

# 깊이를 색상으로써 활용한 NeRF 렌더링\*

임석현<sup>01</sup>, 김민성<sup>2</sup>, 이성길<sup>1</sup>

<sup>1</sup>성균관대학교 소프트웨어학과, <sup>2</sup>성균관대학교 실감미디어공학과  
{ish990730, leon0106}@g.skku.edu, sungkil@skku.edu

## Depth-as-Color NeRF Rendering

SeokHyun Lim<sup>01</sup>, Minseong Kim<sup>2</sup>, Sungkil Lee<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Computer Science and Engineering, Sungkyunkwan University

<sup>2</sup>Dept. of Immersive Media Engineering, Sungkyunkwan University

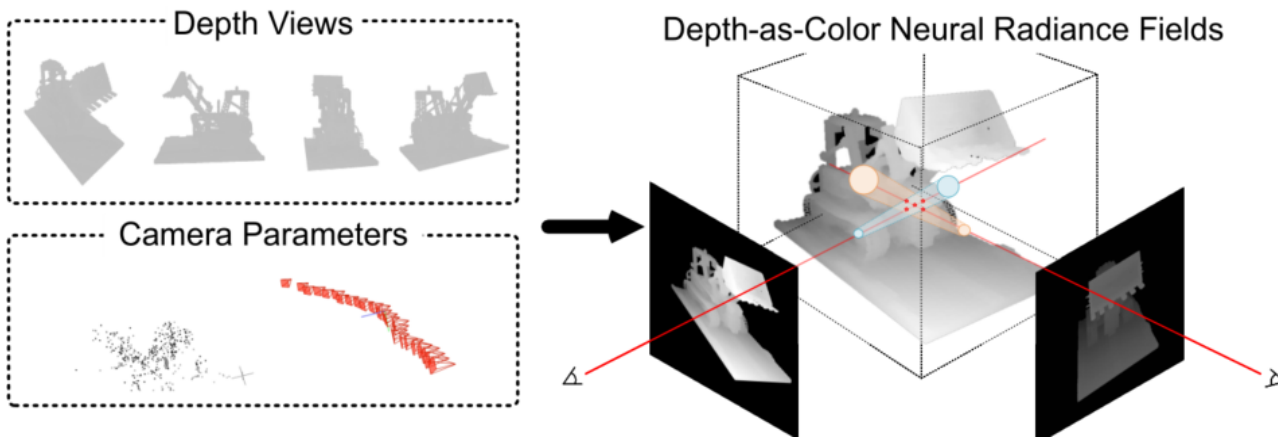


그림 1 Depth-as-Color Neural Radiance Fields 개요도

### 요약

본 연구는 컴퓨터 그래픽스 분야에서 Neural Radiance Fields(NeRFs)의 새로운 응용을 탐구한다. 기존 NeRF 모델의 RGB 이미지 학습을 통한 3D scene 재구성의 방식에서 벗어나, 깊이 맵을 학습 데이터로 사용하는 새로운 모델을 제안한다. 제안된 모델은 novel view에서의 깊이 맵을 높은 정확도로 추정하는 것을 목표로 하며, 결과적으로 기존 MiDaS나 RGB NeRF 기반의 깊이 추정정보보다 높은 정확도(PSNR)를 달성하였다.

### 1. 서론

Neural Radiance Fields(NeRFs) 모델은 3D 장면의 복잡한 구조를 정확하게 재구성하는 강력한 도구로 자리 잡았다. 그러나 기존 NeRF 모델은 픽셀의 색상을 예측하는 데에 초점을 맞추고 있어 깊이 정보 추정에는 한계가 있다. 본 논문은 이러한 한계를 극복하고자, 깊이

맵만을 학습하여 novel view에서의 깊이를 추론하는 Depth-as-Color NeRF 모델을 제안하여 보다 정확한 깊이 추정이 가능함을 보인다.

### 2. 관련 연구

Barron et al. [1]은 NeRF에서 카메라와 대상과의 거리에 따라 렌더링 시에 발생하는 얼라이어링 문제를 해결하기 위한 mipmapping 방법을 제안하였다. 따라서 mipmap의 개념을 응용하여 ray가 아닌 cone방식의 새로운 인코딩 방식을 제안한다. Barron et al. [2]는 경계가 없는 장면의 사실적인 렌더링을 위한 360도 scene에서 Mip-NeRF의 확장을 제시한다.

Ranftl et al. [3]은 Midas 모델을 통해 서로 다른 bias를 가진 여러 데이터셋을 함께 학습시킴으로써 다양한 환경에서 촬영된 한번도 보지 못한 scene의 single image에 대한 깊이 추정을 수행할 수 있게 하였다.

### 3. Depth-as-Color NeRF

#### 3.1. 실험 방법

\* 구두(포스터) 발표논문

\* 본 연구는 과학기술정보통신부 한국연구재단 중견연구자 지원사업(RS-2024-00339681), 정보통신기획평가원 메타버스 융합대학원(IITP-2024-RS-2023-00254129)의 지원으로 수행된 연구임.

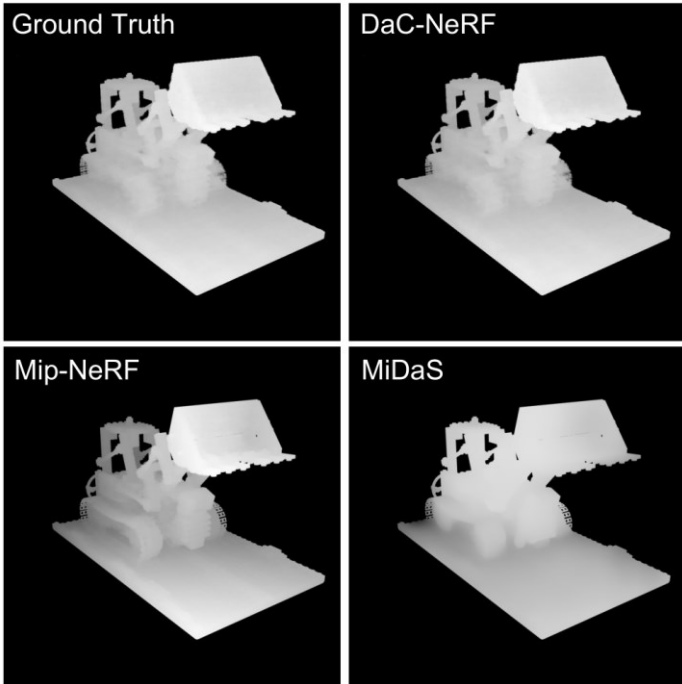


그림 2 Qualitative Comparison

	Mip-NeRF	MiDaS	DaC-NeRF
PSNR ↑	23.556	23.907	<b>29.363</b>
SSIM ↑	0.979	0.971	<b>0.981</b>

표 1 Evaluation

기존 NeRF와 다르게, 렌더링 데이터셋의 깊이 맵을 RGBA 4개의 채널로 변환하여 각 채널의 깊이 정보를 색상 데이터로 매핑한다. 이를 통해 NeRF 모델은 깊이 정보를 단일 채널이 아닌 4채널 색상 데이터로 인식하며 scene을 학습한다. 기준이 정해져 있지 않은 깊이의 특성 상 최소, 최대값을 기준으로 정규화 또한 필요하다.

#### 4. 결과

본 기법은 두 개의 Intel(R) Core(TM) i9-10900 2.8GHz, GeForce RTX 3090 위에서 학습, 구현되었으며, 800×800의 해상도를 사용한다. Train, test, validation set은 각각 140, 30, 30장으로 구성하였으며 총 iteration은 25000 번으로 설정하여 학습 시간은 약 85분이 소요되었다.

##### 4.1. Depth Evaluation

그림 2, 3은 깊이 정보만을 활용하여 학습한 DaC-NeRF와 다른 모델의 깊이 추정 실험 결과이다. Mip-NeRF에서는 RGB 데이터셋을 활용하여 학습한 후 렌더링 시 깊이 맵을 시각화 하였으며 대표적인 깊이 추정 모델인 MiDaS에서도 RGB를 통해 깊이를 추출하였다.

표 1, 2에서 볼 수 있듯, MiDaS, Mip-NeRF의 방법과 비교하였을 때, 렌더링 데이터 셋에서 뛰어난 품질의 깊이 맵을 볼 수 있다.

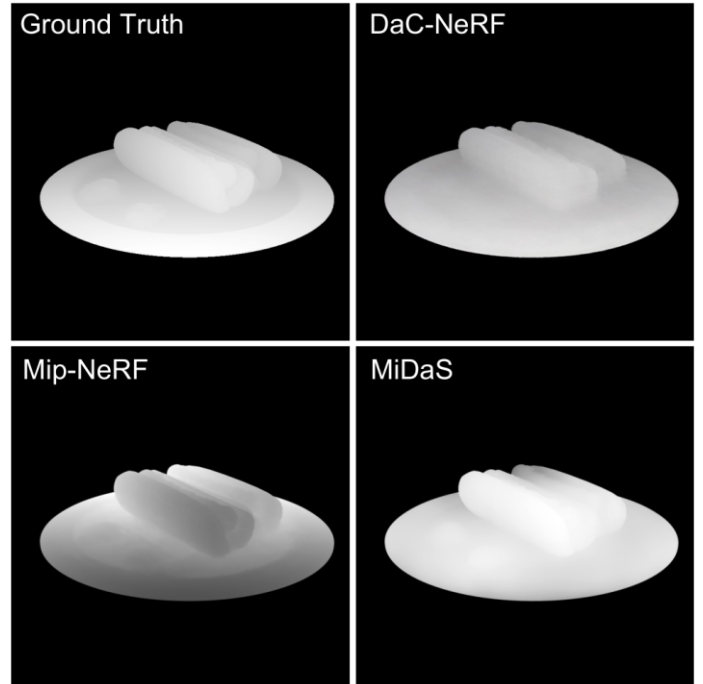


그림 3 Qualitative Comparison

	Mip-NeRF	MiDaS	DaC-NeRF
PSNR ↑	15.026	25.255	<b>26.663</b>
SSIM ↑	0.874	0.976	<b>0.991</b>

표 2 Evaluation

#### 5. 결론 및 한계점

본 논문은 깊이 맵을 통해 모델을 학습하여 새로운 시각의 깊이를 예측하는 NeRF 모델을 제안하였으며, 이를 통해 기존에는 고려되지 않았던 색상정보가 없는 환경에서 높은 품질의 3D 재구성과 시각화를 가능케 한다. 허나, 이미지의 깊이 추정을 위해 이미지의 특징이 애초에 명확해야만 한다는 한계점이 존재한다. 또한, 동일한 장면이라도 서로 다른 시점에서 볼 때, 각 시점 별로 상이한 깊이 맵이 도출될 수 있기에 이러한 차이를 효과적으로 처리하고 일관된 깊이 정보를 학습하도록 하기 위해 추후 정규화나, multi-view를 사용하여 해결한다.

#### 참고문헌

- [1] Barron, J. T., Mildenhall, B., Tancik, M., Hedman, P., Martin-Brualla, R., & Srinivasan, P. P. (2021). MIP-NeRF: a multiscale representation for Anti-Aliasing Neural Radiance fields. *2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
- [2] Barron, Jonathan T., et al. "Mip-nerf 360: Unbounded anti-aliased neural radiance fields." *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2022.
- [3] Rene Ranftl, Katrin Lasinger, David Hafner, Konrad Schindler, and Vladlen Koltun. Towards robust monocular depth estimation: Mixing datasets for zero-shot cross-dataset transfer. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(3):1623–1637, 2020.