

특집논문 (Special Paper)

방송공학회논문지 제31권 제4호, 2026년 7월 (JBE Vol.31, No.4, July 2026)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2026.31.4.542>

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

CIEDE2000 기반 3D Gaussian Splatting의 실감 미디어 컬러 충실도 평가 프레임워크

김 현 서^{a)†}

A CIEDE2000-Based Framework for Evaluating Color Fidelity of 3D Gaussian Splatting in Immersive Media

Hyun Suh Kim^{a)†}

요 약

3D Gaussian Splatting(3DGS)은 실시간 고품질 렌더링이 가능한 새로운 시점 합성 기술로 주목받으며 실감 미디어 콘텐츠 제작 전 반으로 확산되고 있다. 그러나 3DGS 렌더링은 구면 조화 함수(SH) 기반 색 표현 구조와 PSNR·SSIM·LPIPS 등 일반 영상 품질 지표를 통해서만 평가되어 왔으며, 색 재현 정확도가 핵심인 실감 미디어 영역에서 측색학적 관점의 평가 체계가 부족하다. 본 논문은 CIE 표준 색차 지표인 CIEDE2000(ΔE_{00})을 도입하고 ColorChecker 24패치를 측정 단위로 하는 5단계 측정 프로토콜을 정식화하여, 3DGS 렌더링의 컬러 충실도를 인간 시각 기반의 측색학적 단위로 정량 평가할 수 있는 프레임워크를 제안한다.

Abstract

3D Gaussian Splatting (3DGS) has emerged as a novel view synthesis technique enabling real-time high-quality rendering, and its application is rapidly expanding across immersive media content production. However, due to its Spherical Harmonics (SH)-based color representation and reliance on conventional image quality metrics such as PSNR, SSIM, and LPIPS, 3DGS evaluation lacks a colorimetric perspective in immersive media domains where color reproduction accuracy is critical. This paper introduces CIEDE2000(ΔE_{00}), the CIE standard color-difference formula, and formalizes a five-stage measurement protocol that adopts the 24 patches of the ColorChecker as the unit of measurement. The proposed framework enables quantitative assessment of 3DGS rendering color fidelity in human vision - aligned colorimetric units.

Keyword : 3D Gaussian Splatting, CIEDE2000, ColorChecker, Color Fidelity, Colorimetric Evaluation

a) 경일대학교 사진영상학부(School of Photography & Motion Picture, Kyungil University)

† Corresponding Author : 김현서(Hyun Suh Kim)

E-mail: hyunsuh@kiu.ac.kr | hyunsuh@kakao.com

Tel: +82-53-600-5812

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3671-8263>

· Manuscript received May 18, 2026; Revised July 5, 2026; Accepted July 6, 2026.

1. 서론

방송·미디어 분야에서 가상현실(Virtual Reality, VR)과 증강현실(Augmented Reality, AR)을 중심으로 한 실감형 콘텐츠 기술이 빠르게 확산되고 있다. 이러한 흐름 속에서 다중 시점 영상으로부터 임의 시점의 영상을 합성하는 새로운 시점 합성(Novel View Synthesis, NVS) 기술이 3차원 콘텐츠 제작 도구로 주목받고 있으며, 그 대표적 사례인 Neural Radiance Fields(NeRF)는 다층신경망(Multi-Layer Perceptron, MLP)으로 장면을 암묵적으로 표현하여 사실적인 시점 합성을 가능하게 하였으나, 높은 계산 비용으로 학습·렌더링 속도에 제약이 존재한다^[1]. 이러한 한계를 극복하기 위해 제안된 3차원 가우시안 스플래팅(3D Gaussian Splatting, 이하 3DGS)은 장면을 비등방성 3차원 가우시안 분포의 집합으로 표현하고 미분 가능한 래스터화(differentiable rasterization)를 통해 실시간 렌더링을 가능하게 하는 NVS 기술로 주목받고 있다^[2]. NeRF 계열과 3DGS 계열을 정량적으로 비교한 연구에서는 3DGS가 학습·렌더링 속도에서 우수한 성능을 보이는 반면 학습 메모리 사용량은 증가하는 것으로 보고되었으며(표 1)^[3], 실감 콘텐츠 제작에서의 실용적 활용 가능성을 보여준다.

표 1. NeRF 계열과 3DGS 계열의 특성 비교

Table 1. Comparison of characteristics between NeRF-family and 3DGS-family models

Category	NeRF-family	3DGS-family
Scene representation	Implicit, MLP	Explicit, 3D Gaussians
Rendering method	Volume rendering	Differentiable rasterization
Training speed	Slow	Fast
Rendering speed	Non-real-time	Real-time capable
Training memory consumption	Efficient	Increased
Year proposed	2020 (ECCV)	2023 (SIGGRAPH)

출처: 참고문헌 [1], [2], [3]을 바탕으로 저자 재구성

Source: Reconstructed by the author based on references [1], [2], and [3]

3DGS는 발표 이후 효율성, 표현 영역의 확장, 응용 분야로 활발히 발전하고 있다. 효율성 측면에서는 가우시안 프루닝 기반 경량화^[4], COLMAP·VGGT 초기화 비교^[5], 압축 환경 대응 디노이징 프레임워크^[6] 등이 제안되었으며, 표현

확장 측면에서는 4D Gaussian Splatting 기반 동적 합성 연구^[7], 응용 측면에서는 3차원 얼굴 복원^[8]과 버추얼 프로덕션 실사 배경 생성^[9] 등 실감 미디어 콘텐츠 제작 전반으로 활용 범위가 확장되고 있다. 그러나 3DGS 렌더링 품질 평가는 Peak Signal-to-Noise Ratio(PSNR), Structural Similarity Index Measure(SSIM)^[10], Learned Perceptual Image Patch Similarity(LPIPS)^[11] 등 일반 영상 품질 지표를 중심으로 이루어져 왔다. 최근 광색역(Wide Color Gamut, WCG) 디스플레이, 고동적범위(High Dynamic Range, HDR) 영상 표준, LED 월(LED Wall) 기반 버추얼 프로덕션 환경이 확산되면서 실감 미디어 콘텐츠에서 색 재현 정확도의 비중이 빠르게 증가하고 있다. 광고·영화·디지털 휴먼·메타버스와 같이 색이 핵심 표현 요소가 되는 영역에서는 원본 색의 충실한 재현이 콘텐츠 완성도를 좌우하며, 인공지능 기반 자동 컬러 보정 기술의 발전에도 불구하고 보정 결과를 객관적으로 검증할 수 있는 측색학적 평가 기준은 아직 충분히 정립되지 않았다. 이러한 산업적 흐름은 3DGS 렌더링 품질 평가에서도 인간 시각에 기반한 측색학적 관점이 요구됨을 시사한다. 본 논문은 이러한 문제의식에서 출발하여, 국제조명위원회(Commission Internationale de l'Eclairage, CIE)가 제정한 국제 표준 색차 지표인 CIEDE2000^[12]을 도입한 측색학적 접근을 제시한다. 본 논문은 3DGS 기술과 컬러 처리 연구의 동향을 분석하고, 기존 영상 품질 평가 지표의 색공간 관점 한계를 검토한 뒤, CIEDE2000 기반 측색학적 평가의 이론적 토대와 ColorChecker 24패치를 활용한 측정 프로토콜을 제안한다. 마지막으로 인공지능 컬러 보정 기술 및 컬러 매니지먼트 시스템과의 연계 가능성을 논의하여, 실감 미디어 제작 환경에서 활용될 수 있는 측색학적 평가 방향을 제시한다.

II. 3DGS 기술과 컬러 처리 연구 동향

1. 3DGS의 발전과 실감 미디어 융합

3DGS가 발표된 이후의 후속 연구는 효율성, 표현 영역의 확장, 실감 미디어와의 융합이라는 세 가지 측면에서 진행되고 있다.

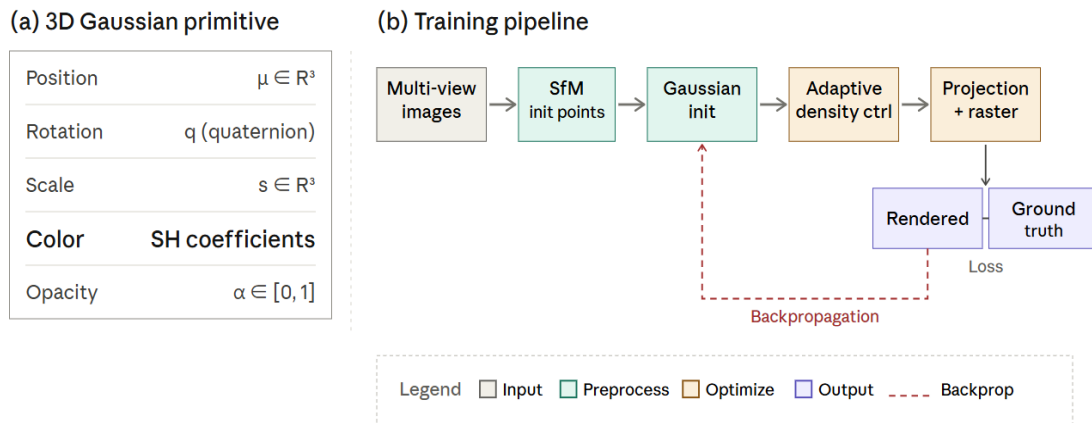


그림 1. 3D 가우시안 스플래팅 개요 (a) 개별 프리미티브의 속성, (b) End-to-end 최적화 파이프라인

Fig. 1. Overview of 3D Gaussian Splatting (a) Attributes of a single primitive, (b) End-to-end optimization pipeline

효율성 측면에서는 수십만 개의 가우시안에 따른 메모리·연산 비용을 줄이기 위한 경량화 연구가 활발하며, K-Means 클러스터링과 시각적 중요도 기반 프루닝을 결합하여 가우시안 수를 약 43% 감소시키면서도 품질을 유지한 사례가 보고된 바 있다^[4]. 학습의 출발점이 되는 초기 포인트 클라우드 생성 전략에 관한 연구도 활발하여, 2025년 CVPR에서 우수논문상을 수상한 Visual Geometry Grounded Transformer(VGGT)는 단일 피드포워드 패스만으로 다중 시점 이미지로부터 조밀한 포인트 클라우드를 생성하며^[13], COLMAP 기반 SfM과의 비교 연구에서는 장면 특성에 따라 두 초기화 방식의 강점이 다르게 나타남이 확인되었다^[5]. 또한 실제 콘텐츠 유통 환경에서 발생하는 손실 압축의 영향을 분석하여 코덱 특성에 따른 디노이징 프레임워크를 제안한 연구도 등장하였다^[6]. 표현 영역의 확장 측면에서는 정적 장면에 국한된 3DGS의 한계를 극복하기 위한 4D 확장 연구가 진행되고 있으며, Deformable 3D Gaussian, 4D-GS, SC-GS, Spacetime Gaussian 등 대표적인 4D Gaussian Splatting 기법들이 변형 예측 방식에 따라 서로 다른 강점을 보임이 정리된 바 있다^[7]. 이러한 기술적 발전은 실감 미디어 분야와의 융합으로 이어지고 있다. 학습·렌더링 속도가 빠르고 명시적 표현이 가능하다는 3DGS의 특성은 VR·AR 콘텐츠 제작, 360도 영상 스트리밍, 디지털 휴먼, 버추얼 프로덕션 등 실시간성과 사실감이 동시에 요구되는 영역에서 실용적 대안으로 주목받고 있다.

2. 3DGS 색 표현 연구의 흐름

3DGS는 각 가우시안의 색을 단일 RGB값이 아닌 구면조화 함수(Spherical Harmonics, SH) 계수로 인코딩하며, 일반적으로 3차 SH가 사용되어 색상 채널당 16개씩 총 48개의 계수가 색 표현에 할당된다^[2]. 이 방식은 시점 의존적 색 변화를 효율적으로 재현할 수 있지만, 가우시안당 파라미터 수가 많고 저주파 함수의 합으로 정의되어 미세한 색 변화나 날카로운 하이라이트 등 고주파 성분의 표현에는 구조적 한계를 지닌다^[14]. 이러한 한계를 보완하기 위해 색 표현 자체를 개선하거나 학습 과정에서 색 정보를 더 적극적으로 활용하려는 후속 연구가 진행되고 있다. SG-Splatting은 시점 의존적 색을 3차 SH 대신 구면 가우시안(Spherical Gaussians, SG) 기반으로 표현하여 파라미터 수를 SH 48개에서 SG 10개 수준으로 줄이면서도 렌더링 품질을 유지하였다^[14]. 또한 0차 SH 계수의 그래디언트를 색 단서(color cue)로 활용하는 효율적 밀집화(densification) 기법은 색이 충분히 표현되지 않은 영역에 가우시안을 추가 배치하여, 데이터 크기를 줄이면서도 복잡한 패턴의 표현 품질을 개선하였다^[15]. 한편 Darmon 등의 Robust Gaussian Splatting은 카메라 화이트밸런스·조명 변화·그림자 등으로 인한 이미지 간 색 비일관성을 보정하기 위해 이미지별 아핀(affine) 색 변환을 RGB 디코더에 도입함으로써, 실제 촬영 환경에서 발생하는 색 불일치를 학습 과정

표 2. 3DGS 색 표현 관련 주요 연구 비교

Table 2. Comparison of major studies on color representation in 3DGS

Study	Approach	Key technique	Main effect
SG-Splatting ^[14]	Color representation	Spherical Gaussians + low-degree SH	Parameter reduction, faster rendering
Color-cued Densification ^[15]	Training process	0th SH gradient as color cue	Fewer Gaussians, smaller data size
Robust Gaussian Splatting ^[16]	Color inconsistency	Per-image affine color transformation	Robustness to white balance and lighting changes
WildGaussians ^[17]	Uncontrolled capture	Per-image + per-Gaussian appearance embedding	Robustness to seasonal and lighting changes

출처: 참고문헌 [14], [15], [16], [17]을 바탕으로 저자 재구성

Source: Reconstructed by the author based on references [14], [15], [16], and [17]

에서 흡수하였다^[16].

Kulhanek 등의 WildGaussians는 시간대·계절·조명이 변화하는 in-the-wild 환경에서 이미지별·가우시안별 임베딩을 결합한 MLP로 색 변환 파라미터를 예측함으로써, 외관 변화에 강한 3DGS 표현을 달성하였다^[17]. 이처럼 3DGS 색 표현 연구는 효율성과 강건성 양 측면에서 활발히 진행되고 있으나, 모두 PSNR·SSIM·LPIPS와 같은 일반 영상 품질 지표로 결과를 평가하고 있어 인간 시각에 기반한 측색학적 관점의 평가 체계는 아직 충분히 정립되지 않았다.

3. 실감 미디어 분야의 3DGS 활용 사례

3DGS는 실시간 렌더링과 실사에 가까운 시각 품질을 동시에 달성한다는 특성으로 인해, 실감 미디어 콘텐츠 제작의 영역에서 빠르게 도입되고 있다(표 3). 버추얼 프로덕션(Virtual Production, VP) 분야에서는 LED 월 기반 인-카메라 VFX 환경에 3DGS를 적용한 사례가 보고되었으며, 언리얼 엔진 기반 VP 워크플로우에서 기존 리얼리티스캔 방식과 비교한 결과 PSNR·SSIM·LPIPS 전 지표에서 3DGS가 우세한 성능을 보였다^[9]. 디지털 휴먼과 아바타 영역에서는 최소 뷰 입력으로부터 3DGS 기반 아바타를 복원하는 연구가 활발하며, 피드포워드 방식과 파운데이션 모델 기반 최적화 방식의 상호 보완 가능성이 제시되어 왔다^[18]. 소셜 가상현실 환경에서는 VR 사용자 응시 데이터를 히트맵으로 시각화하고 3DGS 복원 공간에 결합하여 능동적 경험 공유 시스템을 구현한 연구도 보고되었다^[19]. 이처럼 3DGS는 VP, 디지털 휴먼, 소셜 VR 등 색 재현 정확도가 콘텐츠 완성도에 직결되는 영역으로 확산되고 있으며, 이는 3DGS

렌더링의 색 충실도를 측색학적으로 검증할 수 있는 평가 체계의 필요성을 높이는 배경이 된다.

표 3. 실감 미디어 분야의 3DGS 활용 사례

Table 3. Applications of 3DGS in immersive media domains

Domain	Representative study	Key application
Virtual production	Kim ^[9]	LED wall background via Unreal Engine
Digital human avatar	Lee et al. ^[18]	Sparse-view avatar reconstruction
Social VR	K. Kim and S. Kim ^[19]	Gaze heatmap + 3DGS space sharing

출처: 참고문헌 [9], [18], [19]를 바탕으로 저자 재구성

Source: Reconstructed by the author based on references [9], [18] and [19]

III. 영상 품질 평가 지표와 한계

3DGS를 포함한 시점 합성 모델의 렌더링 품질은 일반적으로 PSNR, SSIM, LPIPS 세 가지 일반 영상 품질 지표를 통해 평가되어 왔다. 이 지표들은 각기 다른 시기에 서로 다른 동기에서 제안되었으며, 영상 처리 분야의 표준 평가 체계로 자리 잡고 있다(표 4). 그러나 이들 지표는 모두 RGB 색공간을 전제로 정의되거나 RGB 영상을 입력으로 받기 때문에, 색 재현 정확도를 인간 시각 기반으로 정량화하는 측색학적 평가 도구로는 한계가 분명하다. 본 장에서는 세 지표의 정의와 학술적 위치를 정리한 뒤, 색 충실도 평가 관점에서 이들이 지니는 구조적 공백을 논의한다.

표 4. 주요 영상 품질 평가 지표의 비교

Table 4. Comparison of major image quality assessment metrics

Metric	Basis	Domain	Strength	Limitation for color fidelity
PSNR	Pixel-wise MSE	RGB	Simple, widely used	Poor alignment with human perception
SSIM ^[10]	Luminance + contrast + structure	RGB	Reflects HVS via structural similarity	Not a colorimetric measure
LPIPS ^[11]	Deep features (VGG/AlexNet) + perceptual calibration	RGB (deep feature)	Aligns with human similarity judgment	Holistic perceptual metric, not colorimetric
CIE76	Euclidean distance in CIELAB	CIELAB	Simple colorimetric measure(ΔE_{ab}^*)	Perceptual non-uniformity in high-chroma and blue regions
CIEDE2000 ^[12]	Perceptual color difference (CIE standard)	CIELAB (uniform)	Standardized, interpretable in ΔE_{00} units	Colorimetric reference (proposed)

출처: 참고문헌 [10], [11], [12]을 바탕으로 저자 재구성

Source: Reconstructed by the author based on references [10], [11] and [12]

1. PSNR 픽셀 단위 신호 충실도

PSNR은 평균제곱오차(Mean Squared Error, MSE)에 기반한 픽셀 단위 신호 충실도 지표로, 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\text{MAX}^2}{\text{MSE}} \right) \quad (1)$$

MAX는 픽셀의 최대 가능 값(8비트 영상의 경우 255), MSE는 원본과 비교 영상 간 픽셀값 차이의 제곱 평균이다. PSNR은 계산이 간단하여 영상 압축·복원 평가에서 오래 사용됐으나, 픽셀 단위 차이만을 반영해 인간이 인지하는 품질과 일치하지 않는 경우가 많다는 한계가 있다.

2. SSIM 구조적 유사도

Wang 등은 PSNR의 한계를 보완하기 위해 SSIM을 제안하였다. SSIM은 두 영상을 휘도(luminance), 대비(contrast), 구조(structure) 세 요소로 분해하여 비교하며, 인간 시각의 명도 적응 특성(Weber's law)을 일부 반영한다^[10]. 이 점에서 SSIM은 PSNR보다 인간의 품질 인식과 더 잘 부합하지만, 두 영상이 공간적으로 정렬되어 있다는 가정 위에서 작동하며, 색공간 자체의 지각 균등성을 평가하지는 않는다는 점에서 색 충실도 평가의 직접적 도구로는 적합하지 않다.

3. LPIPS 학습적 지각적 유사도

Zhang 등은 사전학습된 심층신경망(VGG, AlexNet, SqueezeNet 등)의 중간 특징 공간에서의 거리를 인간 지각 판단(2AFC)으로 보정하여 LPIPS를 제안하였다^[11]. LPIPS는 PSNR과 SSIM보다 인간의 지각적 유사도 판단에 더 잘 부합하는 것으로 보고되었으며, NeRF 계열과 3DGS 계열의 렌더링 품질 평가에서 표준 지표로 사용되고 있다.

4. 색공간 관점에서의 한계

PSNR, SSIM, LPIPS는 영상의 전반적 품질 차이를 효율적으로 정량화하는 도구이지만, 색 재현 정확도를 측정학적 의미에서 평가하기에는 다음과 같은 구조적 공백을 지닌다.

첫째, 세 지표는 모두 RGB 색공간 또는 RGB로부터 추출된 신경망 특징 공간 위에서 정의된다. RGB는 디스플레이 신호 표현에는 적합하지만 동일한 RGB 거리가 인간이 지각하는 색차의 크기와 비례하지 않는 비균등 색공간으로, 두 영상의 유사도는 표현할 수 있어도 그 차이가 인간 관찰자에게 어느 정도로 지각될 색차 인지를 절대적인 단위로 환산하지 못한다. 이에 비해 CIE가 권고하는 CIELAB 색공간은 인간 시각의 색 지각 특성을 반영한 균등 색공간이며, CIEDE2000과 같은 측색학적 색차 지표가 이 위에서 정의된다^[12]. 둘째, 세 지표가 평가하는 대상의 성격이 측색학적 평가와 다르다. PSNR은 신호 충실도, SSIM은 구조적 유사

도, LPIPS는 학습된 종합 지각 유사도를 측정하여 영상 전체의 시각적 인상을 하나의 값으로 요약하는 반면, 측색학적 평가는 특정 색 자극과 다른 색 자극 사이의 지각적 색차의 크기 자체를 정량화한다. 따라서 같은 LPIPS 점수를 갖는 두 영상이라도 특정 색 영역에서는 관찰자가 명확하게 구별할 수 있는 색차가 존재할 수 있으며, 이러한 색 단위의 오차는 RGB 기반 종합 지표만으로 분리해 측정되지 않는다. 셋째, 표준화와 해석 가능성에서도 차이가 있다. CIEDE2000은 CIE가 제정한 국제 표준 색차 지표로 값에 따른 색차의 지각 정도가 표준 권고 수준에서 합의되어 있는 반면^[12] LPIPS는 사전학습된 신경망과 보정 데이터셋에 따라 값이 달라지는 학습 기반 거리이므로 절대적 해석 기준이 정의되어 있지 않다.

이러한 공백은 산업적 활용에서도 실제 문제를 초래할 수 있다. 광고·영화·디지털 휴먼·LED 월 기반 버추얼 프로덕션 등 색이 핵심 표현 요소가 되는 영역에서는 컬러 매니지먼트 시스템(Color Management System, CMS)을 통한 색 일관성 검증이 CIELAB 기반의 측색학적 단위 위에서 표준화되어 있으나, 현재 3DGS 렌더링은 PSNR·SSIM·LPIPS 중심으로 평가되어 산업 표준 컬러 워크플로우 안에서 검증되지 못하는 단절이 존재한다. 따라서 색 재현 정확도가 핵심적으로 요구되는 실감 미디어 영역에서는 인간 시각에 기반한 균등 색공간 위에서 정의된 측색학적 색차 지표가 보완적으로 도입되어야 하며, 본 논문이 CIEDE2000 기반 측색학적 평가 프레임워크를 제안하는 배경이 여기에 있다. 이때 ΔE_{00} 은 PSNR·SSIM·LPIPS를 대체하는 지표가 아니라, 이들 일반 영상 품질 지표가 측정하지 못하는 색 재현 정확도 차원을 분리하여 측정하는 보완 지표로 기능한다.

IV. CIEDE2000 기반 측색학적 평가

III장에서 확인한 바와 같이 PSNR·SSIM·LPIPS는 RGB 색공간 위에서 정의된 종합 지각 지표로, 색 재현 정확도를 인간 시각 기반의 단위로 정량화하지 못한다. 이 공백을 메우기 위해서는 인간 시각의 색 지각 특성이 반영된 균등 색공간과, 그 위에서 정의된 표준 색차 지표가 필요하다.

본 절에서는 먼저 균등 색공간 CIELAB의 정의와 의미를 살핀 뒤, CIELAB 위에서 정의된 색차 지표가 CIE76, CIE94를 거쳐 CIEDE2000에 이르는 발전 과정을 정리하고, CIEDE2000의 구조와 ΔE 값의 지각적 해석 기준을 제시한다.

1. CIELAB 색공간과 시각적 균등성

CIELAB은 1976년 국제조명위원회(Commission Internationale de l'Eclairage, CIE)가 권고한 균등 색공간(uniform color space)으로, 인간 시각의 색 지각 특성을 반영하여 좌표상 거리가 지각적 색차에 가깝게 대응되도록 설계되었다^[12]. CIELAB은 세 가지 좌표축으로 구성된다. L^* 는 명도(lightness)를 0~100 범위로 표현하며, a^* 는 적-녹 축, b^* 는 황-청 축의 색차를 표현한다. 이 세 축은 직교 좌표계를 형성하며, 추가적으로 채도(C^*)와 색상각(h°)을 갖는 원통 좌표계 $L^*C^*h^\circ$ 로도 표현할 수 있다^[12]. CIELAB이 RGB와 구분되는 핵심 특성은 지각적 균등성이다. RGB 색공간에서는 동일한 좌표 거리가 인간이 지각하는 색차의 크기와 비례하지 않으며, 동일한 RGB 차이라도 어두운 영역과 밝은 영역, 채도가 낮은 영역과 높은 영역에서 시각적으로 다른 크기의 색차로 인지된다. 반면 CIELAB은 인간 시각 실험에 기반하여 색공간 자체의 거리가 지각적 색차에 가깝게 대응되도록 구성되었다는 점에서 측색학적 평가의 기준 색공간으로 채택되어 왔다(그림 2).

2. CIE76에서 CIEDE2000까지

CIELAB 색공간 위에서 정의되는 가장 기본적인 색차 지표는 CIE76 색차식 ΔE_{ab}^* 이다. CIE76은 두 색의 L^* , a^* , b^* 좌표 차이를 유클리디안 거리로 계산하는 단순한 형태로, 식 (2)와 같이 정의된다.

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2} \quad (2)$$

CIELAB은 $\Delta E_{ab}^* = 1$ 이 시각적으로 인지 가능한 색차의 임계점에 해당하도록 스케일이 설정되어 있다^[12]. 그러나

(a) CIELAB 3D coordinates

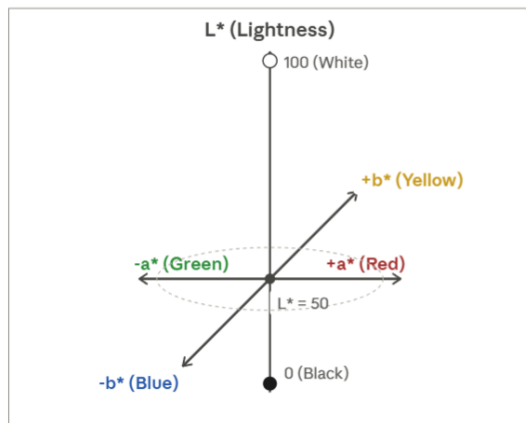
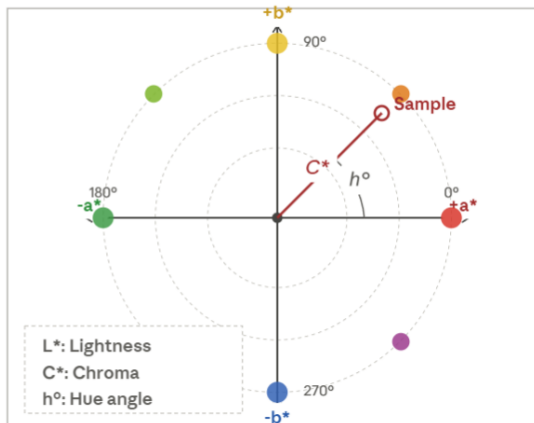
(b) Chroma-Hue plane ($L^* = 50$)

그림 2. CIELAB 색공간의 좌표 체계 (a) L^* , a^* , b^* 직교 좌표계로 표현된 3차원 색공간, (b) $L^* = 50$ 단면에서의 a^* - b^* 평면과 채도 C^* ·색상각 h° 의 원통 좌표 표기

Fig. 2. Coordinate system of the CIELAB color space (a) Three-dimensional color space represented by orthogonal L^* , a^* , b^* axes, (b) the a^* - b^* plane at $L^* = 50$ with cylindrical coordinates of chroma C^* and hue angle h°

후속 연구들을 통해 CIE76은 채도가 높은 영역과 청색 계열 등 일부 색상 영역에서 지각적 색차와의 일치도가 부족하다는 한계가 보고되었다. 이를 보완하기 위해 1994년 CIE94 색차식이 제안되어 명도·채도·색상에 대한 가중합수를 도입하였고, 이후 2001년에는 추가적인 보정을 포함한 CIEDE2000이 새로운 표준 색차 지표로 권고되었다.

3. CIEDE2000(ΔE_{00})의 구조

CIEDE2000은 CIELAB 색공간 위에서 정의된 색차 지표이며, CIE76·CIE94 대비 다음과 같은 세 가지 보정을 포함한다^[12]. 첫째, 명도(L^*), 채도(C^*), 색상(H^*) 세 항목 각각에 대해 가중합수 SL , SC , SH 를 적용하여 색공간 영역별 지각 비균등성을 보정한다. SL 은 중간 명도 영역과 매우 어둡거나 밝은 영역에서 인간 시각이 명도 차이를 다르게 지각하는 특성을, SC 는 채도가 낮은 회색 영역과 채도가 높은 영역에서의 색차 지각 차이를, SH 는 색상각에 따른 지각 민감도 차이를 각각 반영한다. 둘째, 채도와 색상 사이

의 상관관계를 반영하기 위한 회전항 RT 를 추가하여, 특히 청색 계열(색상각 약 275° 부근)에서의 지각적 색차 추정 정확도를 개선한다. 셋째, 채도가 낮은 영역에서 a^* 축에 스케일링 인자 G 를 적용하여 무채색 부근의 색차 계산을 안정화한다. CIEDE2000의 전체 형태는 식 (3)과 같이 정의된다.

여기서 $\Delta L'$, $\Delta C'$, $\Delta H'$ 은 CIEDE2000 절차에 따라 변환·계산된 명도·채도·색상 차이이다. 구체적으로 $\Delta L'$ 은 두 색의 명도 L^* 차이이며, $\Delta C'$ 은 G 인자가 적용된 보정 후의 채도 차이, $\Delta H'$ 은 색상각에 기반한 보정된 색상 차이이다. SL , SC , SH 는 위에서 설명한 세 가지 가중합수이며, k_L , k_C , k_H 는 관측 조건(조명·시야각·배경 등)에 따라 조정 가능한 파라미터 가중치로, 표준 관측 조건에서는 일반적으로 1로 설정된다. RT 는 채도와 색상의 결합 보정항이다^[12]. CIEDE2000은 CIE76 대비 수식의 복잡도가 높지만, 실제 관찰자의 지각적 색차 평가 데이터와의 일치도가 향상되었음이 다수의 후속 연구를 통해 확인되어 왔으며, 현재 CIE가 권고하는 표준 색차 지표로 사용되고 있다^[12].

$$\Delta E_{00} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{k_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right) \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)} \quad (3)$$

4. CIEDE2000 채택 근거

CIELAB 색공간 위에서 정의된 색차 지표 중 CIEDE 2000을 본 논문이 채택하는 근거는 다음과 같다. 첫째, CIEDE2000은 현재 CIE가 권고하는 가장 최신의 표준 색차 지표이며, 산업 컬러 매니지먼트 시스템(CMS)·디스플레이 캘리브레이션·인쇄 검증 등 색 재현 정확도가 핵심인 영역에서 사실상의 산업 표준으로 자리잡고 있다^[12]. 둘째, CIEDE2000은 CIE76·CIE94 대비 채도, 색상, 명도 전 영역에 걸쳐 인간 지각과의 일치도가 개선되어, 광고·영화·디지털 휴먼·LED 월 기반 버추얼 프로덕션 등 다양한 색 재현 환경에 폭넓게 적용할 수 있다. 셋째, CIEDE2000은 ΔE 값을 단위 있는 지각적 색차로 해석할 수 있어, 3DGS 렌더링 평가 결과를 산업 워크플로우와 직접 통합할 수 있는 표준화된 단위를 제공한다. 본 논문은 이러한 근거에 따라 3DGS 렌더링의 색 충실도 평가에 CIEDE2000을 측색학적 지표로 도입한다.

V. ColorChecker 기반 측정 프로토콜

본 장에서는 IV장에서 정리한 CIEDE2000을 3DGS 렌더

링 평가에 적용하기 위한 측정 프로토콜을 제안한다. 이는 측색학적 이론을 3DGS 색 충실도 평가의 실제 도구로 작동시키기 위한 구체적 절차 정립으로, 본 논문의 핵심 기여이다. 본 연구의 일부 예비적 논의는 저자가 교내 학술대회에서 기술한 바 있으며^[20], 본 논문은 이를 측정 프로토콜의 정식화 차원에서 확장한 것이다.

1. ColorChecker 24패치의 측색학적 의의

본 논문은 측정 기준 색표로 GretagMacbeth ColorChecker(현 X-Rite ColorChecker Classic)를 채택한다. ColorChecker는 사진·영상·디지털 이미징 분야에서 색 재현 정확도 평가의 사실상 표준으로 사용되어 온 24패치 색차트이다^[21]. 24개의 패치는 피부색, 잎사귀, 하늘색 등 자연계에서 자주 등장하는 색과 가산·감산 원색, 그리고 6단계 명도 그레이 스케일로 구성되어 있어, 인간 시각이 민감하게 반응하는 색 영역을 포괄적으로 커버한다. 또한 제조사가 공식적으로 제공하는 $L^*a^*b^*$ 좌표값(D50 광원 기준)이 명확하게 정의되어 있어 측색학적 절대 기준(Ground Truth)으로 활용 가능하다. 이러한 측색학적 표준성, 산업적 확산도, 그리고 검증된 절대 기준값의 존재는 본 논문이 ColorChecker를 측정 기준 색표로 채택한 근거이다.

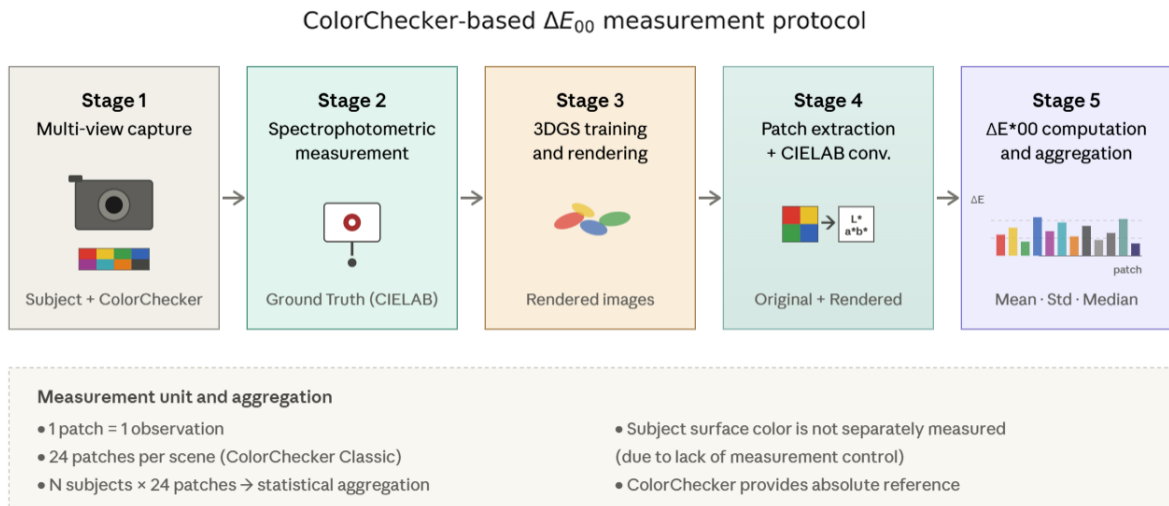


그림 3. ColorChecker 기반 ΔE_{00} 측정 프로토콜 흐름도

Fig. 3. Flowchart of the ColorChecker-based ΔE_{00} measurement protocol

2. 측정 프로토콜의 구성

본 논문이 제안하는 측정 프로토콜은 3DGS 렌더링 결과의 색 충실도를 ColorChecker 24패치 단위로 정량 평가하는 5단계 절차로 구성되며, 전체 흐름은 그림 3과 같다.

- (1) 다중 시점 촬영: 피사체와 ColorChecker를 동일 장면
에 함께 배치하고, 3DGS 학습에 필요한 다중 시점
영상 데이터셋을 확보한다. 이때 ColorChecker는 가
능한 한 피사체와 동일한 조명 조건에서 그림자 없이
균일하게 노출되도록 배치한다^[21].
- (2) 분광측색 실측: 분광측색계(spectrophotometer)로
ColorChecker 24패치의 CIELAB 절대값을 D50 광
원 기준으로 1회 측정하고, 이를 본 측정의 절대 기준
(Ground Truth)으로 설정한다. 측정은 CIE 표준 관측
조건에 기반하여 수행한다.
- (3) 3DGS 학습 및 렌더링: 동일한 영상 데이터셋으로
3DGS 학습과 렌더링을 수행하여 비교 대상이 되는
렌더링 결과 영상을 확보한다.
- (4) 패치 추출 및 CIELAB 변환: 원본 RAW 이미지와
3DGS 렌더링 이미지 각각에서 ColorChecker 24패치
의 동일 영역 픽셀값을 추출한다. 렌더링 이미지는
ColorChecker가 정면에 가깝게 관측되는 단일 고정
기준 시점에서 취득하는 것을 기본으로 하며, 이는 구
면 조화 함수 기반 시점 의존 색 변화의 영향을 통제
하기 위한 것이다(다중 시점에서의 확장은 4절 참조).
패치 추출 시에는 패치 경계를 제외한 중심 영역만을
샘플링하고 평균 대신 중앙값 등 강건 통계량(robust
statistics)을 패치 대표값으로 사용하여, 플로터
(floater)와 같은 국소적 아티팩트가 패치 색 추정
에 미치는 영향을 완화한다. 추출된 RGB 픽셀값을 카메
라 색공간 또는 sRGB로부터 CIEXYZ를 거쳐
CIELAB 색공간으로 변환하며, 이때 sRGB의 백색점
(D65)은 분광측색 기준값의 백색점(D50)과 다르므로
Bradford 색순응변환(chromatic adaptation trans-
form)을 적용하여 D50 기준으로 정합한다.
- (5) ΔE_{00} 산출 및 통계 집계: (2)에서 측정된 Ground
Truth와 (4)에서 변환된 렌더링 이미지 패치값 사이

의 ΔE_{00} 을 식 (3)에 따라 패치별로 산출한다. 이후
24개 패치 전체에 대해 평균, 표준편차, 중앙값 등의
통계량을 산출함으로써, 해당 장면에 대한 3DGS 렌
더링의 컬러 충실도를 정량적으로 평가한다.

3. 측정 단위와 관측치의 확장성

본 프로토콜의 기본 측정 단위는 ColorChecker 24패치이
며, 각 패치가 하나의 관측치가 된다. 단일 장면에서는 24개
의 관측치가 확보되며, 복수의 피사체 장면에 동일 프로토
콜을 반복 적용할 경우 관측치 수가 선형적으로 확장된다.
이러한 구조는 통계적 안정성 확보를 통해 3DGS 렌더링의
색 재현 특성을 패치 색상별, 명도 영역별, 채도 영역별로
분해 분석할 수 있는 기반을 제공한다. 한편 피사체 자체의
표면 색은 본 프로토콜에서 직접 분광 측색하지 않는다. 이
는 임의의 피사체 표면 재질·반사 특성·조명 상호작용에 대
한 측색학적 통제가 현실적으로 어렵기 때문이다. 본 프로
토콜은 이러한 한계를 ColorChecker라는 측색학적 절대 기
준의 도입으로 해결하며, 피사체 표면의 직접 측색 없이도
동일 장면 내 렌더링 색차의 신뢰할 만한 정량 평가를 가능
하게 한다.

4. 프로토콜의 적용 범위와 확장 방향

본 프로토콜의 측색학적 적용 범위와 한계는 다음 세 가
지로 정리할 수 있으며, 동시에 프레임워크의 확장 방향으
로 연결될 수 있다.

첫째, 본 프로토콜은 난반사(diffuse) 특성을 갖는
ColorChecker 패치를 측정 단위로 하므로, 시점 의존적 반
사 성분이 통제된 조건에서 3DGS의 본질적 색 재현 정확
도를 분리하여 측정한다. 이는 통제된 측색 조건을 확보하
기 위해 의도한 설계이지만, 비등방성 구면 가우시안
(Anisotropic Spherical Gaussian, ASG)으로 강한 반사광과
하이라이트를 정밀하게 모델링하는 Spec-Gaussian^[22]과 같
은 최신 연구가 다루는 시점 의존적 색 변화까지 검증하지
는 못한다. 다만 3DGS는 임의의 시점 렌더링을 지원하므로,
카메라 시야각을 일정 범위(예: $-45^{\circ} \sim +45^{\circ}$)에서 변화시키

며 본 프로토콜을 반복 적용하고 시점별 ΔE_{00} 변동성을 산출하는 확장이 가능하며, 이는 시점 의존적 색 변화(color shift)의 측색학적 정량 평가로 이어질 수 있다.

둘째, 본 프로토콜은 조명 효과가 포함된 최종 렌더링 영상의 색 충실도를 평가한다. 이는 관찰자에게 최종적으로 제시되는 영상의 색 일관성을 검증하는 컬러 매니지먼트 시스템의 산업적 목적에 부응하는 설계이다. 한편 GS-IR^[23]과 같이 장면을 조명과 알베도(albedo) 등으로 분해하는 인버스 렌더링 연구에 대해서는, ColorChecker의 기준 측색값이 정의된 광원·기하 조건에서의 표면 반사 특성에 기반한다는 점에서, 분해된 알베도 성분의 색 정확도를 평가하는 기준으로 확장될 가능성이 있다. 이를 위해서는 렌더러가 출력하는 알베도 값과 분광 반사율 기반 기준값을 CIELAB 상에서 정합시키는 변환 절차가 선행되어야 한다.

셋째, 플로터나 엘리어싱(aliasing) 등 기하학적 아티팩트가 패치 영역에 혼입될 경우 색 오차와 기하 오차가 분리되지 않을 수 있다. 본 프로토콜은 2절 (4)단계의 중심 영역 샘플링과 강건 통계량으로 그 영향을 완화하지만, 스케일 변화에 따른 엘리어싱을 다루는 Mip-Splatting^[24]이 보여주듯 기하학적 열화가 심한 악조건에서는 별도의 검증이 요구된다. 이러한 조건에서는 일반 영상 품질 지표의 하락폭과 ΔE_{00} 의 하락폭을 대조하는 실험이 필요하다. 두 계열 지표가 동일한 열화에 서로 다르게 반응하는 양상을 확인함으로써, 본 프레임워크가 기하 오차와 구분하여 색 오차를 측정함을 검증하는 후속 연구가 수반되어야 할 것이다.

5. 산업적 시사점

제안된 측정 프로토콜은 다음과 같은 산업적 활용 가능성을 갖는다.

첫째, LED 월 기반 버추얼 프로덕션 환경에서 3DGS로 생성된 가상 배경의 색 일관성을 컬러 매니지먼트 시스템(CMS) 워크플로우와 동일한 ΔE_{00} 단위로 검증할 수 있다. 이는 가상 배경과 실사 피사체 사이의 색 매칭이 핵심인 인-카메라 VFX 환경에서 객관적 품질 보증 도구로 활용될 수 있다. 둘째, 광고, 영화, 디지털 휴먼 콘텐츠 제작 환경에서 3DGS 기반 색 재현 결과를 표준화된 측색학적 단위로

평가하는 절차로 고려할 수 있다. ΔE_{00} 값의 절대적 해석 가능성은 제작 현장에서 별도의 학습 없이도 결과의 의미를 즉시 파악할 수 있게 한다. 셋째, 인공지능 기반 자동 컬러 보정 모델이 학습 후 출력하는 색 재현 결과의 정확도를, 학습 손실 함수와는 독립된 측색학적 단위로 검증할 수 있다. 이는 학습 모델 내부에서 정의된 손실값이 실제 색 재현 정확도와 어떻게 대응하는지를 객관적으로 측정할 수 있게 함으로써, AI 컬러 보정 모델의 외부 검증 도구로 기능할 수 있다. 이러한 활용 가능성은 측색학적 평가 지표가 향후 컬러 매니지먼트 시스템의 표준화된 검증 절차로 확장될 가능성을 시사한다. 본 논문이 제안한 ColorChecker 기반 ΔE_{00} 측정 프로토콜은 3DGS 렌더링의 색 충실도를 인간 시각 기반의 측색학적 단위로 검증할 수 있는 첫 단계의 정량 평가 체계로 자리할 수 있을 것이다.

VI. 결 론

본 논문은 3DGS 렌더링의 색 충실도 평가에 있어 기존 영상 품질 평가 지표가 지니는 측색학적 공백을 지적하고, 이를 보완할 수 있는 평가 프레임워크를 제시하였다. PSNR, SSIM, LPIPS는 RGB 색공간 위에서 정의되거나 RGB로부터 추출된 신경망 특징 공간에서 작동하는 종합 시각 지표로, 영상의 전반적 품질 차이를 효율적으로 정량화할 수 있지만, 색 재현 정확도를 인간 시각 기반의 측색학적 단위로 평가하기에는 구조적 한계를 지닌다. 본 논문은 이러한 공백을 해결하기 위해 CIE가 권고하는 표준 색차 지표인 CIEDE2000을 도입하고, ColorChecker 24패치를 활용한 측정 프로토콜을 구체화함으로써, 3DGS 렌더링의 색 재현 결과를 인간 시각에 기반한 균등 색공간 위에서 정량적으로 평가할 수 있는 측색학적 평가 체계를 탐색하였다. 제안된 ΔE_{00} 기반 평가는 기존 지표를 대체하기 위한 것이 아니라, 기존 지표와 병행하여 색 충실도 차원을 분리 측정하는 보완적 평가 체계로 제안된 것이다.

본 논문의 주요 관점은 다음과 같다. 첫째, 3DGS의 발전 동향과 색 표현 연구의 흐름을 정리하고, 기존 영상 품질 평가 지표의 색공간 관점 한계를 측색학적 기준에서 검토

하였다. 둘째, CIELAB 색공간 위에서 정의된 CIEDE2000의 이론적 토대와 본 논문이 이를 채택한 근거를 제시하였다. 셋째, ColorChecker 24패치를 측정 단위로 하는 5단계 측정 프로토콜을 정식화하고, 본 프로토콜이 컬러 매니지먼트 시스템, 버추얼 프로덕션, 인공지능 컬러 보정 등 실감 미디어 산업 현장에서 활용될 가능성을 논의하였다.

본 논문은 측색학적 평가의 방향성을 정립한 탐색적 연구로서의 성격을 가진다. 따라서 후속 연구에서는 실제 다중 피사체 장면에서 본 프로토콜을 적용하여 측정 데이터를 확보하고, 이를 PSNR·SSIM·LPIPS와 비교 분석함으로써 측색학적 지표와 일반 영상 품질 지표 사이의 상관관계를 규명할 필요가 있다. 또한 3DGS의 다양한 후속 모델인 SH 기반 색 표현 개선 기법, in-the-wild 환경 대응 기법, 4D Gaussian Splatting 등에 본 프로토콜을 확장 적용하여 색 충실도 관점에서의 모델별 특성 차이를 정량적으로 분석하는 연구가 요구된다. 특히 V장 4절에서 논의한 시점별 ΔE_{00} 변동성 분석, 인버스 렌더링 모델의 알베도 색 정확도 평가, 기하학적 아티팩트 악조건에서의 지표 간 대조 검증은 본 프레임워크의 적용 범위를 최신 3DGS 알고리즘으로 확장하기 위한 우선 과제이다. 본 논문에서 제안한 프레임워크가 실감 미디어 콘텐츠 제작 환경에서 색 일관성을 객관적으로 검증하는 측색학적 도구로 자리잡을 수 있기를 기대한다.

참 고 문 헌 (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," *Communications of the ACM*, Vol. 65, No. 1, pp. 99-106, Jan. 2022.
doi: <https://doi.org/10.1145/3503250>
- [2] B. Kerbl, G. Kopanas, T. Leimkühler, and G. Drettakis, "3D Gaussian Splatting for Real-Time Radiance Field Rendering," *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 42, No. 4, pp. 1-14, July 2023.
doi: <https://doi.org/10.1145/3592433>
- [3] S. Woo and J. Seo, "Comparative Study on the Performance of NeRF and 3DGS based models," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 30, No. 6, pp. 927-941, Nov. 2025.
doi: <https://doi.org/10.5909/JBE.2025.30.6.927>
- [4] S. Cho, S. Park, and J. Seo, "Efficient Real-Time Rendering of 3D Gaussian Splatting via Clustering and Pruning by Importance," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 30, No. 5, pp. 772-783, Sept. 2025.
doi: <https://doi.org/10.5909/JBE.2025.30.5.772>
- [5] R. Koo, J. Park, H. Ra, and E. Ryu, "Comparison of VGGT and SfM in Generating Initial Points for 3D Gaussian Splatting," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 30, No. 5, pp. 827-830, Sept. 2025.
doi: <https://doi.org/10.5909/JBE.2025.30.5.827>
- [6] C. Bae, D. Lim, Y. Lee, H. Choi, C. Moon, J. Jeong, and S. Park, "A Compressed Dataset and a Detection-Denoising Framework for Enhancing 3D Gaussian Splatting Rendering under Video and Image Compression," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 31, No. 1, pp. 16-25, Jan. 2026.
doi: <https://doi.org/10.5909/JBE.2026.31.1.16>
- [7] M. Woo, I. Jin, J. Kim, K. Yun, and K. Kong, "Performance Comparison and Research Trends on 4D Gaussian Splatting Techniques for Dynamic Image Synthesis," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 30, No. 1, pp. 25-36, Jan. 2025.
doi: <https://doi.org/10.5909/JBE.2025.30.1.25>
- [8] H. Lee and J. Chang, "3D Face Reconstruction from a Single RGB Image via Normal-to-3DMM Regression," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 31, No. 2, pp. 227-239, Mar. 2026.
doi: <https://doi.org/10.5909/JBE.2026.31.2.227>
- [9] C. Kim, "Efficiency Comparison of Real-World Based Background Generation in Unreal Engine Environment: Focusing on 3DGS and Reality Scan," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 31, No. 1, pp. 56-68, Jan. 2026.
doi: <https://doi.org/10.5909/JBE.2026.31.1.56>
- [10] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, No. 4, pp. 600-612, Apr. 2004.
doi: <https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>
- [11] R. Zhang, P. Isola, A. A. Efros, E. Shechtman, and O. Wang, "The Unreasonable Effectiveness of Deep Features as a Perceptual Metric," *Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Salt Lake City, USA, pp. 586-595, 2018.
doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00068>
- [12] G. Sharma, W. Wu, and E. N. Dalal, "The CIEDE2000 Color-Difference Formula: Implementation Notes, Supplementary Test Data, and Mathematical Observations," *Color Research and Application*, Vol. 30, No. 1, pp. 21-30, Feb. 2005.
doi: <https://doi.org/10.1002/col.20070>
- [13] J. Wang, M. Chen, N. Karaev, A. Vedaldi, C. Rupprecht, and D. Novotny, "VGGT: Visual Geometry Grounded Transformer," *Proceeding of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Nashville, USA, pp. 5294-5306, 2025.
doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR52734.2025.00499>
- [14] Y. Wang, S. Chen, and R. Yi, "SG-Splatting: Accelerating 3D Gaussian Splatting with Spherical Gaussians," *Proceeding of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Barcelona, Spain, pp. 8527-8531, 2026.
doi: <https://doi.org/10.1109/ICASSP5912.2026.11462220>
- [15] S. Kim, K. Lee, and Y. Lee, "Color-cued Efficient Densification

- Method for 3D Gaussian Splatting,” Proceeding of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Seattle, WA, USA, pp. 775-783, 2024.
doi: <https://doi.org/10.1109/CVPRW63382.2024.00082>
- [16] F. Darmon, L. Porzi, S. Rota-Bulò, and P. Kotschieder, “Robust Gaussian Splatting,” arXiv preprint, arXiv:2404.04211, 2024.
doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.04211>
- [17] J. Kulhanek, S. Peng, Z. Kukulova, M. Pollefeys, and T. Sattler, “WildGaussians: 3D Gaussian Splatting in the Wild,” Proceeding of 38th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS), Vancouver, Canada, 2024.
doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.08447>
- [18] T. Lee, M. Kang, and B. Song, “Analysis of Recent Research Trends in Sparse-View 3D Human Avatar Reconstruction Using 3D Gaussian Splatting,” Proceeding of IEIE Fall Conference, Gwangju, Gyeonggi-do, Korea, pp. 971-974, 2025.
- [19] K. Kim and S. Kim, “Enhancing the Experience Sharing through User Attention HeatMaps and 3D Gaussian Splatting in Virtual Reality,” Proceeding of HCI Korea 2025, Hongcheon, Korea, pp. 810-815, Feb. 2025.
- [20] H. Kim, “A Study on Color Fidelity Evaluation Framework for Immersive Media Content based on 3D Gaussian Splatting,” Proceeding of the Smart Content & Media Research Institute Conference Spring-2026, Gyeongsan, Korea, pp. 63-67, May 2026.
- [21] D. Pascale, “RGB coordinates of the Macbeth ColorChecker,” The BabelColor Company, Montreal, Canada, June 2006.
- [22] Z. Yang, X. Gao, Y.-T. Sun, Y.-H. Huang, X. Lyu, W. Zhou, S. Jiao, X. Qi, and X. Jin, “Spec-Gaussian: Anisotropic View-Dependent Appearance for 3D Gaussian Splatting,” Proceeding of 38th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS), Vancouver, Canada, 2024.
doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.15870>
- [23] Z. Liang, Q. Zhang, Y. Feng, Y. Shan, and K. Jia, “GS-IR: 3D Gaussian Splatting for Inverse Rendering,” Proceeding of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, pp. 21644-21653, 2024.
doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR52733.2024.02045>
- [24] Z. Yu, A. Chen, B. Huang, T. Sattler, and A. Geiger, “Mip-Splatting: Alias-free 3D Gaussian Splatting,” Proceeding of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, pp. 19447-19456, 2024.
doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR52733.2024.01839>

저 자 소 개



김 현 서

- 2007년 : 중앙대학교 사진학과 예술학사
- 2010년 : School of Visual Arts Photography BFA
- 2012년 : School of Visual Arts Digital Photography MPS
- 2015년 : 중앙대학교 대학원 디지털미디어전공 박사수로
- 2016년 : 컬러테크연구소 부소장
- 2021년 : 계원예술대학교 사진예술학과 조교수
- 2021년 ~ 현재 : 경일대학교 사진영상학부 조교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-3671-8263>
- 주관심분야 : 색채공학 및 측색학적 화질 평가, 3D Gaussian Splatting 기반 실감미디어 컬러 충실도 연구, 컬러 매니지먼트 시스템(CMS), 디지털 이미지 프로세싱 및 사진 합성, 생성형 AI 콘텐츠 제작