

AI 기반 산사태 예측 모형 및 전국 단위 조기경보 프레임워크 개발

이수종* · 이우균**† · 송영석*** · 박혁진**** · 이상철** · 손요환** · 황석환***** · 노민우*****

*한국건설기술연구원 수자원하천연구본부 박사후연구원, **고려대학교 환경생태공학부 교수,

한국지질자원연구원 지질재해연구실 책임연구원, *세종대학교 에너지자원공학과 교수,

*****한국건설기술연구원 수자원하천연구본부 연구위원, *****고려대학교 오정리질리언스연구원 박사후연구원

Development of an AI-based landslide prediction model and nationwide early warning framework

Lee, Sujong* · Lee, Woo-Kyun**† · Song, Young-Suk*** · Park, Hyuck-Jin**** ·
Lee, Sangchul** · Son, Yowhan** · Hwang, Seokhwan***** and Roh, Minwoo*****

*Post-doctoral Researcher, Department of Hydro Science and Engineering Research, Korea Institute of
Civil Engineering and Building Technology, Gyeonggi-do, Korea

**Professor, Division of Environmental Science and Ecological Engineering, Korea University, Seoul, Korea

***Principal Researcher, Department of Geological Hazards Research, Korea Institute of Geoscience and
Mineral Resources, Daejeon, Korea

****Professor, Department of Energy Resources and Geosystems Engineering, Sejong University, Seoul, Korea

*****Researcher Fellow, Department of Hydro Science and Engineering Research, Korea Institute of
Civil Engineering and Building Technology, Gyeonggi-do, Korea

*****Post-doctoral Researcher, OJong Resilience Institute, Korea University, Seoul, Korea

ABSTRACT

As climate change intensifies, the frequency and magnitude of extreme rainfall events are increasing, leading to more frequent landslides and debris flows. In South Korea, where approximately 63% of the land area is mountainous, landslide damage occurs repeatedly because of complex topographic conditions. This highlights the need for spatially detailed and timely landslide early warning information to support climate change adaptation. However, existing landslide early warning systems primarily rely on meteorological data and provide warnings at the administrative-unit scale, limiting their applicability to local-level prevention and preparedness. This technical note presents the conceptual design and implementation of a nationwide landslide early warning framework developed as a non-structural measure for proactive landslide prevention and preparedness. The proposed framework integrates meteorological observations and forecasts from the Korea Meteorological Administration (KMA), national geospatial datasets, and time-series optical satellite imagery. Landslide susceptibility is calculated by combining an AI-based, data-driven landslide susceptibility model with a physically based infinite slope stability model, which are independently constructed and subsequently linked using rule-based flow directions. In addition, an anthropogenic activity map derived from satellite-based time-series land-cover change information is incorporated to reflect changes in surface conditions during the early warning process. The framework is designed to automatically generate landslide early warning information across the entire country at a spatial resolution of 100 m × 100 m and a temporal resolution of 3 hours. The resulting outputs are regularly disseminated through a web-based service. The proposed framework provides a practical

†Corresponding author : leewk@korea.ac.kr (145 Anam-ro, Seongbuk-gu, Seoul, 02841, Korea. Tel. +82-2-3290-3470)

ORCID 이수종 0000-0002-6383-805X
이우균 0000-0002-2188-359X
송영석 0000-0002-8521-9698
박혁진 0000-0001-5429-5180

이상철 0000-0001-8092-135X
손요환 0000-0001-5621-9894
황석환 0000-0003-0659-8587
노민우 0000-0003-0815-3469

example of a climate change adaptation technology that supports landslide prevention and preparedness under increasingly frequent extreme rainfall conditions.

Key words : Climate Change, Landslide, Artificial Intelligence, Non-structural Measure, Early Warning Framework

1. 서론

기후변화로 인해 극한 기상 현상의 규모와 빈도가 증가하고 있으며, IPCC 제6차 평가보고서에 따르면 전 지구 평균 기온 상승은 대기의 포화수증기량 증가와 연계되어 극한 강우 증가 경향과 밀접한 관련이 있다(IPCC, 2021). 국내에서도 최근 국소 지역에서 단시간에 매우 강한 강수가 집중되는 국지성 집중호우의 발생 빈도가 증가하고 있으며, 1시간 최대 강우량이 100 mm를 초과하는 사례가 보고되고 있다(KMA, 2025). 이러한 강수 특성의 변화는 홍수, 침수, 산사태 및 토석류 등 다양한 자연재해를 유발하며, 이로 인한 인명 및 재산 피해 역시 지속적으로 증가하는 추세이다. 국내의 경우 국토 면적의 약 63%가 산림으로 구성되어 있고, 복잡한 지형적 특성으로 인해 산사태 및 토석류가 반복적으로 발생하고 있다(Chae et al., 2004; Jeong et al., 2024). 국내에서 발생하는 산지토사재해는 얇은 붕괴형 산사태와 유동형 산사태(토석류) 형태로 발생하며, 산림 연접부에 위치한 민가 및 사회기반시설에 인명 및 경제적 피해를 초래한다(Lee, Woo, et al., 2025). 최근 10년간(2015~2024) 산사태 피해 면적은 약 2,700 ha이며, 복구 비용은 약 7,000억 원으로 집계되었다(KFS, 2025).

이에 따라 산사태 재해의 예방 및 대비를 위해 행정안전부(Ministry of the Interior and Safety, MOIS)는 구조적 대책과 비구조적 대책을 구분한 「자연재해 저감 종합계획」을 수립·이행하고 있으며(MOIS, 2024), 산림청(Korea Forest Service, KFS)은 「산림재난방지법(법률 제20751호, 2025.1.31. 제정, 2026.2.1. 시행)」에 의거하여 산사태 예방·대비·대응·복구에 관한 계획을 수립·이행하고 있다(Kim et al., 2025; Lee and Kim, 2024). 산사태의 사전 예방을 위한 비구조적 대책 중 대표적인 수단으로는 산사태 조기경보시스템이 있으며, 이를 위해서는 산사태 위험정보를 산출할 수 있는 산사태 예측기법의 적용이 필수적이다(Pecoraro et al., 2019; Song and Park, 2022). 산사태 예측기법으로는 토양수분 상태를 고려하는 강우-유출(Rainfall-Runoff Model) 모형, 사면의 안정성을 해석하는 물리 기반 모형(Physically based), 그리고 과거 산사태 발

생 이력과 지형, 환경 및 기상자료를 활용하는 데이터 기반(Data-driven) 방법이 대표적으로 활용되고 있다(Lee et al., 2015; Park and Lee, 2022).

산림청에서는 산사태정보시스템을 운영하고 있으며, 이는 산사태 예측정보와 산사태 위험지도로 구성되어 있다(KFS, 2025). 이 중 산사태 예측정보인 Korea Landslide Early-warning System (KLES)은 기상청 강우자료와 강우-유출 모형인 TANK 모형을 연계하여 전국 11개 권역을 대상으로 토양수분지수를 산출하고, 이를 기반으로 읍·면·동 단위의 산사태 주의보 및 경보 정보를 제공하고 있다(Eu et al., 2025; Lee et al., 2015). 해당 체계는 전국 단위에서 강우 조건을 반영한 예측정보를 제공하고 있으나, 5 km × 5 km 격자 및 읍면동 행정구역 단위로 제공됨에 따라 위험지역의 정밀 식별에는 제한이 있다. 산사태위험지도는 과거 산사태 발생 이력과 지형 및 환경자료를 활용한 데이터 기반 접근을 통해 고해상도의 격자 기반 정보를 제공하며, 연 1회 갱신을 통해 산림 내 토지피복 변화를 정밀하게 반영하고 있다(Woo et al., 2014). 다만 강우 조건이 직접적으로 고려되지 않는 정적 자료의 특성상, 집중호우에 따른 동적 위험도 변화를 반영하는 데에는 한계가 있다. 한국지질자원연구원(Korea Institute of Geoscience and Mineral Resources, KIGAM)에서는 강우에 따른 물리 기반 불포화 사면 산사태 발생 예측기술을 개발하고, 수치예보모형 및 기상 레이더자료를 연계한 산사태 조기경보시스템을 구축하였다(KIGAM, 2019). 해당 기술은 정밀한 산사태 위험지역 파악이 가능하다는 장점을 보유하고 있으나 현재는 프로토타입 형태로 국립공원 일대를 중심으로 운영되고 있다.

종합적으로 강우-유출 모형 기반 예측기법은 광역적인 산사태 위험 평가와 행정구역 단위의 위험지역 파악에 효과적이거나, 세부 격자 단위 정보 제공에는 한계가 있으며, 물리 기반 모형은 정밀한 해석이 가능하나 전국 단위 적용 시 연산에 긴 시간이 소요된다(Park et al., 2022). 이러한 한계를 보완하기 위한 대안으로, 최근에는 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 기반 분석 기법의 발전과 대규모 공간정보 자료의 활용 여건이 개선됨에 따라 이를 활용한 데이터 기반 산사태 예측 모형의 적용 가능성이 확

대되고 있다(Ado et al., 2022; Tehrani et al., 2022). 데이터 기반 접근은 복합 요인 간의 비선형적 관계를 AI를 통해 효율적으로 학습함으로써, 전국 단위의 동적 고해상도 격자 기반 산사태 위험 정보 산출에 적합한 방법으로 활용될 수 있다(Mirus et al., 2024; Sharma et al., 2024).

본 기술문서에서는 AI 기법과 GIS, 원격탐사 방법을 통해 개발된 일 단위 전국 산사태 위험 조기경보 프레임워크에 대하여 소개한다. 2장에서는 프레임워크의 개념 설계를 설명하고, 3장에서는 개발된 프레임워크의 세부 내용을 기술한다. 4장에서는 2024년을 대상으로 한 적용 및 평가 결과를 제시하며, 5장에서는 향후 고도화 방향을 제시한다.

2. 산사태 조기경보 프레임워크 개념 설계

산사태 조기경보 프레임워크는 전국을 대상으로 사전 예방 및 대비를 위한 일 단위 산사태 위험 정보를 산출하

고 제공하는 것을 목적으로 한다. 초기 개념 설계는 2021년 기계학습 기반 산사태 예측 및 진단 모형 개발 연구를 시작으로 단계적으로 고도화되어 왔으며, 2023년 이후 조기경보 프레임워크가 시범적으로 운영되었다(Lee, 2023). 기존 프레임워크는 Random Forest 기반의 산사태 민감도 모형과 기상청 단기에보 자료를 연계하여 일 2회 산사태 위험 정보를 산출하는 구조로 구성되었다(Lee, Roh, et al., 2025). 본 기술문서에서 신규로 제시하는 산사태 조기경보 프레임워크는 산사태 발생 이력과 기상, 지형 및 환경 등의 인자들을 활용한 데이터 기반 모형과 물리 기반 모형을 각각 구축하고, 이를 기상청 단기에보와 연계하여 산사태 위험 정보를 산출하도록 설계하였다. 이에 프레임워크의 구조는 입력자료 체계와 모형 체계로 구성되어 있다(Fig. 1). 입력자료는 데이터 기반 산사태 민감도 모형의 개발 및 검증에 필수적인 과거 산사태 발생 이력 정보와 기상, 토지피복, 임상 및 토양으로 구성된 국가 공간정보, 고도와 경사 등의 지형정보, 시계열 광학 위성정보, 그리고 고 예보를 포함한 기상정보로 구성된다(Lee, 2025). 이러

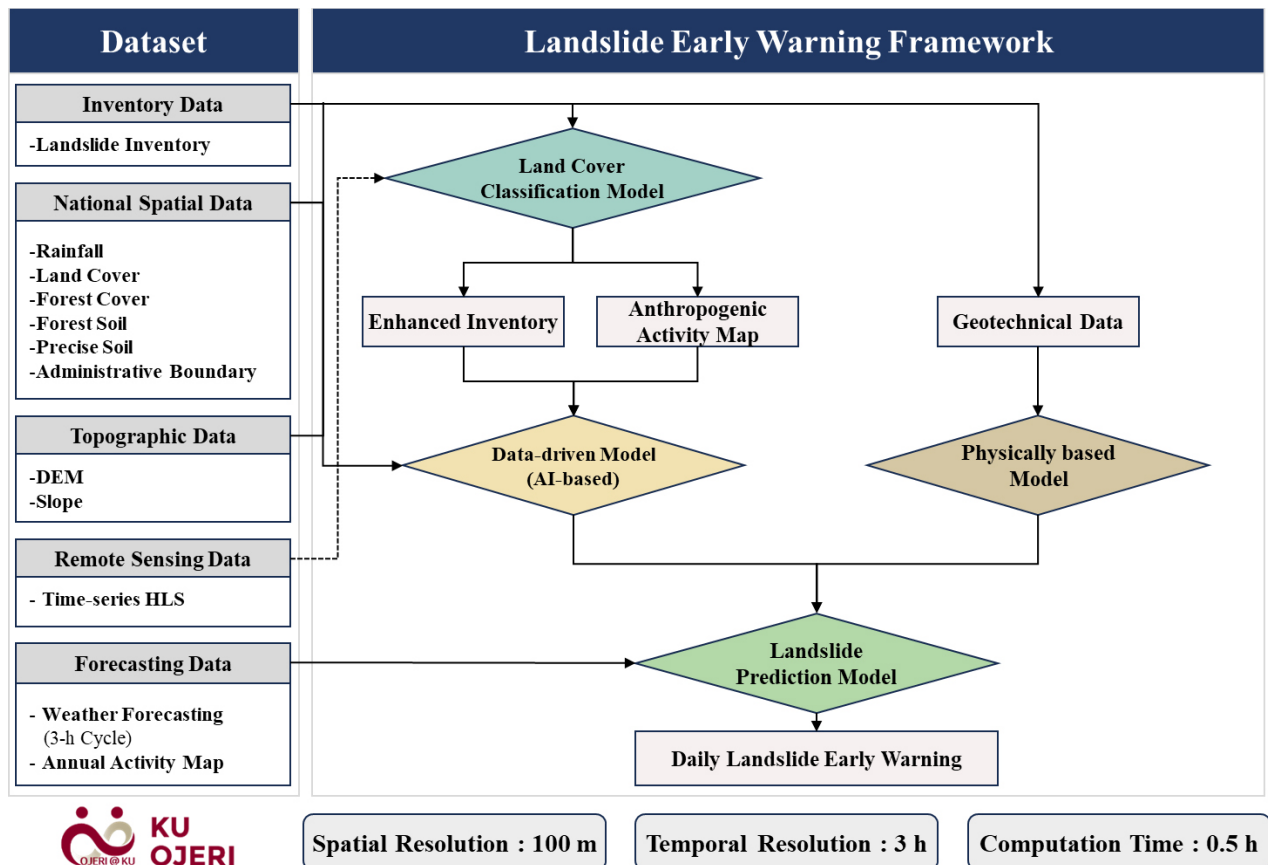


Fig. 1. Conceptual structure of the landslide prediction model and early warning framework

한 자료들은 총 세 개로 구성된 모형의 입력자료로 활용된다. 시계열 위성정보를 포함한 일부 공간정보는 토지피복 분류 모형의 입력자료로 사용되며, Attention U-net을 활용한 객체기반의 토지피복 분류 및 연 단위 토지피복 변화 매트릭스 결과를 산출한다, 이를 통해 산사태 발생 정보의 고도화와 연 단위 토지피복 변화 정보를 나타내는 인위적 활동지도(Anthropogenic Activity Map)가 구축된다. 산사태 예측모형(Landslide Prediction Model)은 AI를 활용하는 데이터 기반 모형과 물리 기반 모형의 두 가지로 구성된다. 데이터 기반 모형은 기상정보, 지형 및 환경정보, 인위적 활동지도 등을 활용하여 격자 단위의 산사태 민감도를 산출한다. 물리 기반 모형은 지반정보와 강우 정보를 입력자료로 사용하며, 격자 단위의 안전율(Factor of Safety, FS)을 제공한다. 최종적으로 두 모형의 결과는 일정 등급을 기준으로 흐름 방향 등의 규칙을 적용하여 결합되며, 이를 통해 최종 산사태 위험 정보가 산출된다. 본 산사태 조기경보 프레임워크는 전국 100 m × 100 m의 공간해상도와 3시간의 시간해상도로 결과가 산출된다. 또한 자료 수집부터 최종 결과 산출까지의 전체 연산 시간은 최대 약 30분 이내로 구현된다.

3. 산사태 조기경보 프레임워크 개발

개발된 산사태 조기경보 프레임워크는 입력자료의 내

부 저장장치(Internal Storage)로의 물리적 저장, 데이터 기반 및 물리 모형을 포함한 산사태 예측모형의 구동, 그리고 최종 연계 결과의 웹 서비스 표출로 구성된다(Fig. 2). 내부 저장장치에 저장되는 입력자료는 일 단위 또는 연 단위로 갱신되는 동적 요인(Dynamic Factor)과 장기간 변화가 거의 없는 정적 요인(Static Factor)으로 구분된다. 산사태 예측모형은 두 개의 개별 모형과 이들을 연계하는 프로세스로 구현되어 있으며, 최종 산출 결과는 웹 기반 서비스 형태로 제공된다. 해당 프레임워크의 대부분은 Python 3.9 환경에서 자동화 프로세스를 통해 구현되었으며, 일부 위성영상 분석 기능은 Esri사의 ArcGIS Pro를 활용하여 수행되었다. 자동화 프로세스는 기상자료 수집 및 전처리, 예측모형 구동, 그리고 최종 결과의 레이아웃 산출까지의 전 과정을 포함한다. 본 프레임워크가 개발된 하드웨어 환경은 Intel Core i7-10700KF CPU, 128 GB RAM, NVIDIA GeForce RTX 3070 GPU, 그리고 최소 4TB 이상의 SSD 저장장치로 구성되어 있다. 산사태 예보 운영을 위한 하드웨어 환경은 Intel Core i9-13900K CPU, 128 GB RAM, NVIDIA GeForce RTX 4060 GPU, 그리고 최소 4TB 이상의 SSD 저장장치로 구성되어 있다.

3.1. 기상청 자료 수집 체계

기상정보는 한국 기상청에서 제공하는 일 단위 기상정보로 구성되며 자료의 구분은 과거 기상관측자료와 미래

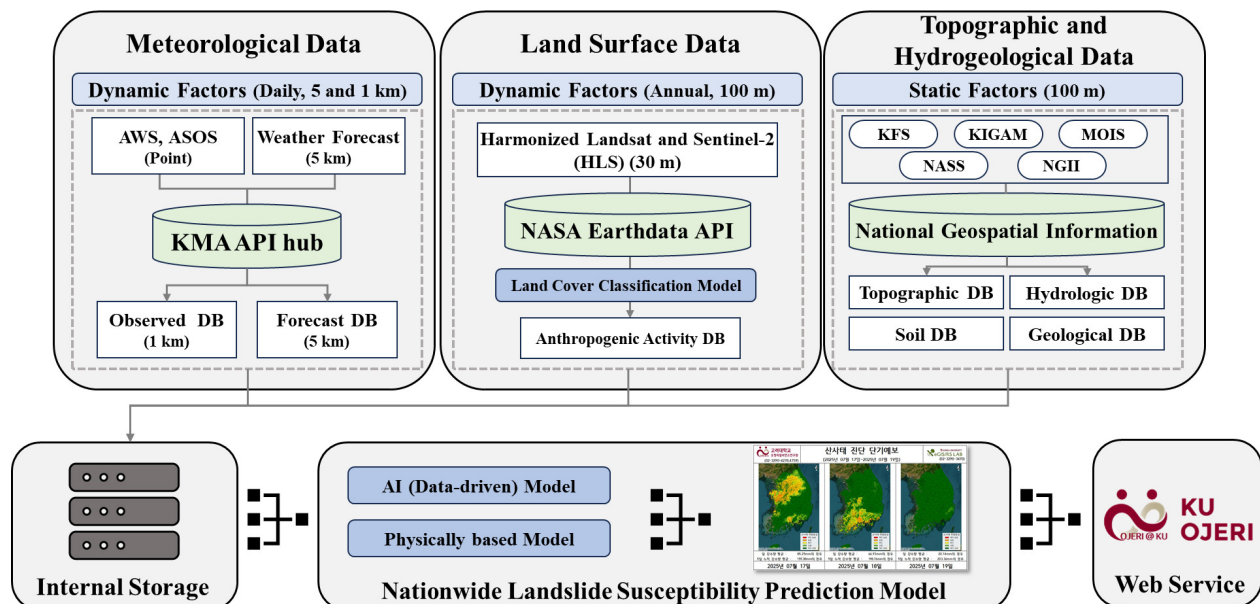


Fig. 2. Operational workflow of the landslide early warning framework

기상예보자료로 구성된다. 과거 기상관측자료는 종관기상관측장비(Automated Synoptic Observing System, ASOS)와 방재기상관측장비(Automatic Weather System, AWS)로 구분되며, 해당 기상관측장비를 통해 자동으로 수집된다. 본 프레임워크에서 활용하는 종관기상관측장비는 98개소, 방재기상관측장비는 539개소이며, 전국을 대상으로 설치 및 운영되고 있다. 과거 기상관측자료는 관측장비에 대한 좌표 정보와 장비별 관측된 일 강우량(mm)의 정보가 csv 형태로 제공되며, 점 기반 공간자료(Point based Spatial Data)로의 변환 및 역거리가중치 방법(Inverse Distance Weighting, IDW)을 활용한 보간(Interpolation)을 통하여 전국 1 km × 1 km 격자 기반의 일 강우량 Raster 자료를 구축하였다. 미래 기상예보자료는 기상청 날씨예보 자료에서 제공하는 단기예보(Short-term forecast)와 초단기실황(Very-short-term nowcast)을 활용하였다. 단기예보는 예보기간과 구역을 시·공간적으로 세분화하여 발표하는 예보로 전국을 동네예보 구역(5 km × 5 km 간격)의 격자 기반으로 최대 선행시간 79시간까지의 미래 시 단위 예측 강우정보를 제공한다. 초단기실황은 동네예보 구역에 대한 대표 AWS 관측값을 의미하며 매시 10분에 발표된다. 과거 관측자료와의 누적 강우량 계산을 위하여 시 단위로 제공되는 기상 예보자료는 일 단위 강우량으로 누적하여 사용하였다. 단기예보 자료는 발표시간(매일 02시부터 3시간 간격) 기준 02시를 기점으로 선행 강우량의 공백 시간이 존재하므로 매시 10분 뒤 발표되는 초단기

실황의 시강우량을 합산하였다(Fig. 3). 기상정보들은 모두 기상청 API 허브(<https://apihub.kma.go.kr/>)를 통해 제공되며, 자료의 수집 체계는 기상청 기상자료개발포털 기상기후데이터위키(<https://datawiki.kma.go.kr/>)에서 제공하는 Python 기반 수집 및 전처리 체계를 활용하여 구축되었다. 수집 체계는 매일 02시부터 3시간 간격으로 구동되며 산출되는 정보는 Geotiff 형식의 Raster 자료로 csv 파일 수집, 공간정보로 변환, 공간 보간, Resample, Masking, Snap 등 일련의 전처리 과정을 자동으로 수행한다. 최종적으로 조기경보 프레임워크에 활용되는 기상자료는 미래 기상예보 기반 당일 일 강우량 정보와 과거 기상관측자료를 누적한 3일 및 5일 누적 강우량 정보이다. 해당 정보들은 일 8회 내부 저장장치로 저장되며, 자료의 수집 등 전처리와 입력자료로의 변화까지 약 10분 이내에 완료된다.

3.2. 지표면 자료를 활용한 인위적 활동지도 구축

최근 산림지에서의 토지피복 변화는 산사태를 유발하는 주요 요인 중 하나로 보고되고 있다(Pacheco Quevedo et al., 2023; Turner, 2018). 이에 본 연구에서는 도시화, 산림황폐화, 간벌 및 산불 피해지 등 시공간적 변화지역을 반영하기 위하여 인위적 활동지도(Anthropogenic Activity Map)를 구축하였다. 인위적 활동지도는 산림과 비산림으로 이진 분류된 토지피복 자료를 기반으로 연 단위 시계열 변화를 분석하여 생성되며, 최종적으로 ‘산림’,

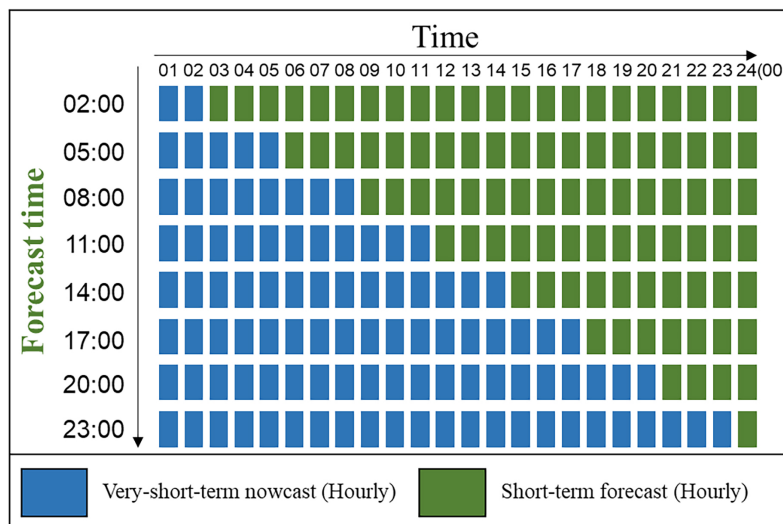


Fig. 3. Schematic illustration of the integration of very-short-term and short-term hourly rainfall nowcast and forecast, rearranged along forecast lead time to construct daily rainfall

‘비산림’, ‘산림에서 비산림으로의 변화’, ‘비산림에서 산림으로의 변화’ 네 가지 범주로 구성된다. 본 자료는 산사태 발생 가능성에 영향을 미치는 지표면 상태 변화를 반영하기 위한 입력자료로 활용되며 시계열 위성영상 자료를 기반으로 구축되었다. Harmonized Landsat and Sentinel-2 (HLS) 자료는 미국항공우주국(National Aeronautics and Space Administration, NASA)과 미국지질조사국(United States Geological Survey, USGS) 주도로 수행된 프로젝트를 통해 제공되는 광학 위성영상 자료이다. 해당 자료는 Landsat-8/9 Operational Land Imager (OLI)와 Sentinel-2A/B/C Multi-Spectral Instrument (MSI) 영상에 공간 정합 및 대기보정 등의 전처리를 적용하여 생성된 Analysis Ready Data (ARD) 형태로 제공된다 (Claverie et al., 2018). 현재는 총 5개 위성의 관측자료를 융합하여 생성되며, 약 2일 이내의 재방문 주기를 제공한다. 본 연구에서는 OLI 기반의 30 m 공간해상도를 가지는 L30 자료를 활용하였으며, 대한민국 전역을 대상으로 2017년부터 2025년까지 매년 5월 영상을 취득하였다. 취득된 영상은 추가 전처리 및 분류 모형 적용을 통해 세 가지 산출물로 생성되어 조기경보 프레임워크에 반영되었다. 첫째, 연 단위 토지피복 변화 정보를 활용한 과거 산사태 발생이력정보의 공간정보 보완, 둘째, 토지피복 변화 기반 인위적 활동지도 구축 및 데이터 기반 모형 입력자료 반영, 셋째, 2025년 기준 활동지도 구축 및 산사태 예보 결과 반영이다. 활동지도 원자료를 데이터 기반 모형 및 조기경보 프레임워크에 반영하기 위해서는 100 m 공간해상도로의 변환이 필요하다. 이에 본 연구에서는 100 m 기준 격자를 적용하여 활동지도의 네 가지 범주가 차지하는 면적 비율을 산정한 신규 레스터 자료를 생성하였다(Fig. 4). 즉, 하나의 활동지도는 변환 과정을 통해 총 4장의 레스터 자료로 재구성되며, 각 자료는 전년도 대비 당해연도의 범주별 토지피복 변화 비율을 나타낸다.

위성영상의 취득, 토지피복 분류 및 데이터 기반 모형 반영 과정은 Python과 ArcGIS Pro를 활용한 반자동화 방식으로 구현되며, 세부 구축 과정은 Lee (2025)에 제시되어 있다. 인위적 활동지도는 연 1회 갱신되며, 2025년 인위적 활동지도는 전년도 6월부터 당해연도 5월까지 발생한 토지피복 변화를 나타낸다. 현재는 매년 6월 초를 기준으로 당해연도의 토지피복 변화를 반영하고 있으며, 생성된 공간정보는 내부 저장장치에 저장된다. 예를 들어, 2025년의 경우 3월에 발생한 경상북도 대형 산불 피해 면적이 활동지도에 반영되어 데이터 기반 모형의 입력자료

로 활용되었다(Fig. 5).

3.3. 정적자료 구축

정적자료들은 국가공간정보들로 구성되어 있으며, 데이터 기반 및 물리 기반 모형의 입력자료 중심으로 구성되어 있다(Table 1). 산림 내 임상 및 토양의 경우 산림청에서 제공하는 임상도(1:5,000) 자료와 산림입지토양도(1:5,000)에서 제공하는 정보들을 활용하였다. 산림을 제외한 토지피복 내의 토양 환경은 국립농업과학원(National Institute of Agricultural Sciences, NAAS)의 정밀토양도(1:25,000) 자료를 활용하였다. 단층(Fault)의 공간정보는 한국지질자원연구원의 수치지질도(1:250,000)를 활용하였다. 전국 행정 및 하천 경계는 국토지리정보원(National Geographic Information Institute, NGII)에서 제공하는 벡터 기반의 폴리곤 정보를 사용하였다. 고도, 경사 및 향과 같은 지형정보들을 구축 및 반영하기 위하여 국토지리정보원에서 제공하는 전국 5 m 공간해상도 및 1:5,000(축척의) 정밀 수치표고모형(Digital Elevation Model, DEM)을 취득 및 활용하였다. 정적자료들의 경우 대부분 기관의 홈페이지 및 브이월드(<https://www.vworld.kr/>)에 접속하여 폴리곤 및 벡터의 원본 파일을 취득 후 입력자료로의 변환을 수행하였으며, 해당 자료들은 다소 긴 갱신주기로 인하여 가장 최근에 구축된 정보들을 활용하였다. 일부 자료들은 담당 기관과의 협조를 통하여 제공받은 자료를 활용하였다. 모든 자료들은 공간해상도 100 m × 100 m Raster 자료로 변환되었으며, 좌표계의 경우 EPSG:5186 Korean Central Belt 2010으로 설정 후 내부 저장장치에 저장되었다. 정적자료의 경우 Lee (2025)에 구체적인 설명이 포함되어 있다.

3.4. 산사태 예측 모형 구성

일반적인 산사태 예측 평가는 데이터 기반 모형 또는 물리 기반 모형을 중심으로 수행되고 있다. 데이터 기반 모형은 다양한 유발인자를 활용하여 과거 산사태 발생과 유사한 조건을 가지는 지역을 효과적으로 예측할 수 있으나, 경험적 관계에 의존하기 때문에 해석 가능성이 제한되고 새로운 조건에 대한 불확실성이 존재한다. 반면, 물리 기반 모형은 무한사면 안정해석에 근거하여 안전율을 직접적으로 평가할 수 있으며 물리 법칙과 도메인 지식을 반영한다는 장점이 있으나, 입력자료의 불확실성과 많은 연산처리량이 요구되며, 일부 연구에서는 단순화된 가정

으로 인해 과대예측 경향을 나타내고 있다. 이러한 상호 보완적인 특성을 고려할 때, 두 접근법을 통합하는 것은 산사태 민감도 평가의 신뢰성과 견고성을 향상시키는 데 효과적인 전략으로 제시되어 왔다(Goetz et al., 2011; Weidner et al., 2019). 이에 최근 두 모형을 연계한 방법

론들이 수행되고 있으며 이는 개별 방법론과의 비교 시 개선된 성능을 나타내고 있다(Cui et al., 2024; Han and Semnani, 2025; Xue et al., 2024). 본 연구에서는 데이터 기반 모형과 물리 기반 모형을 동시에 활용하여 각 모형의 장점을 결합하고, 단일 모형 적용 시 발생할 수 있는

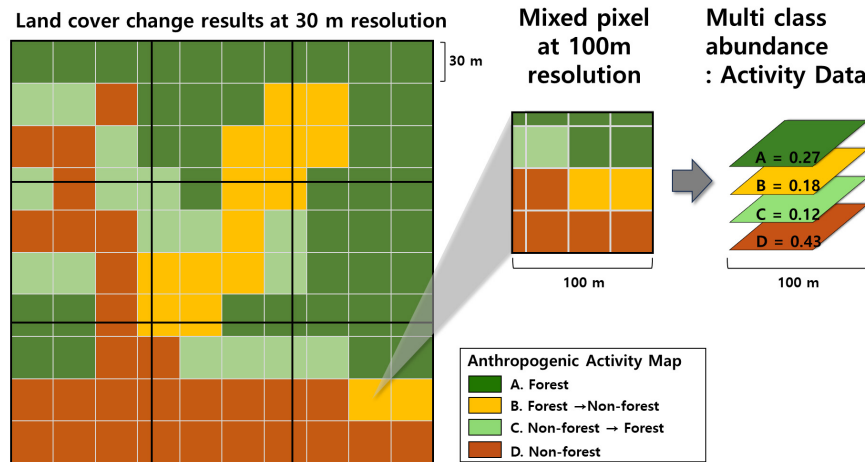


Fig. 4. Generation of the anthropogenic activity map

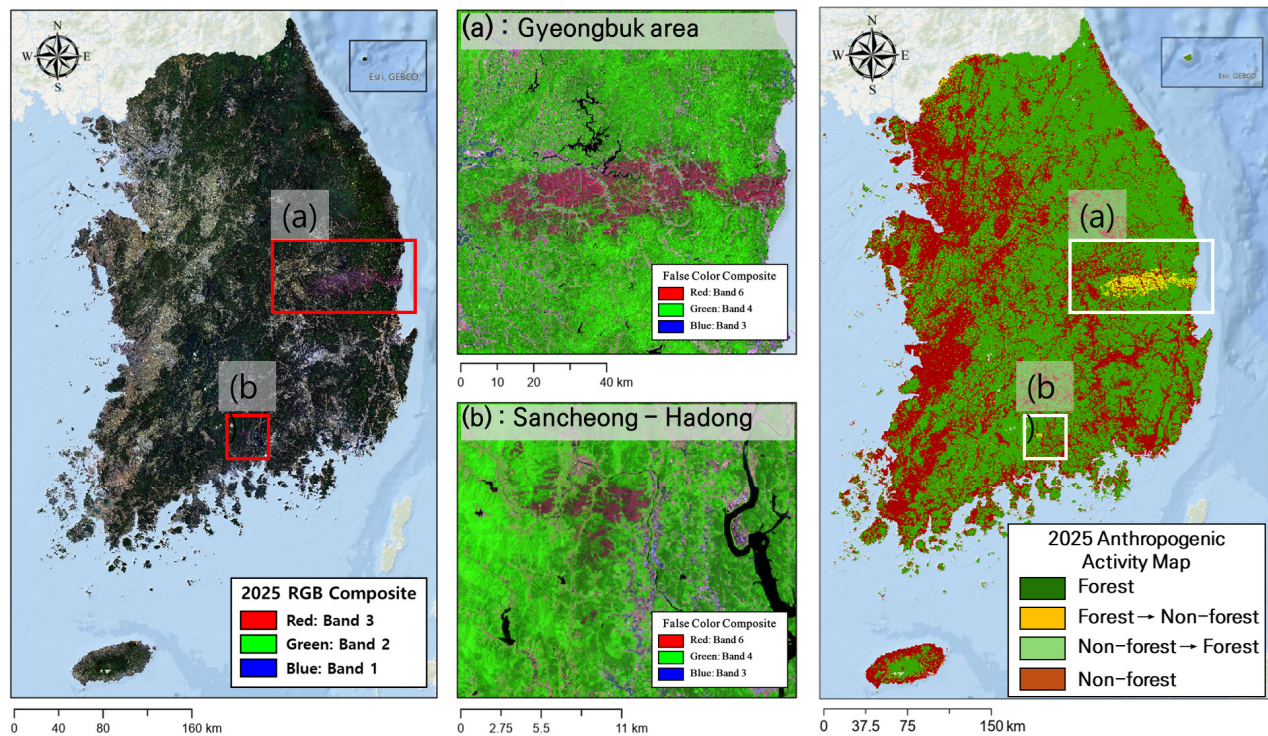


Fig. 5. 2025 Anthropogenic activity map (a: forest fire damage area in Gyeongsangbuk-do, b: anthropogenic activity map in Sancheong and Hadong counties reflecting forest fire damage)

한계를 보완하고자 하였다.

데이터 기반 모형의 경우 머신러닝 및 딥러닝 등 AI 알고리즘의 적용이 가능하며 학습에 활용되는 과거 산사태 이력정보가 필수적이다. 산사태 발생 이력정보는 산림청에서 제공하는 전국 산사태 발생 자료를 활용하였으며, 2017 ~ 2023년 기간 동안 총 5,015건을 수집하였다. 해당 자료는 피해 기간(재난구분), 상세주소, 피해면적(ha) 정보를 포함한다. 재난구분은 특정 날짜가 아닌 기간(Period) 형태로 제공되며, 상세주소는 읍·면·동, 리 또는 지번 단위까지 포함한다. 본 연구에서는 이를 학습 및 검증 자료로 활용하기 위하여 다음과 같은 전처리 과정을 수행하였다. (1) 국토지리정보원의 시계열 항공사진을 활용한 상세주소 검증, (2) Kakao 지도 API를 이용한 주소 기반 중심 좌표 추출, (3) 전국 일 단위 강우량 공간자료를 활용한 피해 기간 내 최대 일 강우량 발생 날짜 선정, (4) 시계열 HLS 기반 연 단위 토지피복 변화 정보와 경사도를 이용한 발생 위치 고도화이다. 발생 위치의 고도화 과정은 Python 기반으로 구현되었다. 브이월드 API를 이용하여 지번 경계를 호출하고, 해당 경계 내에서 토지피복 변화

가 발생한 지역을 잠재적 산사태 발생 후보로 선정하였다. 예를 들어 2023년 자료의 경우 2022 ~ 2023년 토지피복 변화 지도를 활용하였다. 동일 경계 내에 복수의 후보 픽셀이 존재하는 경우, 경사도가 높은 지역과 NDVI 변화량이 큰 지역을 우선적으로 고려하여 최종 발생 지점을 결정하였다. 미발생 이력은 두 단계로 구분하여 생성하였다. 첫 번째 단계에서는 발생 지점이 고도화된 경우, 해당 지점을 기준으로 동일 지번 경계 내에서 최소 200 m 이상 이격되고 유사한 경사 조건을 만족하는 지점을 무작위로 최대 2개 추출하였다. 이를 통해 4,382건의 미발생 샘플을 생성하였다. 두 번째 단계에서는 발생 이력자료를 기반으로 Getis-Ord Gi* 통계를 활용한 핫스팟 분석을 수행하고, 콜드스팟 지역을 중심으로 3,966건의 추가 미발생 샘플을 생성하였다. 미발생 이력의 날짜 정보는 발생 이력의 연도 및 월별 분포를 반영하여 가중치를 적용한 샘플링 방식으로 부여하였다. 이후 이상치 제거 및 추가 전처리를 수행하여 최종적으로 2017 ~ 2023년 기간 동안 총 12,057 건(발생 3,971건, 미발생 8,086건)의 학습 데이터를 구축하였다. 이력자료 고도화의 경우 Lee (2025)에 구체적인

Table 1. Summary of input data and derived variables for model development

Data	Source	Scale	Variables for data-driven model	Variables for physically based model
Forest Cover Map	KFS (2020 ~ 2024)	1:5,000	Forest Type	Forest Type
Forest Soil Map	KFS (2009 ~ 2021)	1:5,000	Soil Type, Soil Depth, Lithology	Soil Type, Soil Depth
Precise Soil Map	NAAS (1964 ~ 1999)	1:25,000	Soil Type, Soil Depth, Lithology, Soil Drainage	Soil Type, Soil Depth
Digital Geological Map	KIGAM (2002)	1:250,000	Distance from Fault	-
River Area	NGII (2025)	1:5,000	Distance from River	-
DEM	NGII (2005 ~ 2025)	1:5,000	Elevation, Slope, Aspect, Curvature (Plan, Profile), TWI, TRI, TPI, SPI, VRM, Flow Direction, Flow Length	Slope, Specific Catchment Area

Table 2. Hyperparameter settings and candidate values

Model	Hyperparameter (Candidates)	Citation
CatBoost	Max Depth (6 , 8, 10, 12, 14), Number of Estimators (1000, 1500, 2000, 2500, 3000), Learning Rate (0.01 , 0.05, 0.1), L2 Leaf Regularization (1, 3, 5, 7, 9, 11)	Prokhorenkova et al. (2018)
TabNet	Batch size (256 , 512, 1024), Virtual Batch Size (64, 128, 256), Lambda Sparse (1e-5, 1e-6 , 1e-7), Epoch (100), Number of Steps (7, 9, 11), Number of Depth (32, 64), Learning Rate (0.01 , 0.00), Gamma (1.0 , 2.0, 3.0)	Arik and Pfister (2021)
Random Forest	Max Depth (None, 10, 20, 30, 40 , 50), Number of Estimators (300 , 500, 1000, 2000, 3000), Criterion (Entropy , Gini), Minimum Sample Split (2, 5, 7, 10), Minimum Sample Leaf (1, 2, 4)	Breiman (2001)

Table 3. Performance metrics of the data-driven model

Model	Accuracy	AUC	Precision	Recall	F1	Kappa
CatBoost	0.915	0.968	0.930	0.833	0.879	0.814
TabNet	0.910	0.964	0.922	0.826	0.872	0.803
Random Forest	0.906	0.962	0.924	0.814	0.866	0.793

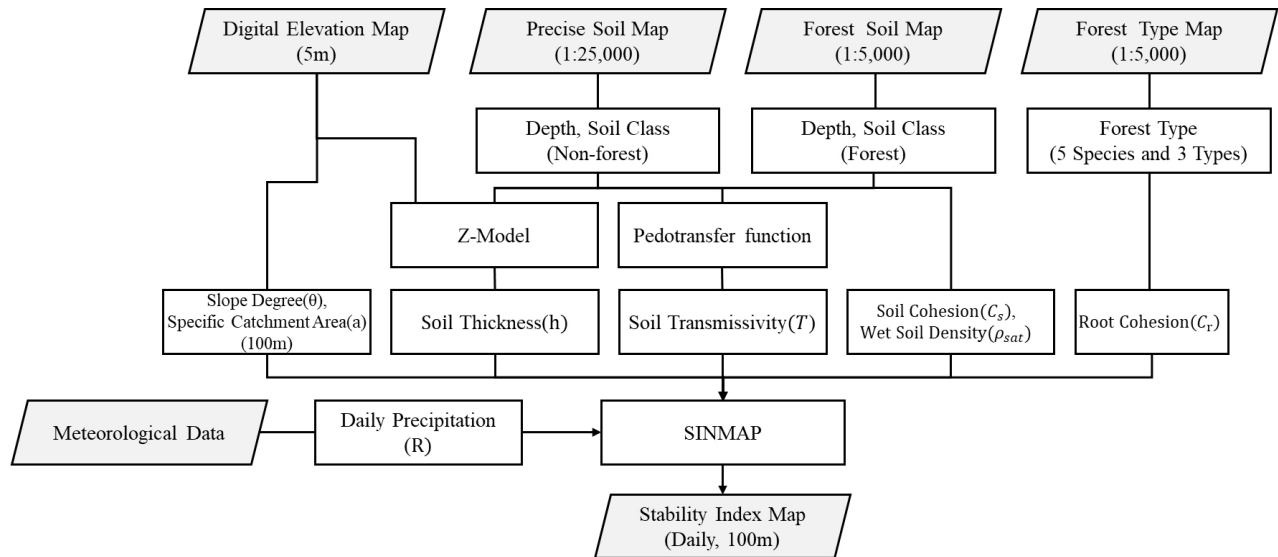


Fig. 6. Overall research methodology for physically based model

설명이 포함되어 있다.

구축된 이력자료와 25개 입력자료(인위적 활동지도, 과거 관측 강수량자료, 지형 및 환경자료 등)를 활용하여 데이터 기반 모형 학습을 수행하였다. 우선 전체 자료는 7:3 비율로 학습자료와 평가자료로 구분하였다. 초기 알고리즘은 머신러닝 모형과 딥러닝 모형으로 구성하였으며, 자동화 머신러닝(Automated Machine Learning, AutoML) 라이브러리인 PyCaret을 활용하여 16개의 분류 모형을 비교한 후, 우수한 성능을 나타낸 CatBoost와 Random Forest를 선정하였다. 또한 딥러닝 모형의 적용성을 평가하기 위하여 TabNet 모형을 추가로 적용하였다. 개별 모형은 학습자료를 기반으로 초매개변수 최적화를 수행하였으며, 10-fold cross validation을 적용하였다. 최종 선정된 초매개변수는 Table 2에 제시하였다. 이후 최적화된 개별 모형에 평가자료를 적용하여 6개의 성능지표를 산출하였으며, 각 지표에서 가장 우수한 성능을 나타낸 CatBoost를 최종 모형으로 선정하였다(Table 3).

물리 기반 모형의 경우 정상류 모델(Steady state flow model)인 SINMAP(Stability Index Mapping)을 활용하였

다(Pack et al., 1998). 물리 기반 모형은 지형 및 수문 인자와 함께 토질정수 및 임상매개변수를 입력자료로 요구하며, 본 연구에서는 전국 단위 적용을 위해 국가 공간정보를 기반으로 이를 구축하였다(Fig. 6). 경사와 Specific Catchment Area는 DEM으로부터 산정하였다. 토양 관련 매개변수는 산림지역과 비산림지역을 각각 대표하는 산림입지토양도와 정밀토양도를 통합하여 구성하였다. 토양 두께는 토양도의 폴리곤 기반 표현에 따른 공간적 불연속성을 보완하기 위해 Z-model을 적용하여 산정하였으며(Saulnier et al., 1997), 최대 토심은 200 cm로 설정하였다. 토양 점착력, 내부마찰각, 단위중량은 토성 정보를 기반으로 산정하였다. 산림입지토양도와 정밀토양도에서 제공하는 토성 분류를 통합하여 12개의 토양 유형으로 재구성하였으며, 각 토성에 대해 모래(sand), 미사(silt), 점토(clay)의 입도 조성비를 이용하여 대표 물성값을 할당하였다(Oh and Lee, 2014). 점착력은 토성별 기본값을 입도 조성비에 따라 가중 적용하였으며, 내부마찰각과 단위중량은 기존 문헌에서 제시된 자연토 물성값을 기준으로 설정하였다(MLTM, 2009; NDMI, 2003; Oh et al., 2014;

Table 4. Validation results of the data-driven and physically based models using 2024 landslide occurrence records

Susceptibility Grade	Data-driven model (CatBoost)		Stability Class	Physically based model (SINMAP)	
	Count	Ratio (%)		Count	Ratio (%)
Very High	267	88.70	5	131	43.52
High	8	2.66	4	82	27.24
Moderate	4	1.33	3	29	9.64
Low	8	2.66	2	26	8.64
Very Low	14	4.65	1	33	10.96
Total	301	100	Total	301	100

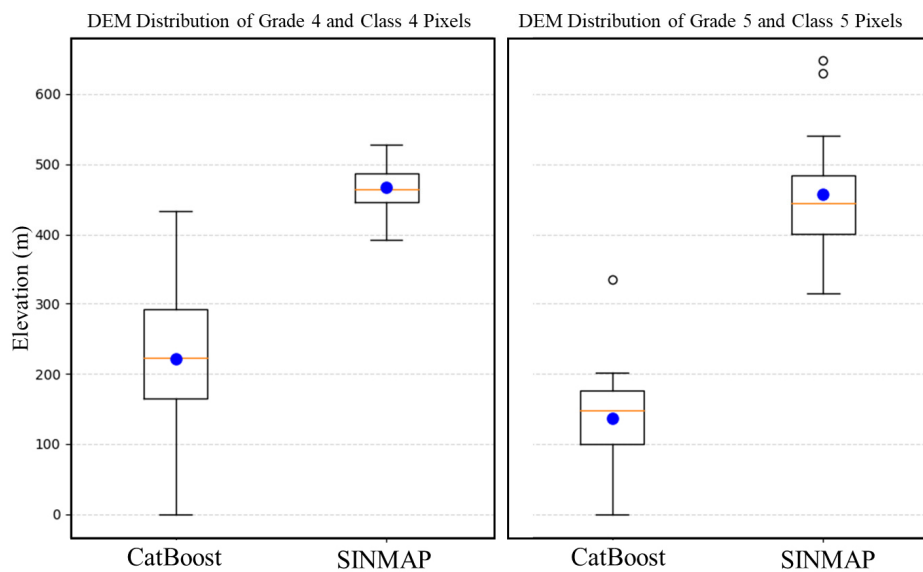


Fig. 7. Comparison of DEM distributions between CatBoost and SINMAP for Grade/Class 4 and 5 pixels

Rawls et al., 1983). 토양 투수계수는 토성 기반 Pedotransfer Function을 이용하여 산정하였다(Saxton et al., 1986). 해당 함수는 모래 및 점토 함량을 이용하여 포화수리전도도를 추정하는 경험식으로 적용하였다(Abbaspour et al., 2019). 임상매개변수인 뿌리 점착력은 임상도를 이용하여 비산립을 포함한 9개의 수종 및 임상 유형별로 산정하였다(Lee, 2025). 주요 수종의 인장강도 값을 기반으로 대표값을 설정하였으며, 토양 전단면에 대한 뿌리 면적비와 경험계수를 적용하여 뿌리 보강 효과를 반영하였다(Kim et al., 2005, 2011; Lee et al., 1991; Wu et al., 1979). 구축된 모든 매개변수는 100 m 해상도로 통일하여 전국 단위에서 일관된 기준으로 적용하였다. SINMAP의 최종 산출값은 Stability Index (SI)로 제공된다. 토질정수 자료의 구축 및 SINMAP의 전체 연산 과정

은 Python 기반으로 구현하였다.

데이터 기반 모형인 CatBoost 모형 결과는 0에서 1 사이의 연속값으로 산출되며, 이를 0.2 간격으로 구분하여 ‘매우 낮음’, ‘낮음’, ‘중간’, ‘높음’, ‘매우 높음’의 5단계로 구분하였다. 물리 기반 모형인 SINMAP은 Stability Index(SI)가 산출되며, SI는 매개변수 불확실성을 고려한 안정 확률 및 안전율 개념을 결합한 지표이다. 본 연구에서는 Pack et al. (1998)에서 제시한 Stability class를 적용하여 SI 값을 1등급부터 6등급으로 구분하였다. 데이터 기반 모형과의 연계를 위해 상위 두 등급(5등급, 6등급)을 통합하여 동일한 5등급 체계로 재구성하였다. 두 모형은 2024년 발생한 전국 301건의 산사태 발생 이력자료를 활용하여 개별 검증을 수행하였다(Table 4). 각 이력자료의 발생 날짜 및 세부주소의 경계정보를 활용하여 해당 영역

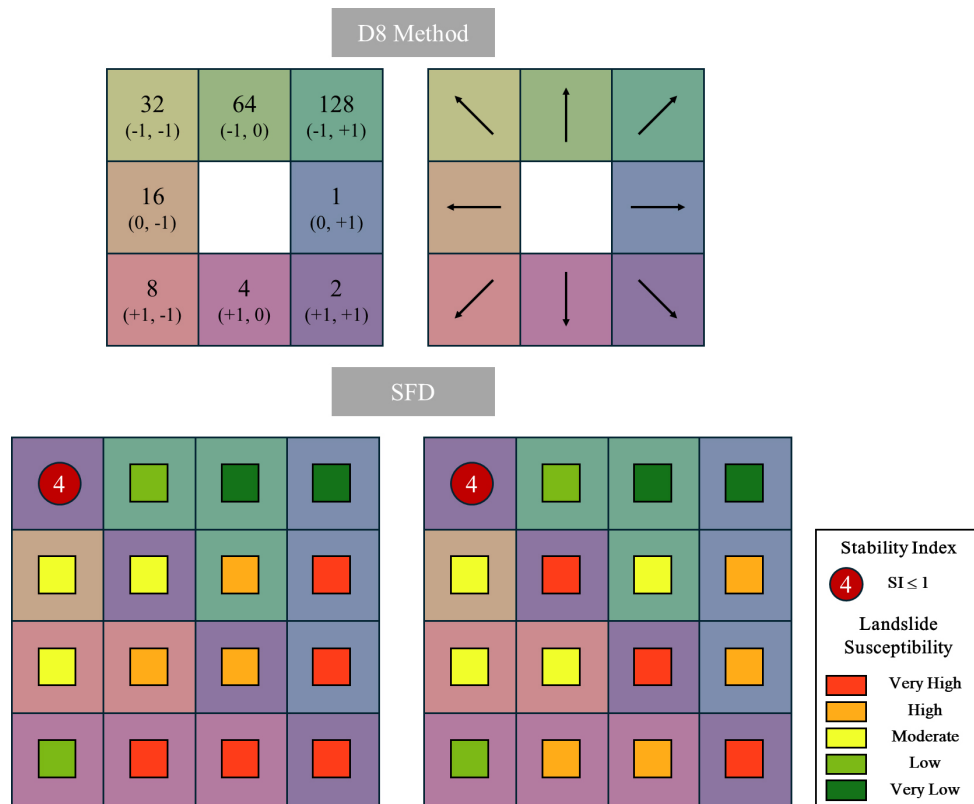


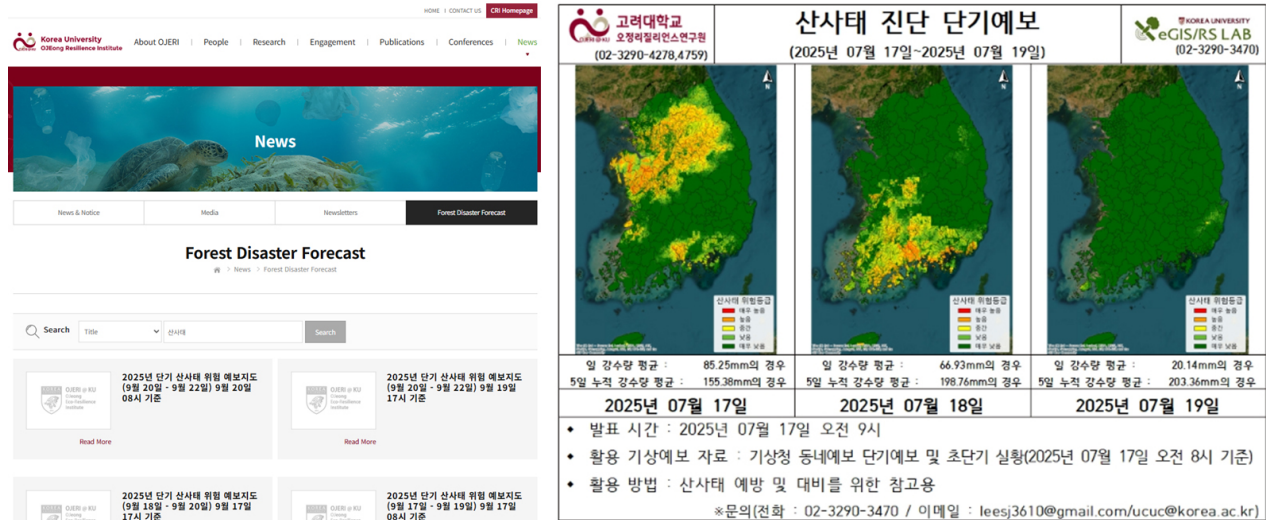
Fig. 8. Flow direction-based landslide prediction model (D8 method)

내 격자 중 가장 높은 위험등급을 추출하여 검증에 활용하였다. 개별 모형 검증 결과, 데이터 기반 모형은 전체 발생 이력의 88.70%를 Very High 등급으로 분류한 반면, 물리 기반 모형은 Stability Class 4등급 이상에 70.76%가 분포하여 상대적으로 등급이 분산되는 경향을 보였다.

데이터 기반 모형과 물리 기반 모형은 모두 극한 강우 지역을 중심으로 높은 위험등급을 공간적으로 표출하였으나, 고도 분포에는 차이가 발생했다(Fig. 7). 데이터 기반 모형은 산지의 중·하부 사면을 중심으로 높은 위험도를 나타내며, 일강우 및 누적강우와 같은 강수 조건에 민감하게 반응하는 경향을 보였다. 반면, 물리 기반 모형은 상부 사면에서 상대적으로 높은 위험도를 나타내며, 점착력 및 경사와 같은 지형·지반 조건의 영향을 크게 받는 것으로 나타났다. 이로 인해 물리 기반 모형은 특정 사면에서 반복적으로 높은 위험도를 나타내는 경향을 보였다. 또한, 데이터 기반 모형은 상대적으로 넓은 영역에서 위험도를 산정하는 반면, 물리 기반 모형은 특정 사면을 중심으로 제한된 범위에서 위험도의 변동이 나타나는 특성을 보였다. 이러한 차이는 데이터 기반 모형에 활용된 산사태

발생 이력자료의 원본자료가 실제 발생원이 아닌 피해 발생 구역을 중심으로 조사된 자료이기 때문으로 판단된다.

본 연구에서는 이러한 두 모형 간 공간적 분포 차이를 완화하고 사면 상·하부의 연속성을 반영하기 위하여 흐름 방향 정보를 이용한 연계 방식을 적용하였다. 흐름 방향은 D8 기반 단일흐름방향(Single Flow Direction, SFD) 방법을 이용하여 산정하였으며, 물리 기반 모형에서 불안정으로 평가된 픽셀(4등급 이상)을 시작점으로 하였다(O'Callaghan and Mark, 1984). 산사태 발생 이력자료의 기술통계 분석 결과, 피해 발생 지점의 평균 상류 유로 길이는 약 408 m로 나타났으며, 100 m 공간해상도에서 해당 지점이 이미 하나의 격자로 반영된다는 점을 고려하여 추가적인 연계 범위는 약 300 m, 즉 3픽셀로 설정하였다(Lee, 2025). 이후 하류 방향으로 최대 3픽셀 범위까지 영향을 전파하도록 구성하였다. 전파 과정에서 하류 방향에 데이터 기반 모형의 위험등급이 '높음' 이상인 픽셀이 존재하는 경우, 해당 경로에 대해서는 물리 기반 모형의 위험등급을 유지하도록 설정하였다. 반면, 이러한 조건이 충족되지 않는 경우에는 이동 픽셀마다 위험등급을 1단계씩



Screenshot of a landslide forecast notification published in the Forest Disaster Forecast section of the Korea University OJeong Resilience Institute (KU@OJERI) website (<https://ojeri.korea.ac.kr/>)

Fig. 9. Example of a landslide forecast notification provided on the Korea University OJeong Resilience Institute website

감소시키도록 적용하였다. 해당 흐름 방향 기반 연계 개념은 Fig. 8에 제시하였다. 최종적으로 SFD 방식으로 두 모형이 연계된 산사태 예측모형의 산출 결과 역시 ‘매우 낮음’, ‘낮음’, ‘중간’, ‘높음’, ‘매우 높음’의 5단계 민감도 등급으로 표현된다. 최종 공간해상도는 국가기관에서 운영하는 100 m × 100 m 격자체계와 재난관리 관련 기준을 반영하여 100 m로 설정하였다(Hwang et al., 2021; Kim et al., 2015; MOLIT, 2016). 또한, 100 m는 전국 단위 공간 자료의 일관된 통합과 연산소요시간을 고려한 설정이다. 예측모형은 Python 3.9 환경에서 구현되었으며, Geopandas, Rasterio, GDAL, Fiona, Shapely 및 Pycaret 3.0을 이용하여 구성하였다. 데이터 기반 모형의 구동은 3분 이내, 물리 기반 모형의 구동은 1분 이내, 최종 결과 산출은 1분 이내로 수행된다.

3.5. 웹 기반 서비스 제공

산출된 산사태 위험 정보는 별도의 시각화 기능을 통하여 웹 기반 서비스로 제공된다. 시각화 기능은 산사태 예측 모형의 산출물인 Geotiff 형식의 Raster 자료의 레이아웃 정보로의 변환을 의미하며, 방위표, 축척 및 산사태 위험등급에 대한 범례(Legend)의 추가로 구성된다. 해당 레이아웃의 경우 산사태 조기경보 프레임워크의 자동화 구현을 위하여 Python 환경에서 산출되도록 개발되었다. 즉, 산출된 Raster

자료는 시각화 프로세스를 통하여 레이아웃이 추가된 PNG 형식의 이미지 파일로 변환되어 저장된다. 해당 파일들은 부가 정보 제공을 위하여 일 강우량 평균, 5일 누적 강우량 평균, 발표시간, 활용 기상예보 자료, 활용 방법 등이 추가되어 통보문 형식으로 변환된다. 통보문은 당일을 포함한 3일 동안의 일별 전국 산사태 위험정보를 포함하고 있다. 해당 통보문은 고려대학교 오정리질리언스연구원 (KU@OJERI) 홈페이지(<https://ojeri.korea.ac.kr/>)내 Forest Disaster Forecast 항목을 통해 업로드되어 일반 사용자에게 공개되고 있다(Fig. 9). 해당 정보들은 일 2회(오전 9시 및 오후 6시) 업로드 방식으로 2023년 6월 26일부터 제공되었으며, 2024년은 6월 7일, 그리고 본고에서 소개된 신규 산사태 조기경보 프레임워크에서 산출된 정보들은 2025년 6월 20일부터 업로드를 시작하여 공개되고 있다. 또한, 2025년 8월 13일의 경우 오전 8시부터 오후 11시까지 3시간 단위로 총 6회 업로드를 성공하여 3시간 간격의 산사태 조기경보 통보문 산출 및 제공에 대한 기술의 실현성을 확인하였다. 서비스되는 통보문의 경우 기존 PNG 형식의 이미지파일 기반으로 결과가 제공됨에 따라 WebGIS와 같은 동적 모니터링은 제한적이지만, 일반 사용자에게 항상 제공됨에 따라 집중호우 시 산사태 예방 및 대비를 위한 광역적 위험정보 파악이 가능하다.

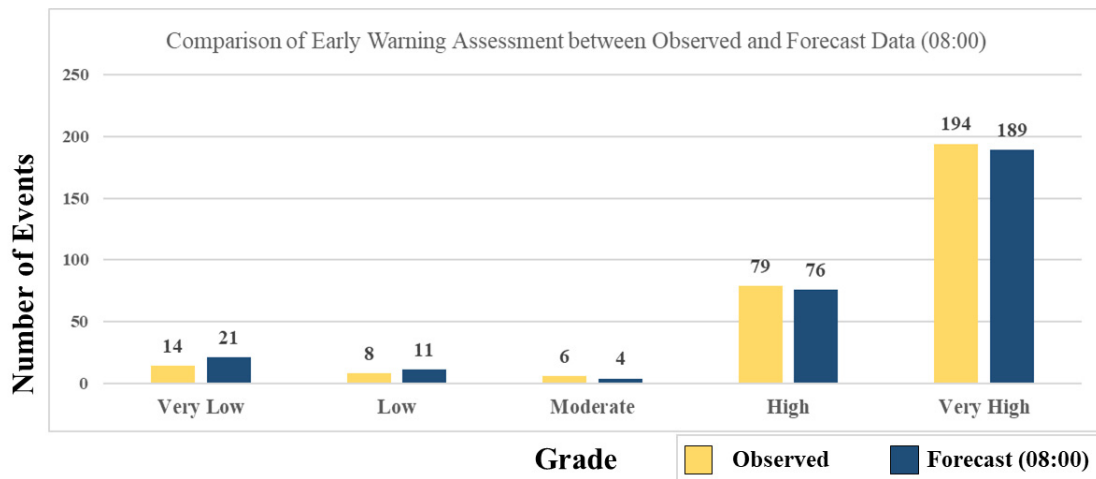


Fig. 10. Comparison of early warning assessment results between observed and forecast data at 08:00

4. 산사태 조기경보 프레임워크 적용

개발된 산사태 조기경보 프레임워크는 2024년 7월 1일부터 9월 30일까지의 기간을 대상으로, 실제 산사태 발생 이력자료를 활용하여 구동 및 검증을 수행하였다(Fig. 10). 해당 기간 발생한 301건의 산사태 발생 이력정보를 활용하였으며, 프레임워크 구동은 1) 과거 지상관측자료 활용, 2) 당일 08:00 기준 기상예보자료 활용의 두 가지 조건으로 수행되었다. 산사태 예측 결과는 5단계 위험등급으로 산정되었으며, 세부주소 경계 내 위치한 가장 높은 등급의 격자를 산정하여 검증을 수행하였다. 검증 결과, 과거 지상관측자료를 활용한 경우 전체 산사태 발생 건수 중 90%에 해당하는 273건이 위험등급 ‘높음’ 이상으로 예측되었다. Fig. 11은 2024년 7월 18일 충청남도 당진시 및 인천 서구 일대에서 발생한 산사태 사례이며, 해당 날짜의 일 강우량 및 누적 강우량을 활용하여 구동한 결과이다. Fig. 12는 2024년 9월 21일 전라남도 순천시 및 강진군 일대의 사례를 나타낸다. 두 사례 모두 실제 산사태 발생 위치를 포함하는 세부 주소 경계 내에 ‘높음’ 이상의 위험등급 격자가 분포하는 것으로 확인되었다. 다만, 산사태 위험등급은 강우량 조건에 크게 의존하기 때문에, 실제 발생지 주변뿐만 아니라 유사한 강우 조건을 가지는 미발생 지역에서도 ‘높음’ 이상의 위험등급이 광범위하게 분포하는 경향이 나타났다. 이는 산사태 예측모형이 강우 강도 및 강우장에 의존하는 경향을 나타내며 추가적인 개선이 필요함을 시사한다. 당일 08:00 기상예보자료를 활용한 경우에는 전체 발생 건수의 88%에 해당하는 265건

이 ‘높음’ 이상으로 예측되었다. 반면, 실제 발생한 산사태 중 32건은 예보 기반 결과에서 ‘매우 낮음’ 또는 ‘낮음’으로 분류되었으며, 이는 산사태 발생의 주요 유발 요인인 강우 정보의 불확실성에 기인한 것으로 판단된다. Fig. 13은 과거 관측 강우량과 당일 08:00 기상예보자료를 활용한 2024년 7월 10일 산사태 위험지도 결과를 비교한 것이다. 실제 관측 강우는 충청남도 및 대전 일대를 중심으로 분포하였으며, 이에 따라 해당 지역에 위험등급이 집중적으로 나타났다. 반면, 예보자료 기반 결과에서는 강우강도 및 분포가 과추정되면서 미발생 지역을 포함한 넓은 범위에서 ‘높음’ 이상의 위험등급이 나타났다. Fig. 14는 상반된 사례로, 관측자료 기반 결과에서는 수도권을 제외한 다수 지역에서 위험등급이 높게 산정되었지만, 예보자료 기반 결과에서는 동해안 및 남해안 지역에서 위험등급이 낮게 산출되었다. 이는 기상예보자료의 공간적 강우 분포 불확실성으로 인해 실제 발생지뿐만 아니라 미발생지에 대한 과소 또는 과대평가가 동시에 발생할 수 있음을 보여준다. 본 프레임워크에서 활용한 기상예보자료는 초단기 실황과 단기예보로 구성되며, 초단기 실황의 경우 미세측 지역에서의 강우 불확실성이 존재하고, 단기예보의 경우 수치기상예보 특성에 따른 강우 분포 및 강도 예측의 불확실성이 내재되어 있다. 이러한 불확실성은 추후 기상레이더 등 강우의 시·공간적 분포를 파악할 수 있는 자료와의 합성이 필요함을 의미한다. 또한, 본 검증은 산사태 발생 및 피해 지번 경계 내 위험 격자를 대상으로 수행한 발생 이력 기반 평가이므로, 전국 단위의 오경보율이나 AUC와 같은 종합적 검증 지표 산정에는 한계가 있

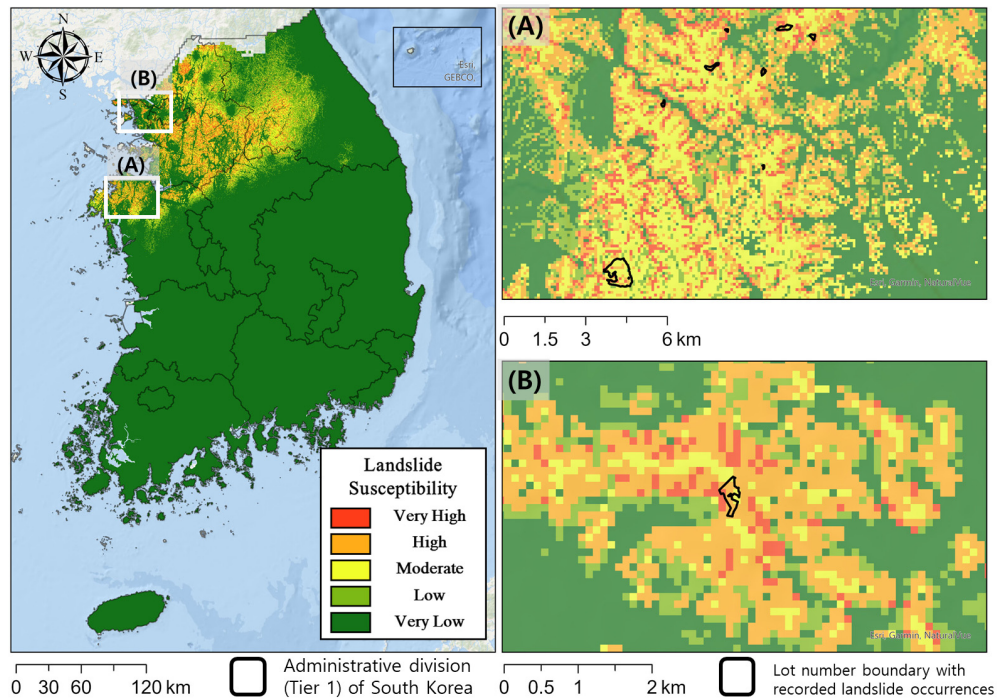


Fig. 11. Landslide susceptibility results on July 18, 2024 using observed rainfall data. (A) Validation results for Dangjin-si, Chungcheongnam-do, (B) Validation results for Seo-gu, Incheon

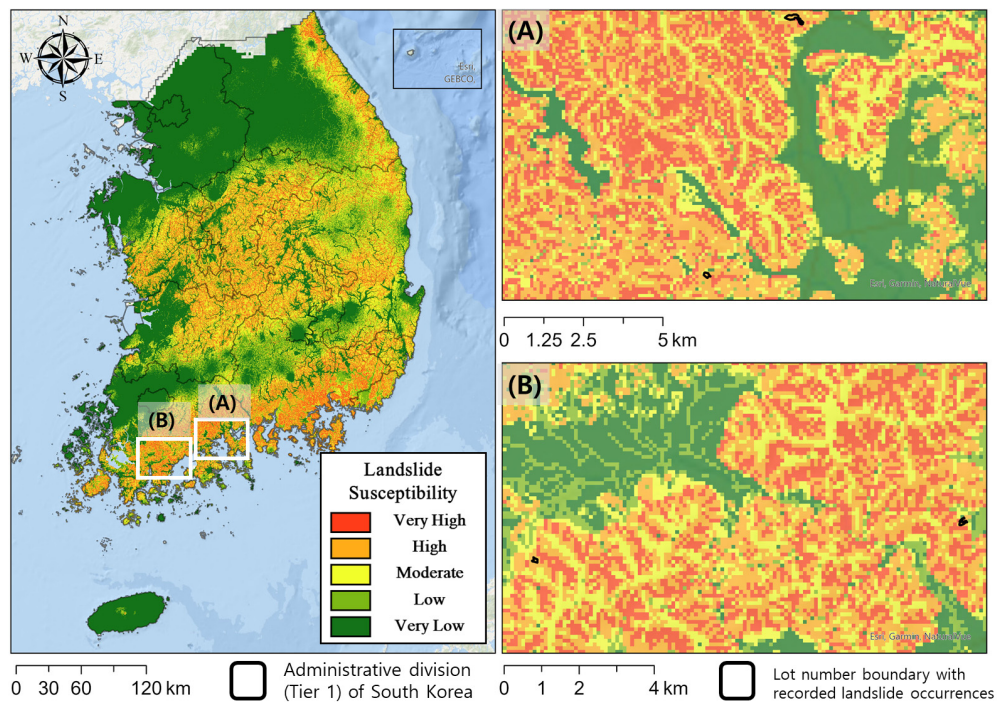


Fig. 12. Landslide susceptibility results on September 21, 2024 using observed rainfall data. (A) Validation results for Suncheon-si, (B) Validation results for Gangjin-gun, Jeollanam-do

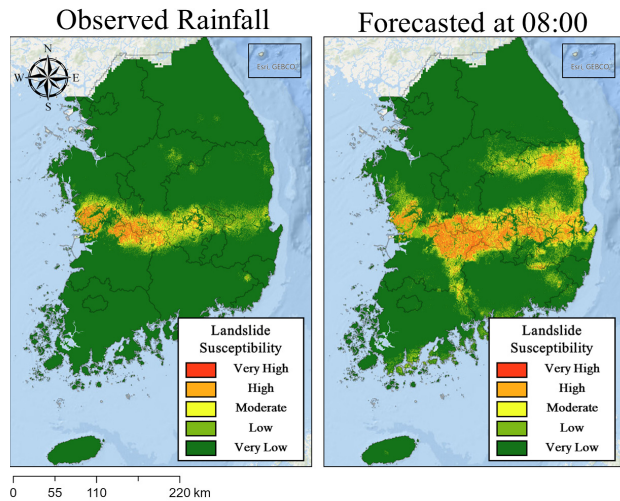


Fig. 13. Nationwide landslide susceptibility early warning assessment results for July 10, 2024, based on observed rainfall (left) and forecasted rainfall at 08:00 on the event day (right)

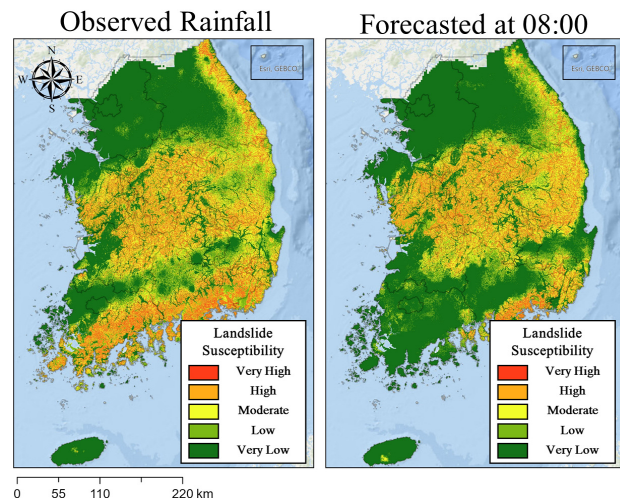


Fig. 14. Nationwide landslide susceptibility early warning assessment results for September 21, 2024, based on observed rainfall (left) and forecasted rainfall at 08:00 on the event day (right)

다. 향후 비발생 자료 구축과 오경보 지역에 대한 정의 정립을 바탕으로 조기경보를 위한 위험등급 기준을 설정하고, FAR (False Alarm Ratio), CSI (Critical Success Index) 등의 정량지표를 반영한 추가적인 성능평가가 요

구된다. 결과적으로 과거 지상관측자료 기반 결과는 개발된 산사태 예측모형이 실제 산사태 위험지역을 유의미하게 재현함을 보여주며, 당일 08:00 예보자료를 활용한 결과 역시 관측자료 기반 결과와 유사한 예측 성능을 나타냈다. 이는 기상예보자료를 활용한 산사태 조기경보 프레임워크가 산사태 예방 및 사전 대비를 위한 기술적 수단으로서 실효성을 가질 수 있음을 시사한다.

5. 향후 고도화 방안

5.1. 입력자료 고도화 필요사항

산사태 조기경보 프레임워크의 예측 성능은 입력자료의 공간적 정밀도와 갱신 주기에 직접적인 영향을 받는다. 먼저, 프레임워크에 활용되는 ASOS 및 AWS 관측망은 주로 저지대에 설치되어 있어 산악지형에서 발생하는 국지적 강우 특성을 정밀하게 반영하는 데 한계가 있다(Ahn et al., 2012; Jin et al., 2025). 또한, 현재 활용 중인 수치예보모델 기반의 기상예보자료 역시 강우의 공간적 분포와 강도를 충분히 반영하지 못하는 불확실성을 가진다. 따라서 향후에는 산림청의 산악기상관측망 및 기상청 기상레이더 자료와의 연계를 통해 강우자료의 시공간적 정확도를 향상시킬 필요가 있다(Hwang et al., 2022). 또한, 산사태 활동지도는 매년 5월에 취득된 HLS 자료를 기반으로 구축되고 있으나, 연 1회 갱신만으로는 산림 내 개발 행위나 대형 산불과 같은 급격한 토지피복 변화를 충분히 반영하기 어렵다. 따라서 향후에는 HLS의 재방문 주기와 자료 품질을 활용하여 보다 단주기적인 활동지도 갱신 체계를 검토할 필요가 있다. 다만, 이를 위해서는 대용량 저장 공간과 주기적 자료 전처리 환경의 확보가 선행되어야 한다.

5.2. 데이터 기반 및 물리 기반 산사태 모형의 고도화

데이터 기반 모형은 산림청에서 제공하는 전국 산사태 발생 이력자료를 기반으로 구축된 발생·미발생 데이터를 활용하여 학습되었다. 해당 발생 이력자료는 행정지번 단위의 피해 정보를 기준으로 구축된 자료이므로, 일부 사례에서는 실제 산사태 발생지역이 아닌 토석류 유하부 또는 피해가 확인된 구간이 포함될 가능성이 있다. 본 연구에서는 이러한 한계를 보완하기 위하여 시계열 HLS 자료와 지형 정보를 활용하여 발생 위치를 정밀화하였다. 하지만 사용된 위성영상의 공간해상도와 입력자료 자체의

불확실성을 고려할 때, 실제 발생 위치를 정밀하게 재현하는 데에는 한계가 존재한다. 또한 전국 단위 자료를 대상으로 한 연구의 특성상 개별 사례에 대한 현장 검증은 수행하지 못하였다. 따라서 향후 시계열 고해상도 영상자료와 현장 조사 자료를 연계하여 발생 위치의 정밀도를 향상시키고, 학습자료의 신뢰성에 대한 체계적인 검증이 요구된다. 데이터 기반 모형은 기계학습 기반의 CatBoost 알고리즘을 활용하고 있다. 최근에는 입력자료의 특성에 따라 정형 및 비정형 데이터를 모두 처리할 수 있는 딥러닝 기반 산사태 민감도 연구가 활발히 수행되고 있다(Du et al., 2021; Ngo et al., 2021). 정형 데이터의 경우 TabNet과 같은 Attention 기반 또는 Tree 기반 알고리즘의 적용이 가능하며, 비정형 데이터의 경우 CNN, RNN, U-Net 구조의 모형 적용이 가능하다. 향후 연구에서는 이러한 딥러닝 기반 알고리즘을 단계적으로 도입하여 데이터 기반 모형의 성능 고도화를 수행할 계획이다. 물리 기반 산사태 모형의 경우, 강우의 시공간적 변화를 보다 정밀하게 반영하기 위해 부정류(Transient flow model)의 적용이 요구된다(Baum, 2008). 해당 모형은 지표 하부 지하수의 동적 흐름을 모의할 수 있어 시간 단위의 사면 안정성 변화를 보다 현실적으로 평가할 수 있다. 다만, 전국 단위 적용 시 지반 물성 자료의 불확실성이 크게 작용하므로, 이를 추정하기 위한 Monte Carlo Markov Chain 기법의 적용과 함께 대규모 연산 처리 환경의 구축이 필수적이다.

5.3. 지역단위의 환경 및 지형학적 차이 고려 필요

산사태 조기경보 프레임워크의 데이터 기반 모형은 전국 단위의 과거 산사태 발생 이력자료를 활용하여 학습되었다. 이 과정에서 각 지점별 강수 및 지형 자료가 추출되지만, 결과적으로 행정구역 간 환경적 및 지형학적 차이가 반영되지 않는 한계가 존재한다. 우리나라의 경우 국토 면적의 약 70%가 산악지형으로 구성되어 있으며, 행정구역 및 유역 단위로 지형과 환경 특성이 상이하다(Kim, 2008). 따라서 향후 고도화 단계에서는 지역별 산사태 특성을 반영한 민감도 모형을 독립적으로 구축하고, 이를 기반으로 지자체 단위의 맞춤형 산사태 위험 정보를 제공하는 방향으로의 확장이 요구된다.

5.4. WebGIS 기반의 산사태 위험정보 제공

고려대학교 오정리질리언스연구원에 제공되는 산사태

위험정보는 PNG 형식으로 제공되고 있어, 최종 산출물인 GeoTIFF 형식의 전국 단위 100 m 공간해상도 격자 자료의 활용성이 제한적인 실정이다. 이에 따라 향후 지도 확대 및 축소, 화면 이동이 가능한 WebGIS 기반의 산사태 위험정보 제공 플랫폼 구축이 요구된다. 해당 플랫폼에서는 산사태 위험도의 시각화 기능뿐만 아니라 예보 날짜 정보, 사방댐을 포함한 사방시설의 위치 및 규모, 대피 경로, 산사태현장예방단 위치 등의 정보를 통합적으로 제공함으로써, 실효성 있는 산사태 예방 및 대응을 위한 비구조적 적응 방안으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

6. 결론

본 기술문서에서는 전국 단위를 대상으로 사전 예방 및 대비를 목적으로 하는 산사태 조기경보 프레임워크의 개념 설계 및 개발 내용을 다루고 있다. 제안된 프레임워크는 기상, 지형, 토지피복, 토양 등 다양한 국가 공간정보와 시계열 위성자료를 통합하여 산사태 위험 정보를 산출하는 구조로 구성되었으며, 입력자료 체계와 예측 모형 체계를 분리한 형태로 설계되어 안정적인 운영이 가능하도록 구현되었다. 특히 자료 수집부터 예측 모형 구동, 그리고 결과 제공까지의 전 과정을 자동화함으로써 전국 100 m × 100 m 공간 해상도와 3시간 시간 해상도의 산사태 위험 정보를 약 30분 이내에 산출이 가능하다. 프레임워크 내 산사태 예측 모형은 데이터 기반 산사태 민감도 모형과 물리 기반 사면 안정성 모형을 상호 보완적으로 결합한 구조로 구성되어 있다. 데이터 기반 모형은 과거 산사태 발생 이력과 강수 및 지형 정보를 활용하여 격자 단위의 산사태 민감도를 산출하며, 물리 기반 모형은 지반 특성과 강우 조건을 반영한 사면 안전율 정보를 제공한다. 두 모형의 결과는 흐름 방향 정보를 고려하여 연계되며, 이를 통해 상부 사면과 하부 사면 간의 공간적 연속성을 반영한 산사태 위험 등급 산출이 가능하도록 설계되었다. 또한, 기상관측자료와 예보자료를 결합한 강우 정보 전처리 체계와 시계열 광학 위성영상 기반 인위적 활동지도 구축 과정을 포함하여, 산사태 조기경보에 필요한 주요 입력자료의 수집 및 갱신 과정을 체계적으로 구성하였다. 연 단위 토지피복 변화 정보인 산사태 활동지도를 산사태 예측 모형에 반영한 부분은 단주기 지표면의 환경을 반영한 산사태 조기경보 시스템의 개선된 기술 요소로 제시될 수 있다. 산출된 산사태 위험 정보는 웹 기반 서비스를 통해 일 최소 2회에서 8회까지 일반 사용자에게 제공

되고 있다. 현재는 이미지 기반 정보 제공 방식으로 운영되고 있으나, 이는 전국 단위 산사태 위험 정보를 제공하기 위한 초기 단계의 서비스 형태로서, 집중호우 시 광역적 위험 수준을 신속하게 파악하는 데 활용될 수 있다. 본 연구에서는 프레임워크의 구축과 운영 체계 구현에 중점을 두었으므로, 예보 선행시간에 따른 예측 성능 변화에 대한 정량적 비교는 수행하지 못하였다. 향후 선행시간별 예보자료를 축적하여 시간 경과에 따른 기상예보의 불확실성과 산사태 예측 정확도 변화에 대한 비교 및 평가가 수행되어야 한다. 또한, 100 m 공간해상도는 국내 소규모 산사태 및 미세지형의 영향을 정밀하게 반영하는 데 한계가 있으므로, 향후 공간해상도 개선에 대한 검토가 필요하다. 산악지형에서의 강우 재현성을 향상시키기 위한 기상 예보자료의 고도화, 산사태 활동지도의 갱신 주기 단축, 산사태 예측 모형의 고도화, 지역 단위 적용을 통한 실증, 그리고 WebGIS 기반 정보 제공 체계로의 확장이 단계적으로 검토될 수 있을 것이다. 본 논문에서 제시한 산사태 조기경보 프레임워크는 기후변화 적응을 위한 기후 기술(Climate Technology)의 구현 사례이며, 극한 강우 증가에 대비한 산사태 예방 및 대비 체계 구축을 위한 기반 기술로 활용될 수 있다.

사사

본 연구는 현대차 정몽구 재단의 그린소사이어티 연구 지원 사업의 지원을 받아 수행되었습니다.

References

- Abbaspour KC, Vaghefi SA, Yang H, Srinivasan R. 2019. Global soil, landuse, evapotranspiration, historical and future weather databases for SWAT Applications. *Sci Data* 6(1): 1-11. doi: 10.1038/s41597-019-0282-4
- Ado M, Amitab K, Maji AK, Jasińska E, Gono R, Leonowicz Z, Jasiński M. 2022. Landslide susceptibility mapping using machine learning: A literature survey. *Remote Sens* 14(13): 3029. doi: 10.3390/rs14133029
- Ahn JB, Lee J, Im ES. 2012. The reproducibility of surface air temperature over South Korea using dynamical downscaling and statistical correction. *J Meteorol Soc Jpn Ser II* 90(4): 493-507. doi: 10.2151/jmsj.2012-404
- Arik SÖ, Pfister T. 2021. TabNet: Attentive interpretable tabular learning. In: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 35, No. 8). p. 6679-6687. doi: 10.1609/aaai.v35i8.16826
- Baum RL, Savage WZ, Godt JW. 2008. TRIGRS: A Fortran program for transient rainfall infiltration and grid-based regional slope-stability analysis, version 2.0. Reston, VA: US Geological Survey. Open-File Report 2008-1159.
- Breiman L. 2001. Random forests. *Mach Learn* 45(1): 5-32. doi: 10.1023/A:1010933404324
- Chae BG, Kim WY, Cho YC, Kim KS, Lee CO, Choi YS. 2004. Development of a logistic regression model for probabilistic prediction of debris flow (in Korean with English abstract). *J Eng Geol* 14(2): 211-222.
- Claverie M, Ju J, Masek JG, Dungan JL, Vermote EF, Roger JC, Justice C. 2018. The Harmonized Landsat and Sentinel 2 surface reflectance data set. *Remote Sens Environ* 219: 145-161. doi: 10.1016/j.rse.2018.09.002
- Cui HZ, Tong B, Wang T, Dou J, Ji J. 2024. A hybrid data-driven approach for rainfall-induced landslide susceptibility mapping: Physically-based probabilistic model with convolutional neural network. *J Rock Mech Geotech Eng* 17(8): 4933-4951. doi: 10.1016/j.jrmge.2024.08.005
- Du B, Zhao Z, Hu X, Wu G, Han L, Sun L, Gao Q. 2021. Landslide susceptibility prediction based on image semantic segmentation. *Comput Geosci* 155: 104860. doi: 10.1016/j.cageo.2021.104860
- Eu S, Seo J, Lee K, Woo C, Lee C. 2025. Nonstructural landslide mitigation of the Republic of Korea. *Landslides* 22(3): 763-772. doi: 10.1007/s10346-024-02445-z
- Goetz JN, Guthrie RH, Brenning A. 2011. Integrating physical and empirical landslide susceptibility models using generalized additive models. *Geomorphology* 129(3-4): 376-386. doi: 10.1016/j.geomorph.2011.03.001

- Han Y, Semnani SJ. 2025. Integration of physics-based and data-driven approaches for landslide susceptibility assessment. *Int J Numer Anal Methods Geomech* 49(13): 3060-3097. doi: 10.1002/nag.4016
- Hwang B, Lee J, Kim D, Kim J. 2021. A study on the use of grid-based spatial information for response to typhoons (in Korean with English abstract). *J Soc Disaster Inf* 17(1): 25-38. doi: 10.15683/kosdi.2021.3.3.1.025
- Hwang S, Kang N, Yoon J. 2022. Error generation characteristics of the areal rainfall estimation interpolation method using rainfall radar data (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Hazard Mitigation* 22(6): 273-283. doi: 10.9798/KOSHAM.2022.22.6.273
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). 2021. Summary for policymakers. In: *Climate change 2021: The physical science basis. Contribution of working group I to the sixth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge, UK and New York, NY: Cambridge University Press. doi: 10.1017/9781009157896.001
- Jeong HJ, Park HJ, Lee JH. 2024. Landslide detection using the normalized difference vegetation index (NDVI) and a clustering algorithm (in Korean with English abstract). *J Eng Geol* 34(4): 549-561. doi: 10.9720/kseg.2024.4.549
- Jin J, Lee H, Kim D, Suh I. 2025. Applicability assessment of rain gauge adjustment to quantitative precipitation estimation over mountainous regions in South Korea (in Korean with English abstract). *J Korea Water Resour Assoc* 58(1): 79-89. doi: 10.3741/JKWRA.2025.58.1.79
- Kim D, Lee SH, Im S. 2011. Analysis of the effect of tree roots on soil reinforcement considering its spatial distribution (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Environ Restor Technol* 14(4): 41-54. doi: 10.13087/KOSERT.2011.14.4.041
- Kim DH, Kim JM, Yoon BC, Chang EM, Choi YS. 2015. Development plan of grid system utilizing spatial information (in Korean with English abstract). *J Korea Spatial Inf Soc* 23(6): 43-55. doi: 10.12672/ksis.2015.23.6.043
- Kim K. 2008. Characteristics of basin topography and rainfall triggering debris flow (in Korean with English abstract). *KSCE J Civ Environ Eng Res* 28(5C): 263-271. doi: 10.12652/Ksce.2008.28.5C.263
- Kim MG, Yoon YJ, Chang H. 2005. GIS landslide hazard mapping using root strength reinforcement model (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Geospatial Inf Sci* 13(1): 45-53.
- Kim U, Song C, Kim S, Lee S, Roh M, Lee WK. 2025. A comprehensive assessment and strategies to improve landslide adaptation measures in detailed action plans for local climate change measures (in Korean with English abstract). *J Clim Change Res* 16(6): 1351-1361. doi: 10.15531/KSCCR.2025.16.6.1351
- Korea Forest Service (KFS). 2025. 2025 Understanding landslides (in Korean). Daejeon, Korea.
- Korea Institute of Geoscience and Mineral Resources (KIGAM). 2019. Landslide early warning and risk control technology of geo environmental hazards for climate change adaptation (in Korean with English summary). Daejeon, Korea: Ministry of Science and ICT. GP2017-017-2019.
- Korea Meteorological Administration (KMA). 2025. 2024 report on abnormal climate (in Korean). Seoul, Korea: Korea Meteorological Administration.
- Lee C, Kim D, Woo C, Kim YS, Seo J, Kwon H. 2015. Construction and operation of the national landslide forecast system using soil water index in Republic of Korea (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Hazard Mitigation* 15(6): 213-221. doi: 10.9798/KOSHAM.2015.15.6.213
- Lee GH, Woo CS, Jang SJ, Kim IS, Seo YJ. 2025. Analysis on landslide occurrence characteristics and damage expansion factors caused by extreme rainfall: Sancheong gun, 2025 (in Korean with English abstract). *J Korean Soc For Eng* 23(3): 28-40.
- Lee IM, Seong SG, Im CM. 1991. An experimental study

- on the effect of vegetation roots on slope stability of hillside slopes (in Korean with English abstract). *Geotech Eng* 7(2): 51-66.
- Lee KS, Kim JS. 2024. Review of landslide-related legislation status and direction for improvement (in Korean with English abstract). *J Environ Policy Adm* 32(1): 1-45. doi: 10.15301/jepa.2024.32.1.1
- Lee S. 2025. Development of an AI based landslide prediction model and its application to an early warning framework [dissertation]. Korea University.
- Lee S, Roh M, Jo HW, Joon K, Lee WK. 2025. Machine learning based rainfall induced landslide susceptibility model and short term early warning assessment in South Korea. *Landslides* 22: 2809-2827. doi: 10.1007/s10346-025-02513-y
- Lee WK. 2023. Developing diagnostic forest disaster (forest fire, landslide) model and platform (in Korean). Daejeon, Korea: Korea Forest Service. Final report.
- Ministry of Land, Infrastructure and Transport (MOLIT). 2016. Guidelines on urban climate change disaster vulnerability analysis and utilization (MOLIT Instruction No. 707) (in Korean).
- Ministry of Land, Transport and Maritime Affairs (MLTM). 2009. Design standards for slopes in construction works (in Korean). Korea: Ministry of Land, Transport and Maritime Affairs.
- Ministry of the Interior and Safety (MOIS). 2024. Guidelines for detailed establishment of the comprehensive natural disaster reduction plan (in Korean). Sejong, Korea: Ministry of the Interior and Safety.
- Mirus BB, Belair GM, Wood NJ, Jones J, Martinez SN. 2024. Parsimonious high resolution landslide susceptibility modeling at continental scales. *AGU Adv* 5(5): e2024AV001214. doi: 10.1029/2024AV001214
- National Disaster Management Institute (NDMI). 2003. Research on slope failure disasters using Geographic Information Systems (in Korean). National Disaster Management Institute.
- Ngo PTT, Panahi M, Khosravi K, Ghorbanzadeh O, Kariminejad N, Cerda A, Lee S. 2021. Evaluation of deep learning algorithms for national scale landslide susceptibility mapping of Iran. *Geosci Front* 12(2): 505-519. doi: 10.1016/j.gsf.2020.06.013
- O'Callaghan JF, Mark DM. 1984. The extraction of drainage networks from digital elevation data. *Comput Vision Graphics Image Process* 28(3): 323-344. doi: 10.1016/S0734-189X(84)80011-0
- Oh S, Lee G. 2014. Slope stability analysis at catchment scale using spatially-distributed wetness index (in Korean with English abstract). *J Assoc Korean Geogr* 3(2): 111-126. doi: 10.25202/jakg.3.2.3
- Oh SR, Lee GH, Choi BS, Lee KH, Kwon HH. 2014. Large-scale slope stability analysis using climate change scenario (2): Analysis of application results (in Korean with English abstract). *J Korean Assoc Geogr Inf Stud* 17(3): 1-19. doi: 10.11108/kagis.2014.17.3.001
- Pacheco Quevedo R, Velastegui-Montoya A, Montalván-Burbano N, Morante-Carballo F, Korup O, Daleles Rennó C. 2023. Land use and land cover as a conditioning factor in landslide susceptibility: A literature review. *Landslides* 20(5): 967-982. doi: 10.1007/s10346-022-02020-4
- Pack RT, Tarboton DG, Goodwin CN. 1998. The SINMAP approach to terrain stability mapping.
- Park HJ, Lee JH. 2022. A review of quantitative landslide susceptibility analysis methods using physically based modelling (in Korean with English abstract). *J Eng Geol* 32(1): 27-40. doi: 10.9720/kseg.2022.1.027
- Park JY, Song YS, Lee M, Jeong J, Lee CW. 2022. Development of shallow landslide hazard maps by combining continuous rainfall scenarios with physically based model (in Korean with English abstract). *J Geol Soc Korea* 58(4): 489-508. doi: 10.14770/jgsk.2022.58.4.489
- Pecoraro G, Calvillo M, Piciullo L. 2019. Monitoring strategies for local landslide early warning systems. *Landslides* 16(2): 213-231. doi: 10.1007/s10346-018-1068-z
- Prokhorenkova L, Gusev G, Vorobev A, Dorogush AV,

- Gulin A. 2018. CatBoost: Unbiased boosting with categorical features. *Adv Neural Inf Process Syst* doi: 10.48550/arXiv.1706.09516
- Rawls WJ, Brakensiek DL, Miller N. 1983. Green-Ampt infiltration parameters from soils data. *J Hydraul Eng* 109(1): 62-70. doi: 10.1061/(asce)0733-9429(1983)109:1(62)
- Saulnier GM, Beven K, Obled C. 1997. Including spatially variable effective soil depths in TOPMODEL. *J Hydrol* 202(1-4): 158-172. doi: 10.1016/S0022-1694(97)00059-0
- Saxton KE, Rawls WJ, Romberger JS, Papendick RI. 1986. Estimating generalized soil-water characteristics from texture. *Soil Sci Soc Am J* 50(4): 1031-1036. doi: 10.2136/sssaj1986.03615995005000040039x
- Sharma N, Saharia M, Ramana GV. 2024. High resolution landslide susceptibility mapping using ensemble machine learning and geospatial big data. *Catena* 235: 107653. doi: 10.1016/j.catena.2023.107653
- Song YS, Park JY. 2022. State of the art on development and operation of landslide early warning system for climate change response (in Korean with English abstract). *J Geol Soc Korea* 58(4): 509-525. doi: 10.14770/jgsk.2022.58.4.509
- Tehrani FS, Calvillo M, Liu Z, Zhang L, Lacasse S. 2022. Machine learning and landslide studies: Recent advances and applications. *Nat Hazards* 114(2): 1197-1245. doi: 10.1007/s11069-022-05423-7
- Turner AK. 2018. Social and environmental impacts of landslides. *Innovative Infrastruct Solutions* 3(1): 70. doi: 10.1007/s41062-018-0175-y
- Weidner L, DePrekel K, Oommen T, Vitton S. 2019. Investigating large landslides along a river valley using combined physical, statistical, and hydrologic modeling. *Eng Geol* 259: 105169. doi: 10.1016/j.enggeo.2019.105169
- Woo C, Kwon H, Lee C, Kim K. 2014. Landslide hazard prediction map based on logistic regression model for applying in the whole country of South Korea (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Hazard Mitigation* 14(6): 117-123. doi: 10.9798/KOSHAM.2014.14.6.117
- Wu TH, McKinnell WP, Swanston DN. 1979. Strength of tree roots and landslides on Prince of Wales Island, Alaska. *Can Geotech J* 16(1): 19-33. doi: 10.1139/t79-003
- Xue Z, Feng W, Yi X, Dun J, Wu M. 2024. Integrating data-driven and physically based landslide susceptibility methods using matrix models to predict reservoir landslides. *Adv Space Res* 73(3): 1702-1720. doi: 10.1016/j.asr.2023.11.014