

## 땅밀림 실태조사 우려지 판정에서의 주요 산지환경 인자 분석

김동엽<sup>1</sup> · 윤상후<sup>2\*</sup> · 임상준<sup>3,4</sup> · 서정일<sup>5</sup> · 봉태호<sup>6</sup>

<sup>1</sup>대구대학교 산림자원학과, <sup>2</sup>전남대학교 통계학과, <sup>3</sup>서울대학교 농림생물자원학부,  
<sup>4</sup>서울대학교 농업생명과학연구원, <sup>5</sup>국립공주대학교 산림과학과, <sup>6</sup>충북대학교 산림학과

## Identifying Main Forest Environmental Factors to Discern Slow-Moving Landslide-Prone Areas in the Republic of Korea

Dongyeob Kim<sup>1</sup>, Sanghoo Youn<sup>2\*</sup>, Sangjun Im<sup>3,4</sup>, Jung Il Seo<sup>5</sup> and Taeho Bong<sup>6</sup>

<sup>1</sup>Department of Forest Resources, Daegu University, Gyeongsan 38453, Korea

<sup>2</sup>Department of Statistics, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea

<sup>3</sup>Department of Agriculture, Forestry and Bioresources, Seoul National University, Seoul 08826, Korea

<sup>4</sup>Research Institute of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University, Seoul 08826, Korea

<sup>5</sup>Department of Forest Science, Kongju National University, Yesan 32439, Korea


<sup>6</sup>Department of Forest Science, Chungbuk National University, Cheongju 28644, Korea

**요약:** 이 연구는 2019~2021년 3년 동안 실시된 땅밀림 실태조사 자료를 기반으로 국내 땅밀림 우려지 판정에 영향을 미치는 주요 산지환경 인자를 분석하고자 하였다. 총 256개소의 현장조사 야장자료에서 지질, 토양, 지형 등 7개 분야 총 29개 산지환경 인자의 특성값을 수집하였으며, 기계학습모형의 구축 과정 중 분류 정확도가 높은 것으로 평가된 랜덤포레스트(AUC=0.910) 및 XGBoost(Accuracy=0.808, Kappa=0.594, F1-measure=0.494) 모형을 활용하여 분석을 수행하였다. 그 결과, 분류 중요도를 나타내는 MDG(Mean Decrease Gini)가 높게 산출된 균열유무(두 모형의 평균 MDG 22.1), 최대고도(14.8), 단차유무(7.0) 등이 땅밀림 우려지 판정에 중요한 영향 인자로 나타났다. 균열유무와 단차유무는 땅밀림 발생 특성과 잘 합치하여 향후 땅밀림 실태조사에서의 중요성이 더 강화되어야 할 것으로 판단되었다. 하지만, 최대고도의 영향력은 분석에 사용된 입력자료의 특성으로 인하여 다소 과대평가된 것으로 생각되었다. 이러한 결과를 통해 땅밀림 실태조사에서의 최종 판정의 정확성과 효율성을 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 기대되었다.

**Abstract:** This study aimed to analyze the main forest environmental factors affecting the discernment of slow-moving landslide-prone areas in the Republic of Korea, based on data from a detailed landslide survey conducted from 2019 to 2021. Field survey data from 256 sites were collected covering 29 forest environmental factors in seven categories, including geology, soil, and topography. The analysis was conducted using the Random Forest model (AUC = 0.910) and XGBoost model (Accuracy = 0.808, Kappa = 0.594, F1 - measure = 0.494), which were evaluated as having high classification accuracy during the machine learning model development process. Consequently, factors with a high mean decrease Gini (MDG), representing classification importance, were identified as the presence of cracks (average MDG of both models: 22.1), peak elevation (14.8), and the presence of steps (7.0), indicating that these were significant factors in determining slow-moving landslide-prone areas. The presence of cracks and steps aligned well with the characteristics of slow-moving landslides, suggesting that their importance should be emphasized in future detailed landslide surveys. However, the influence of the peak elevation was considered somewhat overestimated due to the characteristics of the input data used in the analysis. These findings are expected to further improve the accuracy and efficiency of final judgments in detailed landslide surveys.

**Key words:** slow-moving landslide, Random Forest, XGBoost, mean decrease Gini (MDG), crack presence, step presence

\* Corresponding author  
E-mail: statstar77@jnu.ac.kr

ORCID  
Sanghoo Youn  <https://orcid.org/0000-0003-4790-0148>

## 서론

땅밀림은 토층 내 점토층의 존재나 암반층 피압지하수의 영향으로 토층 혹은 토괴(土塊)가 느린 속도로 미끄러져 내려가는 현상으로 정의된다(Seo et al., 2021). 국내에서 땅밀림은 산사태, 토석류와 함께 산지토사재해의 대표적인 3가지 유형으로 분류되며, 토층의 거동 속도가 0.01~10 mm/day로서 매우 느리고 땅밀림 상부 지표면에 토층 단차로 인해 발생하는 급한 경사면인 활락애(滑落崖, scarp)와 인장균열이 형성되는 것을 특징으로 한다(Woo et al., 1996a). 이러한 거동 특성으로 인하여 땅밀림은 조기 발견 및 대응이 가능하지만, 일반적으로 발생 범위 및 규모가 크고 붕괴 심도가 깊으며 또한 발생 원인을 명확히 규명하기 어려운 측면이 있다. 이러한 땅밀림의 피해 위험성을 저감하기 위해서는, 발생 원인 및 거동 특성을 명확히 규명하고 이에 따라서 산사태 및 토석류 복구공법과는 다른 적절한 복구공법 및 관리방안이 적용되어야 한다.

국내에서 땅밀림은 2010년대 초반까지는 공식적인 발생 및 보고 사례가 드물었다. 1995년의 충청북도 단양군 영춘면 상리 땅밀림, 2002년의 경상남도 김해시 주촌면 내삼리 땅밀림, 2003년의 경상남도 김해시 상동면 매리 땅밀림 등이 공식적으로 보고된 대표적인 땅밀림 발생 사례였으며, 2017년 기준 국가기관(산림청)에서 공식적으로 집계한 땅밀림 발생지는 전국에서 35개소로 파악되었다(Lee et al., 2019a). 하지만, 2017년 11월 15일에 포항 지역에서 규모 5.4의 지진이 발생 시 경북 포항시 용흥동 땅밀림 복구지에 설치된 모니터링 시스템의 와이어신축계(wire extensometer)에서 지표 변위량의 증가값이 관측되어서, 지진에 의한 땅밀림 발생에 대한 사회적 관심이 집중되었다. 그 이후 2018년 산림청에서는 전국 규모에서 땅밀림이 발생할 수 있는 잠재적 우려지 약 19만개소를 추출하였고, 이를 모집단으로 하여 2019년부터는 약 2,000개소의 잠재적 우려지에 대한 땅밀림 실태조사를 매년 실시하고 있다. 2019~2023년 5년간의 땅밀림 실태조사 결과, 전국적으로 땅밀림 우려지로 판정된 곳은 총 184개소로 보고되고 있다(KFS, 2023).

땅밀림 관련 연구는 1990년대 중반 ~ 2000년대 중반에 수행되었던 충북 단양군 휴석동(Woo et al., 1996a, 1996b; Koo et al., 2000), 경남 김해시 내삼리(Park et al., 2003a, 2003b, 2004), 경남 김해시 매리(Park et al., 2005a, 2005b, 2005c, 2006) 등에서 발생한 개별 땅밀림 발생지에 대한 발생학적 특성 분석 및 복구 대책 제안 연구가 시초라고 할 수 있다. 그 이후로 2010년대 중반까지는 땅밀림 관련 연구가 거의 수행되지 않았다가, 그 이후로 일부 지역의 땅밀림 특히, 2017년 포항 지진으로 유발된 경북 포항시

용흥동 땅밀림이 보고되면서 관련된 많은 연구가 수행되기 시작하였다.

2010년대 중반 이후의 땅밀림 연구의 흐름은 크게 세 가지 방향으로 정리될 수 있다. 첫 번째로 개별 땅밀림 발생지 혹은 특정 지역 내에서 발생한 땅밀림에 대한 특성 분석, 원인 규명 및 복구 대책 제안과 관련된 연구이다. 세부적인 연구대상지로서 경남 하동군 청룡리(Kim et al., 2016a, 2016b; Kim et al., 2017), 경북 경주시 장항리(Park and Park, 2019), 경기 양평군 백안리(Park and Lee, 2022), 경남 양산시 유산동(Park et al., 2022a), 경남 진주시 덕오리(Park et al., 2022b), 경기 양평군 개군면(Park et al., 2023), 울산 울주군 덕하리(Park et al., 2024), 그리고 경북 포항지역 내 땅밀림 지역(Park, 2019; Lee et al., 2019b) 등이 있다.

두 번째로 다수의 땅밀림 지역의 발생 규모, 토양, 지질, 지형 및 임상 등의 환경·입지 특성에 대하여 기술통계 방법으로 분석한 연구이다. 이러한 연구는 수집된 연구대상지 즉 땅밀림 발생지의 개소수가 시기별로 22개소(Park et al., 2015), 29개소(Park, 2015), 37개소(Park et al., 2019a, 2019b, 2019c) 그리고 57개소(Park and Park, 2020; Park et al., 2021a) 등으로 증가함에 따른 통계분석 결과의 변화를 제시한 것이다. 가장 최근에 보고된 전국 57개소 땅밀림 발생지를 대상으로 한 연구결과(Park et al., 2021a)에 따르면 땅밀림의 규모는 평균적으로 폭 208.2 m, 길이 200.3 m, 깊이 3.9 m로 발생하였으며, 모암 특성으로서 지층의 생성 시기는 백악기(23개소, 40.4%), 지역적 구분으로서는 경상 누층군(21개소, 36.8%)이 가장 많았다. 한편, 이와 유사하게 광산지역에서의 땅밀림 발생지(Park and Park, 2018)나 땅밀림 복구 시행 후 재발생지(Park et al., 2021b) 등에 대한 기술통계적 특성도 분석·보고된 바 있다.

마지막으로 땅밀림의 조사·탐지 및 특성 분석 혹은 원인 규명을 위해서 새로운 방법론이 도입된 연구이다. 드론을 활용하여 땅밀림의 변위 특성을 분석하거나 수치모델링을 위한 입력자료 구축과 관련한 연구(Seo et al., 2018, 2019; Kim et al., 2020; Choi et al., 2021; Kim et al., 2023)나 땅밀림 활동면 추정 및 복구대책 수립을 위해서 물리탐사기법을 적극적으로 활용한 연구(Shin et al., 2018; Lee et al., 2020; Kim et al., 2021, 2022)가 수행되었다.

2010년대 중반 이후의 다양한 연구사례를 통하여 국내 ‘땅밀림 발생지’에 대한 규모 및 환경 특성 등에 대해서는 어느 정도 잘 이해되고 있다. 하지만, 2019년부터 매년 실시되고 있는 땅밀림 실태조사에 의해서 발굴되고 있는 ‘땅밀림 우려지’에 대해서는 관리대상지 여부에 대한 판정(Lee et al., 2021a) 혹은 위험등급 분류(Lee et al., 2021b)와 관련된 연구 정도만 제한적으로 수행되어 왔다. 그러므로

향후 잠재적으로 땅밀림이 발생할 가능성이 높은 우려지에 대한 조사 및 관리 방안 마련을 위한 다양한 연구가 추진될 필요성이 있다. 특히, 국내에서 땅밀림은 자연적인 원인보다는 상대적으로 예측이 가능한 인위적인 원인에 의해서 발생하기 때문에(Park et al., 2019c), 땅밀림 관리를 위해서는 발생 가능성이 높은 지점부터 순차적인 접근이 필요하다. 그러므로 잠재적인 발생 가능성이 높은 땅밀림 우려지에 대한 학술적 관심이 많이 필요한 상황이라고 할 수 있다.

국외에서는 다양한 발생 환경 및 거동 특성에 따라서 산사태의 유형을 세분화하여 제시하고 있음에도 불구하고, 국내에서 일컫는 땅밀림과 동일한 특성을 가지는 유형을 찾기가 쉽지는 않다. 전 세계적으로 산사태 유형 분류의 기준으로 많이 활용되는 Hungr et al.(2014)의 32개 산사태 유형 분류에 따르면, 땅밀림은 clay/silt rotational slide, clay/silt planar slide, clay/silt compound slide, soil creep 등과 일부 특성이 유사하지만 하나의 산사태 유형으로 특정하기는 어렵다고 판단되었다. 그래서 느린 거동의 산사태(slow-moving landslide)로 통칭하여 국외 선행연구를 검토하였으며, 그 결과 단일 산사태 개소에 대한 장기간의 모니터링을 통하여 발생학적 특성을 분석한 것이 대부분이었다(Noferini et al., 2007; Krzeminska et al., 2013; Wang et al., 2018; Li et al., 2020; Stumvoll et al., 2021; Abramento and Leite, 2024) 또한, 드물지만 다수의 느린 거동의 산사태에 대한 모니터링 결과를 토대로 광역적인 산사태 위험도를 평가하는 연구(Handwerger et al., 2013; Novellino et al., 2021; Caleca et al., 2022)도 있었으나, 이러한 유형의 연구도 이미 발생한 산사태의 거동 특성에 기반한 것이었다. 하지만, 땅밀림 우려지처럼 느린 거동의 산사태가 발생할 가능성이 높은 지역을 대상으로 하는 연구는 거의 찾아볼 수 없었다.

이에 이 연구는 과거 3년간의 땅밀림 실태조사 결과, 땅밀림 우려지로 판정되는데 큰 영향을 미친 주요 산지환경 인자를 규명하는 것을 목적으로 하고 있다. 구체적으로 땅밀림 실태조사에서 사용된 현장조사 야장의 항목 중에서 땅밀림 우려지와 일반산지를 구분 혹은 판별할 수 있는 주요 영향인자를 발굴하고자 하였다. 이를 통하여 현재 땅밀림 실태조사 조사항목의 타당성을 검토함으로써, 땅밀림 최종 판정의 정확성과 효율성을 향상시키고자 하였다.

## 재료 및 방법

### 1. 연구대상지 선정 및 분석자료 수집

이 연구에서는 2019~2021년 3년간 수행된 땅밀림 실태조사 결과, 연도별로 위험도 점수가 상위에 속하여 물리탐

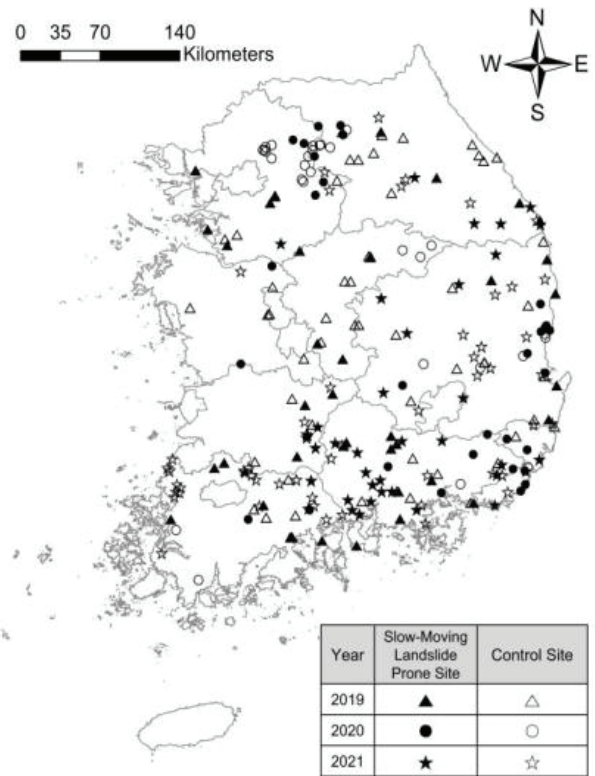


Figure 1. The spatial distribution of study sites.

사를 실시하여 최종 판정한 것 중 현장조사 야장 자료를 확보할 수 있었던 256개소를 연구대상지로 선정하였다. 이 중에서 최종적으로 땅밀림 우려지(slow-moving landslide prone site)로 판정된 것은 109개소, 일반산지(control site)로 판정된 것은 147개소였다. 연도별로는 2019년의 조사자료 93개소(땅밀림 우려지 37개소, 일반산지 56개소), 2020년의 조사자료 64개소(땅밀림 우려지 32개소, 일반산지 32개소) 그리고 2021년의 조사자료 99개소(땅밀림 우려지 40개소, 일반산지 59개소)였다. Figure 1은 전체 연구대상지를 연도별로 땅밀림 우려지와 일반산지로 구분하여 공간 분포를 나타낸 것이다.

### 2. 산지환경 인자 선정 및 자료 전처리

땅밀림 실태조사 현장조사 야장의 조사항목은 ① 지질 특성, ② 토양 특성, ③ 지형 특성, ④ 수리 특성, ⑤ 산림 특성, ⑥ 기후 특성, ⑦ 산사태위험등급 등 총 7개 분야에서 세부 항목 총 33개로 구성되어 있다. 이 중에서 서로 유사하거나 조사결과의 결측치가 많은 4개 세부 항목(평균경사, 주요 수종, 산사태위험점수, 산사태위험등급)을 제외한 29개의 세부 항목을 분석 대상인 산지환경 인자로 선정하였다. 결측치가 많은 항목은 실내에서 GIS 분석을 통하여 산정되거나 현장에서 파악하기 어려운 것이었다.

산지환경 인자는 자료의 유형에 따라 크게 연속형 자료와 범주형 자료로 구분하였다. 연속형 자료는 야장에 기록된 원래의 측정값을 그대로 활용하였으며, 범주형 자료의 경우에는 분석의 효율성을 증진시키기 위하여 출현 빈도가 낮은 범주(2개 이하)는 유사 범주와 통합하였고 범주별로 임의의 수치값을 부여하였다. 일반적으로 딥러닝(Deep Learning) 기반의 모형과 달리 이 연구에서 활용된 앙상블

(Ensemble) 기반의 기계학습 모형은 입력자료의 스케일이나 분포에 큰 영향을 받지 않기 때문에 정규화나 표준화가 꼭 필요한 것은 아니다(Butwall, 2021; Cabello-Solorzano et al., 2023). 그래서 이 연구에서도 정규화나 표준화 과정을 거치지 않은 산지환경 인자의 원래 값을 활용하여 분석을 수행하였다. Table 1은 최종적으로 선정된 분야별 29개 산지환경 인자와 범주를 정리한 것이다.

**Table 1. Status of forest environmental factors (field survey items) and categories used in the analysis.**

| Field             | Survey item                              |                               | Category               |                  |  |      |
|-------------------|--|-------------------------------|------------------------|------------------|--|------|
| Geology<br>(a)    | Bedrock (a1)                             | Igneous rock                  | Sedimentary rock       | Metamorphic rock | -  | -    |
|                   | Intrusion presence (a2)                  | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
|                   | Weathering (a3)                          | Weathered rock                | Soft and moderate rock | Hard rock        | -  | -    |
|                   | Fault presence (a4)                      | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
|                   | Fold presence (a5)                       | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
|                   | No. of discontinuity (a6)                | 0                             | 1                      | 2                | 3 or more                                | -    |
|                   | Discontinuity orientation (a7)           | Dip direction                 | Reverse                | Parallel         | Normal                                   | None |
|                   | Discontinuity spacing (a8)               | Very close                    | Close                  | Moderate         | Wide                                     | None |
| Soil<br>(b)       | Soil type (b1)                           | Wet                           | Moderate               | Slightly dry     | Others (dry, immature soil, eroded soil) | -    |
|                   | Soil depth (b2)                          | Less than 30 cm               | 30-60 cm               | 60-90 cm         | More than 90 cm                          | -    |
|                   | Soil texture (b3)                        | Sandy                         | Sandy loam             | Clay             | -  | -    |
|                   | Soil structure (b4)                      | Granular                      | Blocky                 | Others           | None                                     | -    |
|                   | Soil wetness (b5)                        | Wet                           | Slightly wet           | Moderate         | Slightly dry                             | Dry  |
|                   | Rock exposure (b6)                       | Less than 5%                  | 5-20%                  | 20-30%           | More than 30%                            | -    |
|                   | Talus presence (b7)                      | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
| Topography<br>(c) | Peak elevation (c1)                      | Continuous variable (0-979 m) |                        |                  |  |      |
|                   | Location (c2)                            | Gentle hills                  | Hills                  | Mountainous      | -  | -    |
|                   | Planar shape (c3)                        | Linear                        | Curved                 | Concave          | Mixed                                    | -    |
|                   | Longitudinal shape (c4)                  | Linear                        | Curved                 | Concave          | Mixed                                    | -    |
|                   | Slope angle (c5)                         | Less than 10°                 | 10-20°                 | 20-30°           | More than 30°                            | -    |
| Hydrology<br>(d)  | Groundwater inflow possibility (d1)      | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
|                   | Stream presence (d2)                     | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
|                   | Spring, pond and reservoir presence (d3) | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
| Forest<br>(e)     | Forest type (e1)                         | Broadleaved                   | Needle-leaved          | Mixed            | Others                                   | -    |
| Symptom<br>(f)    | Crack presence (f1)                      | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
|                   | Step presence (f2)                       | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
|                   | Structure abnormality presence (f3)      | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
|                   | Tree abnormality presence (f4)           | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |
|                   | Groundwater seepage presence (f5)        | Yes                           | No                     | -                | -  | -    |

### 3. 분석 방법

#### 1) 분석 방법 선정

땅밀림 우려지 최종 판정 결과에 큰 영향을 미치는 산지환경 인자를 파악하기 위해서 기계학습법(Machine Learning)이 활용되었다. 분석대상이 되는 산지환경 인자의 개수가 많기 때문에 주성분분석(Principal Component Analysis, PCA)이나 인자분석(Factor Analysis, FA) 등의 다변량 분석 방법(Multivariate analysis)이 고려되었으나, 이 연구에서의 29개 산지환경 인자 중 정량변수(1개, 최대고도)가 부족하여 최종적으로 다변량 분석 방법은 적절하지 않다고 판단하였다. 또한, 기계학습법 중에서도 최근 사회적 관심도가 크게 증가한 딥러닝 방법은 입력자료의 개수(256개소)가 다소 부족한 것으로 판단되어 이 연구에서는 활용하지 않았다.

최종적으로 기계학습법 중 앙상블 기반의 경사하강법(Gradient Descent), 랜덤포레스트(Random Forest), XGBoost 방법을 활용하여 모형을 구성하였고, 각 모형별 분석 결과를 토대로 땅밀림 우려지를 판정하는데 영향력이 큰 주요 산지환경 인자를 추출하고자 하였다. 앙상블 방법은 주어진 자료로부터 여러 개의 예측 모형을 만든 후 이를 병합하여 최종적으로 하나의 예측모형을 구성하는 기계학습법을 통칭한 것이다(Cho, 2021). 분석에 활용된 상기 세 가지 기계학습법은 다른 방법에 비해 훈련시간 대비 정확도가 상대적으로 높은 방법으로 알려져 있다(Borisov et al., 2022).

이 중에서 경사하강법은 훈련용 자료 세트에서 샘플을 하나씩 꺼내어 손실 함수(Loss Function)의 경사를 따라 최적의 모형을 찾는 방법으로서, 데이터를 조금씩 사용하여 점진적으로 학습함으로써 분석 자원을 효율적으로 활용할 수 있는 장점이 있다. 랜덤포레스트는 훈련용 샘플로서 반복적 선택을 허용하는 부트스트랩 샘플(Bootstrap

Sample)을 만들고 전체 특성 중 일부를 임의로 선택하여 결정 트리를 구성하는 방법으로서, 분류 성능이 좋고 안정적인 것으로 알려져 있다. 한편, XGBoost는 깊이가 얇은 트리를 연속적으로 추가하여 손실 함수를 최소화하는 그라디언트 부스팅(Gradient Boosting) 방법의 노드 분할 속도를 증가시킨 히스토그램 기반 그라디언트 부스팅(Histogram-based Gradient Boosting)의 일종으로서, 앙상블 방법 중 분류 성능이 가장 좋은 것 중 하나로 평가받고 있다(Park, 2020).

땅밀림은 지질, 지형, 토양, 수문 및 임상 특성 등 다양한 환경 변수들의 상호작용으로 발생한다. 그러므로 대량의 관측자료를 기반으로 정량적이고 객관적인 결과를 도출할 수 있는 기계학습법이 땅밀림 발생의 주요 인자를 파악하는데 효율적으로 활용될 수 있을 것으로 판단되었다. 기계학습법 중에서도 이 연구에서 활용한 앙상블 기반의 모형은 다양한 변수의 중요성을 분석하고 변수별 분류 기여도를 정량적으로 평가하는데 적합한 모형으로서, 여러 개의 모형을 결합하여 각 모형의 약점을 보완함으로써 더욱 정확하고 신뢰성 높은 결과를 산출할 것으로 기대되었다.

2) 기계학습법에 의한 분류모형 학습 및 정확도 평가  
 기계학습법은 분석 자료를 학습용 자료(Training Data)와 평가용 자료(Testing Data)로 각각 나누고, 학습용 자료를 활용하여 분류모형을 구성한 후 평가용 자료를 활용하여 구성된 분류모형의 정확도를 평가하는 과정으로 진행된다. 이 연구에서는 전체 자료 중 학습용 자료와 평가용 자료를 4:1의 비율로 구분하였고, 분류모형을 구성하는 초모수(Hyper-Parameter)는 5겹 교차검증(학습용 자료를 다시 4:1로 나누어 학습용 자료 및 평가용 자료를 각각 생성하는 방식, Figure 2) 방식을 통해서 예측력이 높은 분류모형을 자동적으로 선택하도록 설정하였다.

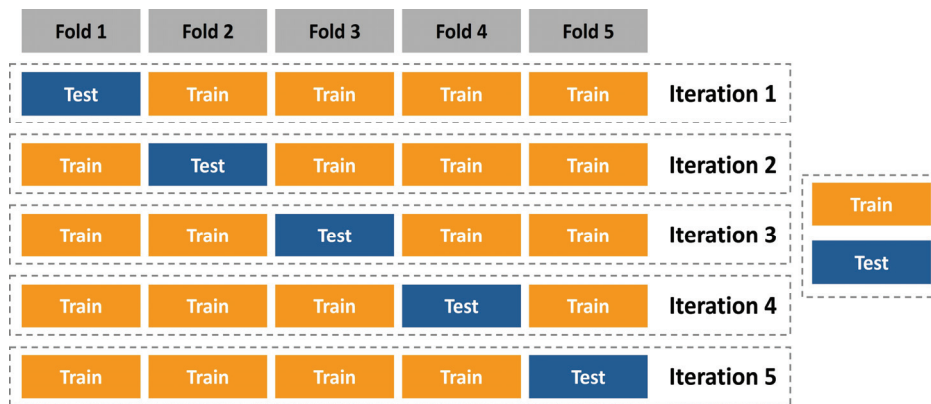


Figure 2. The conceptual diagram of 5-fold cross validation.

학습 과정을 통하여 최종 선정된 분류모형별 정확도를 평가하기 위해서 학습 및 평가의 과정을 20번 반복 수행하였고, 각 수행 결과마다 AUC, Accuracy, Kappa, F1-measure 등의 지표값을 산정하여 그 평균과 표준편차를 계산하였다. 각 평가 지표에 대한 설명은 다음과 같다.

- AUC: TPR(True Positive Rate, Sensitivity)와 FPR(False Positive Rate,  $1 - \text{Specificity}$ )의 관계 곡선(ROC Curve)에서 아래 부분의 면적을 나타내는 지표
- Accuracy: 전체 자료 중 참(Positive)과 거짓(Negative)을 정확하게 예측한 것의 비율
- Kappa: 두 모델의 예측 일치도를 평가하는 지표
- F1-measure: 정밀도(Precision, 참값으로 예측한 것 중 정확하게 예측한 비율)와 재현율(Recall, 실제 참값인 것 중 정확하게 예측한 비율)의 조화평균 값

3) 땅밀림 우려지 분류를 위한 주요 산지환경 인자 추출 우선적으로 AUC, Accuracy, Kappa, F1-measure 등의 평가 지표를 활용하여 경사하강법, 랜덤포레스트, XGboost 등 세 가지 기계학습 기반 분류모형을 평가하였고, 모의 정확도가 높은 분류모형을 최종적으로 선정하였다. 그 후, 선정된 분류모형의 학습 및 평가 과정에서 계산된 MDG(Mean Decrease Gini) 값이 높게 산출된 산지환경 인자를 추출하였다. MDG는 감소된 불순도 평균값으로서, 분류모형을 구성하는 입력변수(이 연구에서는 산지환경 인자)의 분류 중요도를 나타내는 특성값이다. 일련의 기계학습 수행 과정들은 통계 분석 소프트웨어 R 4.1.1을 이용하여 실시되었다.

## 결과 및 고찰

### 1. 분류모형의 정확도 평가 결과 및 최적모형 선정

분류모형별 학습과 평가의 과정을 20번 반복 수행한 결과를 대상으로 정확도 평가를 실시한 결과는 Table 2와 같다. AUC 평균값은 랜덤포레스트 모형이 0.910으로서 가장 높았으며, Accuracy, Kappa 및 F1-measure의 평균값은 XGBoost 모형이 각각 0.808, 0.594, 0.494로 가장 높은 것으로 나타났다. 가장 성능이 좋은 분류모형의 정확도 즉, 평가 지표별 평균값은 산지토사재해 분야에서 앙상블 기반 기계학습법을 활용한 최신 선행연구(Huan et al., 2023; Hussain et al., 2023; Wang et al., 2024)의 결과와 대체적으로 유사한 범위에 있는 것으로 판단되었다. 특히, 산지토사재해 예측 평가모형의 정확도 평가에 많이 활용되는 AUC는 일반적으로 0.8~0.9는 우수함, 0.9 이상은 매

우 우수함으로 평가하는데(Lee et al., 2021a), 이 연구에서 활용된 세 종류의 분류모형의 AUC 평균값은 모두 0.85 이상으로서 전반적으로 우수한 정확도를 가지고 있는 것으로 생각되었다. 종합적으로는 랜덤포레스트 모형과 XGBoost 모형이 땅밀림 우려지와 일반산지 분류에 상대적으로 더 적합한 것으로 판단되었고, 이후의 분석은 두 가지 방법으로 구성된 분류모형을 활용하여 진행되었다.

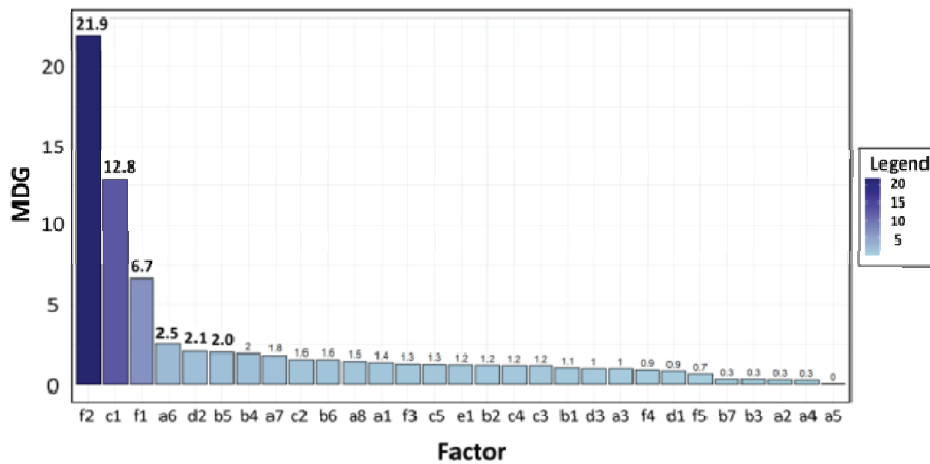
### 2. 주요 산지환경 인자 추출 및 검증

땅밀림 우려지 분류에서의 최적모형으로 선정된 랜덤포레스트 및 XGBoost 방법의 20번의 학습 및 평가 과정에서 계산된 매개변수별 즉, 산지환경 인자별 MDG를 산정하여 그 중요도를 분석하였다.

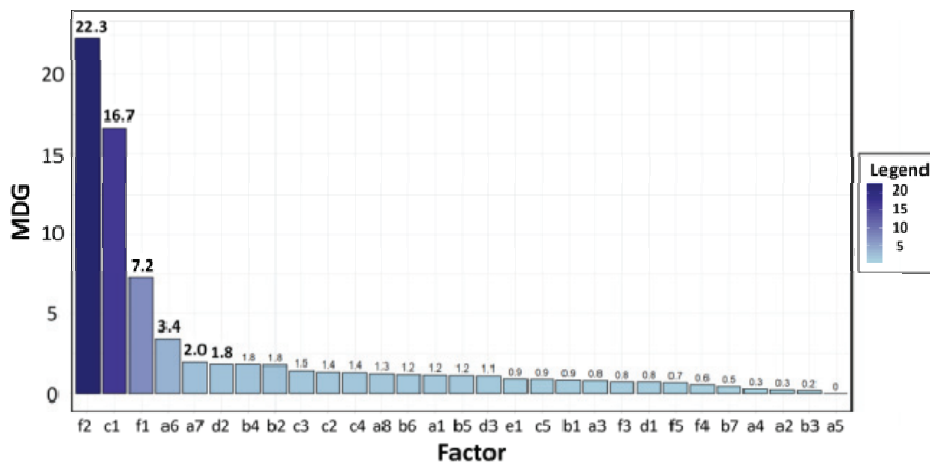
우선 랜덤포레스트 모형의 MDG 산정 결과로서, 균열유무(f2, 21.9), 최대고도(c1, 12.8), 단차유무(f1, 6.7), 불연속면 방향수(a6, 2.5), 하류계류(d2, 2.1) 등의 순으로 나타났다[Figure 3(a)]. 한편, XGBoost 모형의 MDG 산정 결과는 균열유무(f2, 22.3), 최대고도(c1, 16.7), 단차유무(f1, 7.2), 불연속면 방향수(a6, 3.4), 불연속면과 사면 방향성(a7, 2.0)의 순이었다[Figure 3(b)].

종합하면 두 모형에서의 결과 모두 균열유무(f2), 최대고도(c1), 단차유무(f1), 불연속면 방향수(a6)의 MDG가 큰 것으로 계산되었고, 이러한 것들이 땅밀림 판별의 주요 특성인자로 판단되었다. 일반적으로 땅밀림은 느린 거동 속도에서 다른 산지토사재해 유형과 구별되고, 이에 기인하여 균열이나 단차같은 직접적인 징후적 특성을 나타내는 경우가 많다(Woo et al., 1996a; Park et al., 2003a; Park et al., 2005a; Kim et al., 2016a; Seo et al., 2018). 또한, 땅밀림의 발생 원인으로는 모암의 종류 및 생성연대, 불연속면의 유무, 개수 및 방향 등과 같은 지질학적 특성이 많은 관심을 받고 있다(Park, 2015; Park et al., 2019c; Park et al., 2021a). 이렇듯 균열유무(f2), 단차유무(f1), 불연속면 방향수(a6) 등은 선행연구에서 언급되는 땅밀림의 발생학적 특성과 동일 혹은 유사하지만, 최대고도(c1)는 현재까지 규명된 땅밀림의 발생학적 특성과는 큰 관련성이 없어서 추가적인 고찰·분석이 필요할 것으로 생각되었다.

한편, MDG 값에 따라서 추출된 주요 특성인자들의 땅밀림 판별에 있어서의 영향력을 간접적으로 검증하는 측면에서, 랜덤포레스트 및 XGBoost 최적모형을 구성하는데 사용되는 매개변수(산림환경 특성인자)의 개수에 따른 각 모형별 예측 정확도의 변동을 살펴보았다. 이 과정에서 모형 구성에 사용되는 매개변수는 MDG 값이 큰 것을 우선적으로 선택하도록 하였다. 예를 들어, 변수가 3개인 랜덤포레스트 모형은 MDG 값의 순서에 따라 균열유무(f2),



(a) Random Forest



(b) XGBoost

Figure 3. Results of MDG for Random Forest and XGBoost models.

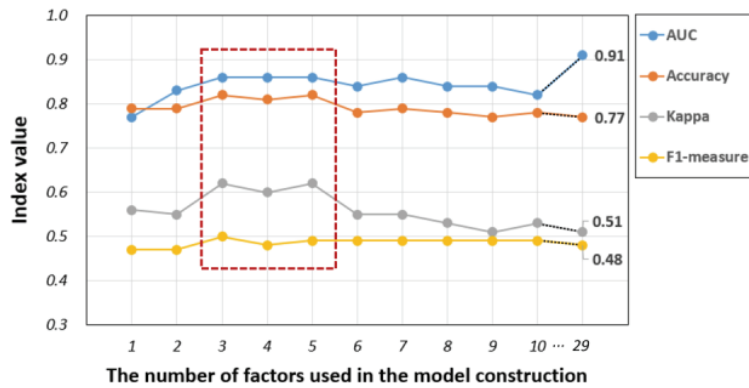
최대고도(c1), 단차유무(f1)가 매개변수로 사용된 것이며, 변수가 5개인 XGBoost 모형은 균열유무(f2), 최대고도(c1), 단차유무(f1), 불연속면 방향수(a6), 불연속면과 사면방향성(a7)를 매개변수로 사용된 모형이다. 예측 정확도의 평가는 최적 모형의 선정 과정과 마찬가지로 AUC, Accuracy, Kappa 및 F1-measure 지표가 활용되었다.

Figure 4는 기계학습 방법별 모형 구성에 사용된 매개변수의 개수 증가에 따른 분류 정확도의 변동을 나타낸 것이다. 결론적으로 랜덤포레스트와 XGBoost 두 방법 모두 구성 매개변수의 개수가 3~5개인 경우에 분류 정확도가 가장 높다는 것을 확인할 수 있었다. 랜덤포레스트 모형은 매개변수의 개수가 3~5개일 때 AUC는 0.86, Accuracy는 0.81~0.82, Kappa는 0.60~0.62, 그리고 F1-measure는 0.48~0.50이었으며, XGBoost 모형은 매개변수의 개수가 3~5개일 때 AUC는 0.87~0.88, Accuracy는 0.81, Kappa는 0.60, 그리고 F1-measure는 0.47이었다. 또한, Table 2에서 제시

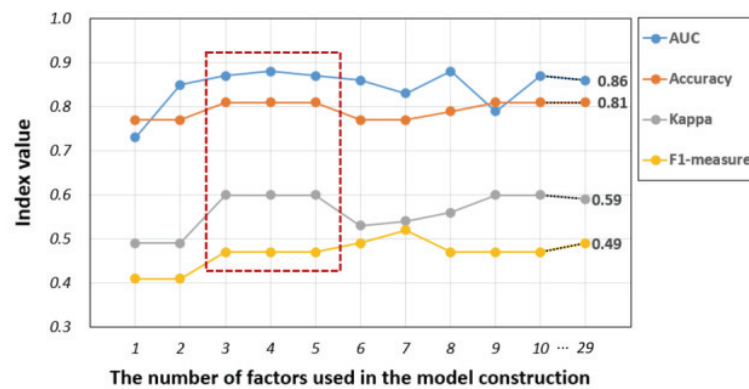
된 29개 매개변수를 모두 사용한 모형들의 정확도 지표와의 비교를 통해서도 각 지표값의 차이가 그리 크지 않으며, 어떤 지표에서는 오히려 더 좋은 값을 나타내기도 한 것을 알 수 있었다. 이를 통하여 MDG가 높은 3~5개의 매개변수만을 사용하더라도 땅밀림 우려지와 일반산지의 판별을 충분히 우수하게 실시할 수 있는 랜덤포레스트 및 XGBoost 모형을 구성할 수 있으며, 이는 해당 매개변수의 중요도를 간접적으로 시사하는 것으로 이해된다.

### 3. 추출된 주요 산지환경 인자에 대한 고찰

랜덤포레스트 및 XGBoost 모형을 활용하여 땅밀림 우려지 판별을 위한 주요 산지환경 인자로서 균열유무, 최대고도, 단차유무, 불연속면 방향수 등이 추출·선정되었다. 이 중에서 땅밀림 징후를 나타내는 균열유무 및 단차유무, 그리고 최대고도의 땅밀림 우려지 판정에서의 영향력을 땅밀림 판정 확률을 산정·활용하여 고찰하였다.



(a) Random Forest



(b) XGBoost

Figure 4. Variation in model performance according to the number of factors used in the model construction.

Table 2. Result of testing for each machine learning model.

| Model            | AUC   |       | Accuracy |       | Kappa |       | F1-measure |       |
|------------------|-------|-------|----------|-------|-------|-------|------------|-------|
|                  | Mean  | S.D.  | Mean     | S.D.  | Mean  | S.D.  | Mean       | S.D.  |
| Gradient Descent | 0.861 | 0.059 | 0.742    | 0.028 | 0.464 | 0.044 | 0.480      | 0.049 |
| Random Forest    | 0.910 | 0.080 | 0.767    | 0.079 | 0.508 | 0.156 | 0.479      | 0.064 |
| XGBoost          | 0.857 | 0.057 | 0.808    | 0.058 | 0.594 | 0.123 | 0.494      | 0.062 |

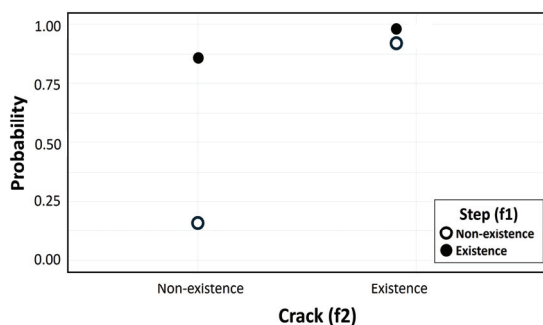


Figure 5. Probability of judgment of slow-moving landslide prone area based on the presence of cracks and steps.

우선 균열유무와 단차유무의 조합에 따라 땅밀림 판정 확률이 어떻게 변화하는지를 Figure 5에 나타내었다. 이에

따르면, 균열이 발견된 경우(균열 ‘유’)에는 단차유무와는 상관없이 땅밀림 판정 확률이 0.9를 상회하는 것으로 나타났다. 이는 모형별 MDG 값이 가장 높은 것으로 계산된 균열유무(랜덤포레스트 모형 21.9, XGBoost 모형 22.3) 요인의 영향력과 중요성을 잘 반영하는 결과라고 생각되었다. 한편, 균열이 발견되지 않는 경우(균열 ‘무’)에는 단차유무에 의해 땅밀림 판정 확률이 크게 변하는 것으로 나타났다. 균열과 단차가 모두 없는 경우에는 땅밀림 판정 확률이 0.14 정도였으나, 단차가 확인된 경우에는 그 확률이 0.85 이상으로 대폭 증가하는 것으로 나타났다. 종합하면 땅밀림의 대표적인 징후인 균열과 단차 중 어느 한 가지 징후라도 발견이 된다면, 해당 대상지가 최종적으로 땅밀림 우려지로 판정될 확률이 0.85 이상이라는 것을 의미한다.



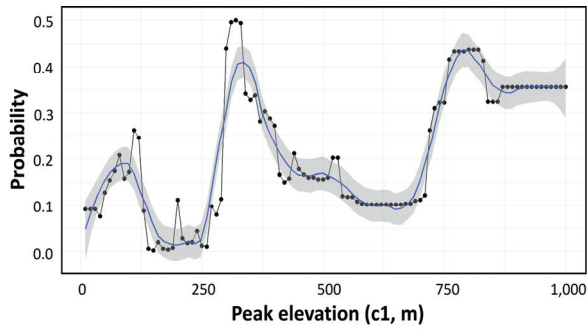


Figure 6. Probability of judgment of slow-moving landslide prone area based on the peak elevation.

다. 그러므로 현행 땅밀림 우려지 판정에서는 이러한 징후 특성의 발견이 대단히 중요하다는 것을 알 수 있다.

한편, 최대고도에 따른 땅밀림 판정 확률의 변화를 Figure 6에 나타내었다. Figure 5에 따르면 고도 100 m, 300 m 및 700 m 부근에서 땅밀림 판정 확률이 높은 것으로 나타났다. 하지만, 이러한 결과는 선행연구에서 보고된 땅밀림 발생 특성이나 발생 기작에서의 역학적 인과관계로 설명하기가 어려웠다.

Figure 7은 분석에 활용한 입력자료의 최대고도 분포 및 땅밀림 우려지 비율을 100 m 간격의 등급으로 나누어 표시한 것이다. 땅밀림 우려지의 비율은 최대고도에 따른 땅밀림 판정 확률과 유사하게 1~100 m, 301~400 m, 700 m 이상의 등급에서 높게 나타났다. 이를 통하여 최대고도에 따른 땅밀림 판정 확률의 경향성은 입력자료의 분포 특성에 일정 부분 기인하는 것으로 판단되었다. 또한, 최대고도의 경우에는 정성변수(qualitative variable)인 28개 산림환경 인자와는 다르게 유일하게 연속형 정량변수(continuous quantitative variable)로서 입력받은 인자로서, 이러한 자료 속성으로 인하여 땅밀림 판정에서의 영향력이 다소 과대평가된 것으로 추정된다. 그래서 추후 땅밀림 우려지와 일반산지에 대한 입력자료가 보다 많이 확보·분석된다면, 최대고도의 영향력은 이 연구의 결과와는 다소 다

르게 나타날 것으로 생각되었다. 더 나아가서 후속 연구에서는 땅밀림 발생에 미치는 최대고도의 영향력에 대한 확신이 없다면 해당 인자를 제외하고 분석하는 방안도 고려할 수 있을 것이다.

## 결론

이 연구는 2019~2021년에 실시된 땅밀림 실태조사에서 최종 위험도 등급 판정(땅밀림 우려지 혹은 일반산지)이 내려졌던 256개 조사대상지의 현장조사 야장 결과를 활용하여, 땅밀림 우려지 판정에 큰 영향을 미친 주요 산림환경 인자를 탐색하고자 하는 목적으로 수행되었다. 총 29개의 산림환경 인자 즉, 입력자료의 특성을 고려하여 앙상블 기반의 기계학습법이 도입되었으며, 학습과 평가를 20회 반복하여 AUC, Accuracy, Kappa 및 F1-measure 등 정확도 평가지표에 근거하여 최적모형을 선정하였다. 그 결과, 평균적으로 AUC가 0.910로 가장 높았던 랜덤포레스트 모형(이하 ‘RF’)과 Accuracy, Kappa 및 F1-measure에서 각각 0.808, 0.594, 0.494로 가장 높은 값을 나타낸 XGBoost 모형(이하 ‘XGB’)이 선정되었다.

RF 및 XGB를 활용하여 땅밀림 우려지 판정 결과에 큰 영향을 미치는 산림환경 인자를 추출한 결과, MDG 값에 근거하여 균열유무(RF 21.9, XGB 22.3) 및 단차유무(RF 6.7, XGB 7.2) 등의 징후특성이 큰 영향력을 가진 인자로 나타났으며 이러한 결과는 진행속도가 느린 땅밀림의 발생 특성과 잘 합치되는 것으로 생각되었다. 반면에 최대고도(RF 12.8, XGB 16.7)도 영향력이 높은 인자로 추출되었으나, 이것은 땅밀림의 발생학적 특성보다는 분석에 활용된 입력자료의 특성에 기인한 것으로 생각되었다. 한편, 땅밀림 우려지 판정에 있어서는 전체 29개의 산림환경 인자를 모두 활용하는 모형과 비교하여 영향력이 높은 3~5개의 인자만을 활용한 것의 정확도가 크게 다르지 않다는 점을 확인할 수 있었다.

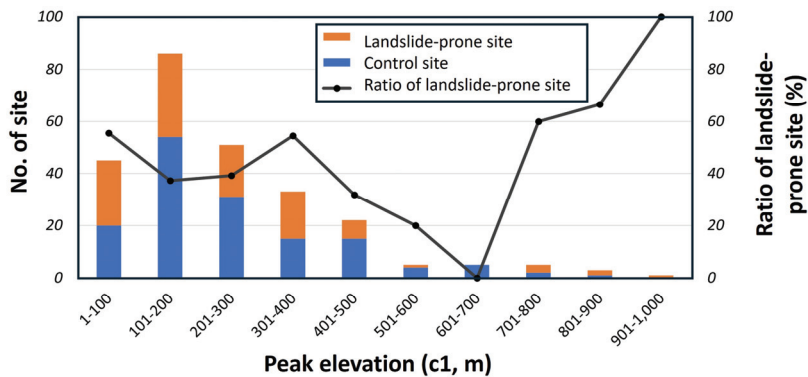


Figure 7. The status of landslide-prone site and control site according to peak elevation class.

이러한 결과는 향후 땅밀림 실태조사에서 현장조사의 방향성을 재정립하는데 많은 시사점을 제시한다. 연구 결과에 따르면 주요 산림환경 인자 3~5개를 통해서도 적정 수준의 정확도를 유지하면서 땅밀림 우려지 판정을 할 수 있으므로, 땅밀림 우려지를 발굴하는 목적으로서의 현장 조사는 전체 조사항목의 개수는 줄이고 주요 인자인 균열 및 단차 등 땅밀림 징후특징을 발견하는데 보다 많은 시간을 할애한다면 현장조사의 효율성을 증진시킬 수 있을 것으로 생각되었다. 다만 이 연구는 제한된 입력자료를 활용한 결과이므로, 이 연구에서의 주장을 뒷받침하기 위해서는 충분한 개수의 입력자료를 활용한 연구가 추가적으로 실시되어야 할 필요성이 있다.

## 감사의 글

이 연구는 2022년 산림청 및 한국치산기술협회의 「전국 땅밀림 우려지 현장조사 및 물리탐사 활용성 연구」용역의 지원으로 수행되었습니다.

## References

- Abramento, M. and Leite, R.B. 2024. Fourteen-year slow moving landslide monitoring and benchmark velocity parameters of natural slopes at ‘Serra do Mar’, Brazil. *Natural Hazards*. doi: 10.1007/s11069-024-06818-4
- Borisov, V., Leemann, T., Seßler, K., Haug, J., Pawelczyk, M. and Kasneci, G. 2022. Deep neural networks and tabular data: a survey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*: 1-21. doi: 10.1109/TNNLS.2022.3229161
- Butwall, M. 2021. Data normalization and standardization: impacting classification model accuracy. *International Journal of Computer Application* 183(35): 8-11.
- Cabello-Solorzano, K., Ortigosa de Araujo, I., Peña, M., Correia, L. and J. Tallón-Ballesteros, A. 2023. The impact of data normalization on the accuracy of machine learning algorithms: a comparative analysis. pp. 344-353. In: García Bringas, P. et al. (Eds.). 18th International Conference on Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications (SOCO 2023). *Lecture Notes in Networks and Systems*, vol 750. Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-031-42536-3\_33
- Caleca, F., Tofani, V., Segoni, S., Raspini, F., Rosi, A., Natali, M., Catani, F. and Casagli, N. 2022. A methodological approach of QRA for slow-moving landslides at a regional scale. *Landslides* 19: 1539-1561.
- Cho, M. 2021. *R Data Analysis Machine Learning*. Information Publishing Group. pp. 296.
- Choi, J.H., Choi, B.J., Kim, N.G., Lee, C.W., Seo, J.P. and Jun, B.H. 2021. Estimation of potential risk and numerical simulations of landslide disaster based on UAV photogrammetry. *KSCE Journal of Civil and Environmental Engineering Research* 41(6): 675-686.
- Handwerger, A.L., Roering, J.J. and Schmidt, D.A. 2013. Controls on the seasonal deformation of slow-moving landslides. *Earth and Planetary Science Letters* 377-378: 239-247.
- Huan, Y., Song, L., Khan, U. and Zhang, B. 2023. Stacking ensemble of machine learning methods for landslide susceptibility mapping in Zhangjiajie City, Hunan Province, China. *Environmental Earth Sciences* 82(1): 35. doi: 10.1007/s12665-022-10723-z
- Hungr, O., Leroueil, S. and Picarelli, L. 2014. The Varnes classification of landslide types, an update. *Landslides* 11: 167-194.
- Hussain, M.A., Chen, Z., Zheng, Y., Zhou, Y. and Daud, H. 2023. Deep learning and machine learning models for landslide susceptibility mapping with remote sensing data. *Remote Sensing* 15(19): 4703. doi: 10.3390/rs15194703
- KFS (Korea Forest Service). 2023. The Research Result Report on Nationwide Field Investigation and Advancement of Physical Exploration Techniques of Slow-Moving Landslide Prone Areas Vol. 1. pp. 395.
- Kim, K., Kang, M. and Park, J. 2016a. Experimental research for collapse of tension crack in land creeping area - The case of land creeping area in Okjong, Hadong. *Journal of Agriculture and Life Science* 50(6): 11-17.
- Kim, K., Park, J., Lee, C. and Kang, M. 2016b. Crack form and soil physical properties in land creeping area on Okjong, Hadong. *Journal of Korean Forest Society* 105(4): 435-440.
- Kim, H.G., Kim, M., Lee, M.S. Park, Y.S. and Kwak, J.H. 2017. Correlation of deep landslide occurrence and variation of groundwater level. *Journal of The Korean Society of Forest Engineering* 15(1): 1-12.
- Kim, N., Choi, B., Choi, J. and Jun, B. 2020. Time series analysis of soil creep on cut slopes using unmanned aerial photogrammetry. *The Journal of Engineering Geology* 30(4): 447-456.
- Kim, J., Kim, J., Lee, S., Cho, K. and Kim, J. 2021. Interpretation of electrical resistivity tomogram with contents of clay minerals for the land creeping area. *The Journal of Engineering Geology* 31(2): 187-197.

- Kim, J., Kim, J., Ahn, Y. and Kim, W. 2022. Application of depth resolution and sensitivity distribution of electrical resistivity tomography to modeling weathered zones and land creeping. *The Journal of Engineering Geology* 32(1): 157-171.
- Kim, J., Kim, J., Lee, C., Park, S., Lee, C. and Jeong, G. 2023. Monitoring landcreep using terrestrial LiDAR and UAVs. *The Journal of Engineering Geology* 33(1): 27-37.
- Koo, H., Rhee, J. and Paik, Y. 2000. A study of slope stability analysis and reinforcement on colluvial soil slope in Hyusok, Danyang. *Journal of the Korean Geotechnical Society* 16(6): 43-50.
- Krzeminska, D.M., Bogaard, T.A., Malet, J.-P. and van Beek, L.P.H. 2013. A model of hydrological and mechanical feedbacks of preferential fissure flow in a slow-moving landslide. *Hydrology and Earth System Sciences* 17: 947-959.
- Lee, C., Lee, B., Woo, C., Seo, J., Kang, M. and Kim, K. 2019a. 2019 Current Status, Rehabilitation and Management of Slow-Moving Landslides. *The National Institute of Forest Science Forest Science Bulletin No.* 19-16. pp. 85.
- Lee, M., Park, J. and Park, Y. 2019b. Analysis of characteristics using geotechnical investigation on the slow-moving landslides in the Pohang-si area. *Journal of Korean Society of Forest Science* 108(2): 233-240.
- Lee, S., Kim, J., Kim, K. and Kwon, I. 2020. Delineation of the slip weak zone of land creeping with integrated geophysical methods and slope stability analysis. *The Journal of Engineering Geology* 30(3): 289-302.
- Lee, J., Seo, J.I., Lee, J. and Im, S. 2021a. A performance comparison of machine learning classification methods for soil creep susceptibility assessment. *Journal of Korean Society of Forest Science* 110(4): 610-621.
- Lee, G.H., Le, X., Yeon, M.H., Seo, J.P. and Lee, C.W. 2021b. Classification of soil creep hazard class using machine learning. *Journal of Korean Society of Disaster and Security* 14(3): 17-27.
- Li, Z., Zhang, F., Gu, W. and Dong, M. 2020. The Niushou landslide in Nanjing City, Jiangsu Province of China: a slow-moving landslide triggered by rainfall. *Landslides* 17: 2603-2617.
- Noferini, L. et al. 2007. Using GB-SAR technique to monitor slow moving landslide. *Engineering Geology* 95(3-4): 88-98.
- Novellino, A., Cesarano, M., Cappelletti, P., Di Martire, D., Di Napoli, M., Ramondini, M., Sowter, A. and Calcaterra, D. 2021. Slow-moving landslide risk assessment combining Machine Learning and InSAR techniques. *Catena* 203: 105317. doi: 10.1016/j.catena.2021.105317
- Park, J. 2015. Analysis on the characteristics of the landslide - With a special reference on geo-topographical characteristics. *Journal of Korean Forest Society* 104(4): 588-597.
- Park, J. 2019. Analysis of various kinds characteristics on slow-moving landslide in Pohang-si area. *Journal of Agriculture and Life Science* 53(4): 1-11.
- Park, H. 2020. Self Study on Machine Learning + Deep Learning. Hanbit Media, Inc. pp. 579.
- Park, J. and Park, S. 2018. Analysis of instances of characteristics land creep on the mine area in Korea. *Journal of Korean Society of Forest Science* 107(4): 393-401.
- Park, J. and Park, S. 2019. The geology and variations of soil properties on the slow-moving landslide in Yangbuk-myun, Gyeongju-si, Gyeongsangbuk-do. *Journal of Korean Society of Forest Science* 108(2): 216-223.
- Park, J. and Park, S. 2020. Analysis of the topography on the land creep characteristics. *Journal of Agriculture and Life Science* 54(4): 51-59.
- Park, J. and Lee, S.H. 2022. Analysis of topography and ground characteristics of landcreep reoccurrence in the Yangpyeong area. *Journal of Korean Society of Forest Science* 111(2): 263-275.
- Park, J., Choi, K., Lee, S., Ma, H., Lee, J. and Woo, B. 2003a. Analysis on the characteristics of the landslide in Nasamri (I) - With a special reference on geo-topographical characteristics. *Journal of Korean Forest Society* 92(3): 246-253.
- Park, J., Choi, K., Ma, H., Lee, J. and Woo, B. 2003b. Analysis on the characteristics of the landslide in Nasamri (II) - With a special reference on cause of landslide. *Journal of Korean Forest Society* 92(6): 526-535.
- Park, J., Lee, S., Choi, K., Ma, H., Lee, J. and Woo, B. 2004. Analysis on the characteristics of the landslide in Nasamri (III) - With a special reference on stability analysis. *Journal of Korean Forest Society* 93(3): 188-197.
- Park, J., Choi, K., Bae, J.S., Ma, H. and Lee, J. 2005a. Analysis on the characteristics of the landslide in Maeri (I) - With a special reference on geo-topographical characteristics. *Journal of Korean Forest Society* 94(3): 129-134.
- Park, J., Choi, K., Bae, J.S., Ma, H. and Lee, J. 2005b. Analysis on the characteristics of the landslide in Maeri (II) - With a special reference on cause of landslide. *Journal of Korean Forest Society* 94(4): 243-251.

- Park, J., Choi, K., Bae, J.S., Ma, H., Lee, J. and Youn, H. 2005c. Analysis on the characteristics of the landslide in Maeri (III) - With a special reference on slope stability analysis. *Journal of Korean Forest Society* 94(6): 377-386.
- Park, J., Bae, J.S., Choi, K., Ma, H., Lee, J. and Youn, H. 2006. Analysis on the characteristics of the landslide in Maeri (IV) - With a special reference on stability analysis of structures. *Journal of Korean Forest Society* 95(1): 5-11.
- Park, J., Lee, C., Kang, M. and Kim, K. 2015. Analysis of characteristics of forest environmental factors on land creeping occurrence. *Journal of Agriculture and Life Science* 49(5): 133-144.
- Park, J., Seo, J.I. and Lee, C. 2019a. The topography characteristics on the land creep in Korea. *Journal of Korean Society of Forest Science* 108(1): 50-58.
- Park, J., Seo, J.I. and Lee, C. 2019b. Analysis of GIS for characteristics on the slow-moving landslide: With a special reference on slope and grade of landslide. *Journal of Korean Society of Forest Science* 108(3): 311-321.
- Park, J., Seo, J.I., Ma, H., Kim, D., Kang, M. and Kim, K. 2019c. Topography and soil characteristics related to land creep in 37 areas in South Korea. *Journal of Korean Society of Forest Science* 108(4): 540-551.
- Park, J., Park, S., Kang, M. and Lim, H. 2021a. Analysis on scale and geological characteristics-based influence factors in land creep. *Journal of Agriculture and Life Science* 55(5): 37-51.
- Park, J., Ma, H. and Park, S. 2021b. Actual conditions on the land creep areas by the analysis of satellite imagery. *Journal of Agriculture and Life Science* 55(1): 57-64.
- Park, J., Lee, S. and Tak, G. 2022a. Analysis of the characteristics of the landcreep in the upper part of the Eogok tunnel, Yangsan. *Journal of Agriculture and Life Science* 56(3): 67-76.
- Park, J., Kim, S.Y., Lee, S.H. and Kang, H.B. 2022b. Study on the characteristics of the slow-moving landslide (landcreep) in the Sanji valley of Jinju. *Journal of Korean Society of Forest Science* 111(1): 115-124.
- Park, J., Tak, G.M. and Leem, K.M. 2023. A case study on the cause analysis of land creep using geophysical exploration. *Journal of Korean Society of Forest Science* 112(3): 382-392.
- Park, J., Lee, S.H., Kang, H.B., Kim, H. and Jung, E.S. 2024. Analysis of land creep in Ulju, South Korea. *Journal of Korean Society of Forest Science* 113(1): 14-30.
- Seo, J., Woo, C., Lee, C. and Kim, D. 2018. A Study on detection and monitoring in land creeping area by using the UAV. *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society* 19(11): 481-487.
- Seo, J., Kim, K. and Woo, C. 2019. Analysis on displacement characteristics of slow-moving landslide on a slope near road using the topographic map and airborne LiDAR. *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society* 20(5): 27-35.
- Seo, J., Lee, C., Woo, C. and Yu, S. 2021. The Casestudy of Slow-Moving Landslide Rehabilitation and Guideline of Rehabilitation with Landslide Type. The National Institute of Forest Science Research Materials No. 970. pp. 143.
- Shin, H.O., Kim, M. and Yoon, W.J. 2018. Application of geophysical exploration technique to the identification of active weak zones in large scale mountainous region. *Geophysics and Geophysical Exploration* 21(3): 162-170.
- Stumvoll, M.J., Schmaltz, E.M. and Glade, T. 2021. Dynamic characterization of a slow-moving landslide system – Assessing the challenges of small process scales utilizing multi-temporal TLS data. *Geomorphology* 389: 107803. doi: 10.1016/j.geomorph.2021.107803
- Wang, S., Wu, W., Wang, J., Yin, Z., Cui, D. and Xiang, W. 2018. Residual-state creep of clastic soil in a reactivated slow-moving landslide in the Three Gorges Reservoir Region, China. *Landslides* 15: 2413-2422.
- Wang, Y., Wang, L., Liu, S., Liu, P., Zhu, Z. and Zhang, W. 2024. A comparative study of regional landslide susceptibility mapping with multiple machine learning models. *Geological Journal* 59(9). doi: 10.1002/gj.4902
- Woo, B., Park, J., Choi, H., Jeon, G. and Kim, K. 1996a. A study on the characteristics of the landslide in Hyuseok-dong (I) - Topographical characteristics and surface displacement. *Journal of Korean Forest Society* 85(4): 565-570.
- Woo, B., Park, J., Choi, H., Jeon, G. and Kim, K. 1996b. A study on the characteristics of the landslide in Hyuseok-dong (II) - Geological and hydrological characteristics. *Journal of Korean Forest Society* 85(4): 571-576.

---

Manuscript Received : July 24, 2024

First Revision : September 14, 2024

Second Revision : September 19, 2024

Accepted : September 20, 2024