

# Contents

<b>Perceptual Aliasing Analysis</b>	<b>1</b>
1. 개요	1
1.1 분석 목적	1
1.2 Perceptual Aliasing이란?	1
2. 실험 설계	1
2.1 데이터셋	1
2.2 분석 방법	2
3. 실험 결과	2
3.1 Similarity vs Distance 분포	2
3.2 대표 쌍 분석	2
4. 유사도 범위별 해석	6
5. 결론	6
5.1 핵심 발견	6
5.2 Perceptual Aliasing 원인	6
5.3 GNN의 역할	6
5.4 Per-Elevation Histogram의 효과	6
6. 향후 분석 방향	6

## Perceptual Aliasing Analysis

### 1. 개요

#### 1.1 분석 목적

**핵심 질문:** 멀리 떨어진 두 장소에서 descriptor가 비슷하게 나올 때, 실제로 시각적으로도 비슷한가?

#### 1.2 Perceptual Aliasing이란?

**정의:** 서로 다른 장소가 비슷한 descriptor를 가지는 현상

유형	설명
Legitimate Aliasing	실제로 비슷한 환경 → descriptor도 비슷 (정상)
Descriptor Failure	다른 환경인데 descriptor가 구분 못함 (문제)

### 2. 실험 설계

#### 2.1 데이터셋

항목	값
Dataset	KITTI Sequence 00
Total Frames	4,541
Sensor	HDL-64E

## 2.2 분석 방법

1. 800D per-elevation histogram descriptor 계산
2. 모든 쌍의 cosine similarity 계산
3. 세 가지 유형 추출:
  - **True Positive:** 거리 < 20m, 유사도 > 0.99
  - **True Negative:** 거리 > 100m, 유사도 < 0.95
  - **False Positive:** 거리 > 100m, 유사도 > 0.98

## 3. 실험 결과

### 3.1 Similarity vs Distance 분포

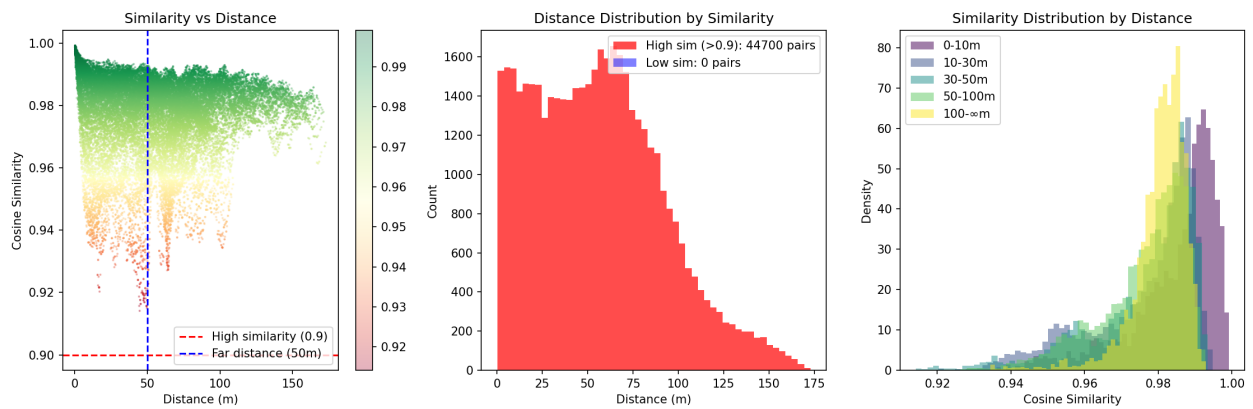


Figure 1: Similarity Distribution

거리 범위	평균 유사도
0-10m	0.9847
10-50m	0.9762
100m+	0.9804

**관찰:** 거리가 멀어져도 유사도가 크게 떨어지지 않음

### 3.2 대표 쌍 분석

**True Negative (실제로 다른 환경) Frame 1275 vs Frame 3203**

항목	값
거리	247.7m
유사도	0.8982

- Range Image가 확연히 다름
- Per-elevation energy 분포도 다름
- 유사도 0.898로 적절히 낮음 → **Descriptor가 잘 구분**

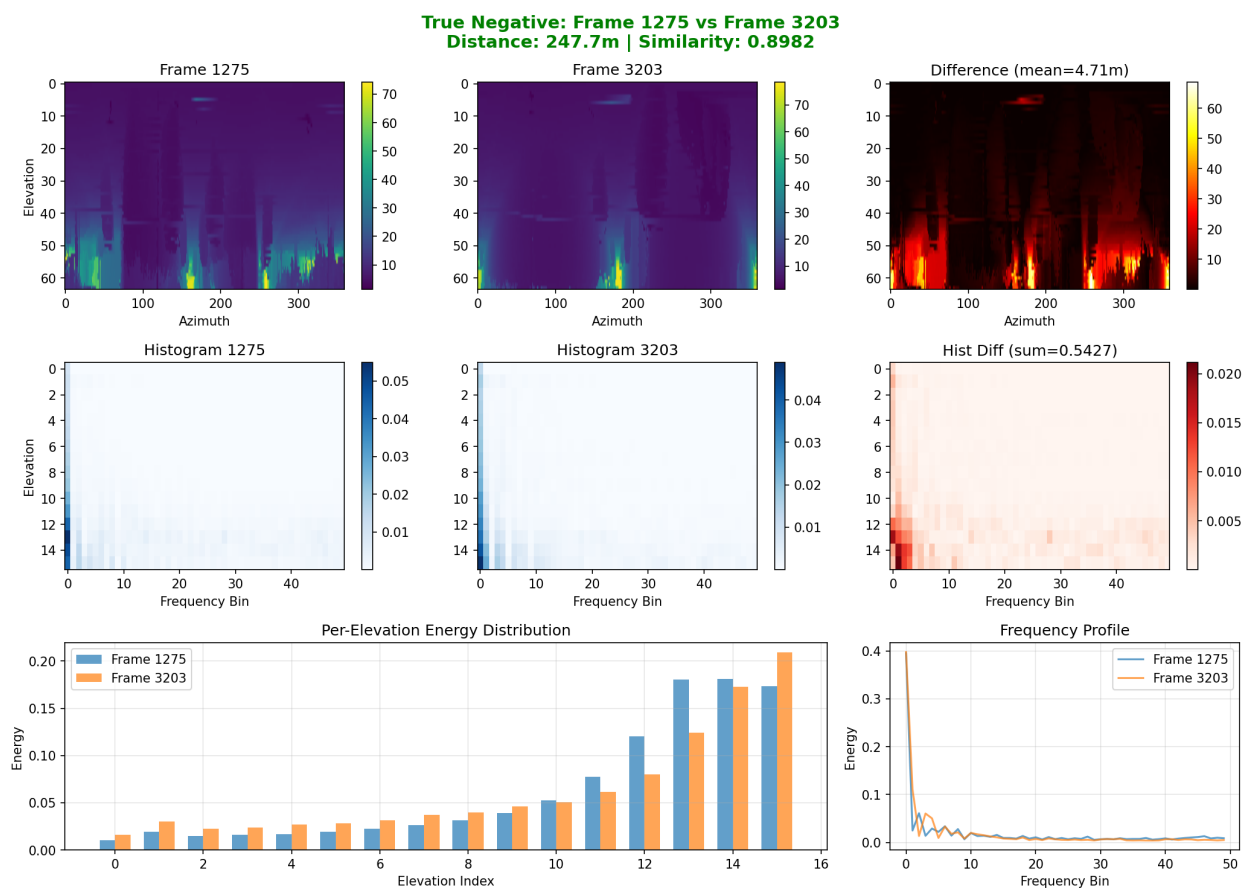


Figure 2: True Negative

### False Positive (멀지만 비슷) Frame 668 vs Frame 1503

항목	값
거리	174.4m
유사도	0.9956

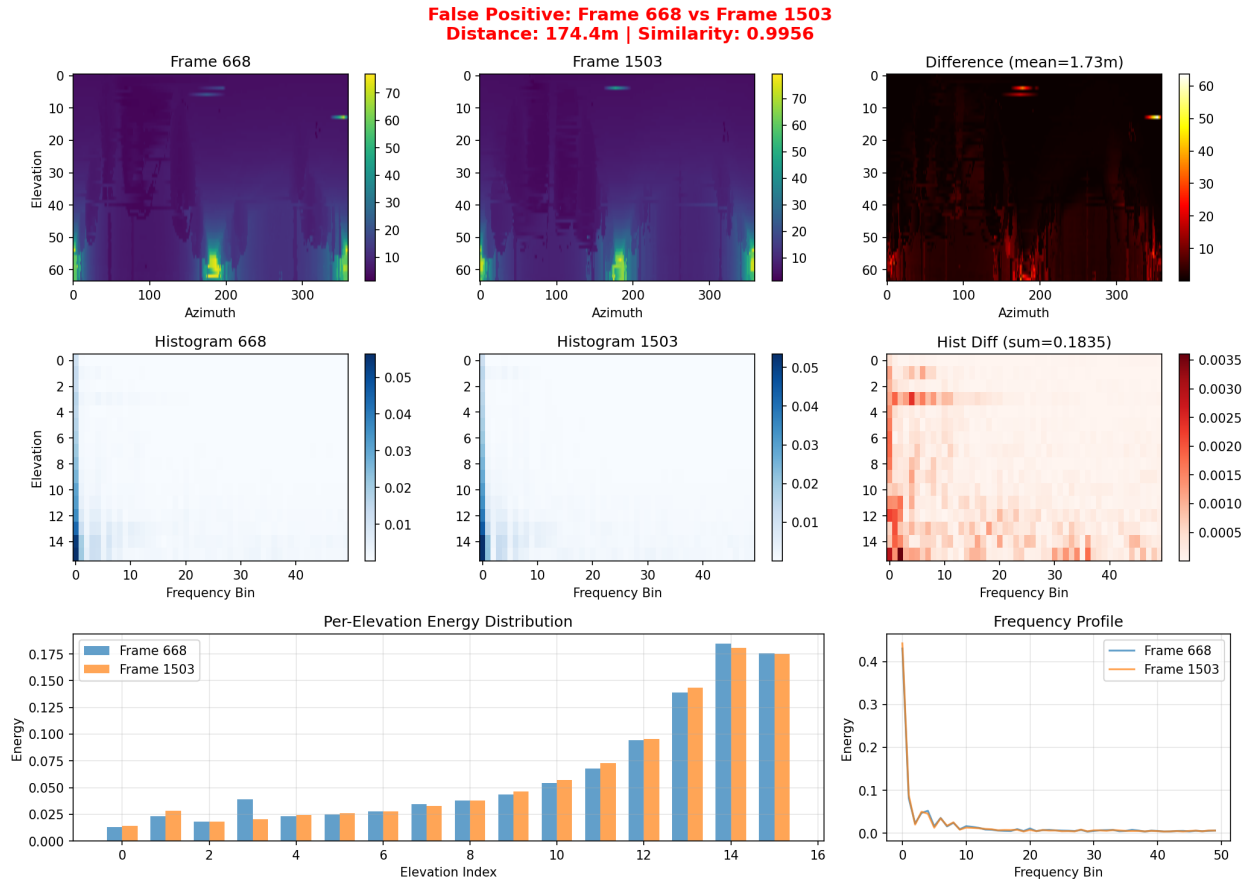


Figure 3: False Positive

- Range Image가 실제로 비슷함
- 두 장소 모두 유사한 도로 환경
- **Legitimate Aliasing** (Descriptor 정상 동작)

### True Positive (Loop Closure) Frame 576 vs Frame 3537

항목	값
거리	0.5m
유사도	0.9987

- 같은 장소 재방문
- 유사도 0.999 → **Loop Closure 성공**

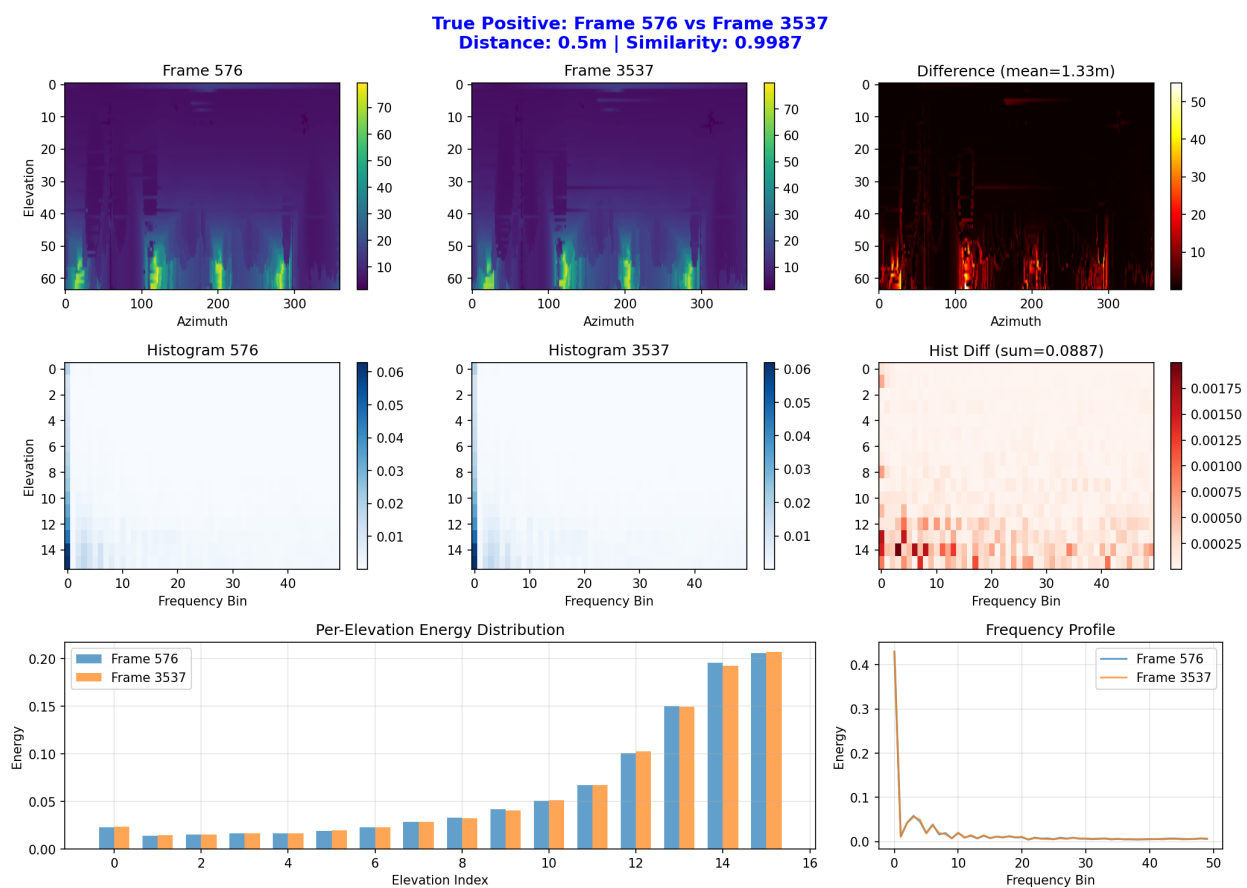


Figure 4: True Positive

## 4. 유사도 범위별 해석

유사도	해석
0.99+	같은 장소 또는 거의 동일한 환경
0.95-0.99	비슷한 구조의 환경
0.90-0.95	다른 환경이지만 일부 유사성
< 0.90	확연히 다른 환경

## 5. 결론

### 5.1 핵심 발견

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

### 5.2 Perceptual Aliasing 원인

KITTI 00의 특성: - 대부분 직선 도로 환경 - 비슷한 구조 반복 (양쪽 건물, 중앙 도로) - 다른 장소여도 구조적으로 유사

### 5.3 GNN의 역할

Before GNN	After GNN
Frame A, B 모두 도로 → 유사도 0.99 구분 불가능	Frame A: 주거지역 → 교차로 → 도로 Frame B: 공원 → 직선 → 도로 Trajectory가 다름 → 구분 가능

### 5.4 Per-Elevation Histogram의 효과

True Negative에서 확인: - Frame 1275 (건물): 상단 elevation 에너지 집중 - Frame 3203 (개방): 하단 elevation 에너지 집중 - Per-elevation 분포 차이로 유사도 0.898

## 6. 향후 분석 방향

1. 회전이 많은 시퀀스 분석 (KITTI 05)
2. Cross-sensor 분석 (HeLiPR vs KITTI)
3. GNN 전후 비교 정량화

문서 생성일: 2026-01-28