

포인트넷 기반 포인트 클라우드 객체 분할 알고리즘 개발

Dilkashbek Zukhrudinov, Jiongyi Meng, 최수일*

전남대학교, 전남대학교, *전남대학교

xiaomeng199373@gmail.com, zh926720@gmail.com, sichoi@jnu.ac.kr

Development of point cloud object segmentation algorithm based on PointNet

Dilkashbek Zukhrudinov, Jiongyi Meng, Su-il Choi*

Chonnam Univ., Chonnam Univ., *Chonnam Univ.

요약

3D 포인트 클라우드에서의 객체를 정확하게 감지하는 것은 자율 주행, 드론, 항공 및 우주 정보화와 같은 많은 응용 분야에서 핵심적인 문제이다. 본 논문에서는 포인트넷 기반의 포인트 클라우드 객체 분할 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 포인트넷 알고리즘과 포인트시프트(PointSIFT) 모듈을 결합하였으며 S3DIS인 포인트 클라우드 데이터 셋을 사용하여, 최종적으로 물체 분할 결과를 생성한다. 그리고 원래의 포인트넷 알고리즘의 성능과 비교하였다.

I. 서론

모바일 로봇, 자율 주행, 드론, 항공 및 우주 정보화, 3D공간 대한 연구가 지속적으로 심화되면서 이러한 3D 정보 기술에 대한 수요가 증가함에 따라 점점 더 많은 3D 정보에 대한 연구가 이루어지고 있다. 특히 3D 데이터의 연구에서 3D 목표, 3D 공간에 대한 관심이 가장 중요하다. 3D 정보 분야의 연구는 주로 모델 재구성, 3D 대상 측정 및 인식, 공간 재구성 및 3D 복원에 중점을 둔다. 그 중에 3D 공간의 재구성 기술은 컴퓨터에서 현실적이고 객관적인 장면을 디지털 처리한 다음 컴퓨터에서 실제 재생하여 관련 환경 정보를 보다 포괄적이고 상세하게 이해하는 것이다 [1]. 실제 로봇이 자신의 환경 정보를 보다 명확하게 이해하고 환경 정보와의 정보 교환을 달성하기 위해 3 차원 환경 정보가 필요하다. 이러한 이유로, 3D 공간 정보를 얻는 것에 관한 연구가 본 논문의 연구 과제의 전제이다. 3D 환경 정보 재구성의 문제를 해결하기 위해, 3D 공간 재구성 기술은 항상 컴퓨터 비전에서 많은 관심을 끌었다. 최근에, Qi 등[2]은 포인트 클라우드로부터 직접 포인트 투 피쳐 (point-wise feature)를 학습하는 엔드 투 엔드 (end-to-end) 심층 신경 네트워크 인 포인트넷 (PointNet)을 제안했다. 이 접근법은 3차원 객체 인식, 3D 객체 분류 및 세분화 작업에서 인상적인 결과를 나타냈다. 라이다를 사용하여 얻은 일반적인 포인트 클라우드는 10만개 이상의 포인트를 포함하기 때문에 [2]과 같이 아키텍처기반으로 학습하면 높은 계산 및 메모리 요구 사항이 발생한다. 이 논문에서는 3차원 특징 학습 네트워크를 더 많은 점과 3D 탐지 작업으로 확장하는 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기본 포인트넷 아키텍처를 소개한다. 물체 분할하기 위해 새로운 아키텍처를 제시한다. III장에서는 시뮬레이션을 통해 제안한 방법의 효율성을 보인다. 다른 3D 검출 방법과 비교해서 장점과 발전성을 제시한다. IV장은 결론을 맺는다.

II. 포인트넷 기반 객체 분할 알고리즘

포인트 클라우드에서 3D 포인트의 원래 치수는 다층 퍼셉트론 (MLP: Multilayer Perceptron)에 의해 매우 높은 차원으로 확장된다. 포인트 클라우드의 모든 지역 특징(local feature)를 고려하여 하나의 차원 값 세트를

하나의 지역 특징차원에 있는 포인트넷 지역 특징값 집합으로 만들고, 포인트넷은 대칭 함수를 사용하여 각 집합에 대한 대표 값을 선택하여 포인트넷 집합 전역 특징(global feature)를 출력한다. 이 기술은 포인트 클라우드 표현의 불규칙한 분포 문제를 해결했다. 포인트 클라우드의 전역 특징을 추출한 후에는 이러한 전역 특징을 객체 분류 및 세분화와 같은 다른 목표에 대한 다른 MLP으로 정렬한다.

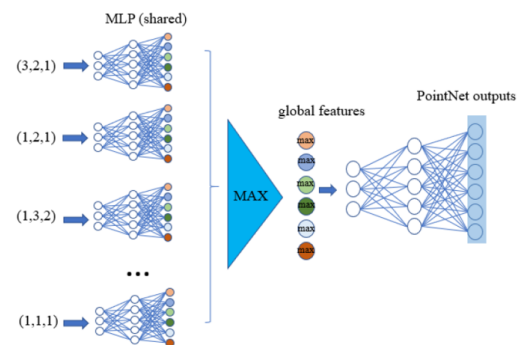


그림 1. 포인트넷 기본 아키텍처

일반적으로 고화질 라이다 포인트 클라우드는 약 100k 개 포인트로 구성된다. 모든 포인트를 직접 처리하면 컴퓨팅 플랫폼의 메모리 및 효율성 부담이 증가뿐만 아니라 공간 전체 매우 높은 포인트 밀도가 검출 오차를 유발할 수 있다. 이를 회피하기 위해 포인트 클라우드에서 고정된 개수의 포인트를 임의로 샘플링 한다. 이 샘플링 전략에는 두 가지 목적이 있다. (1) 계산 양 절감, (2) 샘플링 바이어스 감소 및 딥 러닝 변화 증가.

RPN (Regional Proposal Network)[3] 은 고도로 최적화 된 효과적인 물체 감지 알고리즘이다. 그러나 이 접근법은 일반적인 라이다 포인트 클라우드의 경우가 아닌 텐서 구조 (예 : 이미지, 비디오)로 데이터를 집중적으로 구성해야 한다. 본 논문에서는 라이다에 의해 포착된 포인트 집합의 거리 정보를 이용하여 탐지 물체의 위치를 대략적으로 결정하고 탐지 구역 제안을 제안하고자한다.

제안된 알고리즘의 아키텍처에 대한 입력은 4096 포인트의 3D 좌표이

