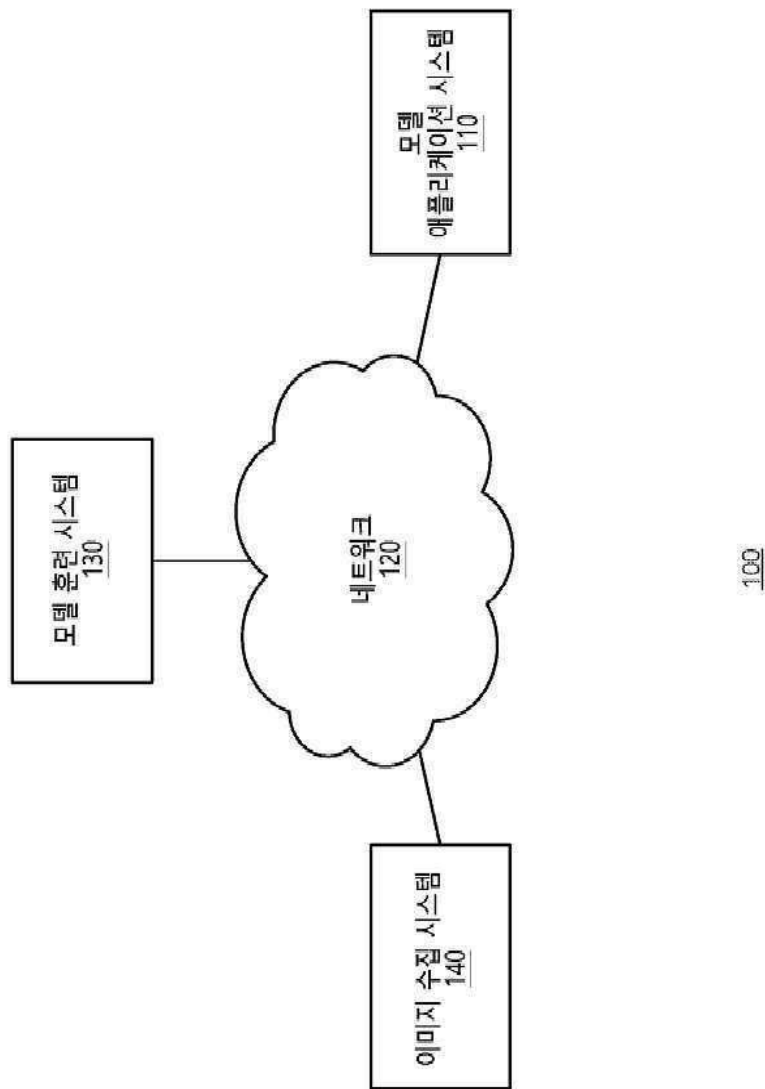
가능 저장 매체에 저장되고 여기에 설명된 컴퓨터 프로그램 제품 또는 기타 데이터 조합의 임의의 실시 예를 포함할 수 있다.

[0043]

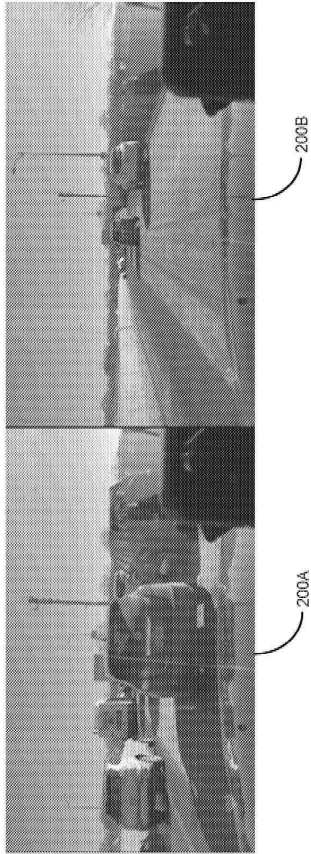
끝으로, 본 명세서에 사용된 언어는 주로 가독성 및 교육 목적을 위해 선택되었으며, 본 발명의 주제를 설명하거나 제한하기 위해 선택되지 않았을 수 있다. 따라서, 본 발명의 범위는 이 상세한 설명에 의해 제한되는 것이 아니라, 이에 기초한 출원에서 발행되는 청구 범위에 의해 제한되도록 의도된다. 따라서, 본 발명의 실시 예의 개시는 다음의 청구 범위에 기재된 본 발명의 범위를 제한하는 것이 아니라 예시적인 것으로 의도된다.

도면

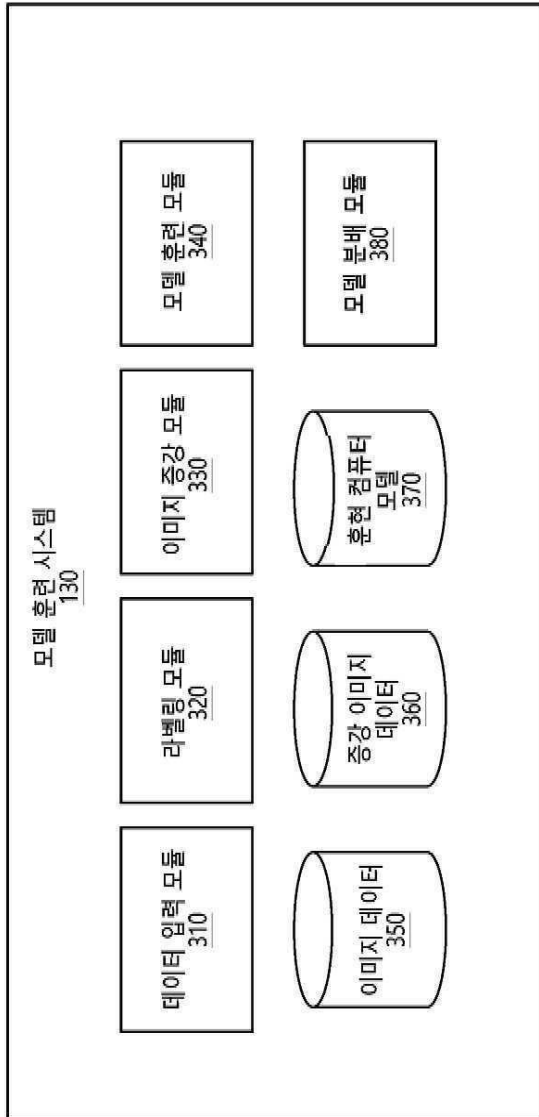
도면1



도면2



도면3



도면4

