



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

3D Computer Vision Researcher | 이병권 (Lee Byeongwon) 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

Work Experience

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

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

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 붕괴**

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

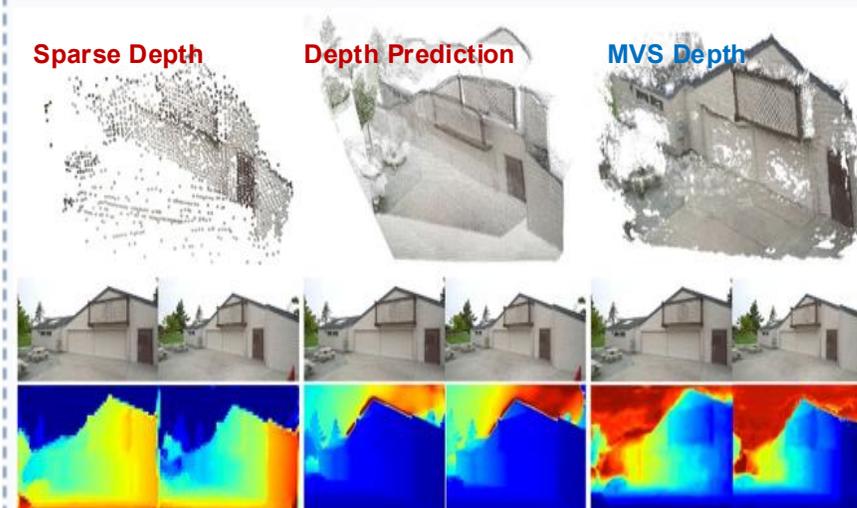
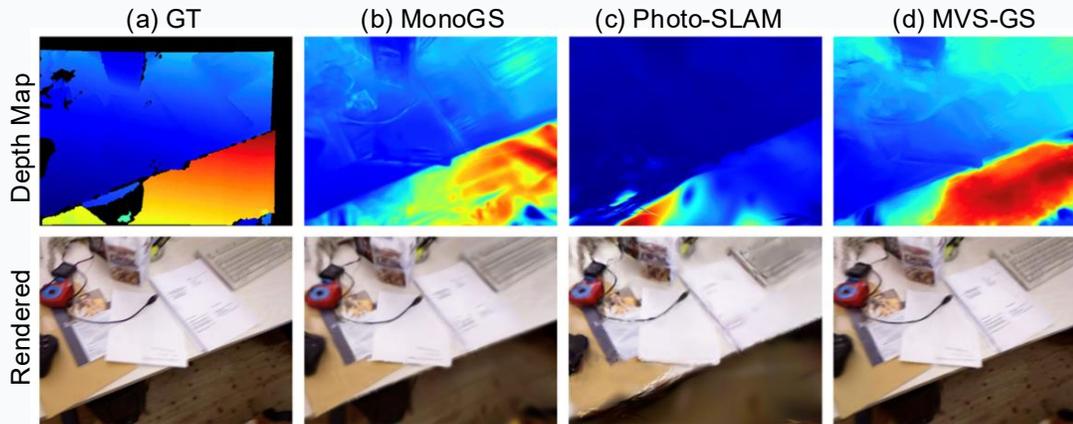


Figure 1. MVS 기반의 **Dense Point Cloud**를 생성하여 정밀한 복원을 달성했습니다.

MVS-GS: Results & Contributions



(KAIST 드론 촬영 복원 결과)



(Benchmark Dataset에 대한 깊이 맵과 3DGS 렌더링 결과)

Figure 2. 제안 모델이 기존 SOTA 대비 **더 선명하고 구조적으로 일관된 재구성을** 달성하였습니다.

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**를 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-keyframe**을 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**

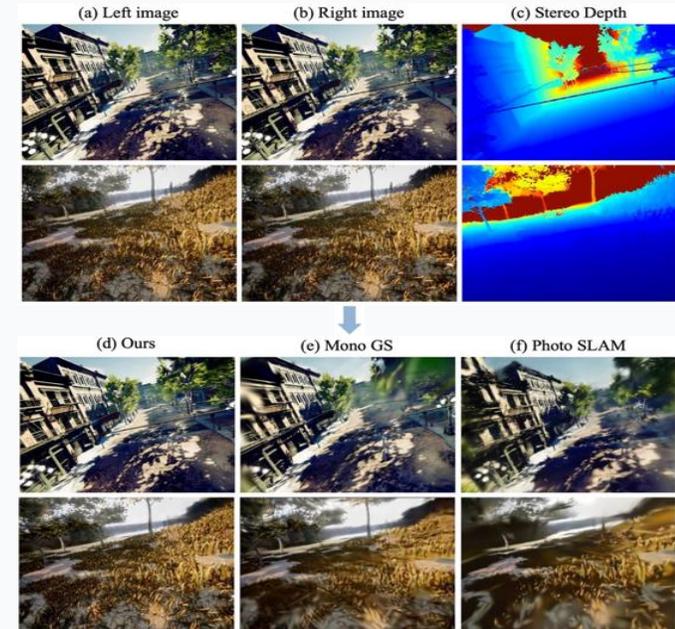


Figure 5. 물리적으로 정확한(Metric-Scale) Depth를 추정하여 단안 방식의 한계를 극복했습니다.

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

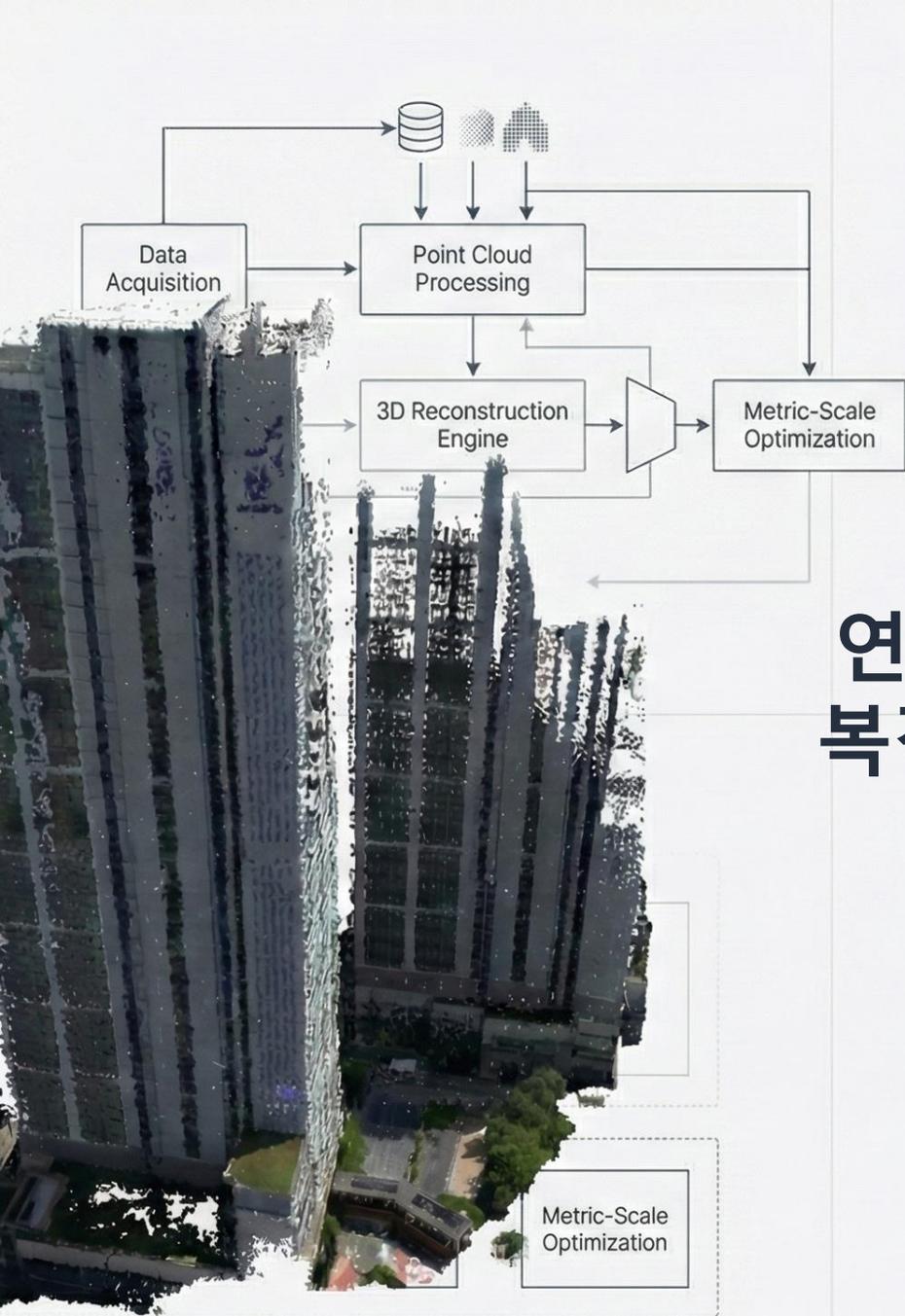
Table 1. 기존 Stereo 대비 월등한 **Geometric Accuracy**를 달성했습니다.

Contributions

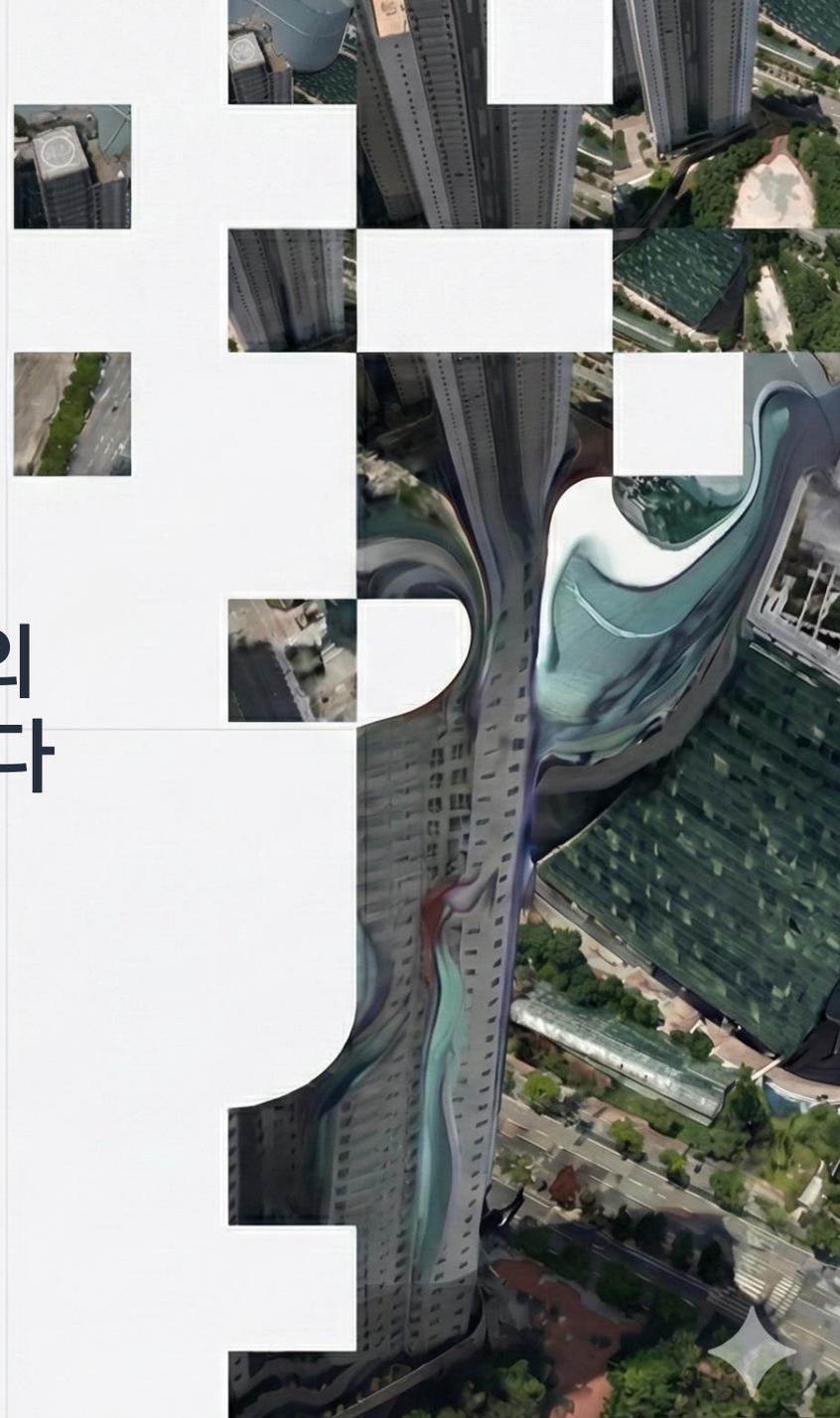
- **Metric Scale Accuracy:** 기존 단안 방식의 스케일 모호성을 해결하고, **Absolute Scale** 기반 재구성 달성
- **Robust Generalization:** 장면별 학습 없이(Training-free) 즉시 적용 가능한 **Zero-shot 성능 입증**
- **Real-time System:** Foundation Model과 3DGS 최적화를 실시간으로 수행하는 고효율 파이프라인

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.

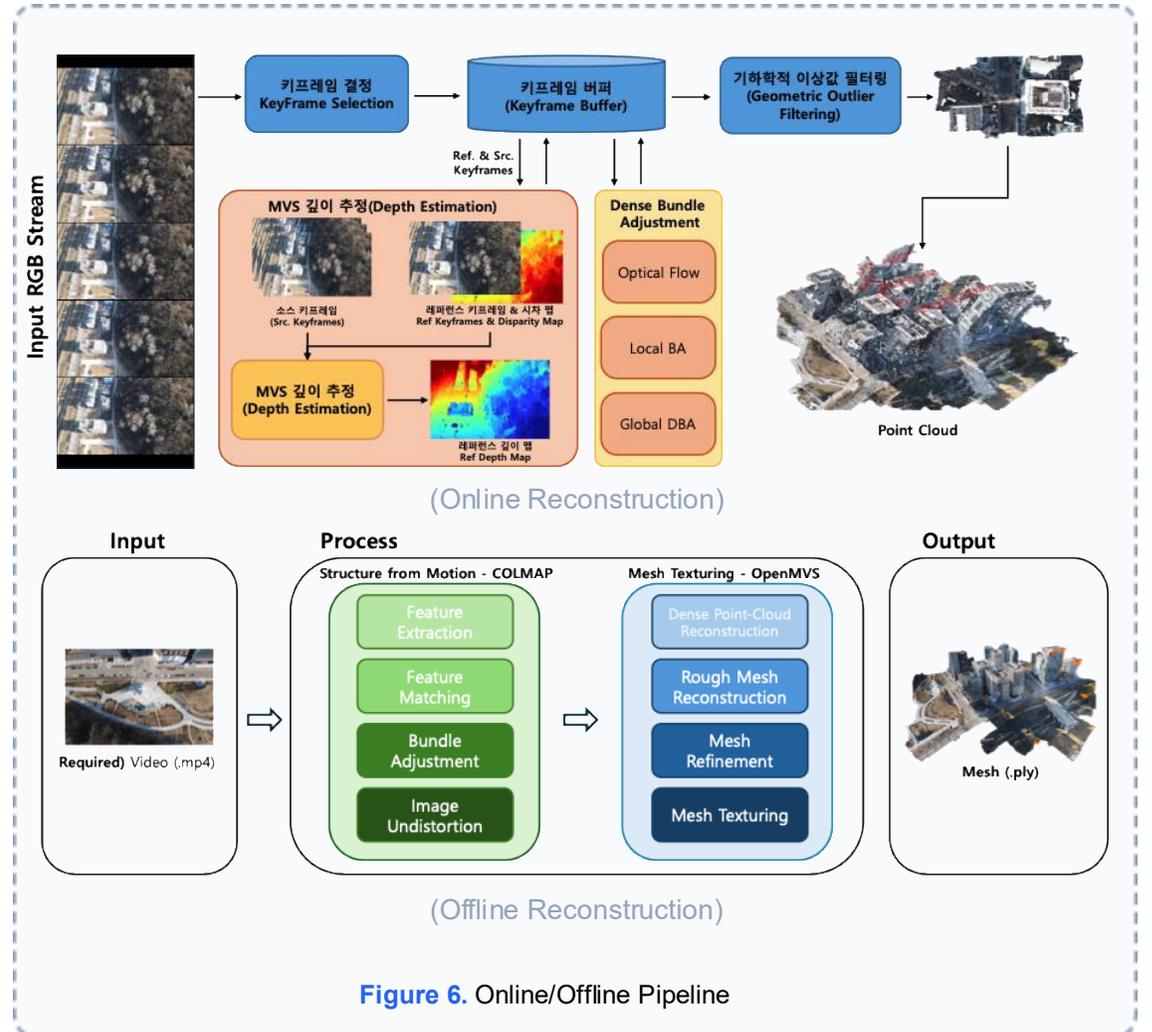


Figure 6. Online/Offline Pipeline

Project 1: System Results & Insight



✓ Outcomes

- **Performance:** 처리 속도 **3.75배 향상** (4 → 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 불가능**한 상황이었습니다.

Solution Diffusion View Interpolation

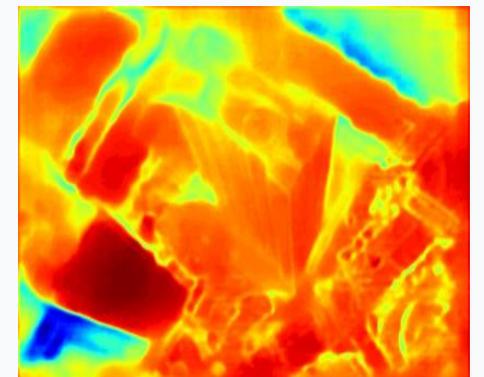
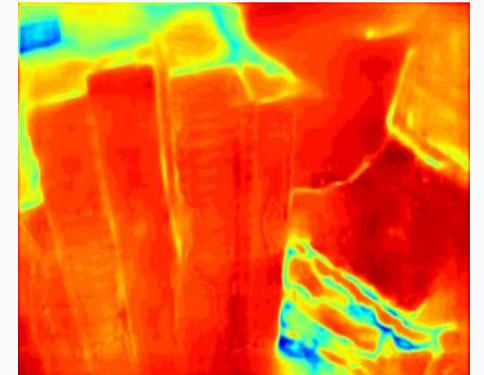
Video Diffusion 기반의 영상 보간 기술을 적용하여, **인접 뷰를 인위적으로 생성해 매칭 성능을 확보**했습니다.

Problem 2 Hallucination (환각 현상)

생성된 이미지에서 Ghosting 현상으로 인해 **재구성된 3D 모델이 붕괴**되었습니다.

Solution Geometric Constraint Filter (Quality Map)

실제 프레임과의 기하학적 일관성을 검증하는 필터를 설계하여, **유효한 정보만 선별적으로 3D 재구성에 반영**했습니다.



Generated Image

Quality Map

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

Project 2: Reconstruction Results

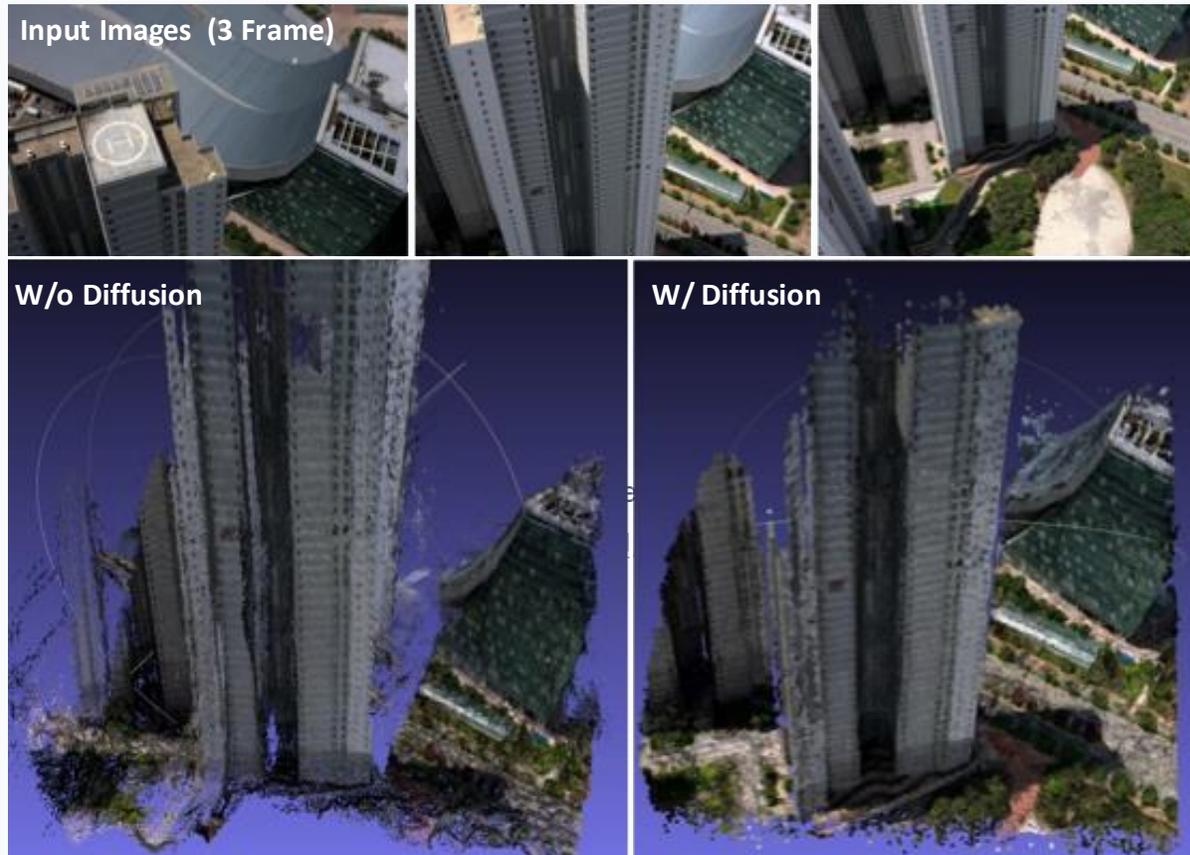


Figure 9. Diffusion 기반 프레임 생성을 통해 Sparse 영역을 완벽하게 복원할 수 있었습니다.

✓ 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 높ی겠습니다.

이병권 (Lee Byeonggwon)

✉ lee971009@naver.com

☎ 010-4949-9224