

단일 카메라의 한계를 넘어, 실시간 메트릭 스케일 3D 맵핑을 실현하다

3D Computer Vision Researcher | 이병권 (Lee Byeonggwon) 포트폴리오

Profile & Overview

Education

- 동국대학교 컴퓨터 AI학과 (석사 과정)
2026.02 졸업 예정
- 한양대학교 Erica 소프트웨어학과 (학사)
2023.02 졸업
- 상계 고등학교
2016.02 졸업

Publications

Online 3DGS w/ NVS

IJCAI 2025 1st Author Oral

MVS-GS

IEEE Access 1st Author

Stereo-GS

MDPI Electronics 1st Author

M2Depth

CVPR Submission Under Review

Work Experience

- 2D Computer Vision Researcher (RTM)
2022.09 ~ 2024.02
 - 제조업 불량 검출 알고리즘 경량화 및 최적화
 - Few-Shot Auto Labeling 기술 개발

Core Skills

"AI Top-tier 논문 1저자 역량과 실무 경험을 겸비한
Full-stack 3D Vision Engineer"

Python PyTorch CUDA SLAM 3DGS MVS

MVS-GS

High-Quality 3D Gaussian Splatting Mapping via Online Multi-View Stereo

IEEE Access

LIMIT

Sparse Depth 의존 → 기하학적 불교

GOAL

3DGS 최적화를 위한 정밀한 Dense Geometry 확보

SOLUTION

Online MVS Depth Guidance로 강건한 재구성

Method Overview

- **SLAM-based Pose Estimation:** DROID-SLAM을 활용한 연속 프레임 추적 및 Global Coordinate 확보
- **Online MVS Estimation:** Local Window 내 다수 프레임을 활용하여 High-Resolution Depth 생성
- **Geometric Refinement:** 프레임 간 정합성 검증을 통한 Outlier 제거
- **Geometry-aware 3DGS:** 정제된 Depth 기반 Gaussian 초기화 및 최적화

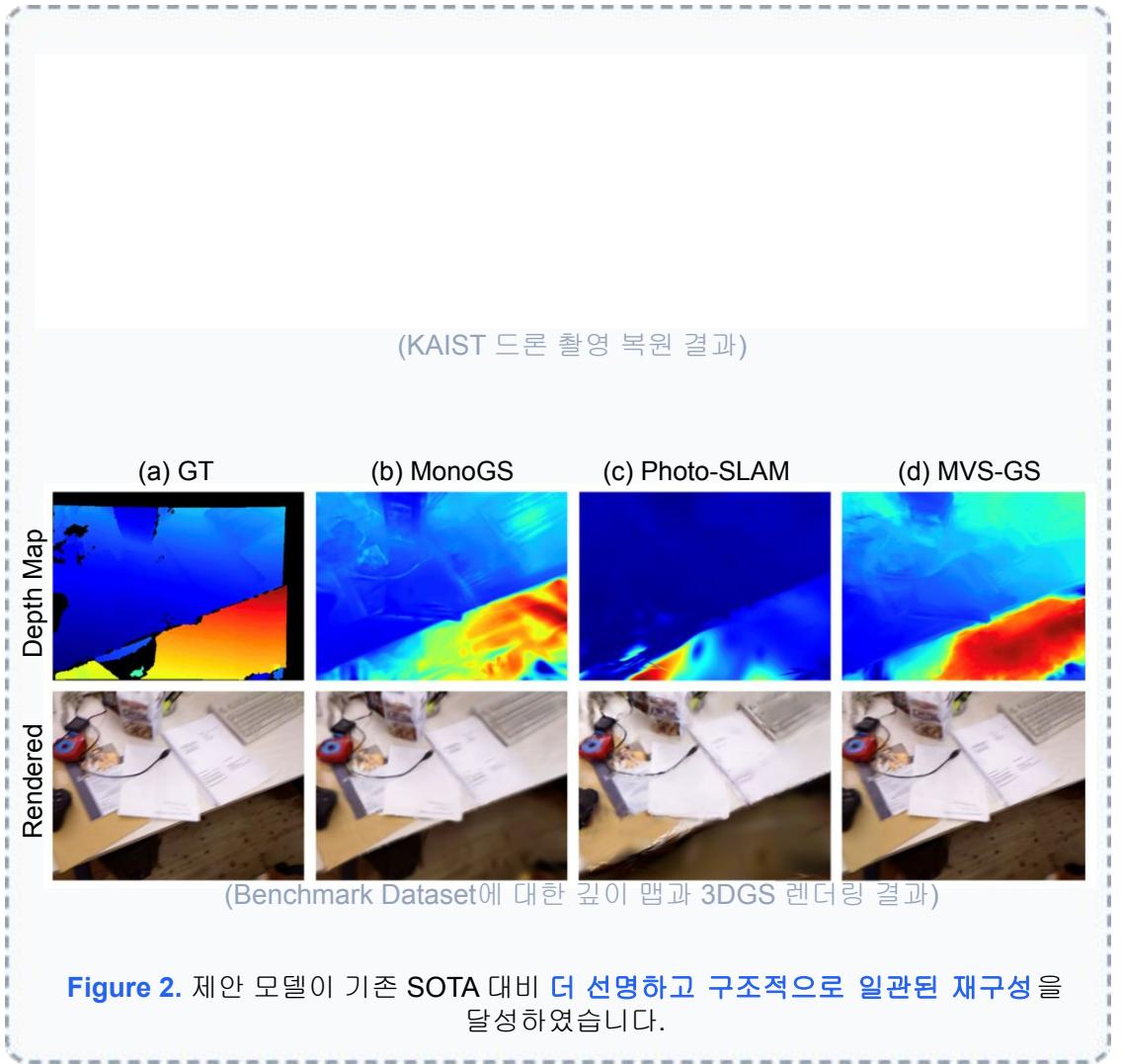
Sparse Depth

Depth Prediction

MVS Depth

Figure 1. MVS 기반의 Dense Point Cloud를 생성하여 정밀한 복원을 달성했습니다.

MVS-GS: Results & Contributions



Contributions

- **Novel Framework:** Online MVS와 3DGS를 결합하여 기하학적 정확성을 보장하는 새로운 파이프라인
- **Robustness:** 대규모 실외 씬(Large-scale Outdoor)에서도 SOTA 대비 강건한 재구성 품질 확보

Achievements

- **IEEE Access** 게재 (1저자, SCIE, IF: 3.9)
- **특허 출원 2건** (국내 1건, 국제 1건) - 주발명자
- [Demo Video](#)

Online 3DGS w/ NVS

Online 3D Gaussian Splatting Modeling with Novel View Selection

IJCAI 2025 (Oral)

LIMIT

Keyframe 의존 → 재구성 불완전성
(Incompleteness)

GOAL

실시간 연산 제약 극복을 위한 **최적 프레임
(Non-keyframe)** 선별

SOLUTION

Uncertainty-aware NVS를 통한 완성도 향상

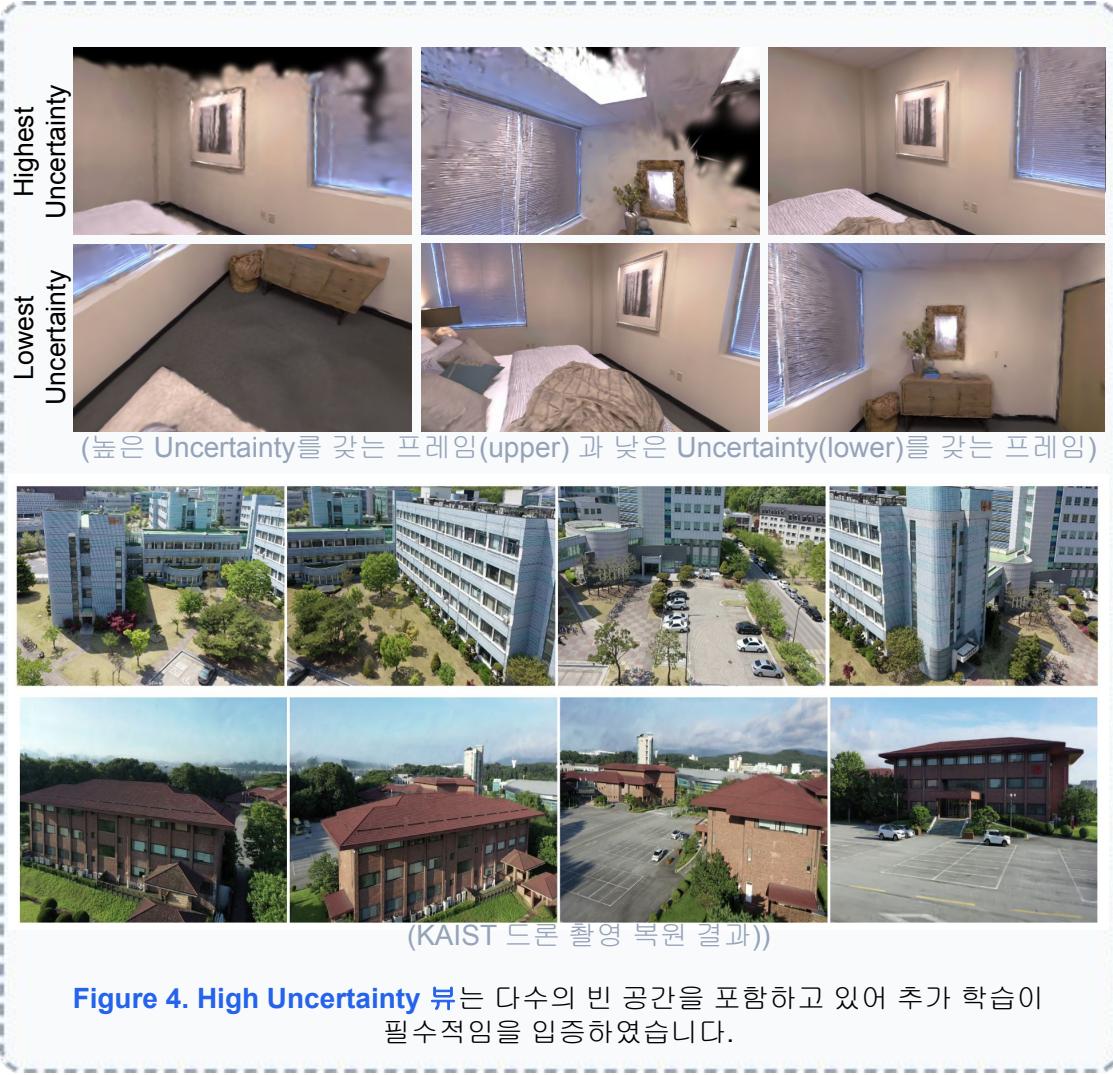
Method Overview

- **Robust Frontend:** DROID-SLAM 포즈 추적 및 MVS 깊이 맵 생성
- **Uncertainty Estimation:** Gaussian의 **Shape(Eigenvalue) & Gradient**을 분석하여 취약 영역 식별
- **Novel View Selection (NVS):** 불확실 영역을 커버하는 **최적의 Non-keyframe** 선별
- **Online Optimization:** 선별된 뷰를 학습하여 **Completeness(완성도)** 극대화



Figure 3. 최적의 Non-keyframe을 선별하여 3D Scene의 완성도를 높였습니다.

NVS: Results & Contributions



Contributions

- **SOTA Performance:** 기존 연구 대비 **PSNR 11.6% 향상** 및 렌더링 품질 우위 입증
- **Active Learning:** Gaussian Uncertainty 기반의 **능동적 프레임 선별 전략(NVS)** 제안
- **High Scalability:** 다양한 SLAM 시스템에 유연하게 적용 가능한 범용 프레임워크

Achievements

- **IJCAI 2025 Accepted** (Top-tier, BK21 IF: 4)
- **1st Author, Oral Presentation** 선정
- 교내 대학원 박람회 우수 연구상 수상
- 대학원 공식 뉴스레터 연구 성과 단독 보도 ([Link](#))

Stereo-GS

Online 3D Gaussian Splatting Mapping Using Stereo Depth Estimation

MDPI Electronics

LIMIT

단안 방식의 **Scale Ambiguity** & 기하 왜곡

GOAL

Absolute Scale 및 정밀 매핑 확보

SOLUTION

Stereo Foundation Model 기반 최적화

Method Overview

- **Stereo SLAM-based Pose:** 강건한 카메라 추적 및 **Absolute Scale** 확보
- **FoundationStereo:** Zero-shot Foundation Model을 활용하여 **Fine-tuning 없이** 고정밀 Depth 생성
- **Two-stage Filtering:** Variance 기반 정제와 Multi-view Consistency 검증
- **Selective Initialization:** 정제된 Depth 기반 **선택적 Gaussian 초기화**

Figure 5. 물리적으로 정확한 (**Metric-Scale**) Depth를 추정하여 단안 방식의 한계를 극복했습니다.

Stereo-GS: Results & Contributions

Method	Metric	MH01	MH02	MH03	MH04	MH05	V1_01	V2_01	Avg.
MonoGS	PSNR↑	25.88	17.26	19.59	25.23	24.67	28.07	23.65	23.48
	SSIM↑	0.85	0.68	0.71	0.85	0.84	0.90	0.83	0.81
	LPIPS↓	0.17	0.43	0.38	0.24	0.26	0.19	0.28	0.26
PhotoSLAM	PSNR↑	21.23	22.10	20.92	20.22	19.73	23.13	21.95	21.23
	SSIM↑	0.70	0.73	0.70	0.74	0.72	0.78	0.78	0.74
	LPIPS↓	0.30	0.29	0.34	0.34	0.38	0.28	0.30	0.32
Ours	PSNR↑	22.63	23.34	23.83	23.34	23.12	25.01	24.12	23.70
	SSIM↑	0.77	0.79	0.81	0.88	0.86	0.86	0.85	0.83
	LPIPS↓	0.27	0.26	0.27	0.19	0.22	0.22	0.23	0.24

EuRoC Benchmark Dataset Quantitative Results

Method	Metric	SE000	SE001	SE002	SE003	SE004	SE005	SE006	SE007	Avg.
MonoGS	PSNR↑	20.95	17.76	18.81	17.59	27.92	17.26	16.45	23.38	20.02
	SSIM↑	0.59	0.35	0.48	0.65	0.78	0.43	0.28	0.64	0.53
	LPIPS↓	0.60	0.69	0.58	0.51	0.55	0.66	0.76	0.56	0.61
PhotoSLAM	PSNR↑	20.70	16.41	16.95	23.16	25.98	16.28	17.73	24.07	19.67
	SSIM↑	0.58	0.30	0.39	0.72	0.81	0.40	0.33	0.75	0.50
	LPIPS↓	0.55	0.68	0.73	0.38	0.56	0.64	0.66	0.33	0.61
Ours	PSNR↑	23.49	20.32	20.64	23.5	29.28	20.00	17.39	25.12	22.47
	SSIM↑	0.67	0.58	0.46	0.82	0.93	0.53	0.34	0.68	0.61
	LPIPS↓	0.48	0.45	0.69	0.32	0.59	0.56	0.65	0.49	0.53

TartanAir Benchmark Dataset Quantitative Results

Table 1. 기존 Stereo 대비 월등한 Geometric Accuracy를 달성했습니다.

Contributions

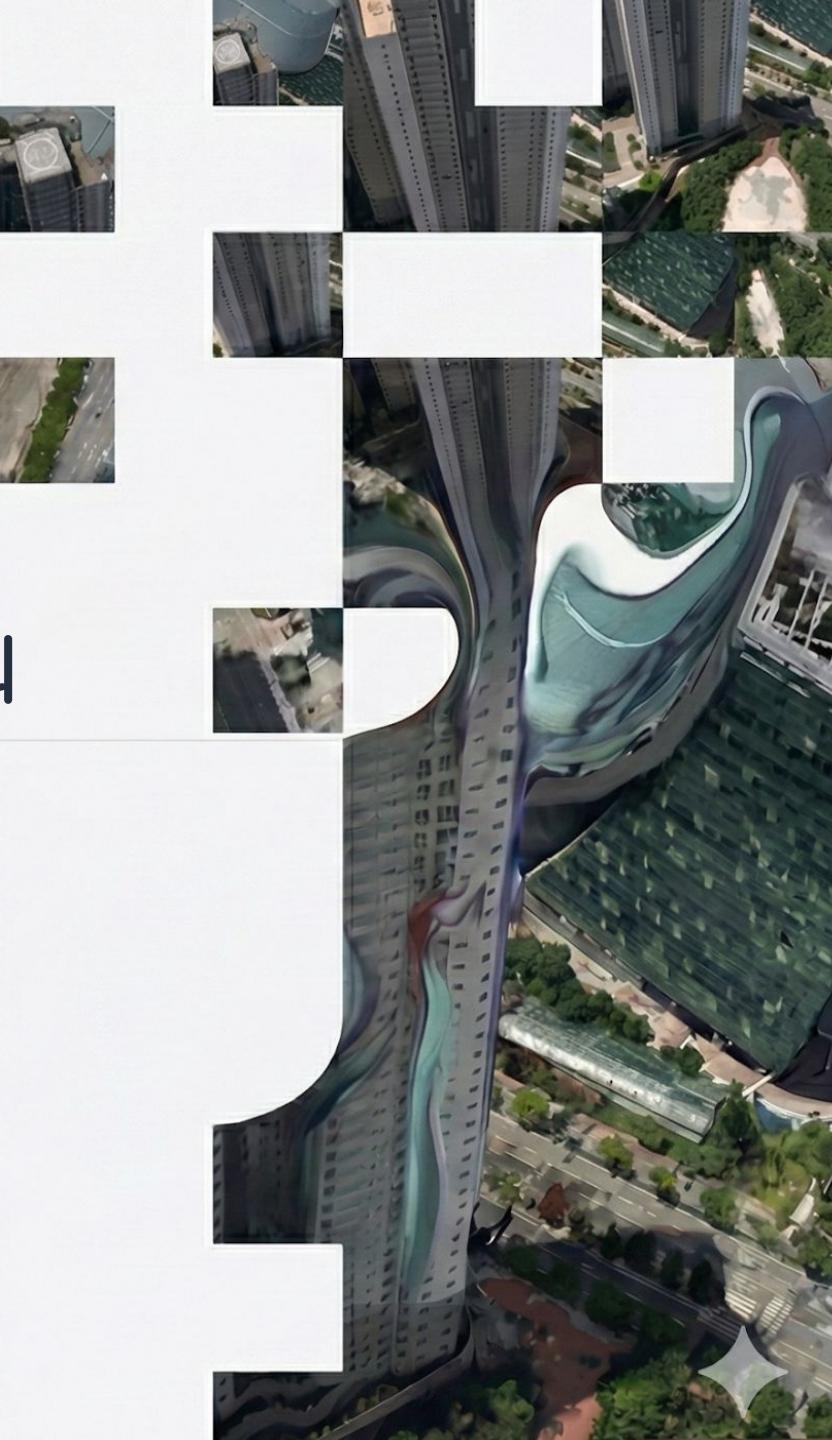
- **Metric Scale Accuracy:** 기존 단안 방식의 스케일 모호성을 해결하고, **Absolute Scale** 기반 재구성 달성
- **Robust Generalization:** 장면별 학습 없이(Training-free) 즉시 적용 가능한 **Zero-shot** 성능 입증
- **Real-time System:** Foundation Model과 3DGS 최적화를 실시간으로 수행하는 고효율 파이프라인

Achievements

- MDPI Electronics 게재 (1저자, SCIE, IF: 2.6)



연구를 넘어, 실제 현장의
복잡한 문제를
해결합니다



Project 1: Hybrid 3D Reconstruction Pipeline

드론 이미지 기반 Online(실시간) / Offline(고정밀) 재구성 시스템

Problem 1 Latency Bottleneck (연산 병목)

고해상도 드론 영상의 데이터량이 실시간 처리 한계를 초과하여, **프레임 드랍 및 모니터링 지연**이 발생하는 문제가 있었습니다.

Solution Adaptive Keyframe Selection

이미지 간 중복도(Overlap)를 실시간으로 계산하여 불필요한 프레임을 제거함으로써, **처리 속도를 4배 향상**시켰습니다.

Problem 2 Pose Drift (누적 오차)

장시간 비행 시 누적 오차로 인해 전체 맵이 틀어지는 현상이 발생했습니다.

Solution Hierarchical Optimization Pipeline

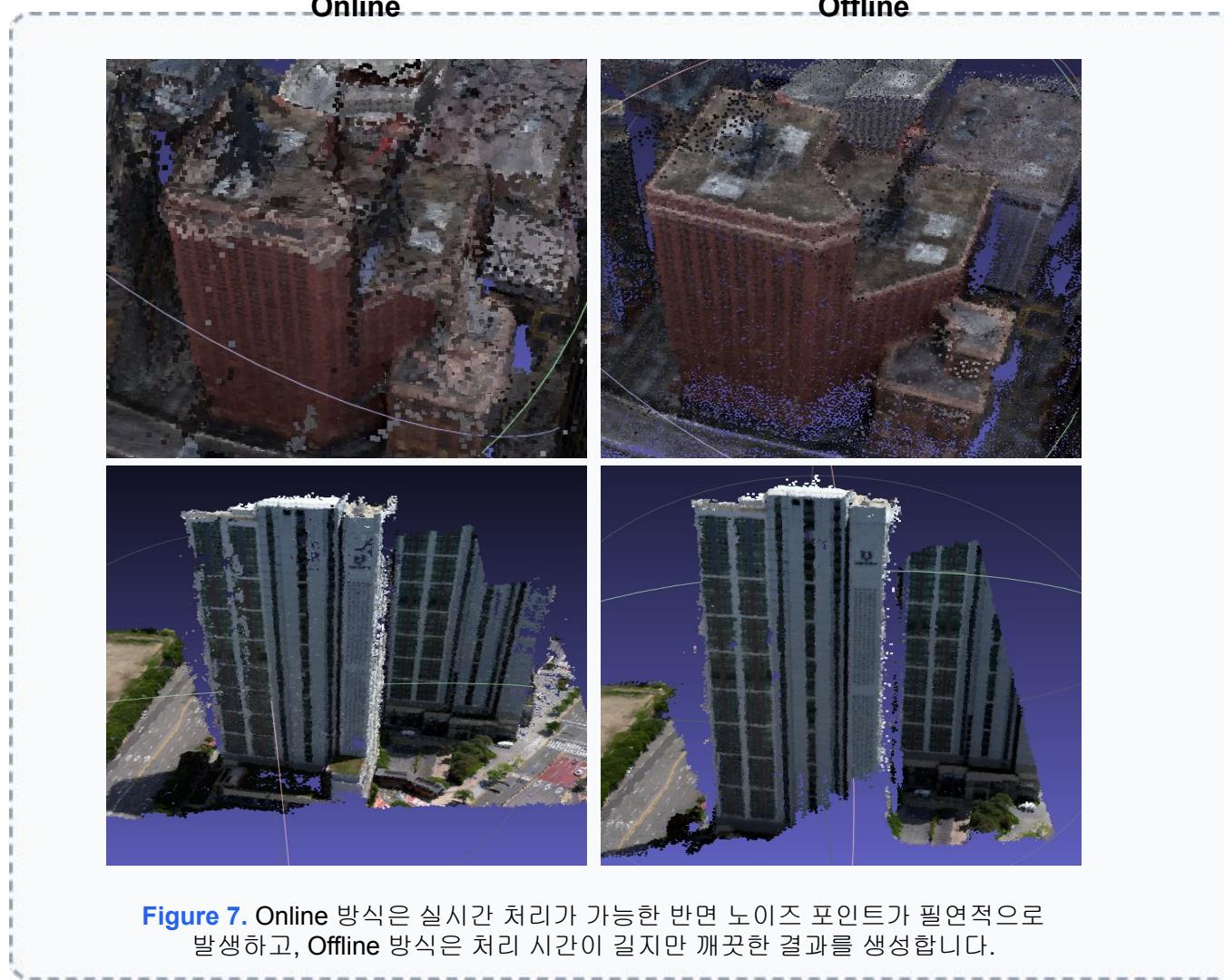
Local Bundle Adjustment를 통해 지역적 최적화를 수행하고, **Loop Detection** 및 **Closure**로 궤적 드리프트를 보정했습니다. 최종적으로 **Global Bundle Adjustment**를 적용하여 전역 일관성을 확보했습니다.

(Online Reconstruction)

(Offline Reconstruction)

Figure 6. Online/Offline Pipeline

Project 1: System Results & Insight



✓ Outcomes

- **Performance:** 처리 속도 **3.75배 향상** ($4 \rightarrow 15$ FPS) 및 실시간성 확보
- **Business:** Mobility One 납품 및 **후속 과제 수주**

Researcher's Insight

"단순히 알고리즘 성능을 높이는 것을 넘어, 하드웨어 리소스의 한계와 실시간 서비스의 요구사항(**Latency vs Quality**) 사이에서 최적의 균형점을 찾아내는 시스템 엔지니어링의 중요성을 배웠습니다."

Project 2: Generative AI for Sparse View

Diffusion 모델을 활용한 Sparse View 환경에서의 3D 재구성

Problem 1 Data Scarcity (데이터 부족)

드론 촬영 여건상 이미지 간 중복률이 낮아(Low Overlap), 특징점 매칭이 실패하고 3D 복원이 불가능한 상황이었습니다.

Solution Diffusion View Interpolation

Video Diffusion 기반의 영상 보간 기술을 적용하여, 인접 뷰를 인위적으로 생성해 매칭 성능을 확보했습니다.

Problem 2 Hallucination (환각 현상)

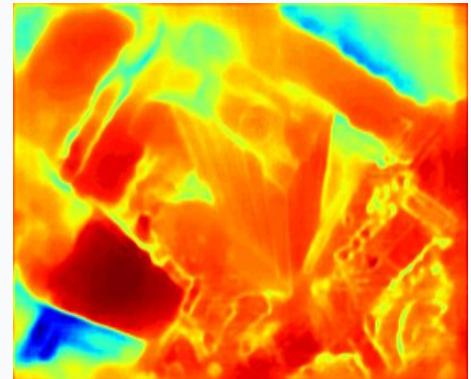
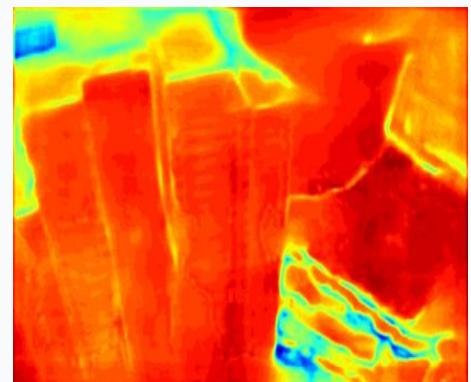
생성된 이미지에서 Ghosting 현상으로 인해 재구성된 3D 모델이 붕괴되었습니다.

Solution Geometric Constraint Filter (Quality Map)

실제 프레임과의 기하학적 일관성을 검증하는 필터를 설계하여, 유효한 정보만 선별적으로 3D 재구성에 반영했습니다.



Generated Image



Quality Map

Figure 8. Diffusion 모델이 생성한 이미지는 품질 편차가 존재할 수 있어, Quality Map을 도입하여 신뢰도 높은 이미지만을 후속 처리에 사용하였습니다.

Project 2: Reconstruction Results

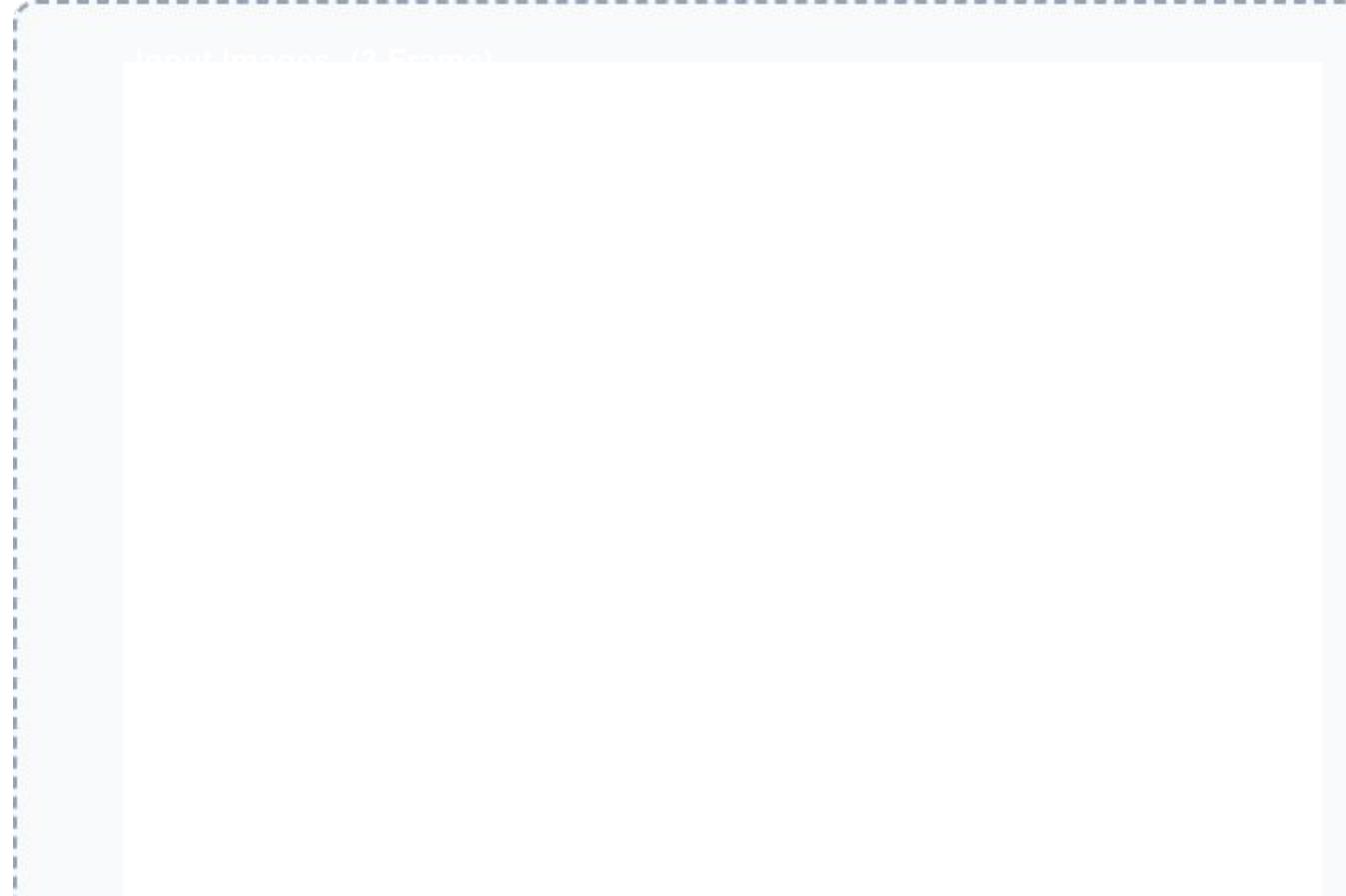


Figure 9. Diffusion 기반 프레임 생성을 통해 Sparse 영역을 완벽하게 복원할 수 있었습니다.

✓ Outcomes

- **Efficiency:** 처리 시간 **85% 단축** (100분 → 15분)
- **Quality:** 추가 촬영 없이 **Ghosting 없는 3D Mesh 복원**

Researcher's Insight

"생성형 AI 모델(GenAI)은 단순히 이미지를 만들어내는 도구를 넘어, 부족한 기하 정보를 채워주고 최적화 가능한 상태로 문제를 되돌려주는 강력한 '**Geometric Filter**'로서의 가능성을 확인했습니다."

Thank You

3D Vision 기술을 한 단계 더 높이겠습니다.

이병권 (Lee

 Byeonggwon) lee97400@naver.com

 010-4949-9224