

Contents

Neural Spectral Histogram Codec: Overall Approach	1
0. 핵심 직관	1
문제 (Why)	1
기존 방법의 한계	1
목표 (Goal)	1
1. Pipeline Stages	2
2. 핵심 아이디어	2
2.1 Rotation Invariance via FFT Magnitude	2
2.2 Sensor-Agnostic Normalization	2
2.3 GNN Context Injection	3
3. Requirements	3
4. 현재 진행 상황	3
완료	3
진행 중	3
실험 결과	3
5. Perceptual Aliasing 분석	3
핵심 질문	3
실험 결과 (KITTI 00)	4
핵심 발견	4
6. 관련 문서	4

Neural Spectral Histogram Codec: Overall Approach

0. 핵심 직관

문제 (Why)

자율주행 및 로봇 SLAM에서 **Loop Closure Detection**은 누적 오차를 보정하기 위한 핵심 기술입니다.

과제	설명
회전 불변성	같은 장소에서 다른 방향으로 관측해도 인식
센서 일반화	VLP-16 → HDL-64E 등 다른 센서에도 동작
계산 효율성	실시간 처리를 위한 효율적 retrieval

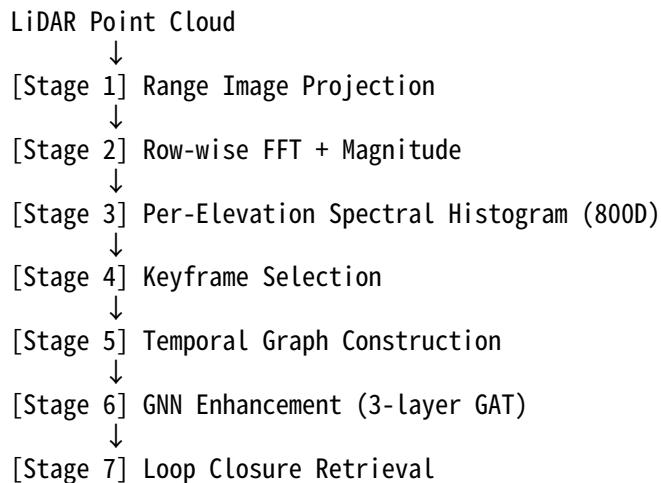
기존 방법의 한계

방식	장점	단점
PointNet 계열	표현력 높음	회전에 민감
Hand-crafted	회전 불변	표현력 제한
BEV 기반	2D 처리 가능	높이 정보 손실

목표 (Goal)

목표	구현 방법
회전 불변 표현	FFT magnitude
센서 독립 정규화	target_elevation_bins
높이 정보 보존	Per-elevation histogram (800D)
시간적 맥락 주입	GNN message passing

1. Pipeline Stages



Stage	입력	출력	핵심
1. Range Image	Point Cloud	(H, W) image	Spherical projection
2. FFT	Range Image	Magnitude	Row-wise FFT
3. Histogram	Magnitudes	800D vector	Per-elevation binning
4. Keyframe	Scans + poses	Keyframes	4-criterion selection
5. Graph	Keyframes	$G = (V, E)$	k-temporal neighbors
6. GNN	Graph	Enhanced embeddings	3-layer GAT
7. Retrieval	Query, Database	Top-K candidates	Cosine similarity

2. 핵심 아이디어

2.1 Rotation Invariance via FFT Magnitude

같은 장소를 다른 방향에서 관측 → azimuth 방향 cyclic shift 발생

FFT shift theorem: Magnitude는 shift에 불변

2.2 Sensor-Agnostic Normalization

센서	Native Rings	정규화 후
VLP-16	16	16 bins
HDL-64E	64	16 bins

센서	Native Rings	정규화 후
OS-128	128	16 bins

2.3 GNN Context Injection

독립적인 descriptor만으로는 perceptual aliasing 해결 어려움

해결: Temporal trajectory context를 GNN으로 주입

3. Requirements

요구사항	구현
R1. Rotation Invariance	FFT magnitude
R2. Sensor Generalization	target_elevation_bins
R3. Computational Efficiency	800D descriptor
R4. Discriminative Power	GNN + triplet learning
R5. Temporal Consistency	Temporal graph

4. 현재 진행 상황

완료

- Range Image projection
- FFT + Spectral Histogram 인코더
- Keyframe Selection (4-criterion)
- GNN 모델 (3-layer GAT)
- Multi-dataset 학습 파이프라인
- HeLiPR 데이터셋 학습 (19개 시퀀스)

진행 중

- Cross-sensor 일반화 평가

실험 결과

Dataset	Queries	GNN R@1	Raw R@1
KITTI 09	18	61.11%	77.78%
KITTI 00	833	62.79%	60.14%

5. Perceptual Aliasing 분석

핵심 질문

멀리 떨어진 두 장소에서 descriptor가 비슷할 때, 실제로도 비슷한가?

실험 결과 (KITTI 00)

유형	거리	유사도	분석
True Negative	248m	0.898	Range Image 확연히 다른 것
False Positive	174m	0.996	Range Image 실제로 비슷
True Positive	0.5m	0.999	Loop Closure

핵심 발견

질문	답변
Descriptor가 비슷하면 실제로 비슷한가?	Yes
Descriptor 문제인가?	No - Legitimate Aliasing
GNN이 왜 필요한가?	Trajectory 기반 구분

6. 관련 문서

문서	내용
spectral_encoding_detail.md	Range Image + FFT + Histogram
gnn_detail.md	GNN 아키텍처
keyframe_detail.md	Keyframe Selection
training_detail.md	학습 전략
perceptual_aliasing_analysis.md	Aliasing 분석

문서 생성일: 2026-01-28