



제 51 회 석사학위논문

지도교수 하 동 환

# 3D 재구축 정확도 향상을 위한 포토그래메트리 입력 데이터 선별 자동화 연구

# 중앙대학교 첨단영상대학원 영상학과 영상예술학-디지털/과학사진 전공 남 상 우 2025년 2월

# 3D 재구축 정확도 향상을 위한 포토그래메트리 입력 데이터 선별 자동화 연구

## 이 논문을 석사학위논문으로 제출함

## 2025년 2월

# 중앙대학교 첨단영상대학원 영상학과 영상예술학-디지털/과학사진 전공

남 상 우



# 남상우의 석사학위논문으로 인정함



심 사 위 원 \_\_\_\_\_ 卿

## 중앙대학교 첨단영상대학원

2025년 2월



목 차

I. 서론
가. 연구 배경과 목적
나. 연구 방법4
다. 용어의 정의
<b>Ⅱ. 이론적 배경</b> ·······9
가. 3D 재구축9
1. 포토그래메트리9
a. 개념 및 특징9
2. NeRF 12
a. 개념 및 특징
b. 활용 및 한계
3. 3D Gaussian Splatting17
a. 개념 및 특징
b. 활용 ······18
나. 데이터 선별
1. 데이터 선별의 필요성
2. 입력 데이터 품질
a. 해상도
b. 초점 상태
c. 밝기
d. 중첩 이미지



Ⅲ. 실험 방법 ···································
가. 선별 프로그램 제작
1. 이미지 선별 프로그램 제작
a. 초점 및 흔들림 분석
b. 밝기 분류
c. 유사 이미지 탐지 및 삭제
d. 프로그램 GUI 및 처리 효율성 구현
나. 데이터 획득
1. 촬영 환경 설정 42
2. 카메라 선정 및 촬영 43
다. 모델 생성
1. 데이터 입력 및 변환 46
2. 모델 생성 과정 및 렌더링 47
라. 결과 비교를 위한 정량화 49
Ⅳ. 결과 분석 ······ 50
가. 선별 프로그램 판별
나. 입력 이미지 전후 비교
1. 입력 이미지 양 축소
다. 결과 분석
1. 실내 데이터 결과 분석
2. 실외 데이터 결과 분석
V. 결론 ~~~~ 60



참고문헌	62
국문초록	69
ABSTRACT	71



# 표 목 차

<亜	1>	3D 재구축 기법별 특성 비교	16
<丑	2>	입력 이미지 학습 시간 증가	32
<丑	3>	실내, 실외 공간을 영상 촬영 조건표	12
<丑	4>	카메라 테스트 촬영	15
<丑	5>	실내 3D Gaussian Splatting 품질 비교 ···································	57
<亜	6>	실외 3D Gaussian Splatting 품질 비교 ······	58



## 그 림 목 차

[그림	1] 회화: 작가의 생각에서 재해석된 시각
[그림	2] 사진 기반 포토그래메트리 기술: 작가의 의도가 반영되지 않음…2
[그림	3] 불안정한 프레임 이미지로 인해 생성된 3D Gaussian
	Splatting 결과 ···································
[그림	4] 3D 재구축 결과
[그림	5] 이미지 필터링 프로그램 전체 개요도6
[그림	6] 삼각 측량 방법(Schindler, 2014)
[그림	7] SfM을 통해 포인트 클라우드를 생성
[그림	8] 3D 재구축 후 3D 프린터를 사용하여 출력한 출력물
[그림	9] NeRF의 렌더링 개여도
[그림	10] Point-NeRF와 NeRF의 PSNR 성능 비교
[그림	11] 입력 이미지
[그림	12] 투명한 병을 재구축한 결과
[그림	13] 관광객들의 SNS 사진을 토대로 한 NeRF 학습 결과 15
[그림	14] 3D Gaussian Splatting 학습 순서
[그림	15] 동적 입력 데이터와 Lidar 데이터를 사용하여 3D Gaussian
	Splatting 제작 과정
[그림	16] 3D Gaussian Splatting을 사용해 제작한 Laboratorio 31
	Art Galley
[그림	17] 메시 데이터가 생성된 3D Gaussian Splatting
[그림	18] 입력 프레임 대비 최적 품질 평가 수치
[그림	19] 중첩된 입력 데이터
[그림	20] 화질별 3D 재구축 결과 차이



[그림 21] 카메라 이동이 타깃 검출 및 주점 안정성에 미치는 영향 ……… 25 [그림 22] (a) 초기 상태, (b) 중간 수준 블러, (c) 심한 블러로 인한

		검출 실패
[그림	23]	입력 데이터에서 블러를 제거하여 성공적으로 재현된 이미지·27
[그림	24]	최적화된 카메라 설정을 통해 3D 재구축 결과
[그림	25]	기본 포토그래메트리 진행 결과
[그림	26]	전처리 과정을 추가한 결과
[그림	27]	히스토그램 매칭 적용 전후의 특징점 검출 비교
		(a) 적용 전, (b) 적용 후
[그림	28]	기존 기술과 새로 제안된 방법으로 스티칭 된 결과 31
[그림	29]	프레임별 미세한 흔들림 발생
[그림	30]	라플라시안 연산자를 사용해 초점이 잘 맞는 부분을
		검출한 모습
[그림	31]	연속된 프레임에서 흔들린 이미지 검출
[그림	32]	흔들린 이미지로 검출된 프레임 (Laplacian score = 103) 36
[그림	33]	흔들림이 없는 프레임 (Laplacian score = 111) 36
[그림	34]	어두운 영역의 재구축을 위해 프레임 이미지를 추가한다 37
[그림	35]	유사 이미지 크게 벗어나지 않고 유사함
[그림	36]	이미지 필터 GUI
[그림	37]	실내 촬영 동선
[그림	38]	실외 촬영 동선
[그림	39]	(왼쪽) 실외 촬영, (오른쪽) 실내 촬영 모습 44
[그림	40]	3D Gaussian splatting 결과
[그림	41]	Luma AI를 통해 재구축을 진행한 결과47
[그림	42]	Luma AI 플러그인 언리얼



[그림	43] 언리얼 엔진을 통해 실시간 렌더링 48
[그림	44] 선별된 이미지를 엑셀에서 확인한 모습
[그림	45] 야외 촬영 - 이미지 필터링 결과
[그림	46] 야외 촬영 - 이미지 필터링 결과
[그림	47] 실내 촬영 - 이미지 필터링 결과
[그림	48] 실내 촬영 - 이미지 필터링 결과
[그림	49] Luma AI를 통해 제작한 모습
[그림	50] Luma AI를 통해 제작한 모습 2 ······53
[그림	51] Luma AI를 통해 제작한 모습 3 ······54
[그림	52] Luma AI를 통해 제작한 모습 4 ······54
[그림	53] 실내 테스트를 위해 추출된 프레임 이미지 55
[그림	54] 실외 테스트를 위해 추출된 이미지



## I. 서론

#### 가. 연구 배경과 목적

회화는 사진과 달리 작가의 눈으로 들어오는 시각 정보 또는 상상을 머 리에서 해석, 확장시켜 손기술로 화폭에 옮기는 과정이다. 이 과정에서 그 려진 대상의 본질은 작가의 의도와 해석으로, 손기술이 더해져 변위 되기 마련이다[그림 1]. 게임, 애니메이션, 메타버스 등의 3D 콘텐츠 제작도 마 찬가지로 시각 기억을 모델링하여 텍스처링, 조명, 렌더링 등 다양한 과정 을 거치면서 원래 그것의 본질과 달라질 가능성이 높다. 그러나 사진을 이 용하여 3D로 재구축된 콘텐츠는 대상에 대하여 원래 의미를 그대로 유지한 다[그림 2]. 이것은 사진의 사실성을 기반으로 만들어지기 때문에 작가의 개입이 최소화되므로 대상이 그대로 표현되는 것이다. 그러므로 모델링, 렌 더링과 같은 복잡한 과정들이 기술 발전과 함께 자동화될 수 있으며 상대 적으로 매우 빠르고 직관적인 결과물을 얻을 수 있고 기술의 정확도에 따 라 대상에 대한 명확한 고증이 가능하다. 이러한 기술을 포토그래메트리 (photogrammetry)라 부르며 도미니크 아라고(Dominique Arago)가 지형 측량에 처음 도입(1851년) 후 기술 발전으로 건축물 측량, 문화재 복원, 3D 프린팅, 3D 영상 콘텐츠 제작 등 다양한 분야로 활용 범위가 넓어지고 있 다(Ghosh, 1979; Salagean-Mohora, 2023).





[그림 1] 회화: 작가의 생각에서 재해석된 시각 (자코모 발라, 1921)



[그림 2] 사진 기반 포토그래메트리 기술: 작가의 의도가 반영되지 않음 ((주)스캔비, 2021)

포토그래메트리는 다수의 사진을 사용하기 때문에 정확한 3D 재구축을 위하여 입력 사진 데이터들은 다음 조건을 충족해야 한다.

첫째, 포토그래메트리를 위한 이상적인 사진 데이터는 소실점이 일치하 고, 피사계 심도도 무한대이며, 각종 렌즈 수차가 없는 것이 좋다. 그러나 사진 촬영을 위해 유리 렌즈를 사용하기 때문에 광학수차가 발생하기 마련 이다. 이것은 렌즈의 화각 선정, 초점면 조절, 조리개 조절 등으로 일부 해 결할 수 있으며 3D 재구축의 정확성을 개선할 수 있다.

둘째, 3D 재구축을 위해 카메라 촬영 위치가 다른 다수의 사진이 필요하 다. 이를 촬영하는 과정에서 카메라가 흔들린 사진, 피사체가 움직인 사진 이 사진 데이터 세트에 포함될 수 있다. 이것은 고정된 카메라로 한 장씩 촬영하는 방법 보다는 동영상으로 움직이며 촬영하고 프레임 단위로 나눠 사진 데이터 세트를 구성하는 방법에서 더 많이 발생한다.

셋째, 포토그래메트리 기술은 여러 장의 사진을 비교하여 공통분모를 찾 고 깊이감을 예측하는 기술로 일관된 이미지 밝기, 색조 변화, 낮은 노이즈 등 이미지 간 교집합이 있어야 인접한 피사체로 인식하여 계산을 할 수 있 다. 그러나 밝기, 컬러 비율, 노이즈 수준이 다른 이미지들은 정확한 계산 을 할 수 없으며 많은 오류를 만들어 낸다. [그림 3]은 촬영과정에서 각종



문제로 인하여 3D 재구축과정에 문제를 만들어 낸 결과를 보여준다.



[그림 3] 불안정한 프레임 이미지로 인해 생성된 3D Gaussian Splatting 결과

포토그래메트리를 구현하는 데 필요한 사진 데이터는 양과 무결점 성이 중요하다. 3D 공간구축에서 포인트 클라우드(Point Cloud) 정확도를 향상 시키는 SfM(Structure from Motion)과 MVS(Multi-View Stero) 알고리 즘은 3D 모델 생성에서 일정량의 입력 데이터를 필요로 한다. 현재 일정 수준 이상의 디지털카메라는 동영상 프레임을 그대로 사진으로 사용해도 높은 해상도를 유지할 수 있으므로 이를 그대로 사용 할 수 있으나, 데이터 양이 너무 많아 불필요한 계산을 하게 되는 문제가 생겼다. 또한 아무리 사 진 데이터가 많아도 '무결점 성'이 확보되지 않으면 정확한 포인트 클라우 드를 구현할 수 없다. 실제로 하나의 카메라에서 생성된 동영상 프레임들의 분석에서 흔들림이나 밝기가 다른 이미지가 많이 검출된다.

본 연구에서는 동영상으로 촬영된 입력 데이터를 평가하여 초점 상태와 노출 상태 등을 분석, 선별 후 유사한 이미지를 자동 삭제하는 프로그램을 제시함으로 데이터 품질을 향상시켜 3D 재구축 품질을 높일 수 있는 방법 을 제시한다.



## 나. 연구 방법

포토그래메트리는 3D 재구축 과정을 통해서 다양한 산업 분야에서 현실 공간을 정밀하게 재현하는 핵심 기술로 자리 잡았다. 특히 포토그래메트리 방식 중 하나인 3D Gaussian Splatting은 기술은 기존의 데이터 처리 방 식과 비교해 더 빠른 처리 속도와 포토리얼리스틱(Photorealistic)한 렌더 링이 가능하다는 장점이 있다(Kerbl, 2023). [그림 4]는 3D Gaussian Splatting이 다른 3D 재구축 방식과 비교했을 때 품질 면에서 얼마나 우수 한지를 시각적으로 보여준다(Sambugaro, 2024). 이처럼 3D Gaussian Splatting은 데이터 처리 속도와 렌더링 품질 면에서도 뛰어난 경쟁력을 갖 추고 있다. 그러나 3D Gaussian Splatting의 우수성에 비해서 입력 데이 터의 전처리 과정에서는 여전히 낮은 효율과 한계를 보여주고 있다. 본 연 구에서는 이러한 한계를 극복하기 위해 이미지 선별과정을 객관적이며 자 동으로 처리하는 방안을 제시하고자 한다.



(a) 포토그래메트리

(b) NeRF

(c) 3D Gaussian Splatting

[그림 4] 3D 재구축 결과

(Sambugaro, 2024)



본 연구에서 제시하는 포토그래메트리를 위한 자동 입력 데이터 선별 과 정은 [그림 5]와 같이 세 단계로 구성되며, 각 단계는 서로 유기적으로 연 결되어 입력 데이터의 품질을 점진적으로 개선하고 최적화하는 역할을 한 다. 이를 통해 3D 재구축 과정의 품질을 높이는 데 기여한다.

첫 번째 단계는 이미지 초점 확인으로, 프레임의 흔들림과 초점을 평가하여 저품질 데이터를 제거하는 작업이다. 이를 자동화하기 위해 라플라시안 연산 자(Laplacian Operator)를 활용하여 이미지의 에지(Edge)를 감지하고, 초점 이 흐린 이미지나 흔들린 이미지를 정량적으로 분석하여 제거한다. 이러한 과 정은 입력 데이터의 품질을 정량화하여 객관적으로 분류하는 데 기여한다.

두 번째 단계는 밝기 분포 확인으로, 입력 데이터의 밝기 상태를 분석하 는 작업이다. 이 과정에서는 히스토그램 분석을 활용하여 너무 어두운 이미 지, 적정 밝기의 이미지, 너무 밝은 이미지를 구분한다. 밝깃값의 분포를 기반으로 데이터의 품질을 평가하고, 재구축에 적합한 이미지만 선별한다.

세 번째 단계는 유사 이미지 제거로, 순서대로 추출된 이미지 데이터에서 앞뒤 이미지 간의 유사도를 비교하여 중복 이미지를 제거한다. 유사도 비교 에는 SSIM(Structural Similarity Index Measure)을 활용하며, SSIM 점 수를 백분율로 변환한 뒤 일정 기준을 초과하는 이미지를 중복으로 간주해 제거한다. 이 단계는 데이터 세트의 크기를 줄여 효율성을 극대화하고, 중 복 데이터로 인한 학습 오류를 방지하는 데 목적이 있다.

선별과정을 거친 입력 데이터는 3D Gaussian Splatting 방식을 통해 3D 재구축을 진행하였다. 이후, 재구축된 모델의 품질을 평가하기 위해 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)과 SSIM이라는 두 가지 지표를 활용 하여 선별과정을 거친 데이터와 그렇지 않은 데이터를 비교하였다. PSNR 은 신호 대 노이즈 비율을 정량화하여 이미지 품질을 평가하고, SSIM은 재 구축된 이미지와 원본 데이터 간의 구조적 유사성을 분석한다.



- 5 -



[그림 5] 이미지 필터링 프로그램 전체 개요도



#### 다. 용어의 정의

#### 포토그래메트리

포토그래메트리는 2차원 이미지를 활용하여 객체의 형태, 크기 및 위치를 추정하고 3차원 모델을 생성하는 기술이다. 주로 항공 사진 및 지상 사진에 서 피사체의 정밀한 측정을 수행하며, 건축, 지도 제작, 고고학 등 다양한 분야에 활용된다.

#### 포인트 클라우드

포인트 클라우드는 3차원 공간의 구조를 표현하는 데이터 집합으로, 좌표 (x, y, z)로 구성된 점들의 모임이다. 주로 레이저 스캐너, 포토그래메트리, 또는 3D 재구축 알고리즘을 통해 생성되며, 3D 모델링 및 시뮬레이션의 기초 데이터로 활용된다.

#### SFM

SFM(Structure-from-Motion)은 여러 장의 2차원 이미지를 이용해 객 체의 3차원 구조와 카메라의 움직임을 동시에 추정하는 알고리즘이다. 다양 한 시점에서 촬영된 이미지들을 분석하여 포인트 클라우드를 생성하며, 이 는 포토그래메트리 과정에서 핵심 단계로 활용된다.

#### MVS

MVS(Multi-View Stereo)는 다중 시점에서 획득한 2차원 이미지 데이터 를 이용해 고밀도의 3차원 표면을 복원하는 기법이다. 이 과정은 SFM(Structure-from-Motion)으로부터 생성된 카메라 파라미터와 초기 포인트 클라우드를 기반으로 하며, 정밀한 객체 표면의 재구축에 중점을 둔 다. 이는 포토그래메트리 과정에서 사용되는 핵심 알고리즘 중 하나이다.



#### NeRF

NeRF는 신경망을 이용해 3D 장면의 빛의 흐름을 모델링하고, 이를 바탕 으로 새로운 시점에서 사실적인 이미지를 만들어내는 기법이다. 적은 수의 이미지로도 고품질의 3D 복원을 가능하게 하며, 3D 장면을 표현하는 중요 한 기술로 사용된다.

#### Gaussian Splatting

Gaussian Splatting은 3차원 공간에 분포된 가우시안 입자를 활용해 복 잡한 장면을 재구축하는 기법이다. 이 방법은 빠른 렌더링 속도와 효율적인 메모리 사용을 제공하며, 메시 데이터 없이 가벼운 모델을 생성하는 데 특 화되어 있다. 이러한 특징으로 인해 3D 재구축을 위한 효율적인 대안으로 주목받고 있다.

#### PSNR

PSNR은 이미지 또는 영상의 품질을 측정하는 척도로, 원본 신호와 압축 신호 간의 차이를 데시벨(dB) 단위로 표현한다. 값이 높을수록 원본과 유사 한 품질을 나타내며, 압축 및 복원된 데이터의 품질 평가에 주로 사용된다. 따라서 본 연구에서는 이를 같은 이미지를 재현하는 3D Gaussian Splatting의 평가 지표 중 하나로써 사용하였다.

#### SSIM

SSIM은 두 이미지 간의 구조적 유사성을 비교하여 품질을 평가하는 지 표로, 인간의 시각적 인지 모델을 기반으로 설계되었다. 이는 밝기, 대비, 구조를 동시에 고려하여 원본과 복원된 이미지의 시각적 차이를 정량화한 다. 본연구에서는 같은 이미지를 제거하는 방법의 하나로써 사용되었으며, 최종 결과물과 재구축된 결과를 비교하는 평가 지표 중 하나로 사용되었다.

Collection CAR

## Ⅱ. 이론적 배경

가. 3D 재구축

1. 포토그래메트리

#### a. 개념 및 특징

디지털 기술의 발전은 포토그래메트리를 단순한 사진 측량 도구에서 정 밀한 3D 재구축 기술로 변화시키는 데 중요한 역할을 했다. 포토그래메트 리는 다중 시점에서 촬영된 사진 데이터를 활용하여 삼각 측량 원리를 적 용함으로써 3차원 공간의 형상을 복원하는 기술이다. 초기에는 건축 복원과 지형 측량과 같은 특정 분야에 주로 사용되었으나, 디지털카메라의 발전과 알고리즘의 향상으로 인해 현재는 다양한 분야에서 정밀하고 효율적인 3D 모델링이 가능해졌다(Chen, 2019).

포토그래메트리의 핵심 원리는 삼각 측량(triangulation)으로, 이는 두 개 이상의 사진에서 동일한 특징점을 식별한 후, 각 카메라에서 형성된 광 선의 교차점을 통해 3차원 좌표를 계산하는 과정이다(Schindler, 2014). [그림 6]은 삼각 측량의 과정을 시각적으로 보여주며, 두 카메라 위치에서 동일한 포인트를 통해 3D 좌표가 어떻게 생성되는지를 설명한다. 이러한 방식으로 복원된 포인트들은 포인트 클라우드를 형성하며, 이를 기반으로 텍스처가 입혀진 정밀한 3D 모델이 만들어진다.





[그림 6] 삼각 측량 방법(Schindler, 2014)

포토그래메트리 기술의 자동화는 주로 SfM(Structure from Motion), MVS(Multi-View Stereo) 알고리즘을 통해 이루어진다. SfM은 사진 간의 특징점을 추적하여 카메라의 위치와 물체의 3D 형상을 동시에 복원하며, 희박한 밀도의 포인트 클라우드를 생성한다[그림 7]. 이러한 SfM의 결과는 다음 단계인 MVS에서 활용되는데, MVS는 SfM에서 생성된 카메라 위치와 희박한 포인트 클라우드를 입력으로 받아 고밀도의 포인트 클라우드를 생 성한다(Kaneda, 2022). 이 두 알고리즘은 서로 보완적으로 작동하며, 포토 그래메트리의 정밀도와 효율성을 크게 향상시키는 데 기여한다.



[그림 7] SfM을 통해 포인트 클라우드를 생성

(Schonberger, 2016)

Collection CAU

포토그래메트리는 이러한 기술적 발전을 기반으로 건축 복원과 문화재 보존 같은 물리적 구조의 복원에서 폭넓게 활용되고 있다. 예를 들어, Salagean-Mohora 등(2023)의 연구에서는 루마니아의 역사적 외벽 복원 프로젝트에서 포토그래메트리를 활용하여 손상된 외벽을 디지털로 기록하 고, 이를 3D 프린팅 기술과 결합하여 복원 작업을 성공적으로 수행하였다 [그림 8]. 복원 프로젝트는 포토그메트리 프로그램과 카메라만을 토대로 진 행되었으며 현실의 물체를 카메라를 통해 3차원 공간에서 재현하여 부서진 부분을 복원 후 3D 프린팅을 통해 출력하였고. 이는 기존 사람의 손으로 거푸집을 만들고 석고 틀을 제작하는 방법에 비해 효율성과 정밀도가 크게 향상되었다.



[그림 8] 3D 재구축 후 3D 프린터를 사용하여 출력한 출력물 (Salagean-Mohora, 2023)

포토그래메트리는 매끄럽거나 텍스처가 부족한 표면에서 3D 재구축의 정 확도가 크게 떨어지는 한계를 보인다. 이는 포토그래메트리가 텍스처나 표 면의 불규칙성을 기반으로 특징점을 추출하는 특성상, 광택이 있거나 매끄



러운 표면에서는 특징점 검출이 어렵기 때문이다. Cheng 등(2021)의 연구 에 따르면, 이러한 표면에서는 재구축 결과에 노이즈가 증가하거나 데이터 가 일부 누락되는 문제가 발생한다. 특히, 실험 결과 텍스처의 복잡도가 높 아질수록 SfM의 재구축 정확도가 유의미하게 향상된 반면, 매끄러운 표면 에서는 불완전한 3D 모델이 생성되는 경향이 확인되었다. 이러한 결과는 텍스처의 복잡성이 3D 재구축 과정에서 중요한 변수로 작용함을 보여준다. 이러한 한계를 극복하기 위해 최근에는 NeRF(Neural Radiance Field)와 같은 신경망 기반 기술이 연구되고 있으며, 이 기술은 기존 포토그래메트리 로는 재구축이 어려운 복잡한 시각적 정보를 처리하여 더 사실적이고 정밀 한 장면 재현을 가능하게 한다(Gao, 2022).

#### 2. NeRF

#### a. 개념 및 특징

NeRF(Neural Radiance Field)는 기존 3D 재구축 기술의 한계를 보완하 기 위해 제안된 신경망 기반 접근법으로, 복잡한 형태와 외형을 고도로 사 실적으로 표현할 수 있다. [그림 9]는 NeRF의 렌더링 과정을 시각적으로 보여준다. 입력 데이터의 카메라 위치와 방향에 따라 3D 공간의 좌표가 생 성되고, 각 좌표에서 색상(RGB)과 밀도 값을 예측하며, 이를 기반으로 볼륨 렌더링 기법을 통해 최종 이미지를 생성한다(Mildenhall, 2020). 이러한 기 술은 기존 포토그래메트리의 시각적 표현 한계를 보완하며, 3D 재구축 기 술의 발전 과정에서 중요한 역할을 하고 있다.





[그림 9] NeRF의 렌더링 개여도

Xu 등(2023)의 연구에서는 포토그래메트리 알고리즘을 활용하여 NeRF의 학습 효율성과 정밀도를 개선하는 접근법을 제안하였다. 이 연구에서는 Point-NeRF를 사용하여 포인트 클라우드 기반 신경 방사 필드를 생성하고, 포토그래메트리 기법(COLMAP 등)에서 생성된 포인트 클라우드를 초기화에 활용하였다. 이를 통해 NeRF의 학습 과정에서 정밀한 데이터 기반을 제공 함으로써 3D 재구축의 효율성과 품질을 동시에 향상시켰다. 이 방법은 포토 그래메트리의 높은 정밀도와 NeRF의 잠재적 장점을 결합하여, 기존의 한계 를 극복하는 새로운 방향을 제시하였다[그림 10]. 이러한 연구는 3D 재구축 의 재현도를 높이기 위한 NeRF 기반의 다양한 응용 가능성을 보여준다.



[그림 10] Point-NeRF와 NeRF의 PSNR 성능 비교

- 13 -



기존 포토그래메트리로 재현이 어려웠던 반사체와 투과체를 신경망 기반 의 NeRF 사용하는 것으로 재현이 가능해졌다. [그림 12]는 [그림 11]의 두 가지 유리병을 3D 재구축한 결과를 보여준다. 투명한 유리병을 대상으로 한 실험에서 NeRF는 유리병 표면에 충분한 포인트 클라우드 밀도를 형성 해 재구축에 성공했지만, 포토그래메트리는 밀도가 부족해 재현에 실패했다 (Remondino, 2023). 특히, NeRF는 광학적 복잡성이 높은 표면에서도 조 명과 반사 효과를 정확히 처리하여 기존 기술이 놓쳤던 디테일을 보완하는 데 강점을 보였다. 이러한 특성은 투명하거나 반사율이 높은 물체의 재구축 과정에서 NeRF의 우수성을 보여주며, 정교한 3D 데이터가 필요한 다양한 산업 및 연구 환경에서 그 활용 가능성을 넓힌다.



[그림 11] 입력 이미지 (Remondino, 2023)



<sup>[</sup>그림 12] 투명한 병을 재구축한 결과

(Remondino, 2023)



#### b. 활용 및 한계

NeRF는 복잡한 구조를 재현하는 뛰어난 기술적 특징을 기반으로 다양한 응용 분야에서 활용 가능성을 보여주고 있다. 특히, 적은 수의 입력 이미지 로도 높은 재현력을 발휘하며 이를 활용한 여러 연구가 진행되고 있다. [그 림 13]은 NeRF를 이용하여 관광객이 온라인에 업로드한 사진을 기반으로 특정 관광지를 3D로 재구축한 사례를 보여준다. 이 연구에서는 조명, 날씨, 색상 변화와 같은 일시적 요소를 제거하고 정적요소만 학습하도록 설계되 었으며, 이를 통해 다양한 환경 조건에서도 정교한 3D 모델을 생성할 수 있었다(Martin-Brualla, 2021). 이러한 사례는 NeRF가 복잡한 환경에서도 안정적이고 효과적인 3D 재구축을 가능하게 한다는 점을 보여준다.



[그림 13] 관광객들의 SNS 사진을 토대로 한 NeRF 학습 결과 (Martin-Brualla, 2021)



하지만 NeRF는 학습 시간과 계산 자원의 요구량이 많아, 실시간 응용에는 제약이 있다. NeRF가 제공하는 정교한 재구축 성능에도 불구하고, 실시간성 을 요구하는 환경에서는 한계가 명확하게 드러난다. 이러한 한계를 극복하기 위해 제안된 3D Gaussian Splatting은 기존 포토그래메트리 및 NeRF와는 다른 접근 방식을 취하고 있다. 특히, 메시 데이터를 생성하지 않는다는 점 에서 차별화되며, <표 1>과 같이 빠른 처리 속도, 실시간 렌더링, 적은 계산 자원 요구라는 강점을 지닌다. 반면, 포토그래메트리와 NeRF는 높은 계산 자원과 긴 학습 시간이 필요하다는 공통점이 있다(Sambugaro, 2024).

3D Gaussian Splatting은 VR/AR 환경에서의 실시간 반응, 영화 제작 에서의 빠른 렌더링, 도시 및 환경 모델링의 대규모 데이터 처리, 의료 영 상의 실시간 시각화, 그리고 문화유산 보존에서의 효율적인 3D 재구축을 가능하게 한다. 이처럼 3D Gaussian Splatting은 실시간성과 효율성이 요 구되는 다양한 산업에서 NeRF와 포토그래메트리를 대체하거나 보완할 수 있는 차세대 3D 재구축 기술로 주목받고 있다(Fei, 2024).

기준	포토그래메트리	NeRF	3D Gaussian Splatting
각도 간격	균일한 각도 필요, 좁은 간격 선호	촘촘한 간격 필요	넓은 각도 가능
필요 데이터 양	많은	중간	적음
복잡한 장면 재현	어려움	중간 데이터 학습으로 가능	빠르고 유연함
정밀도 및 품질	텍스처 의존적	텍스처 비의존적	텍스처 비의존적, 실시간 처리 가능

<표 1> 3D 재구축 기법별 특성 비교



#### 3. 3D Gaussian Splatting

#### a. 개념 및 특징

3D Gaussian Splatting은 3차원 공간에서 객체를 연속적인 Gaussian 분포로 표현하여 데이터를 효율적으로 렌더링하는 기술이다. 이때 Gaussian 분포는 공간상의 데이터가 가로, 세로, 깊이를 따라 정규 분포 형태로 퍼져 3차원 공간 내 특정 위치와 밀도를 표현하는 것을 뜻한다. 이 기술은 기존 NeRF와는 다른 방식으로 메시 데이터를 생성하지 않고, 대신 Gaussian 입자를 사용하여 3차원 객체를 표현한다. [그림 14]는 이러한 학 습 과정을 단계적으로 보여준다.

학습 과정은 SfM으로 생성된 초기 포인트 클라우드를 기반으로 시작된다. 이후, 3D Gaussian 입자를 생성하고, 입력 이미지와 Gaussian 입자 간의 색을 투영하여 장면을 재현한다. 그 후 픽셀 밀도를 계산하여 Gaussian 입자 의 위치와 크기를 조정함으로써 3D 공간에서의 표현을 점진적으로 개선한다. 이러한 과정을 반복하여 입력 이미지와 동일한 품질에 도달할 때까지 학습을 진행하며, 이를 통해 고품질의 렌더링 결과를 얻을 수 있다(Kerbl 등, 2023).





3D Gaussian Splatting은 특히 NeRF와 비교했을 때 학습 및 렌더링 속 도에서 큰 강점을 지닌다. NeRF는 높은 계산 자원과 긴 학습 시간이 요구 되며, 실시간 렌더링에 어려움이 있었다. 반면, 3D Gaussian Splatting은

- 17 -



이러한 한계를 극복하여 실시간성과 효율성을 동시에 제공한다. 연구에 따 르면, Gaussian Splatting은 복잡한 장면에서도 NeRF보다 빠른 학습과 더 나은 그래픽 표현을 가능하게 하며, 이는 특히 실시간 렌더링이 중요한 응 용 분야에서 주목받고 있다(Wu 등, 2024).

#### b. 활용

3D Gaussian Splatting은 다양한 분야에서 활용되고 있다. 최근에는 자 율주행 자동차를 위한 주변 도로 3D 재구축, 해부학 자료의 3D 시각화, 3D 콘텐츠 제작을 위한 애니메이션 렌더링 등 다양한 분야로 활용 범위가 넓어지고 있다(Chen, 2024).

[그림 15]는 자율주행을 위해 3D Gaussian Splatting이 적용된 예를 보 여준다. 자율주행을 위한 LIDAR 센서 정보와 카메라 비젼 정보를 3D Gaussian Splatting으로 융합해 안전한 주행을 위한 정보로 활용한다. 이 러한 기술 융합은 Autosplat이라 부르며 한정된 시점에서도 재현도를 높일 수 있다(Khan 등, 2024). 이는 단순히 자율주행에 국한되지 않으며, 공간 재현과 같은 다른 응용 분야에서도 유사하게 활용될 수 있다.



[그림 15] 동적 입력 데이터와 Lidar 데이터를 사용하여 3D Gaussian Splatting 제작 과정 (Khan, 2024)

- 18 -



He, Yulei(2024)는 3D Gaussian Splatting 기법을 활용하여 Laboratorio 31 Art Gallery를 제작하였으며, 이를 온라인에서 관람할 수 있도록 구현하 였다[그림 16]. 이 과정에서 총 527장의 사진을 학습 데이터로 사용하였으 며, 관람자가 그림을 클릭하여 세부적으로 확인할 수 있는 기능을 통해 3D Gaussian Splatting의 활용 가능성을 효과적으로 보여주었다. 이는 포토리 얼리스틱 렌더링과 실시간 렌더링을 가능하게 하는 3D Gaussian Splatting 기술의 주요 특징을 보여준다. 또한, 별도의 추가 작업 없이 3D Gaussian Splatting 기술만을 활용하여 가상 공간을 효과적으로 재현한 사례를 제시 한다. 이는 메타버스 제작 과정의 단순화와 시각적 품질 향상에 기여할 수 있을 것이다.



[그림 16] 3D Gaussian Splatting을 사용해 제작한 Laboratorio 31 Art Galley (Yulei, 2024)



최근에는 3D Gaussian Splatting의 주요 한계점인 메시 생성의 어려움 을 보완하기 위한 다양한 연구들이 활발히 진행되고 있다. Guédon과 Lepetit(2023)의 연구에서는 3D Gaussian Splatting을 제작하는 과정에서 얻어진 depth map을 활용하여 메시 생성을 수행하였다. 그 결과, [그림 17]과 같이 메시가 성공적으로 생성되었음을 확인할 수 있었으며, 이를 기 반으로 기존에는 어려웠던 가상공간 내에서의 상호작용이 구현에 기여할 수 있다.



[그림 17] 메시 데이터가 생성된 3D Gaussian Splatting

(Guédon, Lepetit, 2023)



### 나. 데이터 선별

#### 1. 데이터 선별의 필요성

3D 재구축 과정에서 입력 데이터의 품질은 매우 중요하다. 이것은 불필 요하거나 중복된 이미지가 걸러진 데이터 세트의 구성으로 이미지 학습의 효율성 증가, 불필요한 연산 자원을 절감하여 최종 결과물의 품질을 향상시 키는데 중요한 역할을 한다(Hosseininaveh 등, 2012).

Matuzevičius 등(2024)은 연구에서는 이미지 품질을 평가하고 선택을 통 해 중복 이미지를 자동으로 제거하고, 포토그래메트리 재구축의 효율성을 크게 개선하였다. 이를 통해 처리 속도가 향상되었고, 메모리 사용량을 획 기적으로 감소했다는 것을 알 수 있다. 이처럼 유사 이미지 탐지와 중복 데 이터 삭제는 3D 재구축 과정에서 처리 속도 및 효율성 극대화에 중요한 전 략으로 활용할 수 있다.

동일한 정보를 반복적으로 포함하는 중복 데이터는 포인트 클라우드 생 성 과정에서 불필요한 계산을 초래하며, 학습 효율성을 저하시킨다. 진형우 등(2023)의 연구에 따르면, 한 장면에서 10장의 이미지만으로도 충분한 학 습이 가능하다는 것을 입증하기 위해 동영상에서 프레임을 추출하고 경험 적 선택을 통해 이미지를 선별하였다. [그림 18]에서는 입력 프레임 수가 10장을 초과한 이후 평가 점수의 상승 폭이 감소하는 경향을 보여준다. 이 결과는 3D Gaussian Splatting을 활용한 3D 재구축에서 필요로 하는 이 미지의 양이 상대적으로 적으며, 효율적인 데이터 선별이 학습 품질과 처리 성능을 동시에 개선할 수 있음을 보여준다.







<sup>[</sup>그림 18] 입력 프레임 대비 최적 품질 평가 수치

(진형우 등, 2023)

#### 2. 입력 데이터 품질

3D 재구축에서 입력 이미지의 품질은 결과물의 정밀도와 시각적 품질에 직접적인 영향을 미친다. 주요 이미지 품질 요소로는 해상도, 초점 상태, 노출 균형이 있으며, 이러한 요소들은 포인트 클라우드 생성 및 메시 구성 과정의 정확성을 결정짓는다(Hosseininaveh 등, 2012; Matuzevičius 등, 2024). 이는 [그림 19]에서 확인할 수 있듯이, 유사한 입력 데이터가 과도 하게 포함되어 불필요하게 겹쳐 있는 모습을 보여준다.





[그림 19] 중첩된 입력 데이터 (Hosseininaveh 등, 2012)

#### a. 해상도

입력 데이터의 품질은 3D 재구축 결과에 결정적인 영향을 미친다. 특히 낮은 해상도의 이미지는 SfM(Structure from Motion)을 통해 포인트 클 라우드를 생성하는 데 불리하게 작용하며, 이는 재구축 과정에서의 세부 묘 사와 정확성 저하로 이어질 수 있다. 해상도가 낮은 데이터는 이미지의 디 테일을 충분히 표현하지 못해 특징점 검출과 매칭 과정에서 오류를 발생시 키며, 이러한 문제는 포인트 클라우드의 밀도와 정밀도에도 부정적인 영향 을 미친다[그림 20]. 결과적으로, 입력 데이터의 품질이 낮으면 최종적으로 생성된 3D 모델의 구조적 일관성과 시각적 품질이 떨어질 가능성이 높아진 다. 따라서 고해상도의 이미지를 활용하고 데이터 품질을 선별적으로 관리 하는 것은 3D 재구축의 성공을 좌우하는 핵심적인 요소라 할 수 있다 (Surmen, 2023).





[그림 20] 화질별 3D 재구축 결과 차이 (Surmen, 2023)

낮은 해상도의 이미지는 3D 재구축을 진행하는 데 있어 중요한 방해 요 소로 작용한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Lomurno 등(2021)은 연구를 통해 낮은 해상도의 이미지를 업스케일링 방식으로 고해상도로 변환한 후 3D 재구축을 진행하였다. 연구 결과, 업스케일링(Up-Scaling)<sup>1)</sup>된 이미지를 활용함으로써 3D 재구축의 품질을 효과적으로 향상시킬 수 있음을 보여주 었다. 낮은 해상도의 이미지는 특징점 검출 및 정합 과정에서 오류를 유발 하고, 재구축된 모델의 세부 표현력과 정확성을 저하시킬 가능성이 크다. 이러한 결과는 최근 포토그래메트리 방식에서도 유사하게 적용되며, 입력 데이터의 해상도가 3D 재구축 품질에 미치는 영향을 명확히 보여준다.

1) 딥러닝 모델을 활용한 낮은 해상도의 이미지의 고해상도 변환 기술로, 업스케일링이라 불린다.

- 24 -



#### b. 초점 상태

이미지가 흐릿하거나 초점이 맞지 않을 경우, 포토그래메트리 알고리즘이 이미지 간 동일한 포인트를 정확히 식별하지 못해 정합 과정의 신뢰도가 저하된다. Sieberth 등(2014a)의 연구에 따르면, 모션 블러는 특징점 검출 과 정합에 큰 방해 요소로 작용하며, 좌표 계산 결과에도 직접적인 오류를 초래한다. 블러가 특정 임곗값을 초과하면 타깃 식별과 정합이 불가능해지 고 수동 작업이 필요해진다. [그림 21] (a)에서 볼 수 있듯이, 카메라 이동 이 0~0.3mm일 때는 타깃 탐지와 정합이 안정적이지만, 0.3mm를 초과하 면 검출된 타깃 수가 급격히 감소한다. 또한, (b)에서는 이동 거리가 증가 할수록 주점(Principal Point) 위치의 변동성이 커지며, 특히 y축 방향에서 큰 불안정성을 보인다. 이는 블러와 초점 손실이 정합과 좌표 계산에 부정 적인 영향을 미친다는 것을 보여준다.



[그림 21] 카메라 이동이 타깃 검출 및 주점 안정성에 미치는 영향 (Sieberth 등, 2014a)


따라서, 3D 재구축 과정에서 블러 이미지를 제거하고 초점이 명확한 고 품질 이미지를 사용하는 것이 필수적이다. Sieberth 등(2014b)의 연구는 블러가 특징점 검출과 정합 과정에 미치는 영향을 심층적으로 분석하였으 며, 블러가 증가할수록 검출된 특징점의 수와 정합 정확도가 크게 감소한다 는 결과를 제시하였다[그림 22]. 또한, 특정 임곗값을 초과하는 블러 이미 지는 자동 정합이 불가능하여 수동 작업이 필요함을 보여주었다. 이를 통해 블러 최소화와 초점 정확성이 3D 재구축 품질 향상의 핵심 요소임을 강조 하였다.



[그림 22] (a) 초기 상태, (b) 중간 수준 블러, (c) 심한 블러로 인한 검출 실패 (Sieberth 등, 2014b)



흐릿한 입력 이미지는 3D 재구축 품질에 부정적인 영향을 미친다. 이를 해결하기 위해 Ma 등(2022)은 DP-NeRF(Deblurred Neural Radiance Field)를 제안하였다. 이 모델은 흐릿한 이미지에서 발생하는 문제를 줄이 기 위해 물리적 장면의 정보를 활용하여 블러를 제거하는 방식으로 설계되 었다. 특히, DP-NeRF는 카메라 움직임이나 초점 문제로 발생하는 블러를 효과적으로 처리하며, 3D 공간에서의 데이터 일관성을 유지하도록 돕는다.

[그림 23]에서는 DP-NeRF가 기존 NeRF 모델이나 일반적인 디블러링 알고리즘과 비교했을 때 더 선명하고 정확한 3D 재구축 결과를 보여주는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 블러 제거를 통해 3D 재구축 품질을 개선 할 수 있음을 입증하였다.



(a) 입력 데이터

(b) NeRF

(c) DeBlur NeRF

[그림 23] 입력 데이터에서 블러를 제거하여 성공적으로 재현된 이미지

(Ma 등, 2022)



c. 밝기

카메라 설정은 입력 데이터의 품질에 직접적인 영향을 미치며, 특히 밝기 는 실제 공간을 재현하는 데 중요한 요소로 작용한다. Rangelov 등(2024) 의 연구에서는 NeRF와 3D Gaussian Splatting 기술을 활용하여 카메라 설정(ISO, 셔터 속도, 조리개)이 3D 재구축 품질에 미치는 영향을 분석한 결과, ISO 200, 셔터 속도 1/60초, 조리개 f/3.5가 노이즈를 최소화하고 디테일과 밝기를 극대화하는 최적의 설정임을 확인하였다[그림 24]. 이러한 설정은 노이즈 감소와 디테일 표현 간의 균형을 유지하며, 3D 재구축 과정 에서 입력 데이터 품질을 결정짓는 중요한 기준으로 작용한다. 밝기와 디테 일의 최적화는 고해상도 포토리얼리스틱 그래픽 생성에 필수적이며, 잘못된 설정은 재구축 결과물의 품질 저하를 초래할 수 있다. 나아가, 이러한 최적 의 설정은 다양한 환경에서도 안정적이고 일관성 있는 데이터 품질을 제공 하며, 3D 재구축 작업의 효율성과 정확성을 높이는 데 기여한다.



[그림 24] 최적화된 카메라 설정을 통해 3D 재구축 결과 (Rangelov 등, 2024)



Gaiani, Marco 등(2016)의 연구에서는 건축 장면의 자동화된 포토그래 메트리 재구축 과정에서 노출 보정 기법을 활용한 사례를 다루고 있다. 해 당 연구에서는 히스토그램 평활화(histogram equalization)를 적용하여 이 미지의 노출 상태를 조정하고, 적정 노출 범위를 확장함으로써 특징점 검출 및 정합의 정확성을 향상시켰다. 이러한 사전 처리 방식은 데이터 품질을 개선하여 3D 재구축의 최종 품질을 높이는 데 기여한다. [그림 25]와 [그림 26]은 히스토그램 평활화를 통해 이미지의 밝깃값을 일정하게 조정한 결과, 포인트 클라우드 생성, 메시 생성, 텍스처 맵 생성 과정에서 품질이 개선된 것을 보여준다.



(Gaiani, 2016)

[그림 25] 기본 포토그래메트리 진행 결과 [그림 26] 전처리 과정을 추가한 결과 (Gaiani, 2016)



히스토그램 평활화를 적용하면 포토그래메트리 알고리즘이 이미지에서 특징점을 더 잘 찾을 수 있다. Chan 등(2021)의 연구에서는 멀티 노출 (Multi-Exposure) 기술을 활용하여 초점 문제와 밝기 불균형 문제를 해결 하였다. 다양한 노출 조건에서 촬영된 이미지를 합성하여 데이터의 밝기와 디테일을 개선하였으며, 이를 통해 3D 재구축의 정확도를 높였다.

특히, CLAHE(Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization)와 같은 히스토그램 평활화 기법은 이미지의 밝기와 대비를 조정하여 특징점 을 더 명확히 검출하고, 매칭 정확도를 향상시켰다. [그림 27]에서는 히스 토그램 평활화를 적용한 이미지가 더 많은 특징점을 검출할 수 있음을 보 여준다. 이러한 기법은 3D 모델 생성 과정에서 포인트 클라우드의 정확도 를 높이고 결과물의 품질을 개선하는 데 큰 역할을 한다.





(b)

[그림 27] 히스토그램 매칭 적용 전후의 특징점 검출 비교 (a) 적용 전, (b) 적용 후 (Chan 등, 2021)



입력 이미지 데이터의 불균형한 밝기 분포는 3D 재구축 과정에서 여러 문제를 일으킬 수 있다. 상대적으로 어두운 이미지는 세부 정보의 손실로 인해 특징점 추출과 정합 과정에서 어려움을 초래하며, 밝은 이미지는 데이 터의 포화(saturation)로 인해 정확한 특징점 검출이 어려워진다. [그림 28] 에서는 기존 알고리즘으로는 특징점 검출이 어려워 (a)와 같이 스티칭에 실 패한 모습을 확인할 수 있다. 반면, (b)에서는 딥러닝을 통해서 특징점을 추출하여 매칭하는 것으로 스티칭을 완료한 결과를 보여준다. 입력 데이터 가 어두운 경우에도 특징점 검출이 제대로 이루어지면 3D 재구축 과정이 원활하게 진행될 수 있다는 것을 알 수 있다(김민영 등, 2022).



 (a) 기존 기술 영상 스티칭 결과
 (b) 제안 기술 영상 스티칭 결과

 [그림 28] 기존 기술과 새로 제안된 방법으로 스티칭 된 결과

 (김민영 등, 2022)

본 연구에서는 데이터 전처리 단계에서 히스토그램 분석을 활용하여 입 력 이미지의 밝기 분포를 정량적으로 분석하고, 이를 바탕으로 보정 작업을 수행하였다. 이러한 보정은 이미지의 명암비를 조정하여 포인트 클라우드 생성 과정에서 입력 데이터의 품질을 향상시키는 것을 목표로 한다. 특히, 밝기 분포의 정량적 분석은 데이터의 일관성을 높여 3D 재구축 과정에서 구조적 정확성과 시각적 세부 표현을 개선하는 데 중요한 역할을 한다. 이 를 통해 데이터 전처리 단계가 3D 모델 품질 개선의 핵심 요소임을 입증하 며, 최종 결과물의 신뢰성을 더욱 강화한다.



## d. 중첩 이미지

포토그래메트리 기술 특성상 입력 이미지의 수가 증가할수록 처리 시간 은 길어지고, 중첩된 이미지로 인해 불필요한 연산이 발생하여 효율성이 저 하될 수 있다. 특히, 중복된 이미지 데이터는 포인트 클라우드 생성 과정에 서 연산 부담을 증가시키고, 결과적으로 3D 재구축 품질에도 부정적인 영 향을 미친다. 임재현 등(2023)의 연구에서는 입력 이미지의 수와 촬영 각도 를 다양하게 조정하여 실험한 결과, 일정 수 이상의 이미지 추가는 품질 개 선 효과가 미미하지만, 처리 시간을 크게 증가시킨다는 점을 확인하였다. 이는 <표 2>에서 보이는 것처럼 사진 양에 따라 재구축 시간이 늘어 난다 는 것을 알 수 있다. 이를 통해 적절한 입력 이미지 수와 촬영 방법을 최적 화하는 것이 3D 재구축 과정의 효율성과 품질을 동시에 높이는 데 중요하 다는 점을 알 수 있다.

Horizontal angle interval	Vertical angle interval	Number of photos	Reconstruction Time
	10°	360	960 sec
Entry-1 (10°)	15°	252	673 sec
	30°	144	372 sec
	45°	108	330 sec
	10°	180	430 sec
Entry-2 (20°)	15°	126	352 sec
	30°	72	231 sec
	45°	54	172 sec

<표 2> 입력 이미지 학습 시간 증가

(임재현 등, 2023)



# Ⅲ. 실험 방법

## 가. 선별 프로그램 제작

촬영된 영상 데이터는 3D Gaussian Splatting 과정을 거치기 전에 전처 리 과정을 수행한다. 이 과정에서는 영상 데이터를 프레임 단위로 분할하여 .png 형식의 이미지로 저장한 후, 이를 분석하고 선별하는 작업을 진행한 다. 이를 통해 3D 재구축에 악영향을 미치는 이미지를 제거함으로써 최종 결과물의 품질을 향상시킬 수 있다. 이러한 과정을 자동으로 수행할 수 있 는 전처리 프로그램을 제작하였다.

#### 1. 이미지 선별 프로그램 제작

3D 재구축에 사용되는 이미지는 흔들림이 없고 정확한 초점이 맞으며, 밝기가 유사한 이미지들로 구성되어야 한다. 연속적으로 촬영된 동영상의 각 프레임은 육안으로는 유사해 보이지만, 카메라의 움직임이나 조명 조건 에 따라 흔들림과 밝기 등의 미세한 차이가 발생할 수 있다[그림 29]. 이러 한 차이는 3D Gaussian Splatting 과정에서 재구축 품질에 부정적인 영향 을 미칠 수 있으므로, 적절하지 않은 프레임을 선별하고 제거하는 과정을 자동화하는 프로그램을 제작한다.





[그림 29] 프레임별 미세한 흔들림 발생

#### a. 초점 및 흔들림 분석

라플라시안 연산자(Laplacian Operator)는 이미지의 에지를 감지하여 초 점 상태를 평가하는 데 유용한 기법이다(이창섭, 2019). 라플라시안 연산자 는 이미지의 2차 미분 값을 계산하며, 초점이 맞은 영역에서는 높은 에지 강도를 나타내고, 초점이 맞지 않으면 낮은 값을 반환한다. 이를 통해 초점 상태를 정량적으로 평가할 수 있으며, 3D 재구축 과정에서 품질이 낮은 이 미지를 선별하고 제거하는 데 효과적으로 활용된다(Wang, 2007). 라플라시 안 연산자는 다음과 같이 [식 1]로 표현된다.

$$\Delta I(x,y) = rac{\partial^2 I(x,y)}{\partial x^2} + rac{\partial^2 I(x,y)}{\partial y^2}$$
 [식 1] 라플레시아 연산자

여기서  $\frac{\partial^2 I}{\partial x^2}$ 와  $\frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$ 는 각각 x축과 y축 방향의 2차 미분으로, 이미지의 밝 깃값이 급격히 변화하는 영역(경계)을 검출하는 역할을 한다. 라플라시안 연산자는 모든 방향의 변화율을 동시에 고려하여 경계와 특징을 강조하는 데 효과적이다. [그림 30]은 라플라시안 연산자를 통해 초점이 맞은 부분에 서 에지가 선으로 변환된 결과를 보여준다.

- 34 -





[그림 30] 라플라시안 연산자를 사용해 초점이 잘 맞는 부분을 검출한 모습

초점이 맞지 않거나 흔들린 이미지는 3D 재구축 과정에서 심각한 방해 요소로 작용한다. 특히 연속 촬영된 동영상에서는 [그림 31]과 같이 특정 프 레임에서 흔들린 이미지가 발생할 수 있으며, 이는 포인트 클라우드의 밀도 와 정밀도를 저하해 최종 재구축 결과에 부정적인 영향을 미친다. 이를 방 지하기 위해 라플라시안 함수를 사용하여 초점 상태를 수치화하고, 설정된 기준값보다 낮은 이미지를 제거하는 프로그램을 설계하는 것이 필요하다.



[그림 31] 연속된 프레임에서 흔들린 이미지 검출



라플라시안 점수의 기준은 110점으로 설정되었다. 점수가 110 이하인 경 우, 육안으로도 이미지 흔들림이 관찰되며 3D 재구축 과정에서 오류가 발 생하였다. 반면, 110 이상의 이미지는 초점이 잘 맞아 안정적인 재구축이 가능했다. [그림 32]과 [그림 33]는 라플라시안 점수 110을 기준으로 초점 품질이 약간 높은 이미지와 낮은 이미지를 비교한 결과를 보여주며, 주변 프레임과의 차분 값을 통해 흔들림이 감지된 위치를 시각적으로 나타낸다. 이러한 초점 품질 평가와 이미지 선별과정은 3D 재구축의 전반적인 품질을 향상시키는 데 중요한 역할을 한다.



[그림 32] 흔들린 이미지로 검출된 프레임 (Laplacian score = 103)



[그림 33] 흔들림이 없는 프레임 (Laplacian score = 111)



b. 밝기 분류

3D 재구축 과정에서 이미지 간 밝기 불균형은 포인트 클라우드 생성에 방해가 될 수 있다. 이러한 불균형은 특정 위치에서 포인트 클라우드가 제 대로 생성되지 않아 최종 결과물의 품질 저하로 이어진다(Zhang 등, 2024). 이를 해결하기 위해 히스토그램 기반 밝기 분포 선정 기준을 완화 하여 선정 이미지 수를 늘리는 방법을 적용함으로써 포인트 클라우드 생성 에 필요한 정보를 추가한다. 이 과정은 밟기 분포의 균형을 맞추어 3D 재 구축의 정확성을 높이는 데 기여한다[그림 34].



[그림 34] 어두운 영역의 재구축을 위해 프레임 이미지를 추가한다.

## c. 유사 이미지 탐지 및 삭제

SIM(Structural Similarity Index Measure)의 품질 평가는 [식 2]를 통 해 확인할 수 있다. 픽셀의 평균값은 휘도(Luminance)를, 표준편차는 밝기 변화인 대비(Contrast)를 나타내며, 구조(Structure)는 두 이미지의 동일 위치에 있는 픽셀 간 평균과의 편차를 곱하여 계산한다. 이를 통해 픽셀 간 상관관계를 평가할 수 있다. 원본 이미지를 *x*, 변형된 이미지를 *y*로 가정 했을 때, *x*와 *y* 간의 RGB 평균값 차이가 커지면 휘도가 저하되고, 표준편

- 37 -



차 차이가 커질수록 대비가 감소한다. 또한, *x*와 *y*의 각 픽셀이 평균과의 편차에서 반대 방향으로 나타날 경우 구조가 저하된다. 그러나 SSIM을 이 미지 품질 평가 지표로 사용할 때 몇 가지 한계가 존재한다. 예를 들어, 특 정 영역이 평균 RGB 값으로 채워질 경우 SSIM 값이 과대평가 될 수 있으 며, 블러 처리된 이미지의 경우에 SSIM 값이 높게 산출되어 선명도를 정확 히 평가하지 못할 수 있다(Wang 등, 2005).

$$SSIM(x,y) = [l(x,y)]^{\alpha} \cdot [c(x,y)]^{\beta} \cdot [s(x,y)]^{\gamma} \qquad [4 \ 2] \text{ SSIM 함수식}$$
$$D_{AB} = \begin{cases} 1 & \text{if } SSIM(A,B) \ge T \\ 0 & otherwise \end{cases} \qquad [4 \ 3] \text{ 중복 여부 판단 수식}$$
$$Remove I_{i} & \text{if } D_{ij=1} \qquad \qquad [4 \ 4] \text{ 중복 이미지 제거}$$

[식 3]에서 T는 임곗값으로, 본 실험에서는 유사도 값을 0.8로 고정하여 실험을 진행하였다. 이미지 A와 B의 SSIM 유사도가 80% 이상일 경우 이 를 중복 이미지로 판단하고, [식 4]에 따라  $D_{ij}$  = 1로 설정한다. 그 후 [식 4]에서  $D_{ij=1}$ 인 경우 비교한 이미지 B를 제거한다. [그림 35]는 이미지 간 유사도가 높은 경우를 보여주며, 근소한 차이가 있지만 중심 물체의 위치가 크게 벗어나지 않아 구조적으로 유사하다고 판단된 사례를 나타낸다.

이러한 이미지는 학습 과정에서 직접적인 방해 요소로 작용하지는 않지 만, 대용량 이미지 모음을 사용하는 포토그래메트리 방식에서는 처리 속도 를 저하시킬 수 있다. 특히 SfM 알고리즘 학습에서는 이미지 간 겹침이 필 수적이므로, 유사도를 기준으로 과도한 중복을 제거하면서 필요한 이미지는 유지하는 것이 중요하다. 이를 위해 SSIM 기준값을 80%로 설정하여, 이 기 준을 벗어난 이미지를 제거함으로써 이미지 데이터의 효율성을 향상시켰다.



[그림 35] 유사 이미지 크게 벗어나지 않고 유사함

#### d. 프로그램 GUI 및 처리 효율성 구현

선별 프로그램의 GUI(Graphic User Interface)는 기능별 사용 순서에 따 라 직관적으로 설계되었으며, 입력 폴더와 출력 폴더(양호 이미지, 불량 이 미지), 그리고 결과를 저장할 Excel 파일 경로를 설정할 수 있도록 구성되 었다. 라플라시안 강도(Laplacian Strength)는 라플라시안 연산자의 정밀도 를 조절하는 값으로, 수치가 낮을수록 초점 상태를 더욱 세밀하게 평가할 수 있다. 라플라시안 임곗값(Laplacian Threshold)은 라플라시안 연산자를 통해 산출된 이미지 점수 중 최솟값을 설정하여 해당 점수를 초과하는 이미 지만 선별되도록 한다. 밝기 임곗값(Brightness Threshold)은 이미지의 밝 기를 기준으로 어두운 이미지를 자동으로 판별하며, 사용자가 임곗값을 직 접 조절할 수 있다. 또한 이미지 유사도 임곗값(Similarity Threshold)은 이미지 간 유사도를 정량적으로 평가해 기준을 초과하는 유사 이미지를 제 거함으로써 데이터 중복을 최소화한다. 각 기능은 슬라이더와 입력 창을 통

- 39 -



해 사용자가 쉽게 조정할 수 있으며, 입력 창에는 최솟값과 최댓값이 명시 되어 있어 설정값을 직관적으로 확인하고 조절할 수 있다. 이러한 기능적 구성을 통해 사용자는 이미지 데이터의 특성과 목적에 따라 효율적이고 정 밀한 선별 작업을 수행할 수 있다.

중복 이미지 검출 기능(Enable Duplicate Image Checking)은 체크박스 를 통해 활성화할 수 있으며, 필터링 조건 설정 후 하단의 Start Filtering 버튼을 통해 과정을 시작할 수 있다. 필터링 진행 상태와 처리 결과는 GUI 하단의 로그 창에 실시간으로 표시된다.

프로그램은 다중 스레드 기반 프로세싱을 적용하여 대량의 이미지를 빠 르게 분석하고 처리할 수 있도록 구현되었다. 이를 통해 이미지 평가 및 불 필요한 데이터 제거 과정의 효율성을 크게 향상했다. [그림 36]은 본 연구 에서 설계된 이미지 선별 프로그램의 GUI를 나타낸다. 사용자는 GUI를 통 해 각 기능을 명확히 확인하고 설정할 수 있어 작업의 편의성과 효율성을 높일 수 있다.



Image Filter GUI		-	×
	Select Input Folder		
	Browse		
	Select Good Output Folder		
	-		
	Browse Solast Bad Output Felder		
	Select Bad Output Polder		
	Browse		
	Select Excel Save Path		
	Browse		
	Enable Duplicate Image Checking		
	Laplacian Strength		
	(min: 1) 3 (max: 31)		
	3		
	Laplacian Threshold		
	(min: 1) 100 (max: 500)		
	100		
	Brightness Threshold		
	(min: 1) 100 (max: 255)		
	100		
	Similarity Threshold (%)		
	(min: 1) 80 (max: 100)		
	80		
	Start Filtering		

[그림 36] 이미지 필터 GUI



# 나. 데이터 획득

#### 1. 촬영 환경 설정

제작된 선별 프로그램의 동작 안정성을 확인하기 위해 실내, 실외 환경을 선정하였다. <표 3>은 실내, 실외 환경의 주요 특징을 나타내며, [그림 37] 은 실내 공간에서 영상을 촬영하기 위해 이동한 동선을, [그림 38]은 실외 촬영을 위한 동선을 보여준다. 두 공간에서는 유사한 동선을 계획하고 일정 한 속도로 촬영을 진행하였다.

	실내	실외
공간	71m <sup>*</sup>	169m²
조명	다양한 조명	자연광
노출	불안정한 노출	안정된 노출
복잡성	배경의 단순함	배경의 복잡함

<표 3> 실내, 실외 공간을 영상 촬영 조건표





[그림 37] 실내 촬영 동선



[그림 38] 실외 촬영 동선

## 2. 카메라 선정 및 촬영

촬영 카메라 선정을 위해 3D 전용 360도 카메라, 미러리스 카메라, 핸드 폰 카메라를 준비하여 테스트 촬영과 3D 재구축 과정을 진행하였다. 각 카 메라의 결과를 비교하기 위해 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)과 SSIM(Structural Similarity Index Measure) 분석법을 활용하여 결과를 정량적으로 평가하고 비교하였다(김성빈 등, 2020).

- 43 -



3D 전용 360도 카메라는 야외환경에서는 우수한 결과를 보였으나, 좁고 광 량이 부족한 실내 환경에서는 3D 재구축 과정에서 많은 오류가 발생하였다. 반면, 미러리스 카메라와 핸드폰 카메라는 실내와 실외 환경에서 전반적으로 우수한 결과를 보였으나, 핸드폰 카메라는 어두운 그늘이나 세부 피사체 영역 에서 3D 재구축에 오류가 확인되었다. 이는 복잡한 조명 조건이나 낮은 광량 에서 핸드폰 카메라의 센서 성능이 한계에 도달했기 때문으로 분석된다.

PSNR과 SSIM 수치 비교 결과, 미러리스 카메라가 실내와 실외 환경 모 두에서 가장 적합한 성능을 보여 주었으며, 높은 재현성과 안정성을 바탕으 로 프로그램 제작 및 분석에 사용하기로 하였다. <표 4>는 각 카메라의 모 델, 3D 재구축 결과, PSNR 및 SSIM 수치를 요약하며, [그림 39]는 촬영과 정을 보여준다.



[그림 39] (왼쪽) 실외 촬영, (오른쪽) 실내 촬영 모습



<표 4> 카메라 테스트 촬영

3D 전용 360도 카메라 (인스타 360 프로)	미러리스 카메라 (소니 A6400)	핸드폰 카메라 (아이폰 15 프로 맥스)		
	BONY OX			
해상도: 8K fps: 30	해상도: 4K fps: 30	해상도: 4K fps: 30		
Insta 360 실내	a6400 실내	아이폰 15 실내		
PSNR: 27.78	PSNR: 28.05	PSNR: 27.95		
SSIM: 0.58	SSIM: 0.61	SSIM: 0.54		
Insta 360 야외	a6400 야외	아이폰 15 실내		
PSNR: 16.57	PSNR: 18.93	8.93 PSNR: 17.69		
SSIM: 0.231	SSIM: 0.315 SSIM: 0.265			

# 다. 모델 생성

3D Gaussian Splatting을 본 연구에서 선택한 이유는 최근 사용할 수 있는 3D 재구축 방식 중 사진과 같은 재현이 가능하기 때문이다. 또한 투 명한 유리와 같은 재질에서 좋은 재구축 성능을 보이기 때문이다[그림 40].



투명 유리문

포토리얼리스틱한 랜더링 결과

[그림 40] 3D Gaussian splatting 결과

#### 1. 데이터 입력 및 변환

선별 프로그램을 사용하여 기준에 미달한 이미지를 제거하고 선별된 이 미지를 사용하여 3D Gaussian Splatting을 제작하였다. 이때 3D Gaussian Splatting 제작을 위해서 Luma AI를 활용하였다. Luma AI는 간단하게 온라인상에 파일을 업로드하는 것으로 하드웨어와 상관없이 3D Gaussian Splatting을 제작할 수 있으며, [그림 41]과 같이 학습이 완료되 어 재구축 진행이 완료되었을 때 인터넷상에서 확인할 수 있다.



[그림 41] Luma AI를 통해 재구축을 진행한 결과

## 2. 모델 생성 과정 및 렌더링

변환된 포인트 클라우드 데이터를 기반으로 3D Gaussian Splatting 모델 을 생성하였으며, 자유로운 시점에서 확인하기 위해 언리얼 엔진<sup>2)</sup>(Unreal Engine)을 활용하여 모델을 구동하였다[그림 42]. 이 과정에서 Luma AI 플 러그인을 사용하여 실시간 렌더링 결과를 확인하였으며[그림 43], 최종 렌더 링 품질은 PSNR과 SSIM 지표를 통해 정량적으로 평가하였다.



[그림 42] Luma AI 플러그인 언리얼



<sup>2)</sup> Epic Games에서 개발한 실시간 3D 제작 도구로, 고품질 그래픽 렌더링과 3D 데이터 시각화에 활 용된다.

# 



[그림 43] 언리얼 엔진을 통해 실시간 렌더링



# 라. 결과 비교를 위한 정량화

$$PSNR = 10 \bullet log_{10}(rac{MAX_I^2}{MSE})$$
 [식 5] PSNR 수식

$$MSE = \frac{\sum_{M,N} [I_1(m,n) - I_2(m,n)]^2}{M * N}$$
[4 6] MSE 수식

MSE(Mean Square Error)와 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)은 이 미지 품질 평가에 사용되는 주요 지표로, MSE 값이 작을수록, PSNR 값이 클수록 높은 품질을 의미한다[식 5]. MSE는 원본 이미지와 비교 이미지 간 각 픽셀 오차를 계산하는 단순한 지표로, 오차가 작을수록 두 이미지의 유 사성이 높아짐을 나타낸다[식 6]. PSNR은 MSE를 기반으로 정의되며, MSE 가 작아질수록 PSNR 값이 증가하여 손실이 적고 이미지 품질이 우수함을 의미한다(Fardo 등, 2016). 본 연구에서는 PSNR과 SSIM을 활용하여 완성 된 3D 모델의 품질을 평가하고 비교한다.



# Ⅳ. 결과 분석

# 가. 선별 프로그램 판별

선별 프로그램을 통해 초점과 흔들림 등의 조건을 충족하지 못하는 이미 지를 제거하였다. [그림 44]는 평가가 완료된 이미지 모음을 보여준다. 초록 색으로 표시된 이미지는 모든 조건을 기준에 맞춰 통과한 이미지를 의미하 며, 빨간색으로 표시된 이미지는 Blur Score 또는 Exposure Status 중 하 나 이상의 점수가 기준에 미달하거나 초과하여 제거된 이미지를 나타낸다.

nage Nam	Blur Score	Exposure Status		
frame0000	197.4880038	Well exposed	frame000C	168.6214486 Well exposed
frame000C	196.596043	Well exposed	frame000C	156.9490993 Well exposed
frame0000	230.7452799	Well exposed	frame000C	155.1499315 Well exposed
frame0000	198.926101	Well exposed	frame0000	166.170616 Well exposed
frame0000	191.4600639	Well exposed	frame0000	156.482464 Well exposed
frame0000	210.2696728	Well exposed	frame0000	159.2419165 Well exposed
frame0000	197.2419452	Well exposed	frame0000	168.5103702 Well exposed
frame0000C	197.1941499	Well exposed	frame0000	107.7066099 Well exposed
frame0000	217.7682329	Well exposed	frame0000	105.9760631 Well exposed
frame0000	202.9268547	Well exposed	frame000C	116.5725466 Well exposed
frame000C	211.4783649	Well exposed	frame0000	102.5327995 Well exposed
frame0000	231.3422369	Well exposed	frame0000	112.0359576 Well exposed
frame000C	210.0805986	Well exposed	frame000C	118.0430516 Well exposed
frame0000C	161.8292512	Well exposed	frame000C	109.7005343 Well exposed
frame000C	174.4562776	Well exposed	frame0000	94.02599524 Well exposed
frame0000C	161.5834965	Well exposed	frame0000	98.65911326 Well exposed
frame0000	158.1614798	Well exposed	frame0000	97,34700125 Well exposed

[그림 44] 선별된 이미지를 엑셀에서 확인한 모습



[그림 45; 그림 46; 그림 47; 그림 48]은 이미지를 정량화한 결과를 보여 주며, 낮은 Blur Score를 얻은 이미지는 [그림 44]에 보이는 것과 같이 선 별 목록에서 제외되었다. 이를 통해 제거된 이미지와 선택된 이미지를 비교 한 결과, 선별과정이 제대로 이루어졌음을 확인하였다.



[그림 45] 야외 촬영 - 이미지 필터링 결과



[그림 46] 야외 촬영 - 이미지 필터링 결과





[그림 47] 실내 촬영 - 이미지 필터링 결과



[그림 48] 실내 촬영 - 이미지 필터링 결과

제거된 이미지와 선택된 이미지를 비교한 결과, 초점 상태나 밝기의 차이 가 일부 확인되었다. 그러나 이미지 수가 많아질수록 개별 이미지를 확인하 는 것은 비효율적이다. 선별 프로그램을 통해 약 1,000장이 넘는 이미지를 빠르게 처리하여 학습을 진행할 수 있음을 확인하였다. 이를 기반으로, 실 내와 실외에서 선별된 이미지를 활용하여 Luma AI를 통해 3D 재구축을 진행하였으며, 결과는 [그림 49; 그림 50; 그림 51; 그림 52]에 나타나 있 다.





[그림 49] Luma AI를 통해 제작한 모습



[그림 50] Luma AI를 통해 제작한 모습 2

- 53 -





[그림 51] Luma AI를 통해 제작한 모습 3



[그림 52] Luma AI를 통해 제작한 모습 4



# 나. 입력 이미지 전후 비교

#### 1. 입력 이미지 양 축소

본 실험에서는 3D 재구축을 위해 실내 및 실외 환경에서 각각 3분간 촬 영한 영상을 초당 1프레임씩 추출하여 총 5,300장의 이미지를 생성하였다. 추출된 각 프레임은 원본 상태로 저장되었으며, [그림 53; 그림 54]는 순차 적으로 추출된 프레임이 정상적으로 저장된 과정을 보여준다. 생성된 데이 터는 이후 전처리 및 3D 재구축 과정의 입력 자료로 활용되었으며, 실험의 기본 데이터로 사용되었다.



[그림 53] 실내 테스트를 위해 추출된 프레임 이미지





[그림 54] 실외 테스트를 위해 추출된 이미지

유사 이미지 제거 후 남은 이미지는 전체의 27%에 해당하는 1,444장으 로, 이는 선별 프로그램의 조건을 충족한 이미지의 수를 나타낸다. 1,444장 의 이미지는 3D Gaussian Splatting을 제작하기에 충분한 양으로 평가된 다. 이러한 결과는 원본 데이터에 필요 이상으로 초점이 흐리거나 흔들린 이미지, 중복된 이미지가 포함되어 있었음을 보여주며, 선별 프로그램이 불 필요한 이미지를 효과적으로 제거할 수 있음을 입증한다.



# 다. 결과 분석

#### 1. 실내 데이터 결과 분석

실내 환경에서 촬영된 이미지는 비교적 일정한 조명 조건과 구조적 안정 성을 가진 공간에서 수집되었다. 전처리 과정을 적용한 후 PSNR과 SSIM 값의 변화를 분석한 결과는 다음과 같다<표 5>.

PSNR의 경우, 전처리 전 평균값은 16.77로 나타났으며, 전처리 후에는 18.69로 증가하였다. 모든 이미지에서 PSNR 값이 상승하였으며, 이는 전 처리 과정이 최종 결과의 품질을 향상했음을 보여준다.

SSIM 값의 경우, 첫 번째 이미지는 0.775에서 0.807로 증가하였다. 이러 한 결과는 선별 프로그램이 높은 품질의 이미지만을 사용하도록 함으로써 구조적 유사성을 증가시켰음을 나타낸다.

전처리 과정 전	전처리 과정 후
PSNR: 16.76 SSIM: 0.775	PSNR: 18.68 SSIM: 0.807
PSNR: 16.77 SSIM: 0.742	PSNR: 18.69 SSIM: 0.728
PSNR: 16.77 SSIM: 0.588	PSNR: 18.69 SSIM: 0.555

<표 5> 실내 3D Gaussian Splatting 품질 비교



#### 2. 실외 데이터 결과 분석

실외 환경에서 촬영된 이미지는 시간, 날씨, 복잡한 배경 요소를 포함하 여 수집되었다. 전처리 과정을 적용한 후 PSNR과 SSIM 값의 변화를 분석 한 결과는 다음과 같다<표 6>.

PSNR의 경우, 전처리 전 평균값은 12.01로 나타났으며, 전처리 후 12.91로 증가하였다. 특히, 첫 번째 이미지는 12.31에서 13.71로 상승하며, 선별 프로그램을 통한 개선 방식이 최종 결과의 품질을 향상시킨다는 것을 확인할 수 있었다.

SSIM 값은 전반적으로 큰 변화가 없었다. 일부 이미지는 0.435에서 0.440 으로 소폭 상승하였으며, 다른 이미지는 0.383에서 0.411로 미미한 변화를 보였다. 이는 실외 환경에서 촬영된 이미지가 조명 변화와 복잡한 배경 요소 의 영향을 크게 받아 전처리 효과가 제한적으로 나타났음을 보여준다.

전처리 과정 전	전처리 과정 후
PSNR: 12.31 SSIM: 0.460	PSNR: 13.71 SSIM: 0.484
PSNR: 12.52 SSIM: 0.435	PSNR: 12.90 SSIM: 0.440
PSNR: 11.19 SSIM: 0.383	PSNR: 12.11 SSIM: 0.411

<표 6> 실외 3D Gaussian Splatting 품질 비교





실내와 실외 데이터를 대상으로 한 전처리 실험 결과, 선별 프로그램은 두 환경에서 모두 정상적으로 작동하며 3D 재구축 데이터 품질 향상에 기 여하는 것으로 나타났다. 실내 및 실외 데이터는 조명 조건과 구조적 안정 성의 영향을 받아 PSNR 점수가 상승했으며, 이는 블러 이미지를 제거하여 데이터 품질을 유지하는 것이 최종 재구축 결과의 품질에 긍정적인 영향을 미친다는 것을 보여준다.



V. 결론

포토그래메트리 기술이 빠르게 발전하면서 고품질의 3D 재구축이 가능해 졌다. 높은 품질의 재현을 위해서는 고품질 이미지를 선별하여 학습 데이터 로 사용하는 것이 필수적이다. 이를 위해 체계적인 이미지 평가 방법이 필 요하다. 하지만 기존 연구는 주로 이미지 품질을 후처리 방식으로 개선하는 데 의존하고 있어 실제 활용에 한계가 있다는 문제가 있다. 특히, 이러한 한계는 3D Gaussian Splatting 학습 과정에서 두드러지며, 이미지 평가 방법을 통합하고 적절한 품질 기준을 설정하는 데 많은 어려움이 있다.

본 연구는 3D Gaussian Splatting 과정에서 입력 이미지의 품질이 재구 축 결과에 미치는 영향을 체계적으로 분석하고, 이를 개선하기 위한 데이터 전처리 방식을 제안하였다. 연구 결과, 3D Gaussian Splatting은 대량의 이미지가 필요하지 않으며, 이미지 품질이 최종 재구축 성능에 큰 영향을 미친다는 점을 확인하였다. 특히, 블러 및 초점 불량 이미지를 제거할 때 재구축 품질이 유의미하게 향상됨을 실험적으로 입증하였다.

개발된 이미지 선별 프로그램은 입력된 이미지를 자동으로 평가하고, 품 질 기준에 미달하는 이미지를 효과적으로 제거할 수 있었다. 이를 통해 구 축 과정에 악영향을 미치고 중복되는 이미지들을 배제할 수 있었으며 최적 의 이미지 세트를 구성함으로 재구축 품질 향상, 처리 시간 및 메모리 사용 량 단축 등의 결과를 유도할 수 있었다.

연구에 사용한 실내 데이터 결과 분석에서 전처리 전 평균 PSNR 값은 16.77로 나타났으며, 전처리 후 값은 18.69로 증가하였다. 모든 이미지에서 PSNR 값이 상승하였으며, 이는 전처리 과정이 최종 결과의 품질을 증가시 켰음을 나타낸다. SSIM 값의 경우, 첫 번째 이미지는 0.775에서 0.807로 증가하였다. 이는 선별 프로그램을 통해 고품질의 이미지만을 사용함으로써

- 60 -



구조적 유사성이 증가한 것으로 판단된다.

실외 데이터 결과 분석에서 전처리 전 평균 PSNR 값은 12.01로 나타났 으며, 전처리 후 값은 12.91로 증가하였다. 첫 번째 이미지는 12.31에서 13.71로 상승하였으며, 이는 선별 프로그램을 통한 품질 개선이 최종 결과 의 품질 향상에 기여함을 보여준다. SSIM 값은 전반적으로 큰 변화가 없었 으나, 일부 이미지는 0.435에서 0.440으로 소폭 상승하였고, 다른 이미지는 0.383에서 0.411로 낮은 변화 차이를 보였다. 이는 실외 환경에서 촬영된 이미지가 조명 변화와 복잡한 배경 요소의 영향을 크게 받아 전처리 효과 가 제한적으로 나타났음을 의미한다.

실내 및 실외 데이터를 대상으로 진행한 전처리 실험 결과, 선별 프로그 램은 두 환경에서 모두 정상적으로 작동하며 3D 재구축 데이터의 품질 향 상에 기여하였다. 초점이 맞지 않거나 흔들린 이미지를 제거한 결과, PSNR 및 SSIM 지표가 전처리 이전보다 개선되었고, 데이터 품질 유지가 최종 결 과에도 긍정적인 영향을 미쳤다. 또한, 이미지 관리의 효율성이 높아져 재 구축 처리 시간이 단축되었으며, 이는 이미지 전처리 과정이 성능 개선에 효과적임을 확인시켜준다.

본 연구의 결과를 통해 제시된 전처리 프로그램이 3D 재구축의 품질과 처리 효율성을 동시에 향상시킬 수 있음을 확인하였다. 향후 연구에서는 다 양한 환경과 조건에 본 연구의 결과를 적용하여 그 범위를 확장하고, 이미 지 전처리 알고리즘의 정밀도를 더욱 개선하는 방안을 모색할 필요가 있다. 특히 실제 메타버스 환경 구축 시 빛의 정보에만 의존할 경우 장면 생성에 한계가 발생할 수 있으므로, 이러한 문제를 해결하기 위한 추가적인 연구와 기술적 접근이 요구된다.


## 참고문헌

- 김민영, 김건호, 이민석, 이성배, 김규헌 (2022). 딥러닝 기반 특징점 추출 및 매칭 기술을 활용한 밝기 적응형 영상 스티칭. 한국방송미디어 공학회 학술발표대회 논문집.
- 김성빈, 류영일, 정종범, 김인애, 이순빈, 김승환, 류은석 (2020). 가상 현실 서비스에서의 객관적 품질 측정. 2020 하계 컴퓨터통신 워크샵.
- 김찬호 (2017). "[김찬호의 그림마실 3] -미래주의, 자코모 발라-". Retrieved from https://www.dailyjn.com/news/articleView.html?idxno=46211
- 김태형 (2022). "문화유산의 3D 복원 사례 이미지". 대한경제. Retrieved from https://m.dnews.co.kr/m\_home/view.jsp?idxno=202201060807 579300244
- 이창섭 (2019). 사진 전문가적 관점을 반영한 인물사진의 일반적인 선호도 측정 프로그램 개발 연구. 중앙대학교 첨단영상대학원 석사학위논 문.
- 임재현, 이승빈, 소요환 (2023). 촬영 각도에 따른 3D 모델 복원 품질 비교 연구: 포토그래메트리를 중심으로. 디지털콘텐츠학회논문지, 24(1), 69-78.
- 진형우, 정은희, 송하일, 우운택 (2023). 입력 이미지 수와 장면의 동적 특 성에 기반한 Gaussian Splatting의 정량적 최적 학습 조건. 한국 정보과학회 학술발표논문집, 2023(12), 1089-1091.





- Apollonio, F. I., Fantini, F., Garagnani, S., & Gaiani, M. (2021). A Photogrammetry-Based Workflow for the Accurate 3D Construction and Visualization of Museums Assets. Remote Sensing, 13(3), 486. https://doi.org/10.3390/rs13030486
- Chan, K. L., Li, L., Leung, A. W. T., & Chan, H. Y. (2021). 3D modelling of survey scene from images enhanced with a multi-exposure fusion. arXiv preprint arXiv:2111.05541.
- Chen, C., Xiong, Z., Tian, X., Zha, Z. J., & Wu, F. (2019). Camera lens super-resolution. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1652-1660).
- Chen, Y., Xu, H., Zheng, C., Zhuang, B., Pollefeys, M., Geiger, A., ... & Cai, J. (2024). Mvsplat: Efficient 3D Gaussian Splatting from Sparse Multi-View Images. In European Conference on Computer Vision (pp. 370-386). Springer, Cham.
- Cheng, Z., Li, H., Asano, Y., Zheng, Y., & Sato, I. (2021). Multi-view 3d reconstruction of a texture-less smooth surface of unknown generic reflectance. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 16226-16235).
- Fardo, F. A., Conforto, V. H., de Oliveira, F. C., & Rodrigues, P. S. (2016). A formal evaluation of PSNR as a quality measurement parameter for image segmentation algorithms. arXiv preprint arXiv: 1605.07116. https://doi.org/10.48550/arXiv.1605.07116

- 63 -



- Fei, B., Xu, J., Zhang, R., Zhou, Q., Yang, W., & He, Y. (2024). 3D Gaussian as a New Vision Era: A Survey. arXiv preprint arXiv:2402.07181.
- Gaiani, M., Remondino, F., Apollonio, F., & Ballabeni, A. (2016). An advanced pre-processing pipeline to improve automated photogrammetric reconstructions of architectural scenes. Remote Sensing, 8(3), Article 178. https://doi.org/10.3390/rs8030178
- Gao, K., Gao, Y., He, H., Lu, D., Xu, L., & Li, J. (2022). Nerf: Neural radiance field in 3d vision, a comprehensive review. arXiv preprint arXiv:2210.00379.
- Ghosh, S. K. (1979). History of photogrammetry: Chapter 6 -Analytical methods and instruments. In History of Photogrammetry. ISPRS.
- Guédon, A., & Lepetit, V. (2024). Sugar: Surface-aligned gaussian splatting for efficient 3d mesh reconstruction and high-quality mesh rendering. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 5354-5363).
- He, Y. (2023). Capture images for Gaussian splatting. Medium. Retrieved December 8, 2024, from https://medium.com/@heyulei/capture-images-for-gaussian -splatting-81d081bbc826
- Hosseininaveh, A., Serpico, M., Robson, S., Hess, M., Boehm, J., Pridden, I., & Amati, G. (2012). Automatic image selection



in photogrammetric multi-view stereo methods. In Proceedings of the XXII International Society for Photogrammetry and Remote Sensing Congress (pp. 9-16).

Kaneda, A., Nakagawa, T., Tamura, K., Noshita, K., & Nakao, H. (2022). A proposal of a new automated method for SfM/MVS 3D reconstruction through comparisons of 3D data by SfM/MVS and handheld laser scanners. PLOS ONE, 17(7), e0270660.

https://doi.org/10.1371/journal.pone.0270660

- Kerbl, B., Kopanas, G., Leimkühler, T., & Drettakis, G. (2023). 3D Gaussian Splatting for Real-Time Radiance Field Rendering. ACM Trans. Graph., 42(4), 139-1.
- Khan, M., Fazlali, H., Sharma, D., Cao, T., Bai, D., Ren, Y., & Liu, B. (2024). Autosplat: Constrained Gaussian Splatting for Autonomous Driving Scene Reconstruction. arXiv preprint arXiv:2407.02598.
- Lomurno, E., Romanoni, A., & Matteucci, M. (2022). Improving multi-view stereo via super-resolution. In International Conference on Image Analysis and Processing (pp. 102-113). Springer, Cham.
- Ma, L., Li, X., Liao, J., Zhang, Q., Wang, X., Wang, J., & Sander, P. V. (2022). Deblur-nerf: Neural radiance fields from blurry images. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 12861-12870).



- Martin-Brualla, R., Radwan, N., Sajjadi, M. S., Barron, J. T., Dosovitskiy, A., & Duckworth, D. (2021). Nerf in the wild: Neural radiance fields for unconstrained photo collections. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 7210-7219).
- Matuzevičius, D., Urbanavičius, V., Miniotas, D., Mikučionis, Š., Laptik, R., & Ušinskas, A. (2024). Key-point-descriptorbased image quality evaluation in photogrammetry workflows. Electronics, 13(11), 2112.

https://doi.org/10.3390/electronics13112112

- Mildenhall, B., Srinivasan, P. P., Tancik, M., Barron, J. T., Ramamoorthi, R., & Ng, R. (2021). Nerf: Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis. Communications of the ACM, 65(1), 99-106.
- Rangelov, Dimitar & Waanders, Sierd & Waanders, Kars & Van Keulen, Maurice & Miltchev, Radoslav. (2024). Impact of camera settings on 3D Reconstruction quality: Insights from NeRF and Gaussian Splatting.

10.20944/preprints202410.2041.v1.

- Remondino, F., Karami, A., Yan, Z., Mazzacca, G., Rigon, S., & Qin, R. (2023). A critical analysis of NeRF-based 3D reconstruction. Remote Sensing, 15(14), Article 3585. https://doi.org/10.3390/rs15143585
- Salagean-Mohora, I., Anghel, A. A., & Frigura-Iliasa, F. M. (2023). Photogrammetry as a digital tool for joining heritage



documentation in architectural education and professional practice. Buildings, 13(2), 319.

https://doi.org/10.3390/buildings13020319

Sambugaro, Z., Orlandi, L., & Conci, N. (2024). 3D reconstruction methods in industrial settings: A comparative study for COLMAP, NeRF, and 3D Gaussian Splatting. In Ital-IA 2024: 4th National Conference on Artificial Intelligence, organized by CINI (pp. XX-XX). Naples, Italy, May 29-30, 2024.

https://zenos4mbu.github.io/photogrammetry\_nerf.github.io/ Schindler, K. (2014). Mathematical foundations of photogrammetry.

- Schönberger, J. L., & Frahm, J.-M. (2016). Structure-from-motion revisited. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 4104-4113). https://github.com/colmap/colmap
- Sieberth, T., Wackrow, R., & Chandler, J. (2014a). Influence of blur on feature matching and a geometric approach for photogrammetric deblurring. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XL-3, 321-326.

https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-3-321-2014

Sieberth, T., Wackrow, R., & Chandler, J. (2014b). Motion blur disturbs - The influence of motion-blurred images in photogrammetry. The Photogrammetric Record, 29(148), 434 -453. https://doi.org/10.1111/phor.12082

- 67 -



- Surmen, H. (2023). Photogrammetry for 3D reconstruction of objects: Effects of geometry, texture, and photographing. Image Analysis & Stereology, 42(1), 51-63. https://doi.org/10.5566/ias.2887
- Wang, X. (2007). Laplacian operator-based edge detectors. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29(5), 886-890. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2007.1027
- Wang, Z., Bovik, A. C., & Sheikh, H. R. (2005). Structural similarity-based image quality assessment. In A. C. Bovik (Ed.), Digital video image quality and perceptual coding (pp. 117-141). CRC Press.

https://doi.org/10.1201/9781420027822.ch7

- Wu, T., Yuan, Y. J., Zhang, L. X., Yang, J., Cao, Y. P., Yan, L. Q., & Gao, L. (2024). Recent advances in 3D Gaussian splatting. Computational Visual Media, 10(4), 613-642.
- Xu, Q., Xu, Z., Philip, J., Bi, S., Shu, Z., Sunkavalli, K., & Neumann, U. (2022). Point-nerf: Point-based neural radiance fields. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 5438-5448).
- Zhang, T., Huang, K., Zhi, W., & Johnson-Roberson, M. (2024). DarkGS: Learning Neural Illumination and 3D Gaussians Relighting for Robotic Exploration in the Dark. arXiv preprint arXiv:2403.10814.



### 국문초록

#### 3D 재구축 정확도 향상을 위한

#### 포토그래메트리 입력 데이터 선별 자동화 연구

남상우

영상학과 영상예술학-디지털/과학사진 전공 중앙대학교 첨단영상대학원

본 연구는 3D Gaussian Splatting 기술의 효율성과 품질을 개선하기 위 해 입력 이미지 데이터를 자동 선별하고 품질을 향상시키는 프로그램을 제 안한다. 기존의 포토그래메트리 기반 3D 재구축 과정에서는 다양한 품질의 입력 데이터가 혼재되어 있어, 최종 3D 모델의 정확성과 세부 표현력이 저 하되는 문제가 빈번히 발생한다. 특히, 초점 불량이나 흔들림이 있는 이미 지, 그리고 불필요한 중복 데이터는 3D 재구축의 처리 효율성을 떨어뜨리 고 메모리 사용량을 증가시키는 원인이 된다. 이를 해결하기 위해 본 연구 에서는 라플라시안 연산자(Laplacian Operator), 히스토그램 분석, 그리고 구조적 유사성 지수(SSIM)를 활용하여 자동화된 이미지 평가 및 선별 알고 리즘을 설계하고 구현하였다.

개발된 프로그램은 입력 이미지의 품질을 정량적으로 평가하고, 초점 불 량과 흔들림, 중복 데이터를 효율적으로 제거함으로써 데이터의 전반적인 품질을 향상시켰다. 실험 결과, 개선된 데이터 세트를 기반으로 3D Gaussian Splatting을 수행했을 때, PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) 과 SSIM (Structural Similarity Index Measure)에서 유의미한 개선을 확 인할 수 있었다. 특히, 실내 및 실외 데이터를 활용한 비교 실험에서 전처

- 69 -



리 과정이 3D 재구축 결과에 미치는 긍정적인 영향을 명확히 입증하였다. 또한, 전처리 과정을 통해 메모리 사용량이 감소하고, 처리 속도가 향상되 는 부수적인 효과도 관찰되었다.

본 연구는 입력 데이터 전처리가 3D 재구축 품질을 높이고 처리 효율성 을 강화하는 데 있어 필수적인 과정임을 강조하며, 다양한 응용 분야와 환 경에서 활용 가능성이 높음을 제시한다. 향후 연구에서는 제안된 프로그램 을 더욱 고도화하여, 다양한 입력 데이터 조건에서도 일관되게 우수한 품질 의 3D 재구축 결과를 도출할 수 있도록 알고리즘을 최적화하고 확장할 계 획이다.

핵심어: 3D 재구축, 이미지 평가, 3D Gaussian Splatting



## ABSTRACT

# A Study on Automating Photogrammetry Input Data Selection for Improving 3D Reconstruction Accuracy

Nam, Sang Woo Major in Digital/Scientific Photography Dept. of Multimedia and Film The Graduate School of Advanced Imaging Science Multimedia and Film Chung-Ang University

This study proposes a program designed to automatically select and enhance the quality of input image data to improve the efficiency and accuracy of 3D Gaussian Splatting technology. In traditional photogrammetry-based reconstruction processes, inconsistencies in input data quality have been a major factor contributing to the degradation of accuracy and detail in the final models.

To address this issue, this research developed automated image selection algorithms evaluation and utilizing the Laplacian operator, histogram analysis, and the SSIM(Structural Similarity Experimental results demonstrate Index Measure). that the proposed program effectively improves data quality by eliminating out-of-focus. blurred. and duplicate images, significantly



enhancing PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio) and SSIM metrics in 3D Gaussian Splatting outputs.

A comparative analysis of pre-processed and non-pre-processed data in both indoor and outdoor environments highlights the critical role of prepossessing in enhancing the final output quality. This study emphasizes the importance of input data prepossessing in simultaneously improving the quality and efficiency of 3D reconstruction and suggests its potential applicability across various environments.

Key Words: 3D Reconstruction, Image evaluation,

3D Gaussian Splatting

