

# Sentinel-1 영상 전처리를 통한 싱크홀의 레이더 밴드 특성 분석

## Study on Radar Band Characteristics of Sinkholes through Sentinel-1 Image Preprocessing

김형규<sup>1</sup>

Hyung-Kyu Kim<sup>1</sup>

요약

본 연구는 도심 지역에서 빈번히 발생하는 도로 침하와 싱크홀 문제를 해결하기 위해, Sentinel-1 SAR 위성 영상을 활용한 지표 변위 탐지 및 조기 감시 기법을 제시하였다. 기후변화와 노후 인프라로 인해 도심 도로 붕괴 사례가 증가하고 있으나, 기존의 시각적 점검 방식은 시간·공간적 한계가 있어 실시간 대응이 어렵다. SAR(Synthetic Aperture Radar)은 비·구름·야간 환경에서도 지표 변화를 감지할 수 있는 장점을 가지며, 인프라 안전 모니터링에 적합하다. 선행연구들은 SAR 영상과 딥러닝을 결합하여 도로 손상, 구조물 붕괴, 지반 침하 탐지의 가능성을 입증하였으며, 정량적 반사도 분석 및 coherence 기반 탐지 기법이 유효함을 보여주었다. SAR 영상은 SNAP 플랫폼을 이용해 Deburst, Calibration, Speckle Noise 제거, Terrain Correction의 전처리 단계를 거쳐 정규화된 intensity 영상을 생성하였다. QGIS에서 싱크홀 및 정상도로의 벡터 레이어를 구축하여 SAR 데이터와 정합하고, 두 지역의 반사 강도(intensity) 분포를 통계적으로 비교하였다. 분석 결과, 싱크홀 영역은 반사신호가 거의 없거나 불연속적 스파이크 형태를 보인 반면, 정상 도로는 일정한 intensity 값을 나타내었다. 향후 연구에서는 Sentinel-1 시계열 분석, PMS 데이터 연계, 딥러닝 기반 변화탐지 모델을 적용하여 도로 변형의 시공간적 변화를 정밀하게 탐지할 필요가 있다.

핵심어 : 위성 SAR, 싱크홀, 전처리, QGIS, 탐지

### Abstract

This study presents a ground deformation detection and early monitoring method using Sentinel-1 SAR satellite imagery to address the frequent occurrences of road subsidence and sinkholes in urban areas. Due to climate change and aging infrastructure, road collapses in cities have been increasing; however, traditional visual inspection methods are limited by time and spatial constraints, making real-time response difficult. Synthetic Aperture Radar (SAR) has the advantage of detecting ground surface changes even under conditions such as rain, cloud cover, or nighttime, making it suitable for infrastructure safety monitoring.

<sup>1</sup> Department of Highway and Transportation Research, KICT, Gyeonggi-do, Korea [Senior Researcher]  
e-mail: hyoungkyukim@kict.re.kr (Corresponding author)

\* 본 연구는 과학기술정보통신부 한국건설기술연구원 연구운영비지원(주요사업)사업으로 수행되었음(과제번호 20250285-001, 위성 SAR 기반 인프라 재해 대응 기술 개발)

Received(October 15, 2025), Review Result(1st: November 5, 2025), Accepted(December 12, 2025), Published(December 31, 2025)



© 2025 The Authors. Published by NCISS.  
This is an open access article licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.  
To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

Previous studies have demonstrated the feasibility of combining SAR imagery with deep learning techniques to detect road damage, structural collapse, and ground subsidence, highlighting the effectiveness of quantitative backscatter analysis and coherence-based detection methods. In this study, Sentinel-1 SAR data were preprocessed using the SNAP platform through Deburst, Calibration, Speckle Noise Removal, and Terrain Correction steps to generate normalized intensity images. Vector layers of sinkhole and normal road areas were then constructed in QGIS, aligned with SAR data, and statistically compared in terms of backscatter intensity distribution. The analysis showed that the sinkhole area exhibited little or no backscatter signal, often appearing as discontinuous spike patterns, whereas the normal road maintained consistent intensity values. Future research should apply time-series Sentinel-1 analysis, integrate PMS (Pavement Management System) data, and develop deep learning-based change detection models to more accurately capture the spatiotemporal variations of road deformation.

Keyword : synthetic aperture radar, sinkhole, preprocessing, QGIS, detection

## 1. 서론

최근 기후변화와 도심 인프라의 노후화로 인해 도로 인프라의 파손 및 싱크홀(sinkhole) 발생 사례가 국내외에서 빈번하게 보고되고 있으며, 특히 서울시와 같은 고밀도 도시 지역에서는 그 피해가 더욱 심각하게 나타나고 있다. 국토안전관리원 자료에 따르면, 2022년 기준 지하침하(싱크홀) 발생 건수는 전년 대비 7.87% 증가했으며, 그중 상당수가 도심 내 도로 및 보도에서 발생하였다. 이처럼 도로 침하 및 인프라 파손은 시민 안전에 직접적인 위협이 되며, 사전 탐지 및 조기 경보 체계의 부재는 재난 대응을 더욱 어렵게 만든다. 전통적인 도로 안전 점검 방식은 현장조사와 시각 검토에 의존하고 있어, 공간적 한계와 인력·시간적 제약으로 인해 선제적 대응이 어렵고 실시간 모니터링이 불가능하다. 또한 구조물 손상 징후를 정량적으로 파악하기 위한 데이터 기반 분석 체계 부족, GIS 기반 인프라 통합 데이터 시스템의 미비 역시 안전관리체계의 한계로 지적된다. 이러한 상황에서, Sentinel-1 SAR(Synthetic Aperture Radar) 위성 영상은 구름, 비, 야간 등 가시광 센서가 작동하지 못하는 조건에서도 지표면의 미세한 변위를 탐지할 수 있다는 점에서 신뢰도 높은 인프라 감시 기술로 주목받고 있다. 특히, SAR 영상의 VV/VH 편파 강도 분석, 시계열 변화 분석, 지표 반사 특성 비교는 지반 침하 및 싱크홀 발생 가능 지역의 조기 탐지에 매우 유효한 정보를 제공할 수 있다.

이에 본 연구에서는, [그림 1]과 같이 2025년 4월 13일 서울 마포구 애오개역 인근 싱크홀 발생 사례를 중심으로, 사고 전·후 시점의 Sentinel-1 SLC 데이터를 SNAP(Sentinel Application Platform)에서 전처리 및 시각화하였다. 또한, QGIS에서 구축한 싱크홀 벡터 정보와 연동하여 SAR 영상의 Intensity 분포 및 밴드 통계 특성을 비교 분석함으로써, 싱크홀 지역의 레이더 반사도 변화 특성을 도출하고자 한다.



[그림 1] 애오개역 싱크홀 발생 현장

[Fig. 1] The site of the sinkhole incident at Aeogae Station

## 2. 기존 문헌 고찰

위성 SAR(Synthetic Aperture Radar) 영상은 도로 인프라의 파손, 변형, 침하와 같은 물리적 변화 탐지에 효과적인 센서로 부각되고 있다. 특히 가시광 기반의 관측이 제한적인 야간, 악천후 조건에서도 지표면 변화를 탐지할 수 있는 능력으로 인해, 다양한 연구에서 SAR 영상의 활용 가능성이 검증되고 있다.

먼저, Karimzadeh 외는 2016년 일본 구마모토 대지진 이후 도로 파손을 탐지하기 위해 Sentinel-1 SAR 데이터와 현장 IRI(국제 평탄성 지수) 데이터를 융합하여 딥러닝 모델(MLP)을 개발하였다. SAR 영상의 강도 변화와 IRI 기반 지표가 높은 상관관계를 보이며, 손상 여부를 87.1% 정확도로 분류하였다 [1]. 이는 SAR 영상이 도로 파손뿐 아니라 지표 평탄성(roughness)의 정량적 지표로도 활용 가능함을 보여준다.

Kopiika 외는 재난 직후의 인프라 피해 탐지를 위해 다양한 SAR 기반 지표(Coherence, Amplitude difference, Phase gradient)를 적용하여 연구하였다. 특히 지반 침하(sinkhole)와 같이 급격한 반사도 변화가 일어나는 구간을 딥러닝 기반으로 자동 분류하였다. SAR 영상의 정량적 특성 변화를 통해 사후 대응뿐 아니라 조기 경보체계 구축 가능성을 제시하였다 [2]. Washaya 외는 Sentinel-1 SAR 기반의 Coherence 맵을 활용하여 구조물 피해를 정량 분석하는 방법을 제시하였다. 도심 내 구조물 밀집지역에서 coherence 감소 패턴을 감지하여, 구조물 파손 또는 지반 침하의 가능성을 사전에 탐지할 수 있는 가능성을 실증하였다 [3].

차정근 외는 고해상도 위성 영상과 도로 지도 정보를 융합하여, 도로 파손 위치와 유형을 자동

탐지하는 모델을 개발하였다. 도로 벡터와 매칭된 결과의 정확도를 분석하였다 [4]. 이는 SAR 영상에서도 동일한 방식의 벡터 연계 및 위상 정보 기반 파손 분류 가능성을 시사한다.

Fan 외는 비지도 학습 시차 맵 분할을 활용하여 빌딩 및 도로 인프라의 파손을 분류하는 deep learning 모델을 제시하였다. 특히, SAR 이미지에서 도로의 구조적 특징을 정확히 분리하기 위해 U-Net과 합성 손실 함수를 활용하였으며, 도심 밀집 지역에서 높은 정밀도를 확보하였다 [5].

Sun 외는 GF-3 SAR 위성 영상을 기반으로 도로 세그멘테이션을 위한 공개 데이터셋(SARroad)을 구축하였다. 1m~10m 해상도의 다양한 영상에서 도로 칩을 생성하고, MNC, FCIS, Mask R-CNN 기반 딥러닝 모델을 통해 세그멘테이션 성능을 비교하였다. 특히, Mask R-CNN이 가장 높은 IoU와 AP를 기록하여 SAR 기반 도로 영역 분할에 효과적임을 입증하였다 [6].

### 3. 수소차량 수요요인 우선순위 분석 결과

#### 3.1 연구 대상 및 위성 영상 수집 기준 설정

본 연구에서는 Sentinel-1 SAR 영상을 활용하여 서울시 도심 지역 내 싱크홀 발생 구간에 대한 레이더 반사 특성 분석을 수행하고자 하였다. 이를 위해 최근 서울시 내 발생한 주요 싱크홀 사고 사례를 조사하였다. 서울 안전누리 등을 참고하여, 총 5건의 주요 싱크홀 발생 사례를 선별하였다. 이들은 각기 상이한 위치, 발생 일자 및 규모를 갖고 있으며, 분석 타당성을 확보하기 위해 위성 영상 확보 가능성도 병행하여 고려하였다.

이후, 선정된 각 싱크홀 사고에 대해 ASF(Alaska Satellite Facility)을 활용하여 Sentinel-1 SLC(Single Look Complex) 영상의 다운로드 가능 여부를 확인하였다. ASF는 미국 지질조사국(USGS) 및 NASA와 협력하여 Sentinel-1, ALOS, RADARSAT 등의 위성 기반 레이더 데이터를 무료로 제공하는 플랫폼으로, Sentinel-1 데이터의 시간·공간 커버리지와 품질 측면에서 높은 신뢰도를 보유하고 있다.

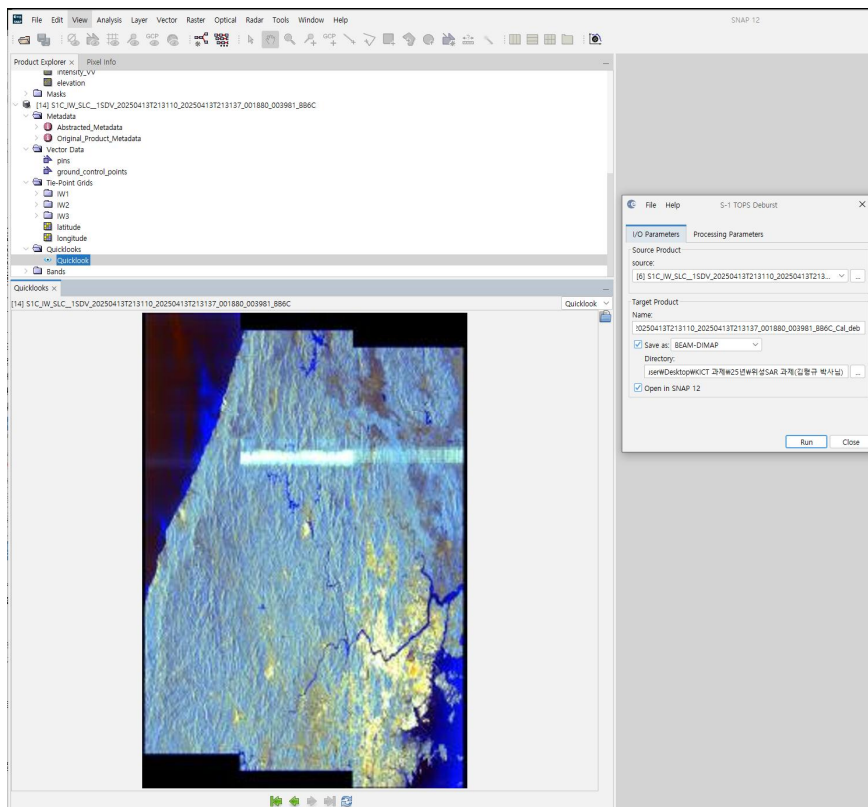
데이터 검토 결과, 선별된 5건의 싱크홀 사례 중 대부분은 해당 일자 또는 직전/직후 시점의 Sentinel-1 SLC 영상이 존재하지 않거나, 구름 영향 또는 관측각 제한 등으로 인해 분석에 적절하지 않았다. 반면, 2025년 4월 13일 서울특별시 마포구 애오개역 2번 출구 인근에서 발생한 싱크홀 사고는 Sentinel-1 SLC 영상이 확보 가능하였으며, 영상 품질 또한 분석에 적합한 수준이었다. 다운 받은 데이터는 이후 SNAP(Sentinel Application Platform)을 통해 후속 전처리를 수행하였다.

#### 3.2 위성 SAR 데이터셋 SNAP 기반 전처리

ASF에서 다운받은 2025년 4월 13일 SAR 데이터를 SNAP 프로그램을 이용하여 전처리를 진행했

다. 다운받은 Sentinel-1 SLC(Single Look Complex) 데이터는 지표면으로부터의 복사 신호를 복소수 (Amplitude + Phase)로 저장한 데이터로, 영상 간 간섭 및 정량적 분석을 위해서는 일련의 전처리 과정이 필요하다. 본 연구에서는 ESA에서 제공하는 공식 툴인 SNAP(Sentinel Application Platform)을 활용하여, SAR 영상의 전처리를 수행하였다. 전처리 진행 과정은 Deburst, Calibration, Speckle Filtering, Terrain Correction 단계로 진행하였다.

먼저, [그림 2]와 같이 Sentinel-1 TOPS 모드의 SLC 영상은 한 장의 이미지가 여러 Burst로 나뉘어 저장되기 때문에, 이를 연속적인 이미지로 재구성하는 Deburst 작업을 수행하였다. 이 과정은 동일한 서브 스왓(sub-swath) 내에서 각 Burst 간의 위상 및 강도 차이를 최소화하며 하나의 연속된 스트립 영상으로 결합하는 역할을 한다.



[그림 2] SNAP을 이용한 Deburst 작업

[Fig. 2] Deburst work using SNAP

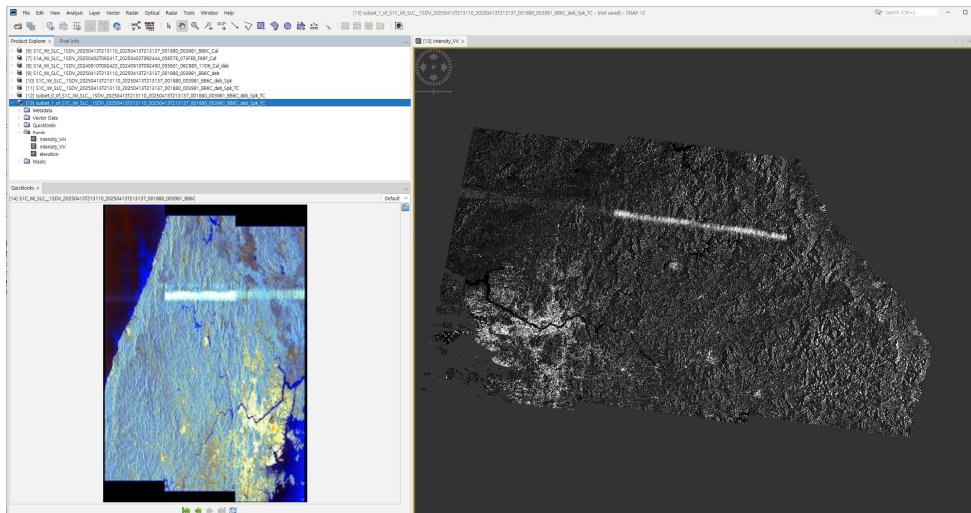
이후, 영상 내 DN(Digital Number) 값을 물리적인 반사계수로 변환하기 위해 Radiometric Calibration 절차를 적용하였다. 이 과정은 각 화소의 DN 값을 감마( $\gamma^0$ ) 또는 시그마( $\sigma^0$ )로 보정하여 SAR 데이터의 후속 분석에서 정량적인 비교가 가능하도록 하였다. 계산 방식은 (식 1) 과 같다.

$$\sigma^0 = \frac{|S|^2}{G} \tag{1}$$

여기서 S는 복소수 신호, G는 시스템 이득(Gain) 항을 의미하며, SNAP에서는 이 연산이 자동화 되어 수행된다.

다음으로, SAR 데이터의 스펙클 노이즈(speckle noise)를 제거하기 위해 Refined Lee 필터를 적용 하였다. 이 필터는 화소 주변의 통계적 특성을 기반으로, 가장자리와 텍스처 손실을 최소화하며 노이즈를 효과적으로 억제하는 방식으로 작동한다. 해당 필터는 고해상도 도시 지역의 반사도 분석에 적합한 특성을 지닌다.

전처리의 마지막 단계로는 Range Doppler 기반 지형 보정(Terrain Correction)을 수행하였다. 이 과정에서는 영상의 기하학적 왜곡을 제거하고, 위성 관측 궤도 및 SRTM 1sec DEM을 기반으로 지표면에 정사 투영(orthorectification)하여, 위경도 좌표 체계(EPSCG:32652, WGS84/UTM zone 52N)로 변환하였다. 이를 통해 [그림 3]과 같이 SAR 영상이 실제 GIS와 정합될 수 있도록 정밀하게 정렬되었다. 위 과정을 통해 얻어진 영상은 intensity 기준의 밴드로 구성되며, 이후 QGIS 상의 벡터 기반 싱크홀 위치정보와 중첩하여, 해당 지역의 레이더 반사 강도 특성을 분석하는데 활용되었다.



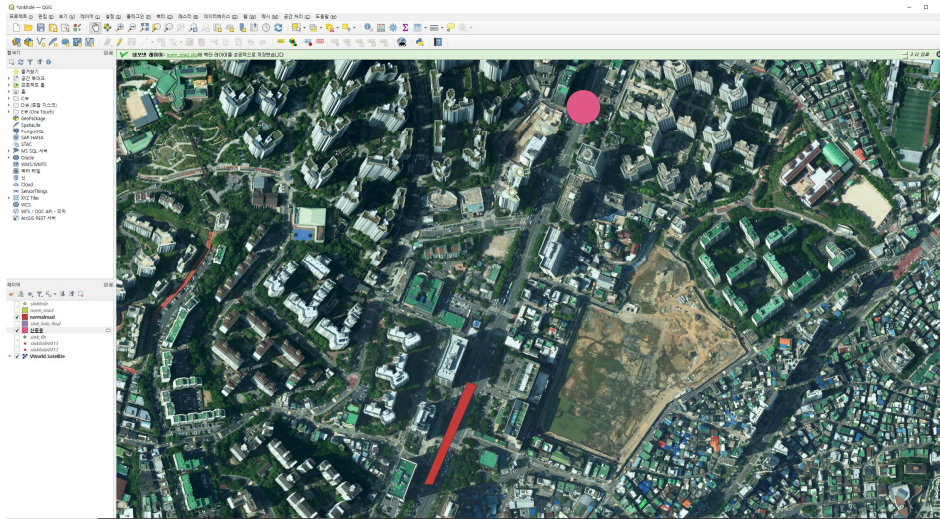
[그림 3] SNAP 기반 전처리 완료본

[Fig. 3] Final preprocessed data based on SNAP

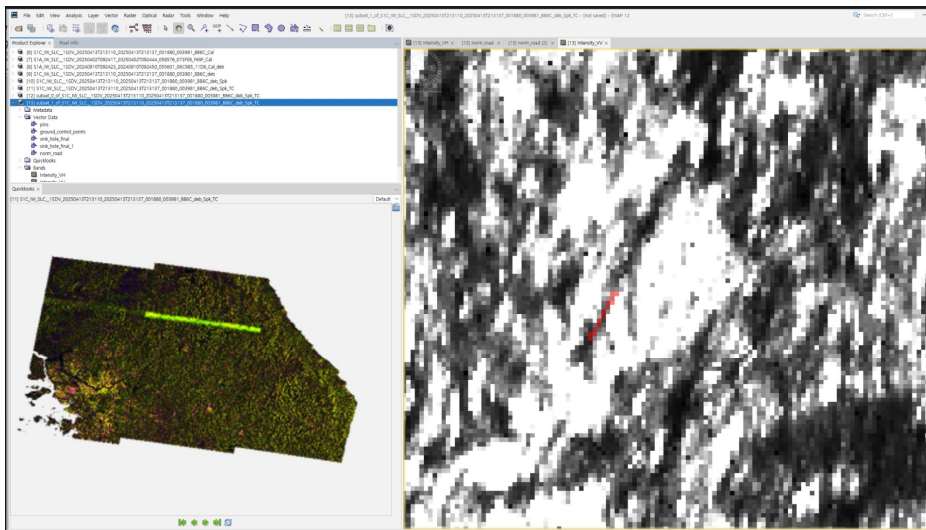
### 3.3 QGIS 기반 싱크홀 위치 생성 및 SAR 데이터와 정합

본 연구에서는 Sentinel-1 SAR 데이터를 이용하여 정량적 분석을 위해, 실제 싱크홀 발생 위치에

대한 정밀한 위치 정보가 필요하였다. 그러나 2025년 4월 13일 서울 마포구 애오개역 2번 출구 인근에서 발생한 싱크홀 사고에 대한 공식 위도·경도 좌표가 제공되지 않았기 때문에, 간접적인 지리 정보 추출 방식으로 분석 위치를 설정하였다.



[그림 4] QGIS를 활용한 싱크홀, 정상도로 셰이프파일 생성  
[Fig. 4] Creation of shapefiles for sinkholes and normal roads using QGIS



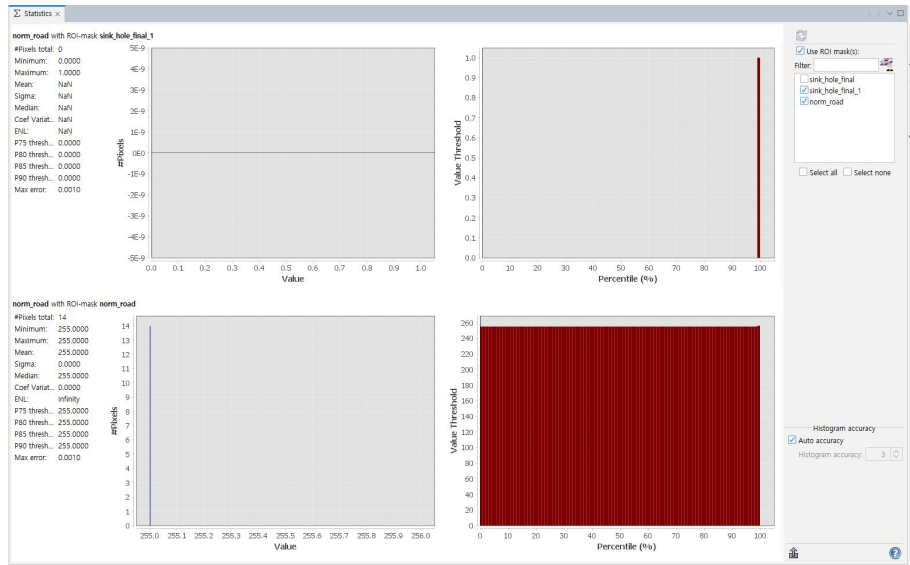
[그림 5] SNAP을 이용한 셰이프파일과 SAR 데이터 정합  
[Fig. 5] Alignment of shapefiles and SAR data using SNAP

언론 보도에 포함된 사고 당시 현장 사진을 바탕으로, 싱크홀 발생 인근에 위치한 애오개역 2번 출구 인근 차도를 기준으로 설정하였다. 애오개역 2번 출구는 구글 지도(Google Maps)를 통해 확인하였으며, 이를 기반으로 애오개역 인근 싱크홀 발생 지점의 위도·경도 좌표를 추정하였다. 해당 좌표는 [그림 4]와 같이 WGS 84 기준으로 QGIS에 입력하여 싱크홀 중심점(Point layer)으로 시각화하였다.

이후, 시각화된 싱크홀 중심점을 기준으로, QGIS 상에서 실제 도로 내 파손이 발생했을 것으로 추정되는 범위를 고려하여 싱크홀 발생 지점을 폴리곤(Polygon) 형태로 확장하였다. [그림 5]와 같이 비교를 위한 정상 도로 구간도 동일한 방식으로 QGIS 상에서 별도의 폴리곤 레이어로 생성하였으며, 해당 구간은 2025년 4월 13일 기준 명확한 파손이나 변형 징후가 없는 지역으로 선정하였다. 이후 생성한 shp 파일은 SAR 데이터와의 중첩 분석에 활용하였다.

#### 4. SNAP을 이용한 싱크홀 전·후 특성 분석 및 결과

전처리 완료 후, 분석 대상인 싱크홀 발생 영역과 비교군인 정상 도로 영역에 대한 정량적 SAR 반사 특성 분석을 수행하였다. 이를 위해 QGIS 상에서 생성한 sink\_hole\_final(싱크홀 영역 폴리곤)과 norm\_road(정상 도로 영역 폴리곤) 벡터를 기반으로, SNAP의 Statistics 도구를 활용하여 intensity 분석을 진행하였으며, [그림 6]과 같다.



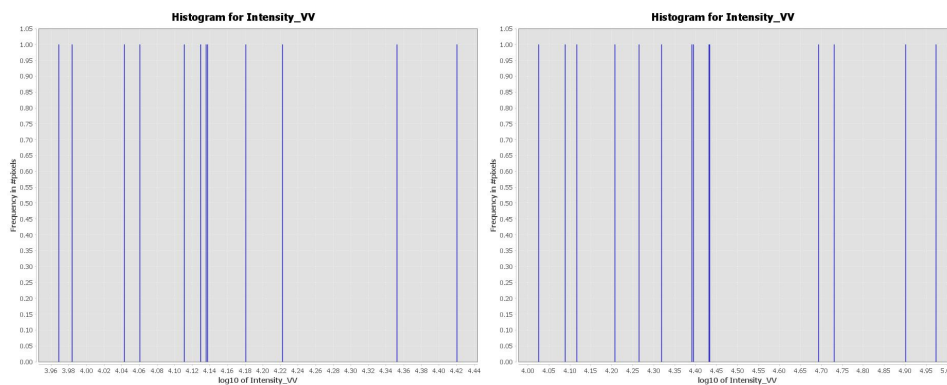
[그림 6] sink\_hole\_final와 norm\_road의 SNAP Statistics 비교

[Fig. 6] Comparison of SNAP statistics between sink\_hole\_final and norm\_road

분석결과, 싱크홀 발생 지역(sink\_hole\_final) 영역에서는 ROI 마스크 내에서 유효하게 계산된 픽셀이 존재하지 않는 것으로 확인되었다. 이는 해당 영역 내 intensity 밴드에서 반사신호가 거의 없거나, 마스크 내에 분석 가능한 유효 픽셀이 존재하지 않음을 의미한다. 결과적으로 SNAP에서는 평균, 표준편차, 중앙값 등의 통계값이 모두 NaN으로 처리되었다. 또한, 픽셀 분포 히스토그램 상에서도 y축이  $-5e-9$ ,  $5e-9$  범위 내로 수렴되어 있어 사실상 빈 픽셀 분포에 가까운 양상을 보인다.

반면, 정상도로(norm\_road) 영역에서는 총 14픽셀이 ROI 내에 존재하며, 이들의 intensity 값은 모두 동일하게 255.0으로 나타났다. 평균, 중앙값, 최빈값, 백분위값 모두 255.0으로 수렴하며, 표준편차가 0.0000으로 나타난 점은 해당 ROI 내 픽셀 값이 완전히 균일함을 의미한다.

SNAP을 활용하여 [그림 7]과 같이 싱크홀 영역과 정상 도로 영역의 Intensity VV 로그 스케일 히스토그램을 비교한 결과, 두 영역 모두에서 분포가 명확하게 구분되지 않는 것으로 나타났다. 싱크홀 영역은  $\log_{10}(\text{Intensity})$  기준 약 3.96에서 4.44 사이에 걸쳐 불연속적이고 협소한 스파이크 형태의 분포를 보였으며, 정상 도로는 4.00에서 5.00 사이 유사한 간격의 스파이크들이 관측되었다.



[그림 7] Intensity VV의 싱크홀 영역, 정상도로 히스토그램 결과

[Fig. 7] Histogram results of the sinkhole area and normal road for Intensity VV

## 5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 2025년 4월 13일 서울 마포구 애오개역 인근에서 발생한 싱크홀 사례를 중심으로, Sentinel-1 SAR 데이터를 활용한 사고 전후 지역의 레이더 반사 특성 분석을 수행하였다. ASF 플랫폼에서 획득한 SLC 데이터를 SNAP을 통해 전처리하고, QGIS에서 구축한 싱크홀 및 정상 도로 영역의 벡터 정보를 기반으로 통계 분석 및 intensity 분포 비교를 진행하였다. 분석 결과, 싱크홀 영역에서는 정상 도로에서도 intensity 값의 차이가 발생하였지만, 단일 시점의 intensity 기반 정보만으로 싱크홀을 정확하게 탐지하기 위해서는 다음의 개선점도 존재한다.

첫째, 실제 싱크홀 또는 도로 파손이 발생한 위치에 대한 고정밀 위치 데이터셋이 부재하여, 발생위치에 대한 정확한 위치좌표의 불확실성과 분석 오류 가능성이 존재한다. 둘째, Sentinel-1 SAR 데이터는 해상도 및 강도 정보의 한계로 인해, 도심 내 도로의 국소적이고 급격한 변형을 분류하여야 한다. 셋째, 본 연구는 단일 시점의 intensity 밴드만을 활용하였기 때문에, 시계열 변화나 구조적 변형 양상을 포착하기 위한 학습데이터셋 증가가 필요하다.

이에 따라 향후에는 위 한계를 보완하기 위해 다음과 같은 방향으로 추가 연구가 요구된다. 우선, 도로 파손 관리 시스템(Pavement Management System, PMS)에서 수집되는 시계열 데이터(도로 소성변형 등)와 Sentinel-1 시계열 SAR 영상(coherence, displacement 등)을 연계하여 보다 정밀한 시공간 분석 수행을 수행하여야 한다. 특히, SNAP 전처리 이후 MintPy 등의 시계열 분석 도구를 병행 활용함으로써, 단일 시점이 아닌 누적 변화량 기반의 소성 변형 탐지가 가능할 것으로 기대된다. 도로 영역 마스킹 및 딥러닝 기반의 세분화된 변화 탐지 모델을 도입하여, 구조적 변화 가능성이 높은 지역의 사전 감시 및 예측 정확도 고도화를 추진하여야 한다. 본 연구에서는 위성 SAR 데이터를 활용한 도로 파손 감지 가능성과 한계를 확인하여 향후 기초자료로 활용될 수 있을 것이다.

## References

- [1] S. Karimzadeh, M. Ghasemi, M. Matsuoka, K. Yagi, A. C. Zufikar, "A Deep Learning Model for Road Damage Detection After an Earthquake Based on Synthetic Aperture Radar (SAR) and Field Datasets", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 15, July 2022, pp. 5753-5765, doi: 10.1109/JSTARS.2022.3189875.
- [2] N. Kopiika, A. Karavias, P. Krassakis, Z. Ye, J. Ninic, N. Shakhovska, N. Koukouzas, S. Argyroudis, S. Mitoulis, "Rapid post-disaster infrastructure damage characterisation enabled by remote sensing and deep learning technologies - a tiered approach", *arXiv preprint*, vol. 4, April 2024, pp. 1-42, doi: 10.48550/arXiv.2401.17759.
- [3] P. Washaya, T. Balz, B. Mohamadi, "Coherence change-detection with sentinel-1 for natural and anthropogenic disaster monitoring in urban areas", *Remote Sensing*, vol. 10, no. 7, June 2018, pp. 1-22, doi: 10.3390/rs10071026.
- [4] J. G. Cha, S. H. Lee, S. H. K. Kim, "Deep Learning-Based Detection and Assessment of Road Damage Caused by Disaster with Satellite Imagery", *Applied Sciences*, vol. 15, no. 14, July 2025, pp. 1-16, doi: 10.3390/app15147669.
- [5] R. Fan, M. Liu, "Road Damage Detection Based on Unsupervised Disparity Map Segmentation", *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 21, no. 11, November 2020, pp. 4906-4911, doi: 10.1109/TITS.2019.2947206.
- [6] Z. Sun, H. Geng, Z. Lu, R. Scherer, M. Woźniak, "Review of road segmentation for SAR images", *Remote Sensing*, vol. 13, no. 5, pp. 1-14, doi: 10.3390/rs13051011.