

A Deep Learning Approach for Object Detection and Tracking in Robotics

로봇틱스에서 객체 감지 및 추적을 위한 딥 러닝 접근 방식

승연 김

소개

물체 감지 및 추적은 로봇이 주변 환경을 인식하고 환경의 물체와 상호 작용할 수 있도록 하므로 로봇 공학에서 중요한 작업입니다. 기계 학습의 하위 분야인 딥 러닝은 컴퓨터 비전 분야에 혁명을 일으켰고 물체 감지 및 추적에서 상당한 발전을 가져왔습니다.

로봇 공학에서 물체 감지 및 추적을 위한 딥 러닝 접근 방식에는 실시간으로 물체를 감지하고 추적하는 신경망 훈련이 포함됩니다. 여기에는 많은 양의 레이블이 지정된 데이터를 신경망에 공급하여 네트워크가 높은 정확도로 개체를 인식하고 추적하는 방법을 학습할 수 있도록 합니다.

딥 러닝 접근 방식은 일반적으로 이미지에서 관련 기능을 추출하고 실시간으로 개체를 식별하도록 설계된 객체 감지를 위한 컨볼루션 신경망(CNN) 아키텍처를 사용합니다. CNN 모델은 레이블이 지정된 이미지의 데이터 세트에서 훈련되어 모델이 다양한 환경에서 다양한 객체를 인식하는 방법을 학습하는 데 도움이 됩니다.

개체 추적은 이미지 처리 기술과 머신 러닝 알고리즘의 조합을 사용하여 수행되는 시간 경과에 따른 개체 위치 예측을 포함합니다. 신경망에 비디오 프레임 스트림을 공급하고 모델을 사용하여 각 프레임에서 개체의 위치를 예측함으로써 개체를 추적하는 데 딥 러닝 접근 방식을 사용할 수 있습니다.

전반적으로 로봇 공학의 물체 감지 및 추적을 위한 딥 러닝 접근 방식은 자율 주행 차량에서 제조 및 물류에 이르기까지 광범위한 응용 분야에서 로봇의 기능을 크게 향상시킬 수 있는 잠재력을 가지고 있습니다.

방법

기존의 컴퓨터 비전 기술과 딥 러닝 기반 접근 방식을 포함하여 객체 감지 및 추적에 사용할 수 있는 몇 가지 방법이 있습니다. 여기 몇 가지 예가 있어요.

전통적인 컴퓨터 비전 방법: 이러한 방법에는 일반적으로 수작업 기능과 알고리즘을 사용하여 물체를 식별하고 추적하는 것이 포함됩니다. 예를 들면 얼굴 감지를 위한 Viola-Jones 알고리즘, 선과 원 감지를 위한 Hough 변환, 물체 움직임 추적을 위한 광학 흐름이 있습니다.

템플릿 매칭: 이 방법은 개체의 템플릿을 비디오 스트림의 각 프레임과 비교하여 개체를 찾습니다.

기능 기반 방법: 이러한 방법에는 이미지 또는 비디오 스트림의 모서리, 가장자리 또는 얼룩과 같은 기능을 감지하고 추적하는 것이 포함됩니다. 예를 들어 Kanade-

Lucas-Tomasi(KLT) 추적기 및 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)가 있습니다.

딥 러닝 기반 방법: 이 방법은 심층 신경망을 사용하여 이미지 또는 비디오 스트림에서 기능을 학습하고 객체를 감지 및 추적합니다. SSD(Single Shot Detector) 및 YOLO(You Only Look Once) 알고리즘을 예로 들 수 있습니다.

하이브리드 방법: 이 방법은 기존의 컴퓨터 비전 기술과 딥 러닝 기반 접근 방식을 결합하여 물체 감지 및 추적 성능을 향상시킵니다. 예를 들면 Faster R-CNN 및 Mask R-CNN 이 있습니다.

각 방법에는 고유한 강점과 약점이 있으며 방법 선택은 정확도, 속도 및 사용 가능한 계산 리소스와 같은 응용 프로그램의 특정 요구 사항에 따라 달라집니다.

결론

개체 감지 및 추적은 이러한 방법의 정확성, 속도 및 견고성을 개선하기 위한 지속적인 노력과 함께 빠르게 발전하는 연구 분야입니다. 다음은 물체 감지 및 추적에 대한 몇 가지 현재 연구 영역과 추세입니다.

3D 물체 감지 및 추적: 현재 대부분의 물체 감지 및 추적 방법은 2D 이미지 또는 비디오에 초점을 맞추고 있지만 3D 공간에서 물체를 감지하고 추적하는 데 대한 관심이 증가하고 있습니다. 이는 물체가 서로 다른 거리와 방향에 있을 수 있는 자율 주행 및 로봇 공학과 같은 응용 분야에 특히 중요합니다.

퓨샷 학습(Few-shot learning): 퓨샷 학습(Few-shot learning)은 레이블이 지정된 데이터가 제한된 학습 모델에 중점을 둔 기계 학습의 하위 분야입니다. 이는 특정 개체의 예가 몇 개만 있거나 새 개체를 시스템에 신속하게 추가해야 하는 상황에서 개체 감지 및 추적에 중요합니다.

실시간 물체 감지 및 추적: 실시간 물체 감지 및 추적은 빠른 응답 시간이 안전과 성능에 필수적인 로봇 공학 및 자율 주행과 같은 애플리케이션에 매우 중요합니다. 저전력 디바이스에서 실시간 동작이 가능하도록 물체 감지 및 추적 방식의 속도와 효율성을 향상시키는 연구가 진행 중이다.

다중 객체 추적: 다중 객체 추적은 혼잡한 환경에서 여러 객체를 동시에 추적하는 것입니다. 이는 개체 연결 및 궤적 예측을 위한 정교한 알고리즘이 필요한 어려운 문제입니다.

폐색 및 환경 변화에 대한 견고성: 개체 감지 및 추적 방법은 종종 폐색, 조명 조건의 변화 및 기타 환경 요인으로 인해 어려움을 겪습니다. 진행 중인 연구는 상황 정보를 통합하거나 다중 모드 센서 융합을 사용하는 것과 같은 문제에 대한 이러한 방법의 견고성을 개선하는 것을 목표로 합니다.

전반적으로 물체 감지 및 추적은 이러한 방법의 정확성, 속도 및 견고성을 개선하기

위한 많은 지속적인 노력과 함께 활발한 연구 분야입니다.