

히스토그램 기반 포인트 클라우드 분할을 활용한 G-PCC 기반의 전역 움직임 압축 방안

김준식, 황용해, *김규현

경희대학교

junsik@khu.ac.kr, hyh717@khu.ac.kr, *kyuheonkim@khu.ac.kr

G-PCC based Global Motion Compression Method Using Histogram-Based Point Cloud Classification

Junsik Kim, Yonghae Hwang, *Kyuheon Kim
Kyunghee University

요약

프레임 단위 LiDAR (Light Detection And Ranging) 기반의 포인트 클라우드는 프레임 간 상관 관계가 높기 때문에 프레임 사이의 예측 기법을 사용하여 더 높은 압축 효율을 얻을 수 있으며, 이를 위해 MPEG의 G-PCC는 Inter-EM (Inter-Exploratory Model)의 표준화를 진행하고 있다. 특히, Inter-EM은 LiDAR 기반 포인트 클라우드의 이러한 특성을 효율적으로 압축하기 위해 전역 및 지역 움직임을 모두 고려하여 압축하는 구조로 설계되었다. 이 중 전역 움직임은 LiDAR 센서가 장착된 차량의 움직임으로 인해 발생되므로, 포인트 클라우드 내 모든 물체들이 동일한 움직임을 나타낼 것으로 예상된다. 하지만, LiDAR 기반 포인트 클라우드는 포인트 클라우드 내 점들의 특성에 따라서 전역 움직임이 나타나는 양상이 다르다. 본 논문은 이러한 LiDAR 기반 포인트 클라우드의 특성을 설명하고, LiDAR 기반 포인트 클라우드 압축 시 전역 움직임 압축을 위한 포인트 클라우드 분할 방안 등에 제안한다. 본 논문에서 제안하는 포인트 클라우드 분할 방안을 활용한 전역 움직임 압축 시 기존 Inter-EM 대비 더 효율적인 압축이 가능하다.

1. 서론

포인트 클라우드는 다수의 점으로 3D 콘텐츠를 표현하는 점들의 집합이며, 포인트 클라우드의 각 포인트는 x , y 및 z 좌표계로 표현된 위치 정보와 해당 위치에 해당하는 반사율 및 RGB 속성으로 구성된다. 포인트 클라우드는 LiDAR (Light Detection And Ranging) 센서 혹은 고정 RGB 카메라 세트로 캡처되는데, 이러한 포인트 클라우드 데이터들은 가상 3D 객체를 처리하는 데 사용되는 다각형 기반 메쉬 방식에 비해 실제 객체를 처리하는 것에 유리하다. 이러한 특성에 따라 자율 주행[1], 증강현실[2]과 가상현실[3] 등 다양한 분야에서 차세대 3D 콘텐츠 표현 방식으로 포인트 클라우드가 주목받고 있다.

국제 표준화기구 인 ISO/IEC JTC1 산하의 MPEG (Moving Picture Expert Group)은 압축 특성에 따라 포인트 클라우드 콘텐츠를 카테고리 1, 2, 3의 3가지 카테고리로 분류하고 G-PCC (Geometry-based Point Cloud Compression)[4] 과 V-PCC (Video-based Point Cloud Compression)[5]로 나누어 표준화를 진행하고 있다. V-PCC는 시간 축을 따라 변하는 연속적인 포인트 클라우드 프레임으로 구성된 다이나믹 포인트 클라우드라는 카테고리 2의 콘텐츠를 위해 개발되었다. G-PCC는 시간 축에서 변하지 않는 물체를 나타내는 정적 포인트 클라우드라 불리는 카테고리 1과 LiDAR 센서를 통해 획득되는 동적 획득 포인트 클라우드라 불리는 카테고리 3의 콘텐츠를 위해 설계되었다. 이 중 LiDAR 센서를 통해 획득되는 동적 획득 포인트 클라우드는 거대한 장면을 나타내는 하나의 데이터로 표현할 수 있지만 시간 축이 있는 연속 프레임으로 표현할 수도 있다. LiDAR 센서를 통해 특정 시점에 획득한 포인트 클라우드를 통합하여 거대한 장면 데이

터를 생성하며 각 프레임의 시간 정보는 무시된다. 따라서 거대한 장면 데이터는 시간 축을 따라 움직이는 물체를 인식하기 어려우며, 시간 정보를 유지하기 위해서는 프레임 단위로 LiDAR 기반의 포인트 클라우드를 처리해야한다. 프레임 단위 LiDAR 기반의 포인트 클라우드는 프레임 간 상관 관계가 높기 때문에 프레임 사이의 예측 기법을 사용하여 더 높은 압축 효율을 얻을 수 있으며, 이를 위해 MPEG의 G-PCC는 Inter-Exploratory Model (Inter-EM)[6]의 표준화를 진행하고 있다. LiDAR 기반 포인트 클라우드의 포인트는 LiDAR 센서가 장착된 차량으로 인해 발생하는 전역 움직임과 사람, 동물 등과 같은 시간 축에 따른 움직임을 갖는 물체들에 의해 생성되는 지역 움직임, 이 두 가지 유형의 움직임을 가지고 있다. 특히, Inter-EM은 LiDAR 기반 포인트 클라우드의 이러한 특성을 효율적으로 압축하기 위해 전역 및 지역 움직임을 모두 고려하여 압축하는 구조로 설계되었다. 이 중 Inter-EM의 전역 움직임 추정 기술은 나무, 건물 및 도로와 같은 프레임 내의 물체에 관계없이 전체 포인트 클라우드 사이에서 획득된 전역 움직임 매트릭스를 활용하여 압축 효율성을 높인다. 하지만, LiDAR 기반 포인트 클라우드의 물체 중 도로에서는 전역 움직임이 다른 양상으로 나타난다. 도로는 일정한 높이에서 지속적으로 유사한 모양을 띠고 있으므로, 도로에 해당하는 점들은 전역 움직임이 발생함에도 각 프레임에서 유사하게 획득된다. 따라서 전역 움직임 압축 시 도로에 해당하는 점들을 제외하고 움직임 예측 및 보상을 적용하는 기술이 요구된다.

본 논문은 LiDAR 기반 포인트 클라우드 프레임의 효율적인 압축을 위해 히스토그램을 기반 포인트 클라우드 분할 방법을 제안한다. 이를 위해, 2절에서는 본 논문이 해결하고자 하는 문제를 LiDAR 기반 포인트 클라우드의 특성을 통해 확인하고, 3절에서는 히스토그램을 기반으로

포인트 클라우드를 분할하는 방법을 제안한다. 4절에서는 제안 기술을 활용한 압축 결과와 Inter-EM의 압축 성능을 실험을 통해서 확인하며, 5절에서는 본 논문에 대한 결론을 맺는다.

2. LiDAR 기반 포인트 클라우드 프레임의 특성

자율 주행에 활용되는 LiDAR 기반 포인트 클라우드 프레임에서는 시간의 이동에 따른 점들의 변화가 나타난다. MPEG의 Inter-EM은 이러한 LiDAR 기반 포인트 클라우드의 특성을 효율적으로 압축하기 위해 전역 움직임 압축과 지역 움직임 압축을 활용하고 있다. 그 중, Inter-EM의 전역 움직임 압축은 입력 포인트 클라우드의 전체 영역에서 하나의 전역 움직임 행렬을 탐색하고, 탐색된 전역 움직임 행렬로 입력 포인트 클라우드를 보상하는 것으로 이루어진다. 하지만, LiDAR 기반 포인트 클라우드 내의 점들은 모든 점에서 동일한 전역 움직임이 나타나지 않기 때문에, 전체 영역에서 탐색된 움직임 행렬은 정확하지 않으며 효율성 또한 떨어진다.

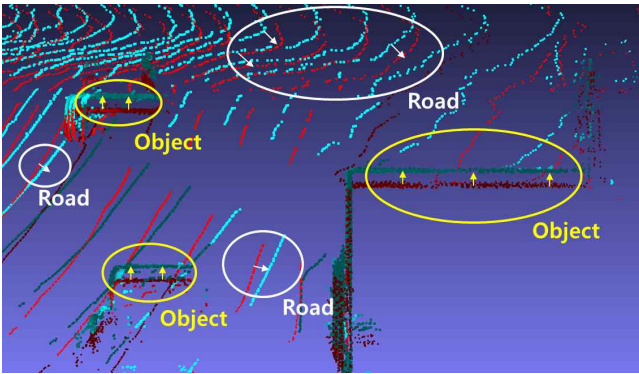


그림 1. LiDAR 기반 포인트 클라우드 프레임(적색: 이전 프레임, 녹색: 현재 프레임)에서 발생하는 전역 움직임 특성의 예시

LiDAR 기반 포인트 클라우드는 도로를 따라 주행하는 차량 위에 장착된 센서를 통해 획득된다. 이때, 차량의 움직임에 따라 센서가 이동하게 되며, 이동되는 센서의 움직임과 동일한 전역 움직임이 모든 점에서 나타날 것이다. 하지만, 이러한 예측과 달리 도로에 해당하는 점에서는 일정한 전역 움직임이 나타나지 않는다. 그림 1의 하얀색 원은 도로에 해당하는 점들을 나타내고 있으며, 노란색 원은 도로가 아닌 다른 물체에 해당하는 점들을 나타내고 있다. 하얀색 원 내에서 발생하는 움직임은 일정한 패턴이 보이지 않지만, 노란색 원에서는 전역 움직임으로 보이는 일정한 움직임을 확인할 수 있다. 이처럼, 도로에서는 전역 움직임이 나타나지 않지만, 물체에서는 일정한 전역 움직임이 나타난다.

도로에서 전역 움직임이 나타나지 않는 이유는 도로가 차량의 움직임과 평행하며, 공간적 이동에 따른 변화가 적기 때문이다. 차량은 도로를 따라 주행하기 때문에, 차량의 이동과 도로의 평면은 평행할 수밖에 없다. 또한, 도로의 표면은 과속방지턱 등의 물체를 제외하면 일정한 평면으로 구성되어 있으므로 이동에 따른 변화가 나타나지 않는다. 따라서, 그림 1에서 확인되는 바와 같이, 도로에서는 LiDAR 센서의 샘플링 주파수에 따른 원형 혹은 물결 모양의 형태가 나타나며, 도로에 해당하는 점들은 프레임 사이에서 전역 움직임을 확인할 수 없다. 이로 인해

모든 점에서 전역 움직임을 탐색하는 Inter-EM은 부정확한 전역 움직임 행렬을 도출하게 된다. 따라서, 입력 포인트 클라우드에서 도로와 다른 물체들을 구분하고, 다른 물체들에서만 전역 움직임을 탐색하는 방안이 필요하다.

3. 히스토그램 기반 포인트 클라우드 분할 방안

일반적으로 포인트 클라우드의 분할은 3차원상에서 점들의 분포를 분석해야 하므로 2차원 영상에 비해 높은 계산량이 요구된다. 그러나, G-PCC에서 활용되고 있는 다양한 포인트 클라우드 데이터 중 LiDAR 기반 포인트 클라우드는 차량 등의 저전력 장치에서 활용될 것으로 예측되므로 높은 계산량이 요구되는 기존의 포인트 클라우드 분할 방안은 사용될 수 없다. 따라서, 본 논문에서는 낮은 계산량을 요구하면서도 효과적으로 입력 포인트 클라우드의 분할이 가능한 히스토그램 기반 포인트 클라우드 분할 방안을 제안한다.

LiDAR 기반의 포인트 클라우드는 앞서 밝힌 바와 같이 차량의 이동에 따라 포인트 클라우드를 획득하며, 이렇게 획득된 포인트 클라우드 내 점들은 다양한 물체들로 구성되어 있다. 그중에서 도로는 특정 높이를 갖는 평면으로 나타난다는 특징을 갖고 있다. 특히, 데카르트 좌표계를 갖는 포인트 클라우드 데이터에서는 이 특정 높이가 Z축을 기준으로 형성된다. 만일, 이러한 도로에 해당하는 점들의 특성을 활용한다면, 낮은 계산량으로도 효과적으로 포인트 클라우드를 분할할 수 있을 것이다. 본 논문에서는 입력 포인트 클라우드 내 점들의 Z축 값을 기준으로 히스토그램을 생성한 뒤 이를 분석하여 도로와 다른 물체를 분할하는 분할 임계값을 획득한다. 본 논문에서 활용하는 Z축 기반의 히스토그램은 다음과 같은 수식으로 표현할 수 있다.

$$h[k] = N_k, (k = \vartheta \left(\frac{z}{100} \right)) \quad (1)$$

Z축 기반의 히스토그램 $h[k]$ 는 동일한 값을 갖는 점들의 개수인 N_k 를 저장한다. 이때, Z값의 크기를 100분의 1로 줄이고 정수로 변환한 k 를 계산하여 활용한다. 이러한 이유는 센서로부터 획득되는 데이터의 특성으로 인해 특정 높이에 형성되는 평면이 동일한 값으로 나타나지 않고 유사한 값으로 나타나기 때문에, 양자화를 통해 유사한 높이에서 위치하고 있는 점들을 하나의 값으로 군집시키기 위함이다.

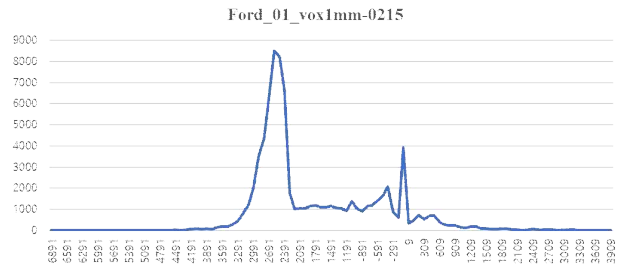


그림 2. Z축 기반 히스토그램의 예시

수식 1로부터 획득된 히스토그램은 그림 2에서 보이는 바와 같이 특정 높이에서 최댓값을 갖는다. 이는 도로가 특정 높이에서 평면을 형

성하기 때문에 나타나는 특징이며, 히스토그램에서 나타난 최댓값을 기준으로 히스토그램을 분석하면 도로와 다른 물체를 분할하는 최적의 높이를 획득할 수 있다. 본 논문에서는 히스토그램의 기울기를 분석하여 최적의 높이를 탐색하고 이를 기반으로 전역 움직임 압축을 수행한다.

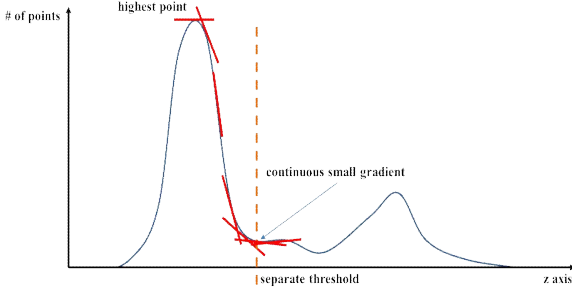


그림 3. Z축 기반 히스토그램 분석의 예시

그림 3은 생성된 Z축 기반 히스토그램의 기울기를 분석하여 최적의 분할 임계값을 계산하는 예시를 나타낸 그림이다. Z축 기반 히스토그램의 분석은 최댓값을 기준으로 Z축이 커지는 방향으로 기울기를 계산하며 수행된다. Z축 히스토그램의 기울기 값은 음의 방향으로 커지다가 다시 음의 방향으로 작아지게 되는데, 이후 연속적인 낮은 기울기가 나타난다. 본 논문은 이러한 연속적인 낮은 기울기가 나타나는 구간의 시작점을 입력 포인트 클라우드 내에서 도로와 다른 물체를 분할하는 임계값으로 설정한다.

$$P_{obj} = \{x, y, z \in P_{ori} | z > s\} \quad (2)$$

$$P_{road} = \{x, y, z \in P_{ori} | z \leq s\} \quad (3)$$

위와 같은 과정을 통해 획득된 분할 임계값 s 를 기반으로 도로와 물체를 나눌 수 있으며, 수식 (2)와 (3)은 분할 임계값을 기반으로 입력 포인트 클라우드 P_{ori} 의 점들을 도로 포인트 클라우드인 P_{road} 와 다른 물체 포인트 클라우드인 P_{obj} 로 분할하는 것을 설명하고 있다. 이렇게 생성된 다른 물체 포인트 클라우드 P_{obj} 에 전역 움직임을 적용하여 보상된 다른 물체 포인트 클라우드인 P'_{obj} 를 획득하여 전역 움직임 압축을 수행한다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & T_x \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & T_y \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & T_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}, (x, y, z \in P_{obj}) \quad (4)$$

전역 움직임 행렬은 회전과 이동을 모두 고려하는 4*4 행렬이며, 수식 (4)에서 확인할 수 있는 바와 같이 P_{obj} 의 점들에 적용하면 P'_{obj} 를 계산할 수 있다. 획득된 P'_{obj} 와 P_{road} 는 Inter-EM의 지역 움직임 압축으로 전달되어 압축 효율을 극대화한다.

4. 실험 결과

본 논문에서는 LiDAR 기반 포인트 클라우드의 압축 시 전역 움직임 압축의 효율을 높이기 위해 히스토그램을 활용하여 입력 포인트 클라우드를 분할하는 방안을 제안하였다. 제안 기술의 타당성을 검증하기 위해 분할된 포인트 클라우드와 압축 효율을 모두 확인한다. 실험은 MPEG G-PCC의 CTC(Common Test Condition)[7]에서 활용되고 있는 프레임 기반 콘텐츠인 Ford 01 q1mm, Ford 02 q1mm, Ford 03 q1mm, qnxadas motorway 데이터에서 수행된다.

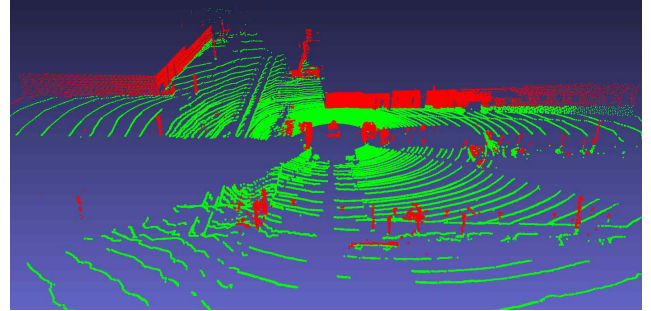


그림 4. 제안 기술의 포인트 클라우드 분할 예시 (Ford 01 q1mm 235번째 프레임)

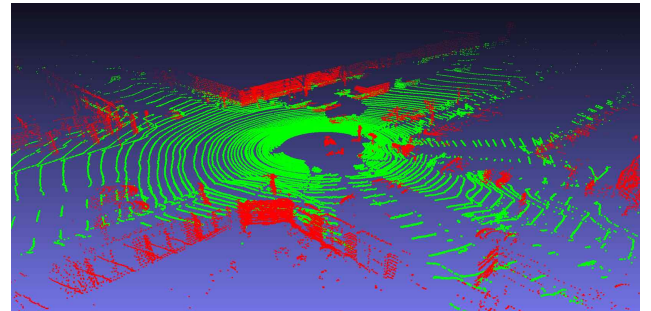


그림 5. 제안 기술의 포인트 클라우드 분할 예시 (Ford 02 q1mm 216번째 프레임)

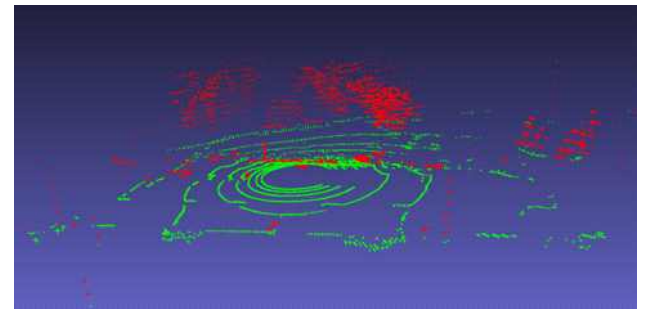


그림 6. 제안 기술의 포인트 클라우드 분할 예시 (Qnxadas motorway 20번째 프레임)

그림 4, 5, 6은 제안 기술을 통해 획득한 분할 임계값으로 분할된 도로와 다른 물체 포인트 클라우드를 나타내고 있다. 도로는 녹색으로, 다른 물체는 적색으로 표시되어 있으며, 제안 기술이 다양한 형태의 LiDAR 기반 포인트 클라우드에서 모두 동작한다는 것을 확인할 수 있다. 특히, Qnxadas 데이터는 다른 LiDAR 기반 포인트 클라우드에 비해

낮은 밀도를 갖는데 도로와 다른 물체들이 명확하게 분할되어 있다.

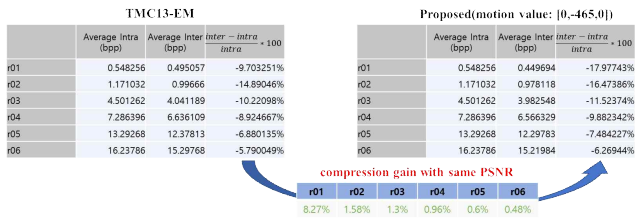


그림 7. Inter-EM과 제안 기술을 활용한 압축 결과의 비교 (좌: Inter-EM, 우: 제안 기술, Ford 01 q1mm: 300~339)

그림 7은 Ford 01 q1mm의 압축 결과를 Inter-EM의 결과와 비교한 것이며, 압축에는 300번째부터 339번째 프레임을 활용하였다. Inter-EM과 제안 기술의 압축 결과는 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio) 측면에서 동일하기 때문에, bpp(bit per point) 상에서의 비교만을 수행하였다. 이때 비교는 Intra 프레임 대비 Inter 프레임의 압축 효율이 얼마나 증대되었는지를 퍼센트로 확인하였다. 그림 7에서 확인할 수 있는 바와 같이, Inter-EM 대비 최대 약 8% 이상의 압축 효율을 획득하였으며 모든 양자화 조건에서 Inter-EM 보다 높은 효율을 획득하는 것을 확인할 수 있었다.

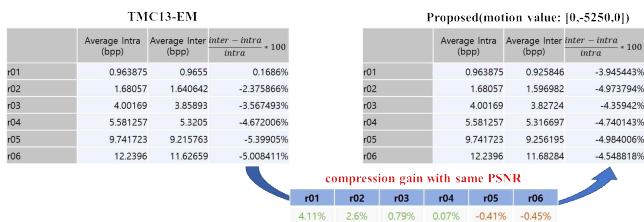


그림 8. Inter-EM과 제안 기술을 활용한 압축 결과의 비교 (좌: Inter-EM, 우: 제안 기술, Qnxadas motorway: 382~405)

그림 8은 Qnxadas motorway의 압축 결과를 Inter-EM의 결과와 비교한 것이며, 압축에는 382번째부터 405번째 프레임을 활용하였다. 그림 8에서 확인할 수 있는 바와 같이, Inter-EM 대비 최대 약 4% 이상의 압축 효율을 획득하였으며 r05와 r06 조건에서는 조금 낮은 효율이 나타났지만, 평균적으로는 이득이 나타남을 확인할 수 있었다.

5. 결론

LiDAR 기반 포인트 클라우드의 점들의 특성에 따라 다른 전역 움직임 양상이 나타나지만, Inter-EM의 전역 움직임 압축 방식은 이를 고려하지 못한다는 한계가 존재한다. 본 논문에서는 이러한 한계를 극복하고자 Z축 히스토그램 기반의 효율적인 포인트 클라우드 분할을 방법을 제안하였다. 본 논문의 제안 기술은 히스토그램을 활용하므로 포인트 클라우드의 점들을 활용하는 기존 포인트 클라우드 분할 방식 대비 낮은 계산 복잡도로 전역 움직임 압축에 적합한 분할을 수행할 수 있음을 확인하였다. 또한 제안 기술을 LiDAR 기반 포인트 클라우드 프레임의 압축 시 활용하면, 전역 움직임 압축의 효율을 극대화할 수 있음이 검증되었다.

하지만 본 논문의 제안 기술은 포인트 클라우드 분할에만 국한되어 있어, 아직 추가적인 압축 이득의 여지가 존재한다. 만일 분할된 포인트

클라우드에 적합한 움직임 탐색이나, 전역 및 지역 움직임 압축 구조를 연구한다면 더 높은 효율의 압축 성능을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

This work was supported by Institute of Information & communications Technology Planning & Evaluation(IITP) grant funded by the Korea government(MSIT) (No.2020-0-00452, Development of Adaptive Viewer-centric Point cloud AR/VR(AVPA) Streaming Platform)

참고문헌

- [1] P. Sun, X. Zhao, Z. Xu, R. Wang and H. Min, "A 3D LiDAR Data-Based Dedicated Road Boundary Detection Algorithm for Autonomous Vehicles," in IEEE Access, vol. 7, pp. 29623-29638, 2019.
- [2] K. Ma, F. Lu and X. Chen, "Robust Planar Surface Extraction from Noisy and Semi-Dense 3D Point Cloud for Augmented Reality," 2016 International Conference on Virtual Reality and Visualization (ICVRV), Hangzhou, pp. 453-458, 2016.
- [3] Y. Ishikawa, et al., "Semantic Segmentation of 3D Point Cloud to Virtually Manipulate Real Living Space," 2019 12th Asia Pacific Workshop on Mixed and Augmented Reality (APMAR), Ikoma, Nara, Japan, pp. 1-7, 2019.
- [4] "Geometry-based Point Cloud Compression," ISO/IEC 23090-9, May, 2020
- [5] "Video-based Point Cloud Compression," ISO/IEC 23090-5, Jan. 2021
- [6] "Global motion compensation for point cloud compression in TM3", ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 Doc. M44751, Macau, October 2018.
- [7] "Common Test Conditions for G-PCC," ISO/IEC JTC1/SC29/WG07 N00032, Virtual, October. 2020.