

Surface Reconstruction에 특화된 3D Points Cloud Upsampling 기법

3D Points Cloud Upsampling Method Specialized for Surface Reconstruction

임준석, *박운상
서강대학교 컴퓨터공학과
서울, 대한민국
newms0914@sogang.ac.kr
*unsangpark@sogang.ac.kr

조웅주, 추현곤
한국전자통신연구원, 실감미디어 연구실
대전광역시, 대한민국
yongjucho@etri.re.kr
hyongonchoo@etri.re.kr

요약

시각적 데이터를 보다 정교하도록 정제하는 작업은 결과물의 품질을 향상시킴으로써 사용자를 만족시킬 수 있다. 특히 3 차원 데이터 복원의 경우 실생활에 활용될 수 있기 때문에 건축 및 설계 분야에서 정확성과 안전에 기여할 수도 있다. 본 논문에서는 3 차원 좌표로 이루어진 데이터의 개수를 늘리는 방안을 제시한다. 제안된 방안은 기존 연구보다 실용적인 데이터 증가 수치를 제시하기 때문에 대용량 3 차원 데이터에 유연하게 대처할 수 있다.

키워드 : 3D Reconstruction, 3D Points Cloud, Mesh, Points Cloud Upsampling

1. 서론

최근 GPU 연산 속도의 고속화로 인하여 인공지능 기술이 발달함에 따라 3 차원 데이터를 표현하기 위한 효율적이고 정확한 방안이 요구되고 있다. 그 방안 중에서 3 차원 데이터를 표현하는 방법 중 하나인 3D Points Cloud의 개수를 늘리는 Points Cloud Upsampling에 대한 연구가 활발히 이루어지는 중이다. Point Cloud 분야의 대표적인 논문인 PointNet[1]에서는 스케일이 큰 Points cloud에 대한 feature 추출 방안을 제시하였고, Phan et al.[2]은 point들의 좌표, point 간의 거리 정보를 graph화하여 특징 정보로 활용하였다. 그리고 Qian et.al[3]은 위 연구를 바탕으로 upsampling된 point에 곡률 정보를 부여하여 3D Polygon mesh로 변환하였을 때의 성능을 향상시켰다.

하지만 위 연구는 upsampling되는 point의

비율(Upsampling ratio)을 4, 8, 12, 16로 고정하게 되는 단점이 있는데 이는 가치가 부족하고 3D Polygon mesh화에 실용적이지 않은 point를 생성하는 현상이 발생할 수 있기 때문에 보다 낮은 upsampling ratio가 요구된다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성된다. 관련연구에서 Points Cloud upsampling에 대한 이론적 배경을 소개한 뒤 Upsampling ratio 2에 해당되는 3D Points Cloud upsampling 모델을 제안한다. 그리고 이에 대한 결과 제시 및 분석으로 본론을 마무리하며 결론을 맺는다.

2. 관련연구

2.1. DGCNN[2]

DGCNN(Dynamic Graph Convolution Neural Network)은 point 간의 연관 정보를 그래프 정의하고 이와 K-NN((K-Nearest Neighborhood)

알고리즘을 활용하여 3D Points Cloud의 특징 추출하는 모델이다. 3D point로 얻은 그래프의 구조는 그림 1과 같고 K는 K-NN의 K값을 뜻한다.

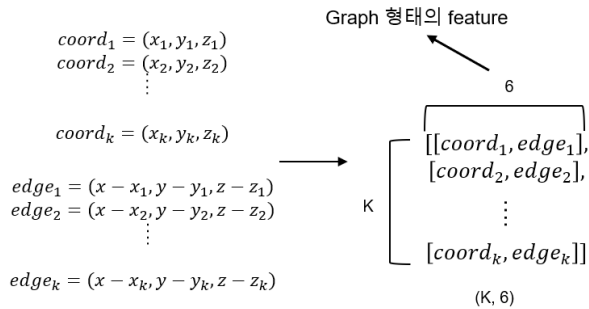


그림 1. Graph 형태로 표현된 Points Cloud

또한 Convolution 연산 전에 K-NN 알고리즘을 사용하여 입력 그래프를 매번 생성하여 local feature를 얻을 수 없었던 PointNet[1]의 단점을 해결하였다.

2.2. PU-GeoNet[3]

PU-GeoNet의 전체적인 구조는 아래 그림 2와 같다.

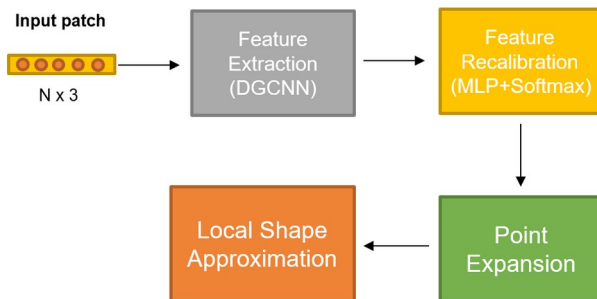


그림 2. PU-GeoNet 아키텍처 구조도

타 3D Points Cloud Upsampling 모델과 다르게 Graph feature에 weight를 추가하였고 Local Shape Approximation으로 upsampling된 point에 곡률 정보를 추가하였다. 위 기법을 통해 upsampling된 3D Points Cloud를 3D Polygon mesh로 변환하였을 때 높은 성능을 가질 수 있었다고 한다.

3. 실험방법

3.1. 데이터셋

본 연구에 사용된 데이터는 PU-GeoNet에서 사용한 데이터로 그림 3과 같은 흑백 컬러를 가지는 3D polygon mesh이다. 해당 3D mesh들은 Qian et.al[3]이 3D 모델 공유 커뮤니티 (SketchFab)에서 선택한 조각상 모양의 3D model이며 3D Points Cloud의 개수는 1,700,000 ~ 3,640,000 개, surface 개수는 330,000 ~ 7,280,000 개로 골고루 분포되어 있다.



그림 3. PU-GeoNet에서 사용한 SketchFab 3D mesh (alliance_statue, manstatue)

3.2. 실험환경

본 연구에서는 분석을 위하여 Linux Ubuntu 22.04.1 LTS, Python 3.9.15, CUDA Version 11.7 환경에서 Intel® Xeon® Gold 6248R CPU @ 3.00과 NVIDIA RTX A6000를 이용하여 모델 학습 및 테스트를 진행하였다.

4. 실험결과

본 실험은 다음과 같이 실험하여 제안 방법을 검증하였다. 그림 2에 보이는 구조 중 Point Expansion의 upsampling ratio와 관련있는 MLP(Multi Layer Perceptron)의 출력 채널의 크기를 upsampling ratio가 4였을 때의 1/2 수치로 수정하였다. 나머지 학습 과정 및 데이터셋은 기존 PU-GeoNet의 방식과 동일하며 평가지표로는 Average Chamfer Distance를 사용하였다. 표 1의 Upsampling ratio 2는

모델을 수정하여 얻은 수치이고 4, 8, 12, 16의 경우는 기존 PU-GeoNet[3]에서 언급된 수치이다. Upsampling ratio 2로 학습하였을 때의 성능이 가장 높았음을 확인할 수 있다.

표 1. SketchFab 테스트 데이터로 측정한 평가지표

Upsampling ratio	Average Chamfer Distance (10^{-2})
2	0.293
4	0.558
8	0.539
12	0.362
16	0.323

그림 3과 그림 4는 SketchFab 테스트 데이터 중 A9-vulcan_align에 대한 테스트 결과이다. 결과 visualization과 3D Points Cloud로부터의 Mesh 변환(Ball Pivoting)을 위해 MeshLab을 사용하였다. 그림 4를 보면 original의 비어있는 부분이 x2 upsampling 결과에서 어느 정도 메꾸어져 있음을 확인할 수 있다.



그림 3. Upsampling ratio 2에 대한 테스트 결과 - 3D Points Cloud format (Original, x2 upsampling)

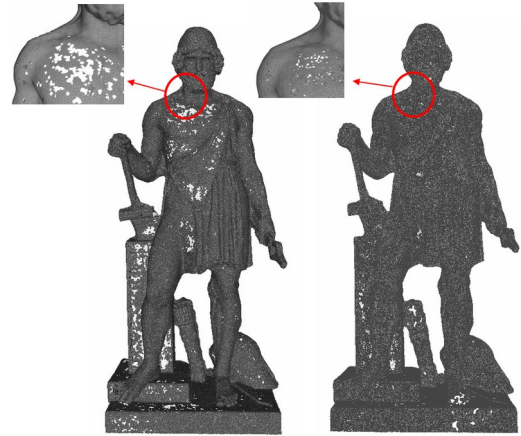


그림 4. Upsampling ratio 2에 대한 테스트 결과 - Mesh format (Original, x2 upsampling)

5. 결론

본 논문에서는 Surface reconstruction에 특화된 실용적인 3D Points Cloud upsampling 방안을 제안하였다. Points Cloud를 2배만큼 upsampling 하여 mesh로 변환하였을 때 부족한 표면을 메꾸어주는 효과가 있었고 테스트 평가지표도 기존 결과들보다 좋았다. 대용량 3D Points Cloud에 적용하기 힘들었던 높은 upsampling ratio를 낮추었다는 점에서 기존 연구를 보완하였다는 의미도 있다.

하지만 본 논문에서 제시한 3D Points Cloud Upsampling 기법은 1.2배와 같은 소수점 자리의 upsampling과 학습되지 않은 임의의 ratio에 대한 upsampling이 불가능하다는 한계점을 지닌다. 향후 지속적인 3D Points Cloud upsampling 연구가 활발해진다면 위 한계점을 극복하여 더욱 더 높은 성능의 결과를 얻을 수 있을 것이라 기대된다.

Acknowledgement

"This work was supported by the Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI) Grant by the Korean Government(The research of the fundamental media contents technologies for hyper-realistic media space) under Grant

23ZH1220.”

참 고 문 헌

- [1] QI, Charles R., et al. “Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation.” In *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, 2017. pp. 652-660.
- [2] PHAN, Anh Viet, et al. “Dgcnn: A convolutional neural network over large-scale labeled graphs.” In *Proc. Neural Networks*, 2018, 108: pp. 533-543.
- [3] QIAN, Yue, et al. “PUGeo-Net: A geometry-centric network for 3D point cloud upsampling.” In *Proc. Computer Vision–ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK, August 23–28, 2020, Part XIX*. Cham: Springer International Publishing, 2020. pp. 752-769.