

Training Strategy 상세 설계

이 문서는 overall_approach.md의 학습 전략 및 평가 방법론의 상세 내용을 다룹니다.

1. 개요

1.1 목적

GNN 모델을 **metric learning** 방식으로 학습하여, 같은 장소는 가깝게, 다른 장소는 멀게 embedding합니다.

1.2 설계 원칙

원칙	설명
Metric Learning	Triplet loss로 embedding 공간 학습
Per-Sequence Mining	시퀀스 간 triplet 혼합 방지
Multi-Dataset	다양한 센서/환경 데이터 혼합 학습

2. Triplet Loss

2.1 정의

$$\mathcal{L}_{\text{triplet}} = \sum_{(a,p,n)} \max(0, \|z_a - z_p\|_2 - \|z_a - z_n\|_2 + m)$$

기호	설명
z_a	Anchor embedding
z_p	Positive embedding (same place, different time)
z_n	Negative embedding (different place)
m	Margin (기본: 0.1)

2.2 Pair 정의

유형	조건
Positive	거리 < 5m, temporal gap > 30 frames

유형	조건
Negative	거리 > 30m

2.3 Margin 선택

Margin	효과
0.05	느슨한 제약
0.1	표준 설정
0.2	강한 제약

3. Triplet Mining

3.1 Per-Sequence Mining

서로 다른 sequence 간 triplet 생성 금지

이유: - 다른 sequence 장소를 “다른 장소”로 잘못 정의하면 false negative 발생 - 좌표계가 sequence마다 다를 수 있음

3.2 Semi-hard Mining

$$d(a, p) < d(a, n) < d(a, p) + m$$

Positive보다 멀지만 margin 이내인 negative 선택 → 가장 informative한 학습 신호

3.3 Temporal Constraint

연속 프레임은 거의 동일 → positive로 사용하면 trivial

해결: 최소 30 frames (3초 @ 10Hz) temporal gap 강제

4. Multi-Dataset Training

4.1 데이터셋 구성

Dataset	센서	환경	역할
KITTI	HDL-64E	도심/고속도로	Train/Val/Test
NCLT	Velodyne-32	캠퍼스	Train

Dataset	센서	환경	역할
HeLiPR	VLP-16	다양한 환경	Train

5. Evaluation

5.1 기존 평가 방식의 문제점

초기 구현에서는 **Loop Closure pair** 간의 **descriptor 유사도**를 평가 메트릭으로 사용했습니다. 이는 잘못된 설정이었습니다.

방식	문제점
Pair 유사도	Loop closure를 이미 알고 있다고 가정 Retrieval 능력을 평가하지 못함

수정: Query에 대해 전체 database에서 retrieval한 뒤 R@K 평가

5.2 Loop Closure 기반 평가

방식	특징
All-vs-all	낙관적 결과
Loop closure	실제 revisit 시나리오 → 현실적 결과

5.2 Query 정의

Loop closure query: 이전에 방문한 장소를 다시 방문하는 프레임

조건: - 과거 프레임과 거리 < 5m - 과거 프레임과 temporal gap > 30 frames

5.3 평가 Metrics

Metric	설명
R@1	Top-1에 정답 포함 비율 (가장 중요)
R@5	Top-5에 정답 포함 비율
R@10	Top-10에 정답 포함 비율

6. Cross-Sensor Generalization

6.1 센서 차이

특성	VLP-16	HDL-64E
Channels	16	64
Vertical FOV	30°	26.8°
Points/scan	~30K	~120K

6.2 정규화 전략

학습과 평가 모두 target_elevation_bins=16으로 통일

7. 실험 결과

7.1 학습

항목	값
Total training time	9.73 hours
Best validation R@1	1.0000
Early stopping	Epoch 15/50

7.2 KITTI 평가

Sequence	Queries	GNN R@1	Raw R@1	GNN 효과
KITTI 09	18	61.11%	77.78%	-16.67%
KITTI 00	833	62.79%	60.14%	+2.65%

8. 요약

구성요소	역할
Triplet Loss	Metric learning으로 embedding 학습
Per-Sequence Mining	시퀀스 간 false negative 방지
Semi-hard Mining	Informative 학습 신호
Multi-Dataset	센서/환경 일반화
Loop Closure Evaluation	실제 시나리오 기반 평가

문서 생성일: 2026-01-28