

열정적으로 배워나가는
마상균입니다.

CONCAT

Tel: +82) 10-7185-8985

Email: wodon326@naver.com



마상균 Sanggyun Ma

M.S. Student

- 협업과 적극적인 소통으로 난관을 돌파합니다.
- 현실적인 제약 속에서도 성능과 효율의 균형을 맞추며 문제를 해결해 나갑니다.

Tel: +82) 10-7185-8985

Email: wodon326@naver.com

Research Interest

- Computer Vision (Monocular Depth Estimation, 3D Reconstruction)
- Deep Learning (Generalization, Parameter Efficient Fine-tuning, Knowledge distillation)

Education

- M.S. in Interdisciplinary Studies of Artificial Intelligence, DGIST. (2024.02 – Present)
 - GPA: 4.0/4.3
- B.S. in Computer Engineering Yeungnam University. (2020.02 – 2024.02)
 - GPA: 4.47 / 4.5 (Summa Cum Laude)

Awards

- 국가우수장학금(이공계). (2020.02 – 2024.02)
- 성적우수장학금. (2020.09 – 2024.02)
- 특별장학금(학과추천). (2021, 2022)
- 지역인재육성장학금. (2020.03)

Academic Activities

- Three paper has been accepted on **ICCVw, ICEIC**.
- Three publications in international·domestic journals and conference. (**IEEE Access, KTSDE, ASK**).
- **Two Patents registration** in the Computer Vision field.

Projects

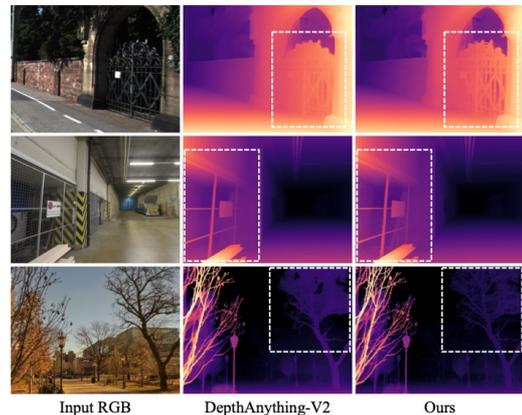
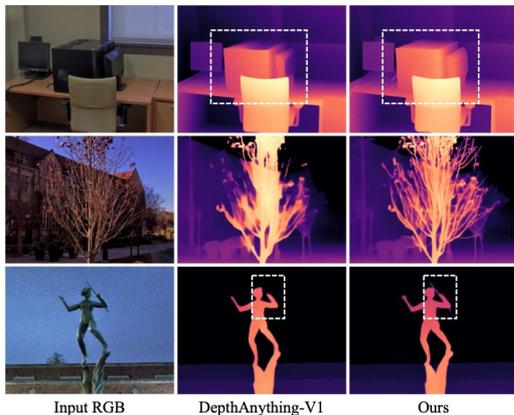
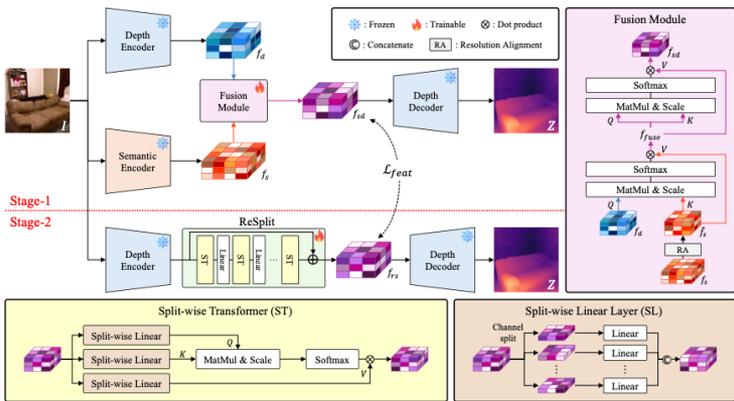
- LiDAR 기반 선체 블록 하단부 보강재 간 섹션 국부 변형량 계측 자동화. **HD한국조선해양**. (2025.10 – present)
- 선체 블록 계측 자동화 및 드론 기반 3D 복원 기술 개발. **HD한국조선해양**. (2025.01 – 2025.09)
- 스테레오 카메라의 이미지 처리 자동화를 위한 알고리즘 개발. **HD한국조선해양**. (2024.04 – 2024.09)

Skills

- TOEIC Speaking : Intermediate High / Score : 150
- Languages: Python, C, C++
- Frameworks & Tools: PyTorch, COLMAP

Other

- Undergraduate Intern, Yeungnam Univ. (2021.03-2024.02)
- 국가우수장학생 성장지원 멘토링 멘토 참여 (2025. 12. 4.)



개요

DepthAnything와 SegmentAnything 기반의 foundation 모델을 결합하여, 복잡한 구조나 얇은 물체 등에서의 깊이 추정 성능을 향상시키며 overhead는 최소화하는 BriGeS(Bridging Geometric and Semantic) 제안했습니다.

역할

1저자(전체 파이프라인 제안, 모델 구현, 실험, 논문 작성)

성과

논문 3편 출판(ICCVw, ICEIC), 특허 출원 2건

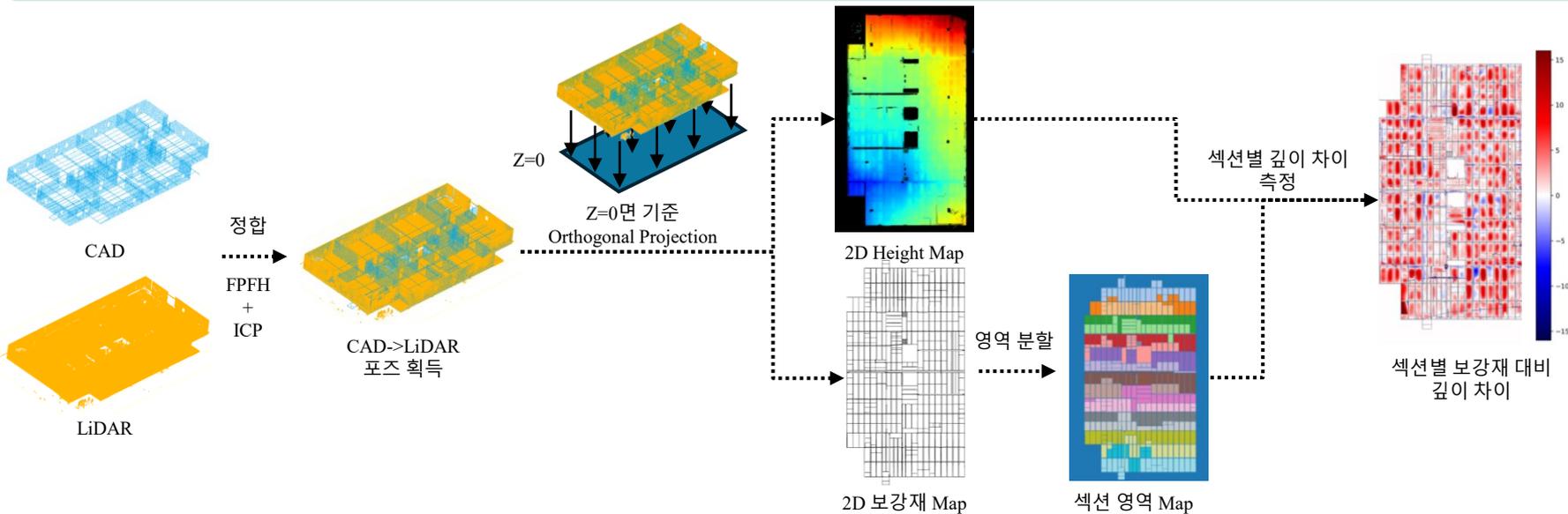
제안 방안

- Stage-1 : Feature Integration
 - DepthAnything의 geometric 정보와 SegmentAnything의 semantic 정보를 attention 기반으로 융합하는 Bridging Gate를 설계하였습니다.
- Stage-2 : Distillation of Fused Representation
 - 경량 Transformer인 ReSplit을 도입하여, 융합된 feature를 distillation함으로써 semantic encoder 없이도 semantic 정보를 보존하며, 세밀한 구조가 유지된 깊이 추정이 가능하도록 설계하였습니다.
- 학습 시 모든 encoder 및 decoder는 freeze하며, Bridging Gate와 ReSplit만 학습하여 적은 데이터로도 향상된 일반화 성능을 달성할 수 있도록 하였습니다.

결과

- 기존 DepthAnything 대비 복잡한 장면 및 섬세한 구조에서 디테일 보존 성능이 향상되었습니다.
- **DepthAnything 학습 데이터의 1%미만만을 활용하여** 효율적인 학습을 달성하였습니다.
- Zero-shot 평가에서 baseline 대비 **AbsRel 기준 평균 6.57% 감소**, DIODE Benchmark에서는 **최대 17.07% 감소**를 기록하였습니다.
- Stage-1 대비 Stage-2에서 성능을 유지하며 **Parameters, FLOPs, VRAM**을 각각 평균 **55%, 71%, 77%** 줄였습니다.

Project LiDAR 기반 선체 블록 하단부 보강재 간 색선 국부 변형량 계측 자동화



개요

LiDAR 기반 선체 블록 하단부 보강재 간 색선 국부 변형량 계측을 자동화하는 파이프라인을 제안했습니다.

목표

보강재로 둘러싸인 각 색선에서, 보강재를 기준으로 깊이 차이를 산출하는 것이 목표입니다.

역할

전체 파이프라인 제안, 알고리즘 구체화 및 구현, 결과 분석

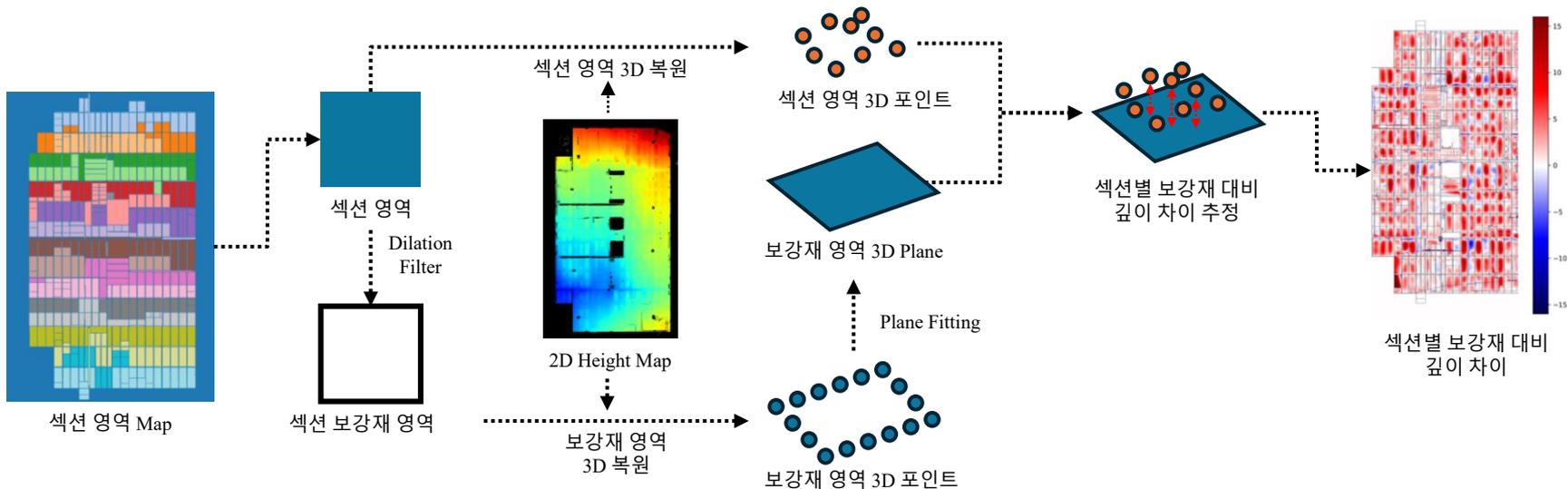
제안 방안

- 보강재 라인 정보를 얻기 위해 CAD-LiDAR를 FPFH+ICP를 통해 정합했습니다.
 - 1) FPFH+RANSAC할 경우 voxel 크기를 순차적으로 줄여가 robust한 매칭 결과를 얻었습니다.
- 하단부의 2d map을 얻기 위해 cad, lidar를 Z=0인 면에 projection하여 2D Height Map과 2D 보강재 Map을 얻었습니다.
- 색선 영역 구분을 위해 2D 보강재 Map에서 BFS를 활용하여 색선 영역 MAP을 얻었습니다.
- 2D Height Map과 색선 영역 Map을 통해 색선별 보강재 대비 깊이 차이를 측정했습니다.

결과

- 정량 평가 결과 : 오차율 평균 1.9mm

Project LiDAR 기반 선체 블록 하단부 보강재 간 색선 국부 변형량 계측 자동화



개요

2D Height Map과 색선 영역 Map기반 선체 블록 하단부 보강재 간 색선 국부 변형량 계측을 자동화하는 파이프라인을 제안했습니다.

역할

전체 파이프라인 제안, 알고리즘 구체화 및 구현, 결과 분석

제안 방안

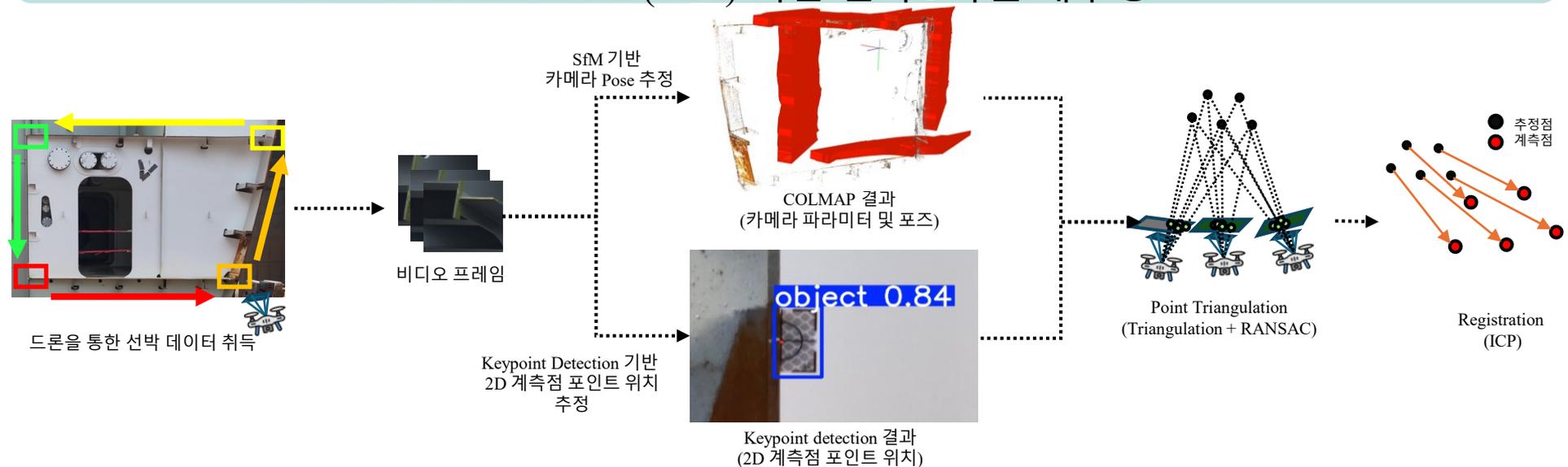
- 보강재 라인 정보를 얻기 위해 색선 영역 Map의 각 영역에서 dilation filter를 통해 색선 보강재 영역을 얻었습니다.
- 색선 보강재 영역과 2D Height Map을 통해 보강재 영역 3D Plane을 획득했습니다.
 - 1) 색선 보강재 영역을 2D Height Map을 통해 3차원 복원하여 보강재 영역 3D 포인트를 획득했습니다.
 - 2) 보강재 영역 3D 포인트를 Least Square Method+RANSAC를 통해 평면 방정식을 추정하여 보강재 영역 3D Plane을 획득했습니다.
- 색선 영역 3D 포인트와 보강재 영역 3D Plane기반으로 점과 평면 거리 공식을 활용해 색선별 보강재 대비 깊이를 구했습니다.
 - 1) 색선 영역을 2D Height Map을 통해 3차원 복원하여 색선 영역 3D 포인트를 획득했습니다.

결과

- 정량 평가 결과 : 오차율 평균 1.9mm

Project

선체 블록 계측 자동화 및 드론 기반 3차원 복원 - Structure from Motion (SfM) 기반 선박 3차원 재구성



개요

카메라 드론 기반으로 촬영한 선박 데이터셋에 대해 SfM 기법을 활용하여 선박 계측점 3차원 복원 파이프라인을 제안했습니다.

역할

메인 아이디어 제안, 알고리즘 구체화 및 구현, 결과 분석

데이터셋

선박 블록의 외곽선을 따라 촬영을 진행하여 데이터를 취득하였습니다.

제안 방안

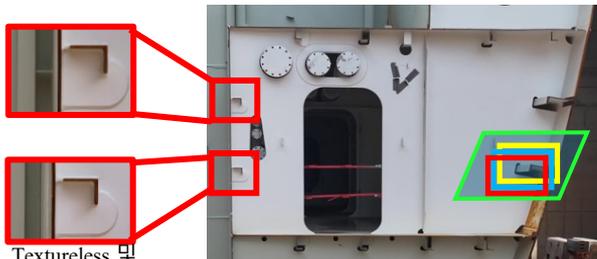
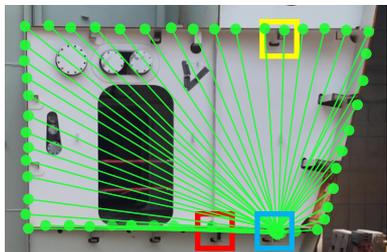
- YOLO Keypoint detection을 활용하여 계측점 탐지를 자동화 했습니다.
- 인접한 프레임의 keypoint 위치 차이를 활용하여 각 계측점의 instance를 구분했습니다.
- COLMAP 결과 (카메라 파라미터 및 포즈)와 Keypoint detection 결과 (2D 계측점 포인트 위치)를 통해 Triangulation + RANSAC을 활용하여 계측점 3차원 복원을 진행했습니다.
- 이후 측정한 계측점 3차원 포인트와 GT 계측점 3차원 포인트를 ICP 알고리즘을 통해 스케일 및 정렬했습니다.

결과

- 정량 평가 결과 : 오차율 평균 10cm

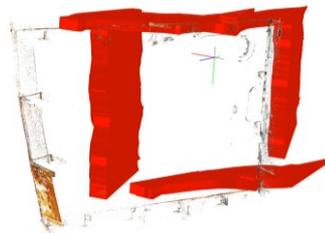
Project

선체 블록 계측 자동화 및 드론 기반 3차원 복원 - Structure from Motion (SfM) 기반 선박 3차원 재구성

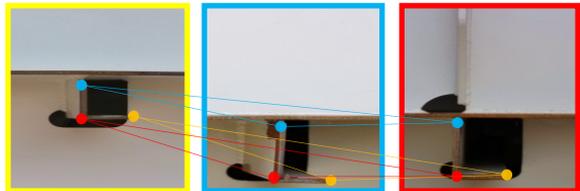


Textureless 및 반복되는 구조

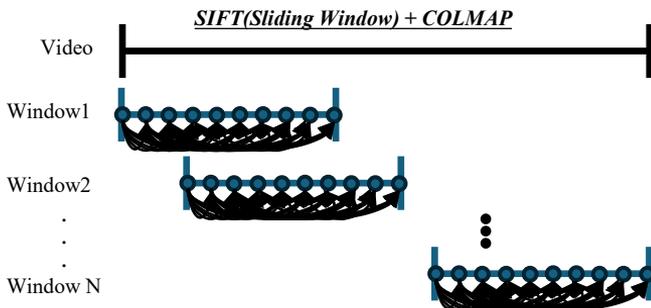
Sliding window 방식을 통해 인접한 프레임끼리 매칭되도록 강제



Ours



기존 COLMAP의 문제점



COLMAP

개요

textureless 및 반복적인 구조에 강인한 새로운 COLMAP기반 3차원 복원 파이프라인을 제안했습니다.

역할

메인 아이디어 제안, 알고리즘 구체화 및 구현, 결과 분석

문제 상황

- 계측점을 요구했기에 선박에 근접해서 촬영했으며 선박 데이터 특성상 textureless 및 반복적인 구조로 인해 기존 COLMAP에서는 위치는 다르지만 같은 구조가 매칭되는 것이 문제였습니다.

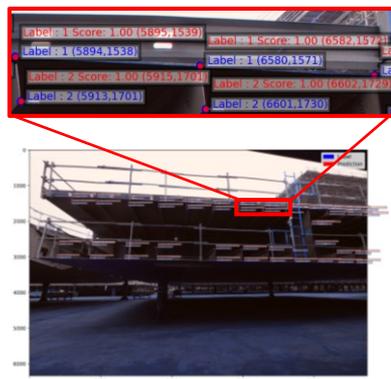
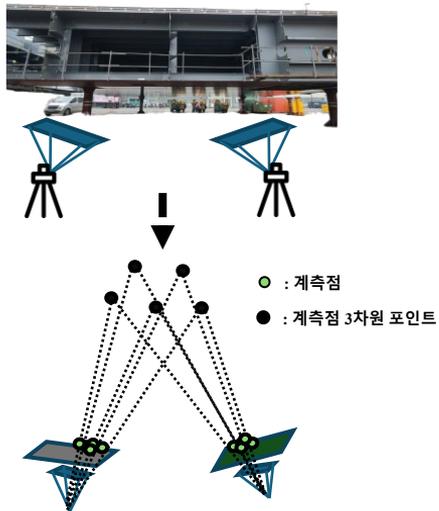
제안 방안

- 각 이미지의 feature를 SIFT를 통해 추출했습니다.
- Sliding window 방식을 통해 인접한 프레임끼리만 feature matching을 구성하도록 강제했습니다.
- 이후 COLMAP을 통해 선박의 정밀한 3차원 재구성을 진행했습니다.

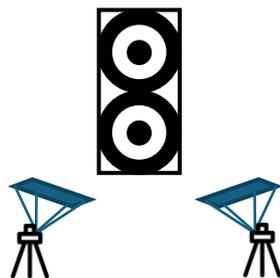
결과

- COLMAP에서는 모든 이미지의 등록에 실패한 반면, 제안한 방법은 전체 이미지를 안정적으로 등록했습니다.

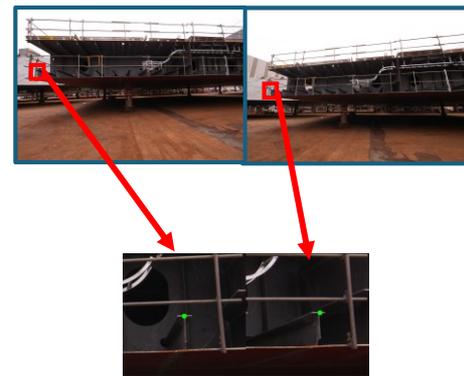
Project 스테레오 카메라의 이미지 처리 자동화를 위한 알고리즘 개발



Detection 네트워크를 통한 특징점 추출



1D 원형체커보드 기반 카메라 파라미터 추출



Dense Matching 기반 매칭 포인트 추출

개요

카메라 2대를 통해 선박 계측점의 3차원 포인트를 구하기 위해 HD 한국조선해양에서 아래와 같이 요구하였습니다.

- 1) 2D 이미지 상에서 계측점 자동 탐지
- 2) 휴대하기 편한 1D 원형 체커보드를 통해 카메라 파라미터 추정
- 3) 한 카메라의 2D 이미지 상에서 탐지된 계측점에서 상대 카메라의 2D 이미지의 매칭 포인트 추출

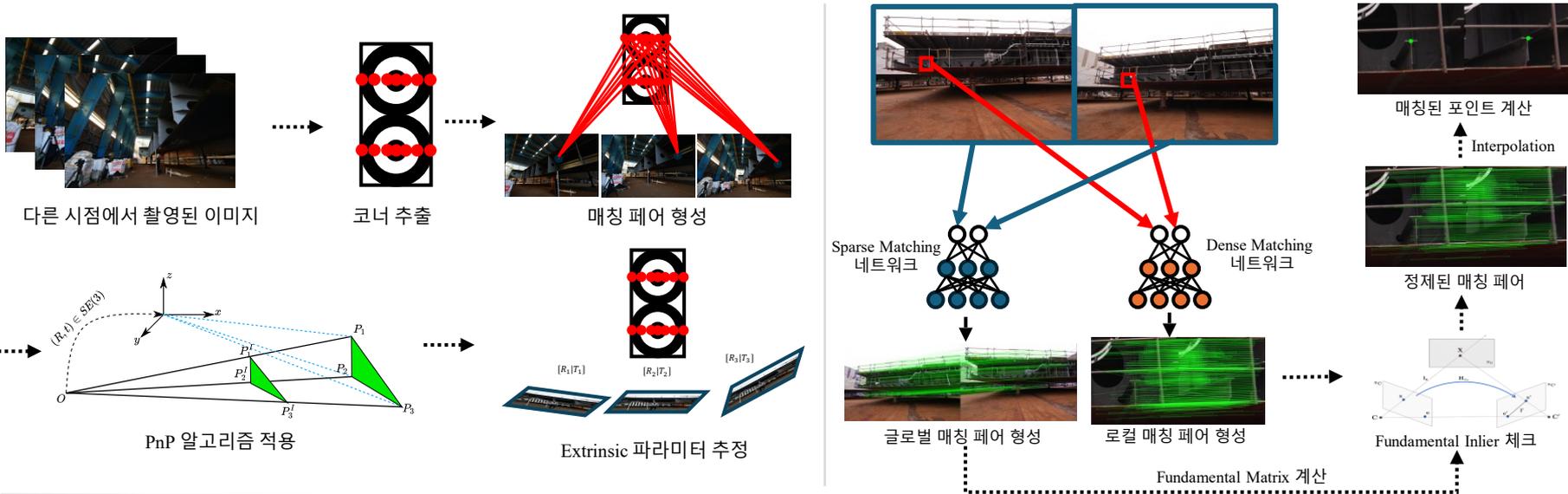
역할

아이디어 제안, 알고리즘 구체화 및 구현, 결과 분석

제안 방안

- 요구사항에 대해 아래와 같이 방법론을 제안했습니다.
 - 1) Detection 네트워크를 통한 특징점 후보군 추출
 - 2) 1D 원형 체커보드 기반 알고리즘을 활용하여 강인한 카메라 파라미터 추출
 - 3) Dense Matching 딥러닝 네트워크를 활용하여 정확한 매칭 포인트 추출

Project 스테레오 카메라의 이미지 처리 자동화를 위한 알고리즘 개발



Detection 네트워크를 통한 특징점 후보군 추출

- Faster R-CNN을 기반으로 학습하여 관심 영역(ROI) 내 특징점 후보군을 탐지하였습니다.
- Data Augmentation(회전, 색 변화, flipping 등)을 통해 적은 데이터로도 높은 성능 확보하였습니다.

결과

- 평균 중심 오차: 약 0.35px (HD 기준) 달성
- IOU 0.5 기준 F1 Score: 0.98 이상 달성

1D 원형 체커보드 기반 카메라 파라미터 추정

- 1D 원형 체커보드를 촬영해 Ellipse Detection (AAMED)으로 중심점 및 타원 파라미터 추출
- 타원의 접선의 접점을 통해 2D 형태의 포인트 확보하였습니다.
- 클러스터링 기반 이상치 제거 후 Zhang's method와 PnP 알고리즘으로 카메라 파라미터를 추정하였습니다.

결과

- Intrinsic: Reprojection Error 평균 0.05 ~ 0.22px 달성
- Extrinsic: Reprojection Error 평균 0.04 ~ 0.15px 달성

Dense Matching 기반 매칭 포인트 추출

- RoMA 모델 기반 Dense Matching을 수행하여 많은 매칭 포인트 후보군을 확보하였습니다.
- SuperGlue를 통해 Sparse Matching point를 통해 Fundamental Matrix 계산하였습니다.
- Fundamental Matrix를 통해 RoMA Dense Matching point의 Outlier 제거한 후 정확한 매칭 포인트를 구했습니다.

결과

- 평균 매칭 포인트 오차: 1.11 ~ 1.40px