

우리나라 지역 산사태 탐지 및 위험지도 작성을 위한 적정 위성영상 식생지수 선정에 관한 연구

이준희* · 이상욱** · 유영재*** · 김경민**** · 전성우*****†

*국립산림과학원 국가산림위성정보활용센터 박사급 연구원, **고려대학교 환경생태공학부 석사과정, ***고려대학교 오정리질리언스 연구원,
****국립산림과학원 국가산림위성정보활용센터 연구관, *****고려대학교 환경생태공학부 교수

Selecting appropriate vegetation indices for detection and prediction mapping of landslides in South Korea

Lee, Junhee* · Lee, Sangwook** · Yoo, Youngjae*** · Kim, Kyoung-Min**** and Jeon, Seongwoo*****†

*Ph.D. Researcher, National Forest Satellite Information & Technology Center, National Institute of Forest Science, Seoul, Korea

**Master Student, Dept. Environmental Science & Ecological Engineering, Korea University, Seoul, Korea

***Research Professor, OJEong Resilience Institute, Korea University, Seoul, Korea

****Senior Research Official, National Forest Satellite Information & Technology Center, National Institute of Forest Science,
Seoul, Korea

*****Professor, Dept. Environmental Science & Ecological Engineering, Korea University, Seoul, Korea

ABSTRACT

Landslides are becoming more frequent and severe due to increasing summer heavy rainfall and typhoons caused by climate change. As a result, the importance of research to predict and detect landslides is also growing. In this study, suitable vegetation indices for detecting and predicting landslides in South Korea were identified based on 1,500 landslides, provided by the National Disaster Safety Institute from 2011 to 2017. Various vegetation indices listed in the Index Data Base (IDB) of the Institute for Crop Science and Resource Conservation (INRES) in Germany were reviewed and selected for construction. Five vegetation indices were constructed using Landsat-7 imagery: Normalized Differential Vegetation Index (NDVI), Simple Ratio (SR), Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI), and Renormalized Differenced Vegetation Index (RDVI). Additionally, the Maxent model was applied to predict landslides using each vegetation index, and the accuracy was measured by comparing the ROC-AUC values. The results showed that the SR vegetation index detected landslides most effectively. Furthermore, the accuracy comparison of the Maxent model revealed that the model using vegetation indices had higher ROC-AUC values compared to the model without vegetation indices, with the SR-based Maxent model yielding the most accurate results. This study provides remote sensing data necessary for creating landslide prediction maps. However, future research should consider factors influencing vegetation indices other than landslides and reflect the extent and magnitude of landslide damage.

Key words : Landslide, Landslide Prediction, Prediction Model, Satellite Image, Vegetation Index, Maximum Entropy Model

†Corresponding author : eepps_korea@korea.ac.kr (145 Anam-ro, Seongbuk-gu, Seoul 02855, Korea. Tel. +82-2-3290-3543)

ORCID 이준희 0009-0009-5532-3740
이상욱 0000-0003-1985-9600
유영재 0000-0003-0595-3911

김경민 0000-0001-5146-126x
전성우 0000-0001-5928-8510

1. 서론

최근 지구 온난화, 환경 오염 등 기후 변화가 심화되면서 국내 및 주요 임업 선진국에서는 산림관리 및 산림재해 예방을 위해 힘쓰고 있다(Bae and Cho, 2013). 최근 기후 변화가 심화되면서 한파, 폭설, 집중호우, 태풍 등의 이상 기후 현상이 증가하고 있어 산사태의 그 빈도와 심각성은 증가하고 있다(Dale et al., 2001; Houghton et al., 2001; Park et al., 2015). 산림청의 보고에 따르면 2012년부터 2021년까지 남한 지역의 산사태 피해 면적은 평균적으로 2,603헥타르에 달하며, 그 피해 복구 비용은 평균적으로 약 602억원의 복구 비용이 발생하고 있을 정도로 그 피해는 심각하다(Korea Forest Service). 남한 지역은 산지 중심 지형과 여름철 집중호우로 인해 지표와 지형의 취약성이 높고 이는 집중호우와 태풍과 같은 자연재해로 인한 발생빈도와 피해를 증가시키고 있다(Cha et al., 2023; Park et al., 2015). 또한, 남한 지역은 산지의 경사가 급하고, 화강편마암 등으로 지반이 이루어진 곳이 많아서 여름 장마철의 집중적인 강우량을 견딜 수 없는 환경으로 인해 산사태가 일어날 조건을 다수 가지고 있으므로, 산사태의 우려는 더욱 커지고 있는 실정이다 그렇기에, 산림청에서는 이러한 산사태의 위험을 사전에 예측하고 대응하기 위해 산사태 위험지도를 제작하고 있다. 산사태 위험지도는 지형, 지질, 강우 데이터 등 다양한 환경 변수를 고려하여 산사태 발생 가능성이 높은 지역을 시각적으로 표현한 지도이다. 이는 산림청의 산사태 관리 정책의 중요한 부분으로, 지역 주민과 관련 기관에 산사태 발생 가능성을 알리고 대비할 수 있도록 하는 중요 도구이다(Korea Forest Service).

산사태의 개념은 산지에 사면을 이루고 있는 암석이나 토양의 일부가 집중호우, 태풍, 지진 등에 의해 붕괴되는 현상으로 정의되고 있다(Crozier and Glade, 2005). 산사태 발생의 직접적인 원인은 강우 요인이 크지만, 지형, 지질, 토양, 임상, 훼손, 식생 등의 다양한 요인이 산사태 발생에 영향을 미친다(He and Beighley, 2008; Ma and Jeong, 2007; Park et al., 2005). 이러한 다양한 요인들을 고려한 효율적인 산사태 예측 분석이 요구되며, 특정 기후 조건에서만 아니라 종합적인 요인을 고려하여 산사태를 예측하거나 완화할 방안을 연구하기 위해서 GIS/RS 자료를 활용한 모델을 이용한 연구가 활발히 진행되고 있다(Cha et al., 2023; Huabin et al., 2005;

Sarkar et al., 2008). 또한 산사태는 일반적으로 경사가 있는 지역에서 발생하고 식생이 형성된 곳에 숨겨져 있기 때문에 GIS/RS를 활용한 연구가 필요하다(Razak et al., 2013). Viet et al. (2021)은 빈도비를 이용하여 산사태 지역을 예측하는데 정규식생지수(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)가 미치는 영향에 대해 연구를 진행하였다. Niraj et al. (2023)은 FR (Frequency Ratio), IoV (Index of Value), MLR (Multi Linear Regression), LR (Linear Regression)을 이용하여 산사태 발생 가능성을 예측하는 연구를 진행하였다. 이 연구는 또한 위성 영상을 활용한 식생지수를 환경 변수로 추가하여 모델을 구동할 시, 더 높은 정확도를 보였다는 것을 제안하였다. 이는 식생지수가 모델을 이용한 산사태 예측에 유용하다는 것을 보여준다.

이에 본 연구의 목적은 우리나라 지역을 대상으로 모델을 사용하여 산사태 잠재 위험 지역을 분석하는데 유용한 식생지수를 선정하는 것이다. 재난안전연구원에서 제공되는 산사태 발생 이력 지점 정보와 환경변수를 바탕으로 GIS/RS 자료를 적용하고 남한 지역 잠재적인 산사태 위험지역을 예측하고자 한다. 또한, 남한 지역을 대상으로 구축할 수 있는 여러 고해상도 식생지수 중 가장 정확한 예측이 가능한 식생지수를 선정하고자 한다.

2. 연구 방법

2.1. 연구 대상지 및 산사태 발생 위치정보

본 연구의 범위는 제주도를 제외한 대한민국으로 위도 33° 06'에서 38° 27', 경도 124° 11'에서 131° 52' 사이에 위치하고 있다. 연구 대상 기간은 2011년부터 2017년까지이며, 추후 본 연구 결과를 바탕으로 최근 5년간의 산사태 발생 추이와 예측 결과를 비교할 예정이기에 이 연구 기간을 설정하였다.

연구대상기간 대한민국의 연간 평균 강우는 1250.5 mm이며, 여름철인 6월부터 9월까지의 평균 강우량은 642.9 mm이다(Korea meteorological administration). 산사태 발생위 치정보로 국립재난안전연구원에서 제공하는 산사태 발생 위치 정보 1557개를 사용하였다(Fig. 1). 발생한 산사태는 주로 집중호우가 일어난 위치에 분포하는 경향이 있는데, 이 기간 동안 홍수 및 태풍피해가 많이 일어난 경남지역이 피해가 가장 컸다.

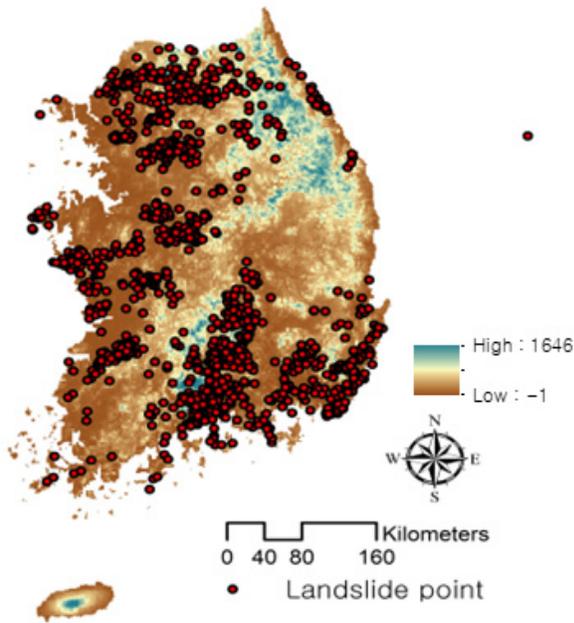


Fig. 1. National landslide occurrence history (2011 ~ 2017)

2.2. Maxent 모형

생물종의 출현정보만을 이용하여 출현확률을 예측하는 여러 모형이 있는데 그 중에서도 Maxent 모형은 통계적인 측면에서 우수한 모형으로 입증되었다. Maxent 모형은 2012년 이전까지는 산사태 예측에 사용된 적이 없었으나, 최근 국내외적으로 그 효용성이 입증되어 많은 연구에 사용되고 있다(Chen et al., 2017; Felicísimo et al., 2013; Vorpahl et al., 2012). Maxent 모형의 주요 이점은 종속변수로 산사태 발생 위치를 설정하고, 독립변수로 다양한 환경적 특성을 반영한 변수를 활용하여 산사태 발생확률을 예측할 수 있다는 점이다. 선행 연구에 따르면 Maxent 모형은 비선형적 관계를 잘 모델링하며, 복잡한 지형 및 환경 변수들을 효과적으로 처리할 수 있어 높은 예측 정확도를 보인다. 특히 우리나라의 경우, 산지 중심의 지형과 복잡한 환경 조건으로 인해 산사태 예측이 어려운데, Maxent 모형은 이러한 복잡성을 효과적으로 다룰 수 있는 장점을 가지고 있다. 본 연구에서는 남한 지역에 적합한 위성영상을 활용한 식생지수를 독립변수로 사용하여 산사태 예측 모델을 개발하고, 변수 별 기여도를 분석하

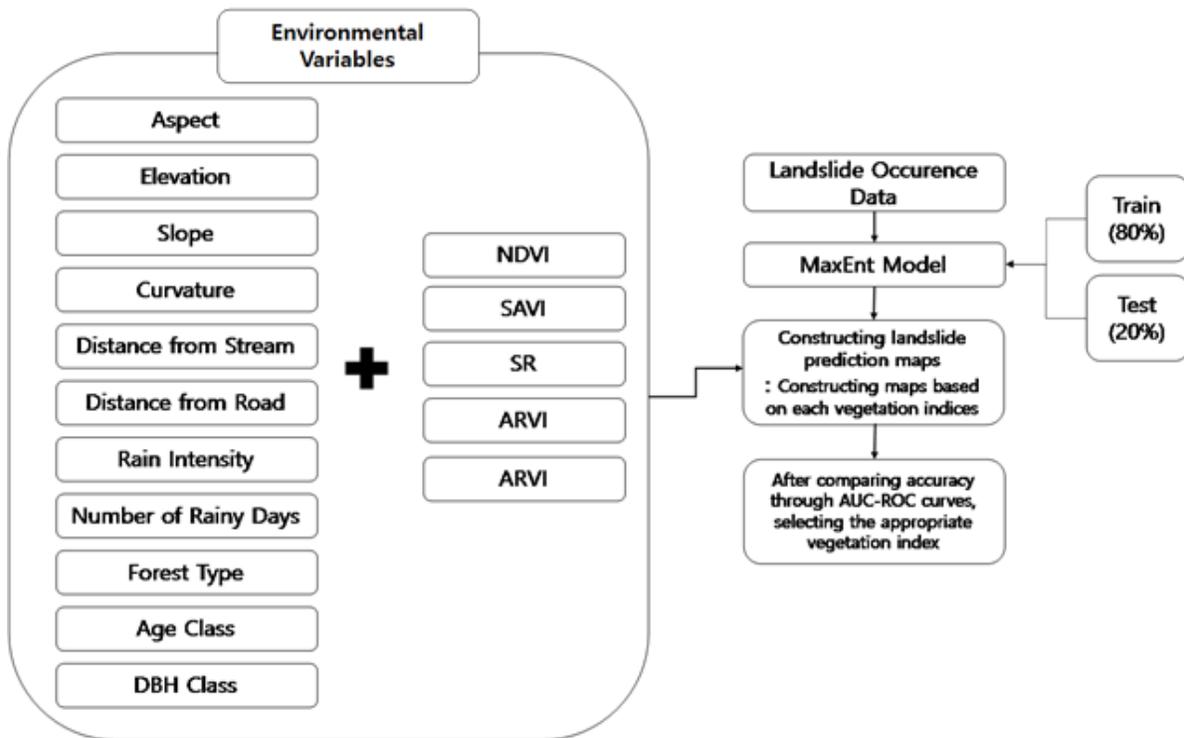


Fig. 2. Flow chart

여 각 식생지수의 유용성을 입증하고자 한다. 이를 통해 Maxent 모형이 우리나라의 환경조건과 산사태 발생 여건을 고려할 때, 얼마나 효과적으로 예측할 수 있는지를 평가하였다.

Maxent 모형은 ROC (Receiver Operating Characteristic) 곡선의 AUC (Area Under Cover) 값을 이용하여 정확도를 측정한다. 산사태 예측 결과의 정확도는 AUC값에 대한 해석을 통해 가능하다. AUC는 0.5~1.0을 나타내며, 0.5가 나오면 유의미하지 않음을 나타내고, 0.7 미만이면 적절하지 않고, 0.7~0.9이면 적절하고, 0.9~1.0에 근접할수록 모형 예측력이 우수한 것으로 판단한다(Allouche et al., 2006).

2.3. 연구 방법

본 연구에서는 산사태 예측지도 생성 및 산사태 예측 모델의 성능 평가를 위해 80:20 비율을 기준으로 산사태 지점을 훈련 및 테스트를 진행하였다. 연구 진행 방법은 Fig. 2와 같다. 남한지역을 대상으로 구축한 Landsat-7(해상도 30 m) 식생지수를 이용하여 산사태 발생 지역의 식생지수 분포 범위를 확인한 뒤, 산사태 예측 모델을 구동하였다. 위성영상을 이용한 식생지수는 산사태 발생 가능성을 예측하는 데 유용한 지표로 활용될 수 있으며, 이와 관련된 다양한 연구가 수행되어왔다(Abeysiriwardana and Gomes, 2022; Dahigamuwa et al., 2016; Gomes et al., 2020). 선행연구에 따르면 원격탐사 기반 식생지수는 산사태 지역 감지에 효과적이며, 이는 식생 피복의 공간적, 시간적 변화 정보를 제공하기 때문이다. 또한, 산사태 지역의 식생지수 값은 낮다는 선행연구를 참고하여 본 연구에서도 산사태 발생지역의 식생지수 값의 범위를 참고하여 산사태 예측에 용이한 식생지수를 분석하였다. 산사태 예측을 위한 Maxent 모델 구동은 11개의 환경변수와 식생지수를 사용하였으며, 각 식생지수별로 정확도를 도출하여 비교하는 것으로 연구를 진행하였다.

2.4. 환경 변수

본 연구에서는 산사태에 영향을 미치는 환경 변수를 선정하기 위해 선행연구를 분석하였다(Cha et al., 2023; Kim et al., 2013; Lee et al., 2017; Yoon et al., 2023). 본 연구에서 사용될 Maxent 모형의 경우, 머신러닝 모델로서 변수 간에 다중공선성 문제를 가지면 예측력이 떨어지므로 주요 연구에서 산사태 예측에 사용된 인자 중 지형 인

자, 식생 인자, 토양 인자, 기후인자로 분류하여 각 분류군 별로 선행연구를 참고하여 환경변수를 선정하였다(Cha et al., 2023; Kim et al., 2013).

지형인자 중 고도와 경사자료는 국토지리정보원에서 제공하는 DEM 자료를 활용하여 구축하였다. 또한, 토양의 침전 및 포화 능력을 나타내는 지표로 산사태 예측연구에 많이 사용되는 TWI(Topographic Wetness Index)와 하천으로부터의 거리데이터를 사용하였다. 또한, 도로 건설과 같은 인위적 활동은 경사면의 절단을 통해 산사태 발생에 높게 기여한다는 연구를 참고하여 도로와의 거리를 추가하였다(Niraj et al., 2023; Seo et al., 2016).

기상데이터는 선행연구(Cha et al., 2023)를 참고하여 강수 관련 극한 기후를 대표하는 변수인 강수강도와 호우일수를 기후변수로 선정하였다. 기후변수는 기상청에서 제공하는 Mk-Prism 격자자료를 사용하였다. 강수강도는 2011~2017년도의 총 강수량을 1 mm 이상의 강수를 기록한 날로 나누어 계산한 자료를 사용하였으며, 호우일수는 동일기간의 강한 호우가 기록된 날의 수로 연중 80 mm 이상 비가 내린 날의 수로 산출된 자료를 사용하였다.

식생 관련 인자는 산사태에 영향을 줄 수 있다고 판단이 된 임상데이터를 선행연구를 참고하여 임상도에서 추출하여 사용하였다. 그 외에 식생 관련 인자는 본 연구에서 판별할 가장 정확한 위성영상 식생지수를 선정하기 위해 독일 작물과학자원보전연구소(INRES)가 운영하는 지수 데이터베이스(IDB) 프로젝트의 지수를 검토해 선정했다. 최종 선정된 환경변수는 Table 1과 같다.

2.5. 위성영상을 이용한 식생지수 구축

본 연구에서 사용된 식생지수는 Landsat-7 위성의 근적외선(Near Infra Red, NIR)밴드와 적색(Red)밴드를 이용하여 구할 수 있는 식생지수인 NDVI (Normalized Differenced Vegetation Index, NDVI), SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index), ARVI (Atmospherically Resistant Vegetation Index), RDVI (Renormalized Difference Vegetation Index), SR (Simple Ratio, SR)이며, 각 식의 공식은 Table 2와 같다. 영상은 산사태 조사 시기와 일치시키기 위하여 2011년부터 2017년까지 영상 중 식생의 활력이 높으며, 산사태가 가장 빈번히 일어나는 6월에서 9월 사이의 영상을 이용하여 Google Earth Engine 프로그램을 활용하여 제주도를 제외한 남한지역 전체의 식생지수를 모자이크하였다(Fig. 3).

Table 1. Environmental variables

Classification	Variables	Resolution or Scale	Source
Topography	Aspect	30 m	Ministry of Environment
	Curvature	30 m	
	Elevation	30 m	
	Slope	30 m	
	TWI (Topographic Wetness Index)	30 m	
	Distance from Stream	1:25000	Korea Land and Geospatial Informatix Corporation
Distance from Road	1:25000		
Climate	Precipitation Intensity	1 km	Korea Meteorological Administration (KMA) Mk-Prism
	Number of rainy Day	1 km	
Vegetation	Forest type	1:25000	Korea Forest Service
	Age class	1:25000	
	DBH class	1:25000	

Table 2. Vegetation index formula

Vegetation index	Equation
NDVI	$\text{NIR band} - \text{Red band} / \text{NIR band} + \text{Red band}$
SR	$\text{NIR band} / \text{Red band}$
SAVI	$(1 + L) (\text{NIR band} - \text{Red band}) / (\text{NIR band} + \text{Red band} + L)$
RDVI	$\text{NIR band} - \text{Red band} / (\text{NIR band} + \text{Red band})^{1/2}$
ARVI	$\text{NIR band} - \text{Red band} - 1.0 * (\text{Red band} - \text{Blue band}) / \text{NIR band} + \text{Red band} - 1.0 * (\text{Red band} - \text{Blue band})$

NDVI는 가장 흔히 쓰이는 식생지수로서 가시광선과 근적외선의 차이와 합을 비율을 구하여 식생의 활력이 낮은 지역은 -1에 가깝도록, 식생이 가장 활발히 분포한 지역은 +1의 값에 가까운 값을 가지는 정규식생지수이다 (Huete, 1988). SAVI는 토양 보정 식생 지수로, 표면 토양에 의한 수관의 적색 반사율 및 근적외선 반사율 차이를 줄이기 위한 토양 보정계수이다. L이 0.5일 때 토양 밝기의 변화가 적고, 다른 토양에 대한 추가 보정은 필요하지 않으므로 본 연구에도 적용을 하였다(Huete, 1988; Sellers et al., 1986). SR은 녹색의 엽량과 엽록소의 함량변화에 민감하게 작용하는 식생지수로서 적외선 밴드와 근적외선밴드를 단순히 나눈 식생지수이다(Colombo et al., 2003; Melillos and Hadjimitsis, 2020). ARVI는 대기보정 식생지수로서 근적외선 밴드의 반사도를 정규화하여 대기효과에 대해 덜 민감한 식생지수이다(Bannari et al.,

1995; Ehammer et al., 2010). 본 연구에서는 구축된 위성영상을 활용하여 산사태 발생지역의 식생지수가 낮아 산사태 감지에 용이하다는 선행연구(Niraj et al., 2023)를 참고하여 남한지역 산사태 탐지에 적합하고 산사태 예측에 적합한 식생지수를 모색하였다.

3. 연구결과

3.1. 산사태 발생 지역 대상 위성영상 식생지수 분석

먼저 산사태 발생지역을 대상으로 구축된 위성영상 식생지수를 활용하여 산사태 발생지역을 대상으로 식생지수 값의 범위를 비교하였다. 각 식생지수 값의 범위를 비교하기 위해 사분위 범위(IQR) 방법론을 통해 아웃라이어를 제거하고, 정규화 수식을 적용하여 식생지수 값의 범

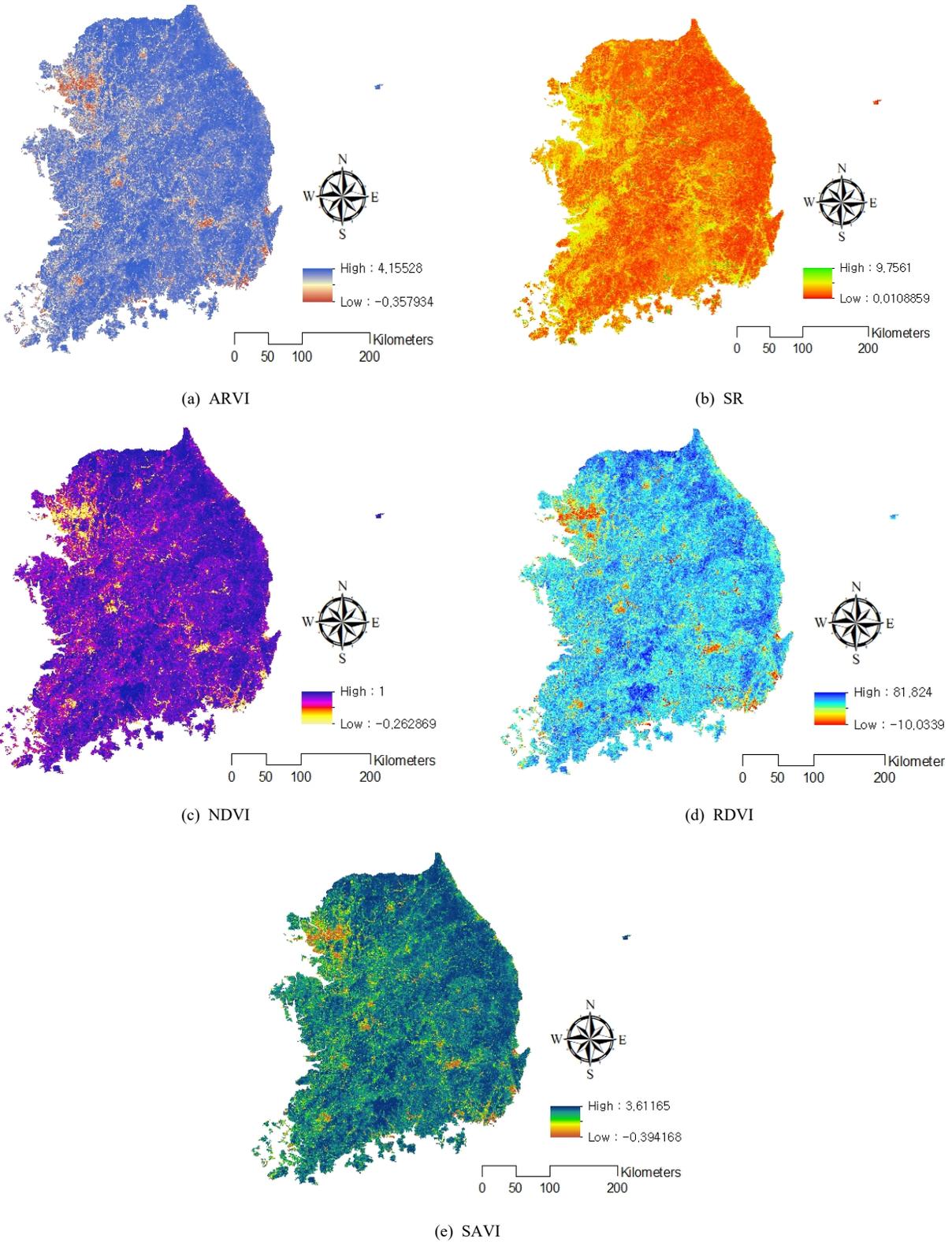


Fig. 3. Vegetation index

위를 비교한 결과는 Fig. 4와 같다. Fig. 4는 각 식생지수의 정규화된 값의 분포를 시각적으로 나타내어, 식생지수 값의 상대적인 변동을 명확히 파악할 수 있도록 한다. 분석 결과, SR (Simple Ratio) 식생지수가 전체적으로 가장 낮은 값의 분포를 보였으며, 사태 발생 지역에서는 식생이 파괴되거나 감소하는 경향이 있기 때문에, SR 식생지수가 낮은 값을 보이는 것이 산사태 감지에 용이하다는 것을 의미한다. 이는 SR 식생지수가 산사태 발생 지역에서 식생 상태가 불량하거나 식생이 적다는 것을 반영한다. 각 식생지수의 분포를 비교함으로써 SR 식생지수가 다른 식생지수에 비해 산사태 감지에 더 효과적임을 시각적으로 확인할 수 있었다.

3.2. 위성영상 식생지수를 활용한 산사태 예측 분석결과

2011년 ~ 2017년 산사태 발생지점 자료와 변수를 기반으로 한 Maxent 모델을 구동한 결과, Fig. 5와 같은 산사태 발생가능성 지도가 도출되었다. 모델 구동 시에는 5-fold cross-validation, 즉 20%를 테스트, 80%를 훈련데이터로 사용하여 도출된 값을 결과로 이용하였다. ROC 곡선을 통해 도출된 모형의 AUC (Area Under Curve)값은 식생지수를 사용한 결과와 식생지수를 사용하지 않은 결

과 모두 0.8 이상으로 모형의 정확도는 신뢰할 수준으로 나타났다.

식생지수를 사용하지 않은 예측정확도와 식생지수를 사용한 예측정확도를 비교한 결과, 식생지수를 사용한 예측정확도가 모두 높게 나타난 것을 확인할 수 있었다(Table 3). 이는 산사태 예측지도 작성 시 위성영상을 활용한 식생지수를 사용한 결과가 더 신뢰성이 높은 것으로 판단된다. 한편, 식생지수별 정확도를 비교한 결과, SR 식생지수가 ROC-AUC값이 0.822로 가장 높은 결과를 나타내었다. 이는 남한 지역 산사태 예측에 가장 적합한 식생지수로는 SR 식생지수가 가장 적합하다는 것으로 판단된다.

Table 3. Maxent verivifaction using vegetation index ROC-AUC

Vegetation index	ROC-AUC
-	0.808
NDVI	0.811
SR	0.821
SAVI	0.817
RDVI	0.812
ARVI	0.816

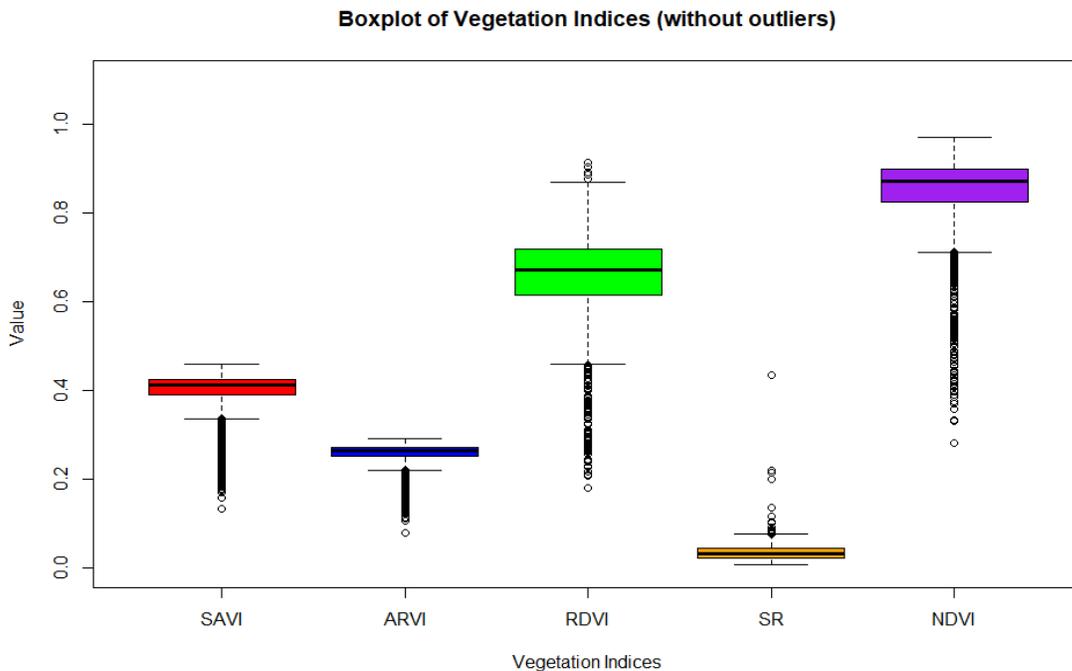


Fig. 4. Vegetation index of landslide-prone areas

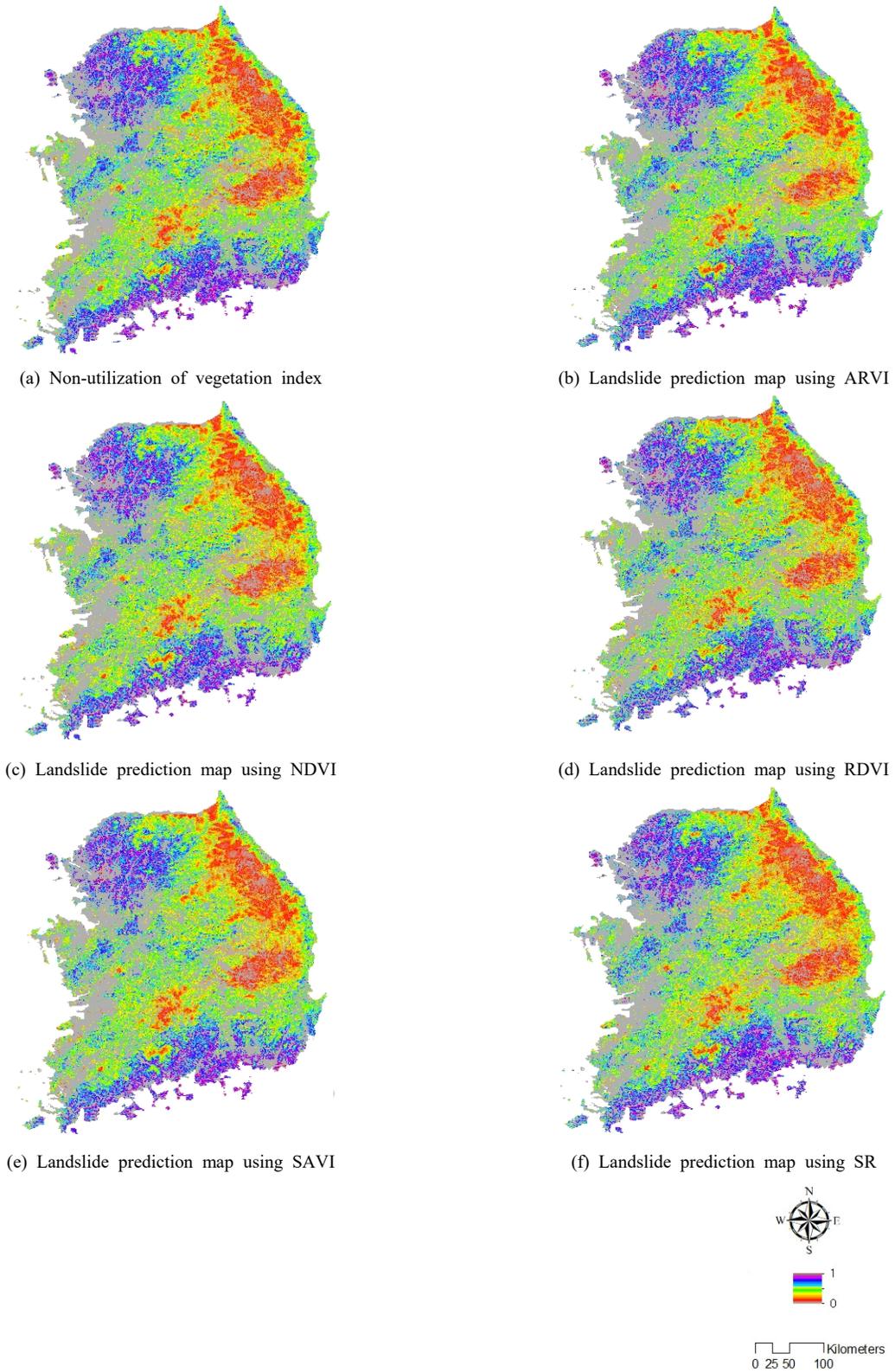


Fig. 5. landslide susceptibility map

3.3. 산사태 예측을 위한 환경변수 기여도 분석

Maxent 모델의 경우, 예측에 사용된 환경변수의 기여도를 표시해준다. 모델을 구동한 변수별 기여도 순위를 나타낸 결과, 모든 결과에서 임상, 강수강도, 고도 순으로 가장 높은 기여도를 보였다. 임상에 따른 차이는 침엽수림에서 산사태 발생확률을 높이는 것으로 나타났으며, 강수강도는 높을수록 발생확률을 높이는 것으로 나타났다 (Table 4). 이는 땅속 깊이 뿌리를 뺀 활엽수와 달리 지면에서 수평으로 뿌리를 내리는 침엽수림의 특성과 우리나라의 산사태가 주로 여름철 호우에 의한 것이라는 점에서 실재를 잘 반영한 것으로 판단이 된다. 또한, 위성영상 식생지수 중에서는 가장 정확도가 높게 나온 SR, 그 외에는 RDVI의 우선순위가 가장 높게 나타났다. 이는 위성영상을 활용한 식생지수가 산사태 예측에 용이하며, 식생지수 중 SR 식생지수가 남한 지역을 대상으로 산사태 예측 시 가장 적절한 식생지수로 판단이 된다.

4. 결론 및 고찰

기후변화로 인한 여름철 집중호우 및 장마기간의 증가로 인해 산사태 발생 예측을 통한 사전 예방 활동의 강화가 요구된다. 이를 위해 산사태 예측 정보체계 및 경보체계의 고도화가 필요하다. 이러한 변화는 산사태 피해를 최소화하기 위한 중요한 방안으로 간주되며, 단기간 내 대규모 영역을 분석할 수 있는 원격탐사 연구가 요구된다. 본 연구는 남한지역 산사태 예측 및 탐지에 적합한 위성영상을 활용한 식생지수를 선정하기 위해 진행하였다. 향후 고해상도 위성영상을 활용하여 연구를 진행할 때, Red Band와 NIR Band를 공통적으로 사용할 수 있다. 이를 위해 독일의 IDB (Index Data Base)에서 제시하는 식생지수 중 한국 여건에 적합하며 이 두 밴드를 활용 가능한 5가지 식생지수를 선정하여 분석을 진행하였다.

분석결과, 남한지역을 대상으로 구축할 수 있는 5가지 식생지수 중 SR (Simple Ratio)가 산사태 발생지에서 가

Table 4. Environmental variable importance

Classification	Variables	Excluding vegetation index	NDVI	RDVI	SAVI	ARVI	SR
Topography	Aspect	5	6	5	5	7	7
	Curvature	12	9	12	10	11	9
	Elevation	3	3	3	3	3	3
	Slope	6	7	6	11	8	6
	TWI	10	12	13	8	13	13
	Distance from Stream	11	11	9	13	12	12
	Distance from Road	4	4	8	4	4	5
Climate	Precipitation Intensity	2	2	2	2	2	2
	Number of rainy days	9	10	7	6	5	11
Vegetation	Forest Type	1	1	1	1	1	1
	Age Class	8	13	11	12	9	10
	DBH Class	7	8	10	9	10	8
	NDVI	-	5	-	-	-	-
	RDVI	-	-	4	-	-	-
	SAVI	-	-	-	7	-	-
	ARVI	-	-	-	-	6	-
	SR	-	-	-	-	-	4

장 낮은 값을 보였다. 이는 산사태 발생지역의 식생지수가 낮다는 선행연구를 바탕으로 SR 식생지수가 산사태 지역을 잘 탐지하는 것으로 판단된다. 또한, Maxent를 이용하여 산사태를 예측한 결과, 식생지수를 활용한 예측결과가 식생지수를 활용하지 않은 결과보다 더 정확하다는 결과를 도출할 수 있었다. 식생지수 중에서도 SSR을 이용하여 예측하였을 때 가장 높은 ROC-AUC값을 가지는 것으로 보아 산사태 예측 시에도 SR을 활용하여 산사태를 예측하는 것이 가장 정확한 결과를 얻을 수 있었다.

본 연구는 남한 전체 지역을 기존 MODIS 등 100 m급 해상도의 식생지수와 달리 비교적 고해상도(30 m)의 위성영상인 Landsat-7 위성영상을 활용하여 제주도를 제외한 남한 전체를 대상으로 연구를 진행하였다는 점, 원격탐사 자료를 이용하여 보다 정확한 산사태 발생가능성을 예측하였다는 점, 남한지역 산사태 탐지 및 예측에 용이한 식생지수를 모색하였다는 점에서 의의를 갖는다. 한편, 본 연구에서는 남한 지역 전체에 적절한 식생지수를 모색하기 위해 산사태 전,후의 식생지수를 비교하여 반영하지 못하였다는 점, 남한 지역 전체에 대한 산사태 피해 범위 및 규모를 반영한 자료 구축의 한계로 인해 산사태 피해 범위 및 규모를 반영하지 못했다는 점, 산사태 발생지 외에 식생지수에 영향을 주는 다른 요인을 고려하여 연구하지 못했다는 점에서 한계를 갖는다. 또한, 산사태 발생지역을 예측하기 위해서 기후변화 시나리오 등 다양한 기후변수를 고려해야 할 것으로 판단이 된다. 추후 연구 시, Landsat-7 위성영상 보다 더 고해상도 위성영상인 2025년 발사될 농림위성영상과의 연계 연구도 수행되어야 할 것으로 판단이 된다.

사사

본 논문은 산림청 국립산림과학원 “산림재해 상시감시 및 생태계 모니터링을 위한 농림위성 융합 산출물 개발 (FM0103-2021-02-2024)”의 지원을 받아 수행되었습니다.

References

Abeyisiriwardana HD, Gomes PIA. 2022. Integrating vegetation indices and geo-environmental factors in GIS-based landslide-susceptibility mapping: Using logistic regression.

- J Mt Sci 19(2): 477-492. doi: 10.1007/s11629-021-6988-8
- Allouche O, Tsoar A, Kadmon R. 2006. Assessing the accuracy of species distribution models: Prevalence, kappa and the True Skill Statistic (TSS). *J Appl Ecol* 43(6): 1223-1232. doi: 10.1111/j.1365-2664.2006.01214.x
- Bae MK, Cho TH. 2013. The capability strengthen strategies and energy substitution effect of forestry sectors as climate change response mechanism: Focused on woody biomass (in Korean with English abstract). *J Korean Inst For Recreat* 17(1): 87-96. doi: 10.34272/forest.2013.17.1.010
- Bannari A, Morin D, Bonn F, Huete AR. 1995. A review of vegetation indices. *Remote Sens Rev* 13(1-2): 95-120. doi: 10.1080/02757259509532298
- Cha S, Lim CH, Hong M, Lim J, Lee WK. 2023. Landslide vulnerability assessment based on climate change scenarios using the maximum entropy (MaxEnt) model (in Korean with English abstract). *J Clim Change Res* 14(2): 145-156. doi: 10.15531/KSCCR.2023.14.2.145
- Chen W, Pourghasemi HR, Kornejady A, Zhang N. 2017. Landslide spatial modeling: Introducing new ensembles of ANN, Maxent, and SVM machine learning techniques. *Geoderma* 305: 314-327. doi: 10.1016/j.geoderma.2017.06.020
- Colombo RB, Bellingeri D, Fasolini D, Marino CM. 2003. Retrieval of leaf area index in different vegetation types using high resolution satellite data. *Remote Sens Environ* 86(1): 120-131. doi: 10.1016/S0034-4257(03)00094-4
- Crozier MJ, Glade T. 2005. Landslide hazard and risk: Issues, concepts and approach. In Glade T, Anderson M, Crozier MJ (eds). *Landslide hazard and risk*. Chichester, UK: John Wiley & Sons. p. 1-40. doi: 10.1002/9780470012659.ch1
- Dahigamuwa TY, Yu Q, Gunaratne M. 2016. Feasibility study of land cover classification based on normalized difference vegetation index for landslide risk assessment. *Geosciences* 6(4): 45. doi: 10.3390/geosciences6040045
- Dale VH, Joyce LA, McNulty S, Neilson RP, Ayres MP, Flannigan MD, Hanson PJ, Irland LC, Lugo AE, Peterson CJ, Simberloff D, Swanson FJ, Stocks BJ,

- Wotton BM. 2001. Climate change and forest disturbances: Climate change can affect forests by altering the frequency, intensity, duration, and timing of fire, drought, introduced species, insect and pathogen outbreaks, hurricanes, windstorms, ice storms, or landslides. *BioScience* 51(9): 723-734. doi: 10.1641/0006-3568(2001)051[0723: CCAFD]2.0.CO;2
- Ehammer A, Fritsch S, Conrad C, Lamers J, Dech S. 2010. Statistical derivation of fPAR and LAI for irrigated cotton and rice in arid Uzbekistan by combining multi-temporal RapidEye data and ground measurements. *Proceedings of SPIE Remote Sensing 2010*; 2010 Sep 20 ~ Sep 23; Centre de Congrès Pierre Baudis. Toulouse, France: SPIE Europe. p. 66-75. doi: 10.1117/12.864796
- Felicísimo ÁM, Cuartero A, Remondo J, Quirós E. 2013. Mapping landslide susceptibility with logistic regression, multiple adaptive regression splines, classification and regression trees, and maximum entropy methods: A comparative study. *Landslides* 10(2): 175-189. doi: 10.1007/s10346-012-0320-1
- Gomes P, Aththanayake U, Deng WL, Li A, Zhao W, Jayathilaka T. 2020. Ecological fragmentation two years after a major landslide: Correlations between vegetation indices and geo-environmental factors. *Ecol Eng* 153: 105914. doi: 10.1016/j.ecoleng.2020.105914
- He Y, Beighley RE. 2008. GIS-based regional landslide susceptibility mapping: A case study in Southern California. *Earth Surf Process Landf* 33(3): 380-393. doi: 10.1002/esp.1562
- Houghton JT, Ding Y, Griggs DJ, Nogueira M, van der Linden PJ, Dai X, Maskell K, Johnson CA. 2001. *Climate change 2001: The scientific basis*. Cambridge, UK: The Press Syndicate of the University of Cambridge.
- Huabin W, Gangjun L, Weiya X, Gonghui W. 2005. GIS-based landslide hazard assessment: An overview. *Prog Phys Geogr: Earth Environ* 29(4): 548-567. doi: 10.1191/0309133305pp462ra
- Huete AR. 1988. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). *Remote Sens Environ* 25(3): 295-309. doi: 10.1016/0034-4257(88)90106-X
- Kim HG, Lee DK, Mo YW, Gil SH, Park C, Lee SJ. 2013. Prediction of landslides occurrence probability under climate change using maxent model (in Korean with English abstract). *J Environ Impact Assess* 22(1): 39-50. doi: 10.14249/eia.2013.22.1.039
- Korea Forest Service. [date unknown]. Landslide information system. <https://sansatai.forest.go.kr/>
- Lee DK, Kim HG, Nam SW. 2017. A study on the riskiness and expansion of climate change risk: Focusing on landslide risk (in Korean with English abstract). *J Risk Manag* 28(2): 69-94. doi: 10.21480/tjrm.28.2.201706.003
- Ma HS, Jeong WO. 2007. Analysis of landslides characteristics in Korean national parks (in Korean with English abstract). *J Korean Soc For Sci* 96(6): 611-619.
- Melillos G, Hadjimitsis DG. 2020. Using Simple Ratio (SR) vegetation index to detect deep man-made infrastructures in Cyprus. *Proceedings of SPIE Defense + Commercial Sensing 2020*; 2020 Apr 27 ~ May 1; Online: SPIE. p. 105-113. doi: 10.1117/12.2557893
- Niraj KC, Singh A, Shukla DP. 2023. Effect of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) on GIS-enabled bivariate and multivariate statistical models for landslide susceptibility mapping. *J Indian Soc Remote Sens* 51(8): 1739-1756. doi: 10.1007/s12524-023-01738-5
- Park NW, Chi KH, Chung CJF, Kwon BD. 2005. Application of GIS-based probabilistic empirical and parametric models for landslide susceptibility analysis (in Korean with English abstract). *Econ Environ Geol* 38(1): 45-55.
- Park SJ, Joo W, Lee S. 2015. An analysis of the relationship between environmental factors and landslide hazard in Korea (in Korean with English abstract). *Geogr J Korea* 49(2): 267-285.
- Razak KA, Santangelo M, Van Westen CJ, Straatsma MW, De Jong SM. 2013. Generating an optimal DTM from airborne laser scanning data for landslide mapping in a tropical forest environment. *Geomorphology* 190: 112-125. doi: 10.1016/j.geomorph.2013.02.021
- Sarkar S, Kanungo DP, Patra AK, Kumar P. 2008. GIS based spatial data analysis for landslide susceptibility

- mapping. *J Mt Sci* 5(1): 52-62. doi: 10.1007/s11629-008-0052-9
- Sellers PJ, Mintz Y, Sud YC, Dalcher A. 1986. A Simple Biosphere model (SiB) for use within general circulation models. *J Atmos Sci* 43(6): 505-531. doi: 10.1175/1520-0469(1986)043<0505:ASBMFU>2.0.CO;2
- Seo J, Lee C, Kim D, Woo C. 2016. Estimating of annual sediment yield at mountain stream in fire/ landslide damaged forest by using terrestrial LiDAR spatial analysis (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Hazard Mitig* 16(6): 219-227.
- Viet LD, Chi CN, Tien CN, Quoc DN. 2021. The effect of the normalized difference vegetation index to landslide susceptibility using optical imagery Sentinel 2 and Landsat 8. *Proceedings of the 4th Asia Pacific Meeting on Near Surface Geoscience & Engineering; 2021 Nov 30 ~ Dec 2; Online: European Association of Geoscientists & Engineers.* p. 1-5. doi: 10.3997/2214-4609.202177051
- Vorpahl P, Elsenbeer H, Märker M, Schröder B. 2012. How can statistical models help to determine driving factors of landslides? *Ecol Model* 239: 27-39. doi: 10.1016/j.ecolmodel.2011.12.007
- Yoon HY, Lee YK, Jang DH. 2023. A study on the landslide susceptibility mapping using statistical spatial data integration models - Focusing on Wangpicheon ecosystem and landscape conservation areas - (in Korean with English abstract). *J Assoc Korean Photo-Geogr* 33(1): 174-188.