

Inter-EM 테스트 시퀀스에 대한 D3 PSNR 분석

이상민, 이민석 *김규헌

경희대학교

posing1606@khu.ac.kr, qsibmini@khu.ac.kr *kyuheonkim@khu.ac.kr

Analysis of D3 PSNR on inter-EM test sequence

Lee Sang Min, Lee Min Seok, *Kim Kyu Heon

요약

포인트 클라우드는 점들의 집합으로 이루어진 데이터로써 3차원 공간 데이터 활용에 사용된다. 포인트 클라우드는 전체 2차원 공간상에 픽셀이 존재하는 2D 미디어와 달리, 3차원상에 물체가 존재하는 곳에만 점이 존재하고, 그 외에는 빈 공간으로 이루어진다. 또한 포인트 클라우드의 각 포인트는 3차원 좌표값과 속성값을 포함하고 있어 2D 미디어에 비해 방대한 양의 데이터가 요구된다. 이에 따라 포인트 클라우드의 효과적인 활용을 위해서는 압축이 필수적이므로, 현재 국제표준기구인 MPEG (Moving Picture Experts Group)에서는 포인트 클라우드의 압축 관련 표준인 PCC (Point Cloud Compression)가 개발되고 있다. 이러한 포인트 클라우드의 압축 기술들은 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)과 BPP (Bytes Per Pixel)를 기반으로 성능이 평가되며, 포인트 클라우드의 위치 정보 복원의 정확도를 측정하는 지표로써 D1 PSNR 및 D2 PSNR이 대표적으로 활용된다. 그러나 D1 및 D2 PSNR로는 학습 기반의 압축 모델을 통해 복원된 포인트 클라우드의 밀도 왜곡을 정확하게 고려할 수 없다는 제한 사항이 있기에, 밀도 왜곡을 집중적으로 평가하는 D3 PSNR이 최근 도입된 바 있다. D3 PSNR은 점의 점유율이 높은 (dense) 포인트 클라우드의 평가에 주로 활용되었으며, 점의 점유율이 낮은 (sparse) 포인트 클라우드에 적용된 바가 없다. 이에 본 논문에서는 Sparse LiDAR (Light Detection And Ranging) 포인트 클라우드에 대한 D3 PSNR의 적용 실험 결과를 분석하고자 한다.

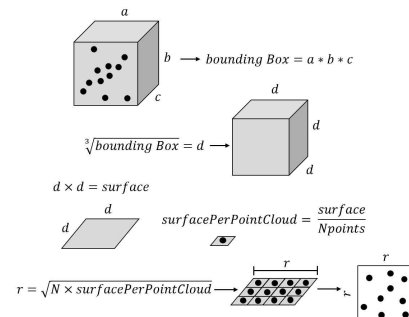
I. 서론

3차원 공간 데이터 기술 중 포인트 클라우드는 점들의 집합으로 3차원 공간 데이터 활용에 사용된다. 포인트 클라우드는 2차원 공간상에 빈 공간 없이 픽셀이 존재하는 2D 미디어와 달리, 3차원상에 물체가 존재하는 곳에만 포인트가 존재하고, 그 외에는 빈 공간으로 이루어진다. 또한 포인트 클라우드의 각 포인트는 3차원 좌표값과 속성값을 포함하고 있어 2D 미디어에 비해 방대한 양의 데이터가 요구된다. 이에 따라 포인트 클라우드의 효과적인 활용을 위해서는 압축이 필수적이므로, 현재 국제표준기구인 MPEG (Moving Picture Experts Group)에서는 포인트 클라우드의 압축 표준인 PCC (Point Cloud Compression) 기술이 개발되고 있다.

PCC 표준 중 손실 압축 기술을 통해 복원된 포인트 클라우드는 2D 미디어와 같이 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)을 활용하여 평가하며, 포인트 클라우드의 위치 정보를 평가하는 대표적인 지표로는 D1 PSNR (Point-to-Point PSNR) 및 D2 PSNR (Point-to-Plane PSNR)이 존재한다. D1 PSNR은 점대점의 PSNR로 원본 포인트 클라우드와 가장 가까운 포인트 클라우드의 공간 거리를 사용해 계산하여 유사도를 계산하는 방식이고, D2 PSNR은 점대 평면의 PSNR로 가장 가까운 포인트 클라우드의 법선 벡터를 사용하여 원본과 유사도를 비교하는 방식이다. 그러나 최근 인공지능을 활용한 학습 기반의 압축 모델을 활용하여 복원한 포인트 클라우드의 경우 복원 과정에서 잘못된 점추정으로 인해 밀도 왜곡이 발생하며 D1 및 D2 PSNR을 활용한 평가가 부정확한 경우가 많다. 이러한 불규칙성을 명시적으로 고려하기 위해 밀도 대 밀도 PSNR인 D3 PSNR이 고안되었다. 그러나 D3 PSNR의 경우 고밀도의 표면을 가진 포인트 클라우드에 대해 고려하여 만들어진 방식이기에 저밀도 LiDAR(Light Detection and Ranging) 포인트 클라우드를 평가하는 데에는 정확도가 떨어질 것으로 예상되어 사용된 바가 없다. 이에 본 논문에서는 저밀도 LiDAR 포인트 클라우드를 MPEG의 G-PCC (Geometry-based Point Cloud Compression) [1] 부/복호화기를 사용하여 압축 및 복원한 뒤 D3 PSNR[2]을 적용한 실험을 분석하고자 한다.

II. 본론

D3 PSNR은 로컬(local) 밀도 계산을 기반으로 한다. 밀도는 참조되는 포인트 클라우드와 압축과정을 수행한 포인트 클라우드의 공동 위치에서 포인트의 수를 기준으로 계산된다. 밀도 계산은 특정 반지름으로 정의되는 구의 부피와 구 내부의 점 개수에 따라 달라진다. 로컬 밀도의 차이는 불일치를 주관적으로 식별하거나 밀도 대 밀도 PSNR 접근 방식을 사용하여 재구성된 포인트 클라우드의 품질을 객관적으로 추정하는 데 사용한다. 반지름의 계산법은 로컬 밀도 계산의 포인트 수가 결정되는 반경의 추정에 따라 변화한다. 3차원 바운딩 박스의 크기인 a, b, c 및 포인트 클라우드의 점의 총개수인 N 을 사용하여 반지름을 추정한다. N 은 사용자 정의 매개변수이며 반지름 r 크기의 제곱에 포함된 평균 포인트 수를 결정한다.



<그림 1> 반지름 추정 방식의 예시

반지름을 사용하여 구의 부피를 계산하고, 기준점 포인트 클라우드의 각 점에 대해 이웃 점의 수가 결정되고 로컬 밀도는 이웃의 수를 구의 부피로 나누어 값으로 정의된다. 참조된 포인트 클라우드의 각각 위치에 대해 압축과정을 수행한 포인트 클라우드에서 같은 위치에 있는 위치의 로컬 밀도가 계산을 수행한다. 이러한 계산을 수행하면 참조 및 압축과정을 수행한 포인트 클라우드의 밀도 맵 (density map)이 생성하고 밀도 맵을 양자화한다. 양자화는 16bit를

이용하여 수행하고, 밀도 맵의 양자화된 값을 수식1의 ld_q 로 나타낸다. 참조된 포인트 클라우드의 밀도 맵 ld_q^{ref} 과 압축 및 복원을 수행한 포인트 클라우드의 밀도 맵 ld_q^{tes} 의 오차를 수식2를 통해 계산한다. 수식2를 통해 계산된 오차의 값은 MSE이며, 값이 작을수록 오차가 적고 정확도가 높다. 이러한 MSE를 활용하여 수식3의 D3 PSNR을 구할 수 있으며, 수치가 높을수록 원본 영상과 비교해 손실이 적은 것을 나타낸다.

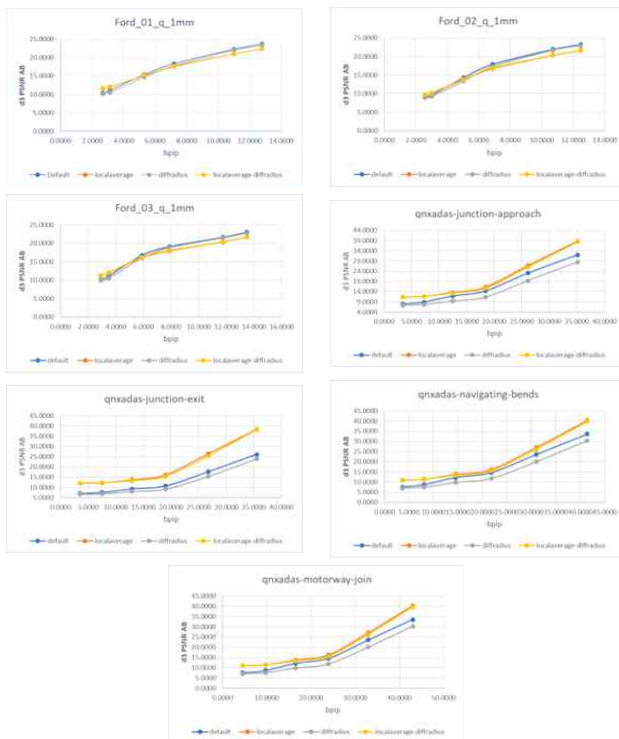
$$ld_q = \text{round} \left((ld - \min_{LD}) \frac{2^{16} - 1}{\max_{LD} - \min_{LD}} \right) \dots\dots\dots (1)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} ((ld_q^{ref}(x_i, y_i, z_i) - (ld_q^{tes}(x_i, y_i, z_i))^2 \dots\dots\dots (2)$$

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{2^{16} - 1}{\sqrt{MSE}} \right) \dots\dots\dots (3)$$

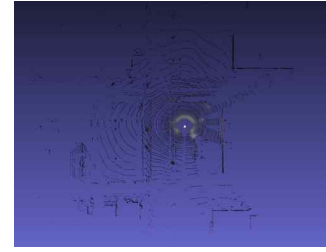
III. 실험 결과

실험 방법은 G-PCC reference software TMC13 v20을 기반으로 LiDAR 포인트 클라우드를 사용하여 실험을 수행하였다. D3 PSNR은 위치 기반 평가 방법이기 때문에 Lossy Geometry Coding 방법만 실험에 사용했다. 본 논문에서는 MPEG AI-3DGC(AI-based 3D Graphics Coding) CTC(Common Test Condition)[3]의 Ford, qnxadas의 모델을 사용하여 실험을 진행했다. <그림 2>는 실험에 사용된 CTC의 각 모델에 대해 D3 PSNR을 적용한 결과이다.



<그림 2> LiDAR 기반의 포인트 클라우드에 적용된

X축은 평균 BPP, Y축은 평균 D3 PSNR 값을 나타낸다. G-PCC의 LiDAR 콘텐츠에서는 D3 PSNR 결과가 우상향 경사 그래프를 생성한다는 것을 확인했다. 이는 D3 PSNR이 저밀도 LiDAR 콘텐츠를 정확하게 평가할 가능성이 있음을 나타낸다. 그러나 LiDAR 포인트 클라우드 콘텐츠 평가를 위해 D3 PSNR을 적용할 때 몇 가지 문제 또한 존재한다. 저밀도 LiDAR 포인트 클라우드의 점 분포는 불규칙적이며, <그림 3>에서 보이는 바와 같이 중심에서 멀어진 지점에 비해 중심 주변에 점이 밀집되어 있음을 확인할 수 있다.



<그림 3> Ford_01_vox1mm-0100의 점 밀도

따라서 반지름을 결정할 때 반지름이 부정확하게 계산되고 데이터 전체에 영향을 주게 된다. 이는 점들의 위치가 정확히 일치하지 않는 경우에도 반지름 반경의 경계가 너무 커지게 되어 일치하지 않는 점들도 경계 내에 있는 것으로 간주되는 문제를 초래한다. 이 문제의 예시는 다음 <그림 4>와 같다.

	Original vs r6 reconstructed	Original vs next frame
D1 PSNR	87.7728837	47.528431
D2 PSNR	92.4888691	51.4096945
D3 PSNR	20.6548	49.2680
Number of points	80265 vs 78717	80265 vs 80262

<그림 4> Ford_01_vox1mm-0100, Ford_01_vox1mm-0101의 PSNR 분석

<그림 4>에서 사용된 예시는 Ford 데이터 세트의 순차 프레임인 Ford_01_vox1mm-0100과 Ford_01_vox1mm-0101, 그리고 원본 프레임에 대한 복원도에 대해 D1, D2, D3 PSNR을 적용한 결과이다. 기존 프레임과 복원된 프레임은 약간의 오차가 있을 뿐, 대부분 위치 정보는 정확히 일치하기에 D1 및 D2 PSNR이 높다. 반면 순차 프레임은 점들이 서로 멀리 떨어져 있지 않지만, 분명히 다른 위치에 점들이 존재하기에 D1 및 D2 PSNR이 낮다. 그러나 <그림 4>에서 확인할 수 있듯, D3 PSNR의 경우 반대의 결과를 나타낸다. 점의 위치가 분명히 다른 두 개의 순차 프레임 간의 D3 PSNR이 점의 위치가 대부분 일치하는 원본 및 복원 프레임 간의 D3 PSNR보다 높게 측정된다. 이는 두 포인트 클라우드의 위치 유사성이 높더라도 D3 PSNR이 반드시 높은 점수를 얻지 못한다는 것을 나타낸다.

IV. 결론

본 논문에서는 저밀도 포인트 클라우드에 대한 D3 PSNR의 영향을 분석하기 위해 프레임 기반 LiDAR 시퀀스에서 G-PCC reference software TMC13 v20 버전을 사용하여 실험을 수행하였다. 실험을 통해 D3 PSNR이 고밀도의 포인트 클라우드뿐만 아니라 저밀도 LiDAR 포인트 클라우드를 평가하는 데에도 도움이 될 수 있음을 확인했다. 그러나 D3 PSNR을 사용할 때 저밀도 포인트 클라우드에서의 경우 반지름이 부정확하게 계산되어 PSNR의 정확도가 크게 떨어진다는 문제도 나타났다. 고로 D3 PSNR은 저밀도 포인트 클라우드를 정확히 측정하기에 아직 기능이 부족하며, 알맞은 반지름을 구하는 등의 문제 해결이 필요할 것으로 보인다.

ACKNOWLEDGMENT

This research was supported by the This research was supported by the MSIT(Ministry of Science and ICT), Korea, under the ITRC (Information Technology Research Center) support program (IITP-2021-0-02046) supervised by the IITP(Institute for Information & communications Technology Promotion).

V. 참고문헌

- [1] "Geometry-based Point Cloud Compression," ISO/IEC 23090-9, May, 2020
- [2] "[AI-3DGC][EE5.0/EE0.6-related] Density Distortion Metric", ISO/IEC JTC1/SC29/WG7 Doc. M60331, Sony, July, 2022.
- [3] "Common Test Conditions for G-PCC," ISO/IEC JTC1/SC29/WG07 N00032, Virtual, October, 2020.