



특집논문 (Special Paper)

방송공학회논문지 제31권 제1호, 2026년 1월 (JBE Vol.31, No.1, January 2026)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2026.31.1.16>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

영상·이미지 압축 환경에서 3D Gaussian Splatting 렌더링 품질 향상을 위한 압축 데이터셋 및 탐지-디노이징 프레임워크

배 채 은^{a)†}, 임 동 신^{a)†}, 이 윤 호^{a)}, 최 희 정^{a)}, 문 채 원^{a)}, 정 진 우^{b)}, 박 상 호^{a)‡}

A Compressed Dataset and a Detection-Denoising Framework for Enhancing 3D Gaussian Splatting Rendering under Video and Image Compression

Chae-eun Bae^{a)†}, Dong-shin Lim^{a)†}, Yoonho Lee^{a)}, Heejung Choi^{a)}, Chaewon Moon^{a)},
Jinwoo Jeong^{b)}, and Sang-hyo Park^{a)‡}

요 약

최근 등장한 3D Gaussian Splatting(3DGS) 기술은 무손실 데이터셋에서 뛰어난 3D 재구성 성능과 렌더링 품질을 제공하며, 가상현실, 증강현실, 3D 지도 제작 등 다양한 분야에 활용되고 있다. 그러나 실제 환경에서는 저장 공간 및 네트워크 대역폭의 제약으로 인해 대부분의 영상 및 이미지 데이터가 손실 압축된 형태로 제공되므로, 압축 조건에 따른 3DGS 성능 저하 분석과 이에 대한 대응 전략이 필요하다. 본 논문에서는 JPEG 및 HEVC 코덱의 랜덤 액세스 모드를 적용하여 다양한 압축률에서 3DGS 렌더링 품질 변화를 분석하고, 디노이징 기법 적용 시 코덱 특성에 따른 효과 차이를 규명한다. 실험 결과, JPEG은 Intra-frame 기반 압축 특성으로 인해 모든 압축 구간에서 디노이징이 렌더링 품질 향상에 기여하였다. 반면 HEVC는 Inter-frame 예측 구조로 인해 고품질 구간(QP 37 이하)에서 디노이징이 오히려 렌더링 품질을 저하시키는 현상이 관찰되었다.

Abstract

Recently, 3D Gaussian Splatting (3DGS) has demonstrated outstanding 3D reconstruction performance and high rendering quality when trained on lossless datasets, and it has been widely adopted in applications such as virtual reality (VR), augmented reality (AR), and 3D mapping. However, in real-world environments, most image and video data are provided in lossy compressed form due to storage and network bandwidth limitations, making it necessary to analyze performance degradation under compression and develop mitigation strategies. In this paper, we apply JPEG and HEVC codecs to analyze rendering quality changes across various compression levels and investigate the differential effects of denoising depending on codec characteristics. Experimental results reveal that JPEG, due to its Intra-frame compression nature, benefits from denoising across all compression levels. In contrast, HEVC, with its Inter-frame prediction structure, exhibits degraded rendering quality when denoising is applied to high-quality inputs (QP \leq 37). Based on these findings, we propose codec-specific denoising strategies: uniform denoising for JPEG and quality-detection-based conditional denoising for HEVC. The proposed approach achieves an average PSNR improvement of 0.36 dB for JPEG and 0.79 dB for low-quality HEVC inputs in 3DGS rendering.

Keyword : 3D Gaussian Splatting, Compressed Dataset, Artifact Detection, Denoising, Rendering Quality

Copyright © 2026 Korean Institute of Broadcast and Media Engineers. All rights reserved.

“This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and not altered.”

I. 서론

최근 컴퓨터비전 분야에서는 3D 장면을 효율적으로 재구성하고, 이를 실시간으로 렌더링하는 기술에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 가상현실(VR), 증강현실(AR), 디지털 트윈(Digital Twin) 등의 분야에서 고품질 3D 재구성 기술에 대한 수요가 급증하고 있다. 이러한 배경 속에서 Neural Radiance Fields (NeRF)^[1]는 암시적 신경망 표현을 통해 사실적인 3D 장면 재구성을 가능하게 하며 큰 주목을 받았다. 그러나 NeRF는 픽셀 단위의 ray marching을 수행해야 하므로 학습 및 렌더링 속도가 느려 실시간 응용에 제약이 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 제안된 3D Gaussian Splatting (3DGS)^[2]은 장면을 Gaussian splat으로 표현하여 NeRF 대비 학습 속도와 렌더링 효율을 획기적으로 향상시켰으며, 실시간 3D 콘텐츠 생성 분야에서 새로운 가능성을 제시하고 있다.

그러나 대부분의 3DGS 관련 연구^[3-5]는 무손실 포맷의 이미지를 사용한 이상적인 조건에서 수행되었다. 반면 실제 환경에서는 저장 공간 및 네트워크 대역폭의 제약으로 인해 JPEG^[6], HEVC^[7] 등과 같은 손실 압축 방식이 광범위하게 사용된다. 특히 모바일 기기에서의 3D 콘텐츠 스트리밍, 클라우드 기반 렌더링 서비스 등의 시나리오에서는 압축이 필수적이다. 그럼에도 불구하고, 손실 압축이 3DGS의 렌더링 품질에 미치는 영향에 대한 체계적인 연구는 충분히 이루어지지 않았다.

따라서 본 연구에서는 먼저 JPEG과 HEVC 코덱을 활용하여 다양한 압축률의 데이터셋을 구성하고, 압축 조건의 변화가 3DGS 렌더링 품질에 미치는 영향을 체계적으로 분

석하였다. 분석 결과, 두 코덱 모두에서 압축률이 증가함에 따라 렌더링 품질이 저하되는 것을 확인하였다. 이러한 품질 저하를 완화하기 위해 디노이징 기법의 적용을 고려할 수 있으나, 실험 결과 코덱의 압축 방식에 따라 디노이징 효과가 상이하게 나타났다. JPEG은 Intra-frame 기반으로 각 프레임을 독립적으로 압축하므로 모든 압축 구간에서 디노이징이 렌더링 품질 향상에 기여하였다. 반면 HEVC는 Inter-frame 예측을 활용하여 시간적 중복성을 제거하는 방식으로, 고품질 구간에서는 디노이징이 오히려 렌더링 품질을 저하시키는 현상이 관찰되었다. 이에 본 논문에서는 코덱 특성에 따른 차별화된 디노이징 전략을 제안한다. JPEG에는 일괄 디노이징을 적용하고, HEVC에는 품질 탐지 기반 조건부 디노이징을 적용하여 각 코덱 환경에서 3DGS 렌더링 품질이 향상됨을 실험적으로 검증하였다.

II. 본론

1. 전체 파이프라인 개요

본 연구의 전체 파이프라인은 그림 1과 같다. 입력 영상-이미지는 코덱 유형(JPEG 또는 HEVC)에 따라 상이한 처리 경로를 거친다. JPEG의 경우 모든 압축 구간에서 디노이징이 렌더링 품질 향상에 기여하므로 일괄적으로 디노이징을 적용한다. 반면 HEVC의 경우 고품질 구간에서 디노이징이 오히려 품질을 저하시키는 현상이 관찰되어, 품질 탐지 모듈을 통해 품질 점수를 산출한 후 임계값 미만인 경우에만 선택적으로 디노이징을 적용한다. 이후 처리된 영상-이미지를 3DGS의 입력으로 사용하여 렌더링을 수행한다. 이러한 코덱별 차별화된 디노이징 전략은 고품질 입력에 대한 과보정 문제를 방지하면서 저품질 입력의 렌더링 품질을 향상시킨다.

2. 데이터셋 및 압축

실험에는 Mip-NeRF 360 데이터셋^[8]의 8배 다운스케일링 버전을 사용하였다. JPEG의 경우 별도의 전처리 없이

a) 경북대학교 컴퓨터학부(Kyungpook National University)

b) 한국전자기술연구원(Korea Electronics Technology Institute)

† Equal contribution

‡ Corresponding Author : 박상호(Sang-hyo Park)

E-mail: s.park@knu.ac.kr

Tel: +82-53-950-6373

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7282-7686>

※ This research was supported by the Regional Innovation System & Education(RISE) Glocal 30 program through the Daegu RISE Center, funded by the Ministry of Education(MOE) and the Daegu, Republic of Korea.(2025-RISE-03-001)

· Manuscript November 26, 2025; Revised January 5, 2026; Accepted January 6, 2026.

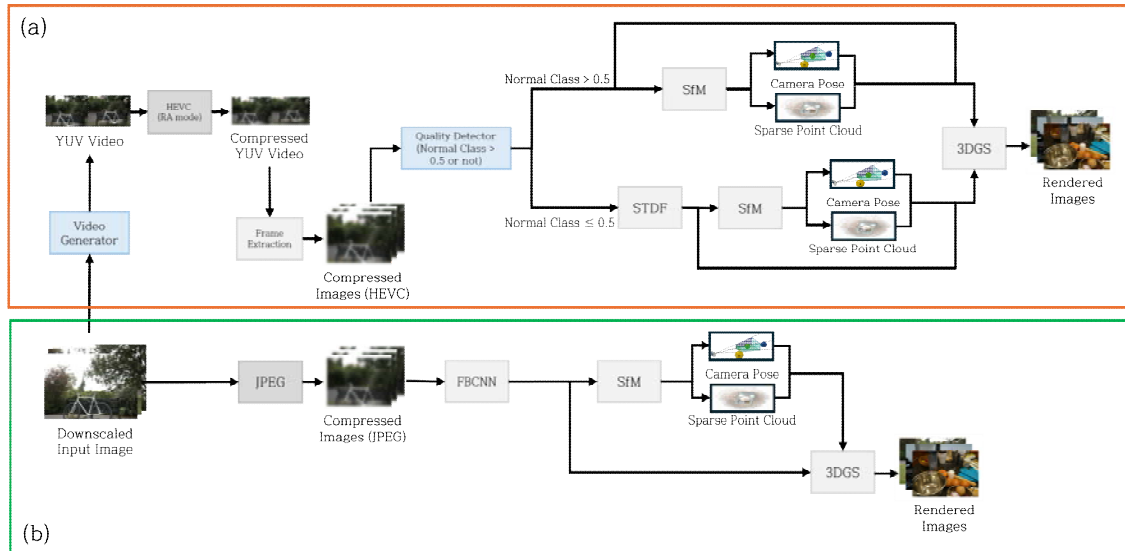


그림 1. 전체 실험 파이프라인: (a)는 HEVC 기반의 압축 및 3DGS 렌더링 과정 (b)는 JPEG 기반의 압축 및 3DGS 렌더링 과정
 Fig. 1. Overall Experimental Pipeline: (a) HEVC-based compression + 3DGS rendering (b) JPEG-based compression + 3DGS rendering. Image credit: Tetromino, Wikimedia Commons, CC BY 3.0

이미지 단위로 압축을 적용하였으며, Quality Factor (QF)를 10, 30, 50, 70, 90으로 설정하여 다양한 압축률을 구성하였다. HEVC의 경우 이미지 시퀀스를 YUV 4:4:4 포맷으로 변환한 뒤 랜덤 액세스 모드로 인코딩하였으며, Quantization Parameter (QP)를 27, 32, 37, 42로 설정하였다. 각 압축된 데이터셋은 Structure-from-Motion (SfM)^[9]을 통해 카메라 포즈와 희소 포인트 클라우드를 복원하여 3DGS의 입력으로 사용하였다.

3. 품질 탐지 모듈

JPEG은 모든 압축 구간에서 디노이징이 렌더링 품질 향상에 기여하므로 별도의 품질 탐지 없이 일괄 디노이징을 적용하였다. HEVC 품질 탐지를 위해 FPEA 데이터셋^[13]으로 학습한 DenseNet121^[10] 기반 7-class 분류기를 사용하였다. 분류 대상은 Blocking, Blurring, Ringing, Color Bleeding, Flickering, Floating의 6가지 압축 아티팩트와 아티팩트가 존재하지 않는 깨끗한 영역을 나타내는 Normal 클래스이다. Normal 클래스의 확률값이 높을수록 해당 입력이 고품질임을 의미하며, 이 확률값을 품질 점수로 사용하였다. 실험 결과, QP별 평균 Normal 확률은 QP 32에서

0.68, QP 37에서 0.55, QP 42에서 0.40으로 나타났다. 디노이징 효과 분석 결과 QP 42에서만 렌더링 품질이 향상되고 QP 37 이하에서는 오히려 저하되었으므로, 두 구간을 구분하는 0.5를 임계값으로 설정하여 이 미만인 경우에만 디노이징을 적용하였다.

4. 디노이징 기법

품질 탐지 결과 저품질로 판단된 입력에 대해 코덱별로 적합한 디노이징 기법을 적용하였다. JPEG의 경우 FBCNN^[11]을 사용하였다. FBCNN은 유연한 Quality Factor 처리가 가능한 blind JPEG 아티팩트 제거 기법으로, 다양한 압축률에서 효과적으로 동작한다. HEVC의 경우 STDF^[12]를 적용하였다. STDF는 시공간 변형 컨볼루션 (Spatio-Temporal Deformable Convolution)을 통해 연속 프레임의 시간 정보를 효율적으로 융합하여 압축 비디오 품질을 향상시킨다.

5. 3DGS 학습 및 렌더링

디노이징이 적용된 영상·이미지는 SfM을 통해 복원된

카메라 포즈 및 희소 포인트 클라우드와 함께 3DGS^[2]의 입력으로 사용되었다. 3DGS는 각 Gaussian의 위치, 공분산, 불투명도, 색상을 최적화하여 장면을 표현하며, 학습 완료 후 새로운 시점에서의 렌더링을 수행하였다. 렌더링 결과는 PSNR, SSIM, LPIPS를 통해 정량적으로 평가하였다.

III. 실험

1. 실험 환경 및 평가 방법

실험은 NVIDIA GeForce RTX 3080 GPU 환경에서 진행하였으며, 3DGS 모델은 PyTorch 기반의 공식 구현을 활용하였다. 데이터셋은 Mip-NeRF 360^[8]의 9개 장면을 사용하였으며, JPEG(QF 10, 30, 50, 70, 90)과 HEVC(QP 27, 32, 37, 42) 압축을 적용하여 다양한 품질 조건을 구성하였다. 정량적 평가는 PSNR, SSIM, LPIPS 지표를 사용하여 (1) 원본과 압축 이미지 간, (2) 원본과 렌더링 결과 간, (3)

디노이징 적용 전후 렌더링 결과 간의 품질 차이를 측정하였다.

2. 압축에 따른 3DGS 렌더링 품질 분석

표 1은 JPEG QF별 압축 품질과 렌더링 품질을 보여준다. 압축률이 높아질수록 렌더링 품질 저하 폭이 비선형적으로 증가하는 경향이 관찰되었다. 특히 QF 30 이하의 고압축 구간에서는 PSNR 및 SSIM 감소율이 급격히 커지는 것을 확인하였다. 그림 3은 QF별 렌더링 결과를 시각적으로 비교한다.

표 2는 HEVC QP별 압축 품질과 렌더링 품질을 보여준다. HEVC는 JPEG 대비 상대적으로 완만한 품질 저하를 보였으나, 일부 장면에서는 QP 값에 따른 PSNR 수치가 역전되는 현상이 관찰되었다. 예를 들어 bicycle 장면의 QP 32의 렌더링 PSNR이 14.56로, QP 42의 16.74보다 오히려 낮았다. SfM 단계 분석 결과, QP 32에서 평균 재투영 오차 과, QP 32에서 평균 재투영 오차가 1.037 px로 급격히 증가

표 1. 압축 수준별 JPEG 압축 결과와 해당 데이터를 이용한 3DGS 렌더링 품질 비교
 Table 1. Comparison of JPEG Compression Results and 3DGS Rendering Quality Across Compression Levels

QF	JPEG PSNR ↑	JPEG SSIM ↑	JPEG LPIPS ↓	Rendered PSNR	Rendered SSIM	Rendered LPIPS
10	24.462	0.673	0.345	22.611	0.617	0.367
30	28.070	0.825	0.149	25.366	0.767	0.218
50	29.679	0.871	0.084	25.624	0.787	0.173
70	31.287	0.906	0.046	26.454	0.821	0.134
90	35.835	0.960	0.012	27.027	0.846	0.097
Raw	-	-	-	27.397	0.859	0.085

표 2. 압축 수준별 HEVC 압축 결과와 해당 데이터를 이용한 3DGS 렌더링 품질 비교
 Table 2. Comparison of HEVC Compression Results and 3DGS Rendering Quality Across Compression Levels

QP	HEVC PSNR ↑	HEVC SSIM ↑	HEVC LPIPS ↓	Rendered PSNR ↑	Rendered SSIM ↑	Rendered LPIPS ↓
42	24.022	0.580	0.455	20.420	0.481	0.557
37	26.128	0.675	0.339	22.351	0.575	0.416
32	28.335	0.777	0.211	23.782	0.652	0.326
27	30.781	0.871	0.099	25.527	0.752	0.195
Raw	-	-	-	27.397	0.859	0.085

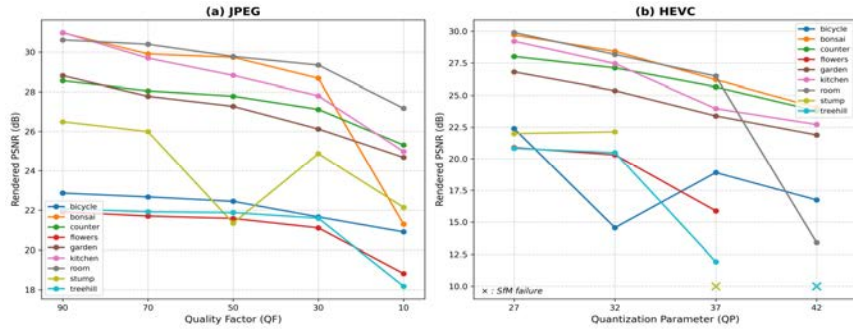


그림 2. 압축률에 따른 장면별 렌더링 PSNR 변화: (a) JPEG (b) HEVC
 Fig. 2. Rendering PSNR Variation by Compression Level per Scene: (a) JPEG (b) HEVC

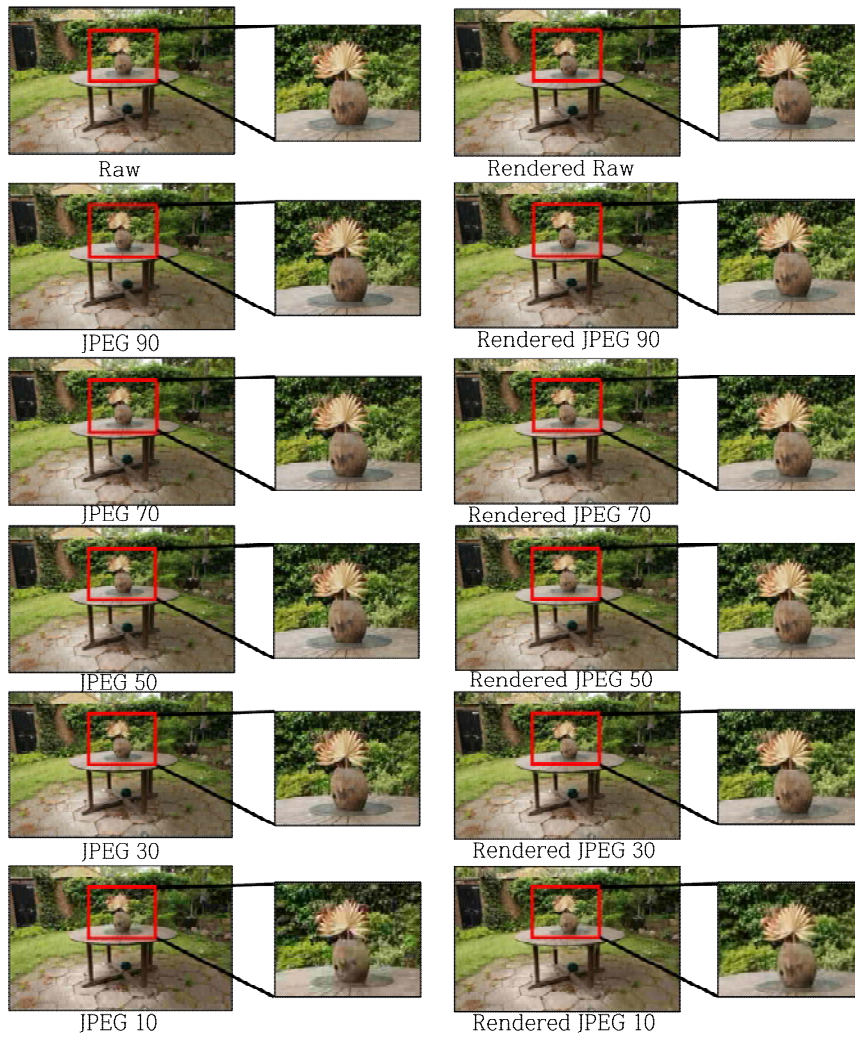


그림 3. garden 장면의 JPEG 압축률에 따른 3DGS 렌더링 품질 변화
 Fig. 3. Variation of 3DGS Rendering Quality with JPEG Compression Levels for the Garden Scene

한 것이 원인으로 확인되었다(QP 27: 0.703 px, QP 37: 0.853 px). 또한 일부 장면의 QP 37 이상 고압축 조건에서는 SfM 추정 자체가 실패하여 3DGS 실험을 수행할 수 없었다. 그림 2는 장면별 압축률에 따른 렌더링 PSNR 변화를 RD curve 형태로 보여주며, 이러한 비선형적 품질 저하와 역전 현상을 시각적으로 확인할 수 있다.

유사한 압축 품질(PSNR) 조건에서 JPEG과 HEVC의 렌더링 성능을 비교한 결과, JPEG 기반 입력이 HEVC 기반 입력보다 일관되게 더 높은 렌더링 PSNR을 보였다. 이는 두 코덱의 압축 방식 차이에서 기인한다. JPEG은 프레임을 독립적으로 압축하는 Intra-frame 방식으로 프레임 간 정보가 서로 영향을 주지 않는다. 반면 HEVC 랜덤 액세스 모드는 Inter-frame 예측을 활용하여 프레임 간 중복 정보를 제거하는데, 이 과정에서 발생한 예측 오차가 누적되어 시간적 왜곡이 나타날 수 있다. 표 3은 코덱별 압축 및 렌더링

표 3. 코덱별 압축 데이터셋 및 압축 후 3DGS 렌더링 데이터셋의 평균 파일 크기

Table 3. Average file size of the codec-compressed datasets and the corresponding 3DGS-rendered datasets

Codec	Compression (KB/frame)	After Rendering (KB/frame)
JPEG 10	160.65	299.28
HEVC 37	184.04	200.04
JPEG 30	261.75	315.00
HEVC 32	261.03	246.33
JPEG 50	294.21	324.41
HEVC 27	297.03	288.20

표 4. 디노이징 전후 렌더링 품질 비교

Table 4. Rendering Quality Comparison Before and After Denoising

Codec	Condition	PSNR ↑ (Before)	PSNR ↑ (After)	ΔPSNR	SSIM ↑ (Before)	SSIM ↑ (After)	ΔSSIM
JPEG	10	22.611	23.172	0.562	0.617	0.618	0.001
JPEG	30	25.366	25.456	0.090	0.767	0.763	-0.004
JPEG	50	25.624	26.363	0.740	0.787	0.806	0.018
JPEG	70	26.454	26.720	0.266	0.821	0.826	0.005
JPEG	90	27.027	27.175	0.148	0.846	0.848	0.002
HEVC	42	20.420	21.210	0.790	0.481	0.495	0.014
HEVC	37	22.351	21.341	-1.010	0.575	0.532	-0.043
HEVC	32	23.782	21.206	-2.575	0.652	0.549	-0.103
HEVC	27	25.527	23.710	-1.817	0.752	0.702	-0.050

파일 크기를 비교하며, HEVC 기반 렌더링 결과가 더 작은 파일 크기를 보이는 것은 시간적 일관성 저해로 인해 3DGS가 저복잡도의 표현을 생성하기 때문으로 해석된다.

3. 제안 프레임워크 성능 분석

JPEG은 모든 압축 구간에서 디노이징이 렌더링 품질 향상에 기여하므로 일괄 디노이징을 적용하였다. 반면 HEVC는 고품질 구간에서의 과보정 문제를 방지하기 위해 품질 탐지 기반 조건부 디노이징을 적용하였다.

2.3절에서 설명한 HEVC 품질 탐지 모듈의 Normal 클래스 분류 성능을 평가한 결과, Precision 95.53%, Recall 87.49%, F1 Score 91.33%를 달성하였다. 높은 Precision은 고품질로 판단된 입력이 실제로 고품질일 가능성이 높음을 의미하며, 불필요한 디노이징 적용을 효과적으로 방지할 수 있다.

표 4는 코덱별 디노이징 적용 결과를 보여준다. JPEG의 경우 FBCNN^[11]을 전 구간에 일괄 적용한 결과, 렌더링 PSNR이 평균 0.36 dB 향상되었다. 그림 4는 JPEG 디노이징 전후의 렌더링 결과를 시각적으로 비교한다. HEVC의 경우 저품질로 판단된 입력(QP 42)에만 STDF^[12]를 적용한 결과, 렌더링 PSNR이 0.79 dB 향상되었다. 반면 고품질 HEVC 입력(QP ≤ 37)에 디노이징을 적용할 경우 오히려 렌더링 품질이 저하되었다. 그림 5는 이러한 현상을 시각적으로 보여준다.

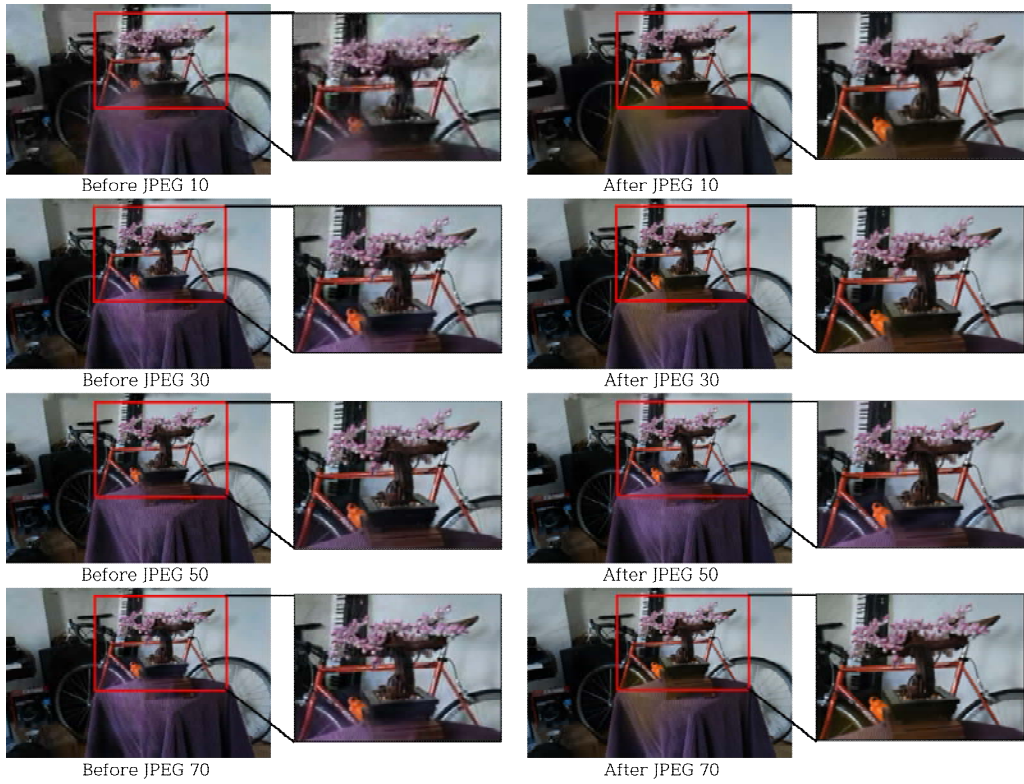


그림 4. JPEG 디노이징 적용 전후 3DGS 렌더링 품질 비교
Fig. 4. Comparison of 3DGS rendering quality before and after JPEG denoising



그림 5. HEVC 고품질 입력에 디노이징 적용 시 3DGS 렌더링 품질 저하
Fig. 5. Degradation of 3DGS rendering quality when denoising is applied to high-quality HEVC inputs

IV. 결론

본 연구에서는 손실 압축 환경에서 3DGS 렌더링 품질 저하 문제를 분석하고, 이를 완화하기 위한 코덱별 차별화된 디노이징 전략을 제안하였다. JPEG 및 HEVC 코덱의 랜덤 액세스 모드, 두 가지 대표적인 손실 압축 코덱을 적용하여 다양한 압축 조건에서 3DGS 성능을 비교한 결과, JPEG은 압축률 증가 시 품질 저하가 비선형적으로 나타난 반면, HEVC는 비교적 점진적인 품질 저하를 보였다. 또한 유사한 PSNR 조건에서 JPEG 기반 입력이 HEVC보다 렌더링 품질이 높았다. 디노이징 기법 적용 시 코덱 특성에 따라 효과가 상이하게 나타났다. JPEG은 모든 압축 구간에서 디노이징이 효과적이었으나, HEVC는 고품질 구간에서 오히려 성능이 저하되었다. 이에 본 연구에서는 JPEG에는 FBCNN 일괄 디노이징을, HEVC에는 DenseNet121 기반 품질 탐지 후 STDF 조건부 디노이징을 적용하였다. 실험 결과, JPEG에서 평균 PSNR 0.36 dB, HEVC 저품질 구간에서 0.79 dB의 렌더링 품질 향상을 달성하였다. 본 연구의 결과는 3DGS 기반 3D 콘텐츠 제작 및 스트리밍 환경에서 코덱 선택, 압축률 설정, 그리고 전처리 전략 수립에 실질적인 지침을 제공할 수 있으며, 특히 실시간 렌더링 및 대규모 데이터셋 처리 환경에서 압축 효율과 시각적 품질 간의 균형을 고려한 품질 관리 전략 수립에 기여할 수 있다.

참고 문헌 (References)

- [1] B. Mildenhall, P. P. Srinivasan, M. Tancik, J. T. Barron, R. Ramamoorthi, and R. Ng, "NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis," in Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), pp. 500 - 509, Jun. 2020. doi: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3503250>
- [2] B. Kerbl, G. Kopanas, T. Leimkühler, and G. Drettakis, "3D Gaussian Splatting for Real-Time Radiance Field Rendering," ACM Trans. Graph, vol. 42, no. 4, pp. 112, Jul. 2023. doi: <https://doi.org/10.1145/3592433>
- [3] G. Wu, T. Yi, J. Fang, L. Xie, X. Zhang, W. Wei, W. Liu, Q. Tian, and X. Wang, "4D Gaussian Splatting for Real-Time Dynamic Scene Rendering," in Proc. CVPR, pp. 20310 - 20320, 2024. doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR52733.2024.01920>
- [4] J. C. Lee, D. Rho, X. Sun, J. H. Ko, and E. Park, "Compact 3D Gaussian Representation for Radiance Field," in Proc. CVPR, pp. 21719 - 21728, Seattle, United States, Jun. 2024. doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR52733.2024.02052>
- [5] Y. Liu, H. Guan, C. Luo, L. Fan, N. Wang, J. Peng, and Z. Zhang, "CityGaussian: Real-time High-quality Large-Scale Scene Rendering with Gaussians," in Proc. ECCV, pp. 265 - 282, Oct. 2024. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-031-72640-8_15
- [6] G. K. Wallace, "The JPEG still picture compression standard," Commun. ACM, vol. 34, no. 4, pp. 30 - 44, Apr. 1991. doi: <https://doi.org/10.1145/103085.103089>
- [7] G. J. Sullivan, J. Ohm, W. J. Han, and T. Wiegand, "Overview of the High Efficiency Video Coding (HEVC) Standard," IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 22, no. 12, pp. 1649 - 1668, Dec. 2012. doi: <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2012.2221191>
- [8] J. T. Barron, B. Mildenhall, D. Verbin, P. P. Srinivasan, and P. Hedman, "Mip-NeRF 360: Unbounded Anti-Aliased Neural Radiance Fields," in Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), pp. 5470 - 5479, Jun. 2022. doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.00539>
- [9] J. L. Schönberger and J.-M. Frahm, "Structure-from-Motion Revisited," in Proc. CVPR, pp. 4104 - 4113, Jun. 2016. doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.445>
- [10] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely Connected Convolutional Networks," in Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), pp. 4700 - 4708, 2017. doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>
- [11] J. Jiang, K. Zhang, and R. Timofte, "Towards Flexible Blind JPEG Artifacts Removal," in Proc. IEEE/CVF Int. Conf. Comput. Vis. (ICCV), pp. 4997 - 5006, 2021. doi: <https://doi.org/10.1109/ICCV48922.2021.00495>
- [12] J. Deng, L. Wang, S. Pu, and C. Zhuo, "Spatio-Temporal Deformable Convolution for Compressed Video Quality Enhancement," in Proc. AAAI Conf. Artif. Intell., vol. 34, no. 07, pp. 10696 - 10703, 2020. <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/6697>
- [13] L. Lin, M. Wang, J. Yang, K. Zhang, and T. Zhao, "Toward Efficient Video Compression Artifact Detection and Removal: A Benchmark Dataset," IEEE Trans. Multimedia, 2024. doi: <https://doi.org/10.1109/TMM.2024.3414549>

저 자 소 개



배 채 은

- 2023년 2월 ~ 현재 : 경북대학교 컴퓨터학부 학석사연계과정
- ORCID : <https://orcid.org/0009-0006-8329-8341>
- 주관심분야 : 컴퓨터 비전, 지식 증류



임 동 신

- 2019년 3월 ~ 2021년 8월 : 연세대학교 정보대학원 비즈니스 빅데이터 분석 석사
- 2020년 10월 ~ 현재 : 한국교육학술정보원 연구원
- 2023년 3월 ~ 현재 : 경북대학교 컴퓨터학부 박사과정
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-1494-0090>
- 주관심분야 : 컴퓨터 비전, 압축 영상 처리



이 윤 호

- 2022년 3월 ~ 현재 : 경북대학교 컴퓨터학부(심화컴퓨터전공) 학석사연계과정
- ORCID : <https://orcid.org/0009-0004-8595-1493>
- 주관심분야 : 포인트 클라우드 생성 및 압축, 영상 처리



최 희 정

- 2024년 8월 : 경북대학교 컴퓨터학부 학사
- 2024년 9월 ~ 현재 : 경북대학교 컴퓨터학부 석사과정
- ORCID : <https://orcid.org/0009-0005-7247-973X>
- 주관심분야 : 3차원 컴퓨터 비전, 3차원 재구성



문 채 원

- 2025년 2월 : 경북대학교 컴퓨터학부 학사
- 2025년 3월 ~ 현재 : 경북대학교 컴퓨터학부 석사과정
- ORCID : <https://orcid.org/0009-0001-3492-3626>
- 주관심분야 : 3D 객체 탐지, 3D 장면 이해, 컴퓨터 비전

저 자 소 개



정 진 우

- 2004년 2월 : 연세대학교 전기전자공학부 공학사
- 2011년 8월 : 연세대학교 전기전자공학부 공학박사
- 2011년 ~ 2015년 : 삼성전자 VD사업부 책임
- 2016년 ~ 현재 : 한국전자기술연구원 책임
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0003-0528-8755>
- 주관심분야 : 딥러닝 경량화, 컴퓨터 비전, 영상처리



박 상 호

- 2011년 2월 : 한양대학교 컴퓨터전공 학사
- 2017년 8월 : 한양대학교 컴퓨터·소프트웨어학과 박사
- 2017년 5월 ~ 2018년 2월 : 전자부품연구원 지능형영상처리센터 Post-doc
- 2018년 3월 ~ 2018년 12월 : 연세대학교 바른CT연구소 연구원
- 2019년 2월 ~ 2020년 1월 : 이화여자대학교 전자전기공학과 박사후연구원
- 2020년 3월 ~ 현재 : 경북대학교 컴퓨터학부 부교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-7282-7686>
- 주관심분야 : VVC, 모델 압축/경량화, 생성모델, 3차원 비전, 영상처리