

# 최대 엔트로피 모형을 활용한 기후변화 시나리오 기반 산사태 취약성평가

차성은\* · 임철희\*\* · 홍민아\*\*\* · 임종빈\*\*\*\* · 이우균\*\*\*\*\*†

\*국립산림과학원 산림ICT연구센터 박사연구원, \*\*국민대학교 교양대학 조교수,  
\*\*\*고려대학교 오정리질리언스연구원, \*\*\*\*국립산림과학원 산림ICT연구센터 임업연구사, \*\*\*\*\*고려대학교 환경생태공학부 교수

## Landslide Vulnerability Assessment Based on Climate Change Scenarios Using the Maximum Entropy (MaxEnt) Model

Cha, Sungeun\* · Lim, Chul-Hee\*\* · Hong, Mina\*\*\* · Lim, Joongbin\*\*\*\* and Lee, Woo-Kyun\*\*\*\*\*†

\*Ph.D. Researcher, Forest ICT Research Center, National Institute of Forest Science, Seoul, Korea

\*\*Assistant Professor, College of General Education, Kookmin University, Seoul, Korea

\*\*\*Research professor, OJeong Resilience Institute, Korea University, Seoul, Korea

\*\*\*\*Research Official, Forest ICT Research Center, National Institute of Forest Science, Seoul, Korea

\*\*\*\*\*Professor, Department of Environmental Science & Ecological Engineering, Korea University, Seoul, Korea

### ABSTRACT

Climate change has a significant impact on the occurrence of landslides, and as it intensifies, abnormal weather such as cold waves, heavy snowfall, torrential rains, and typhoons will become more frequent, leading to an increase in disasters. This study constructed a maximum entropy (MaxEnt) model using geospatial information and meteorological factors (using representative concentration pathways (RCP) 8.5 and RCP 4.5 scenarios) from landslide occurrence locations from 2010 to 2020 and simulated the national probability of landslide occurrence per year from 2021 to 2085. A vulnerability assessment was performed considering the government's policy and budget, and the possible damage caused by landslides was quantitatively evaluated. The results of the impact assessment showed that the probability of landslide occurrence based on the RCP 8.5 scenario was 1.8 times higher in the 2030s, 1.7 times higher in the 2050s, and 7.2 times higher in the 2080s than that based on the RCP 4.5 scenario. In addition, passive and active mitigation, assuming a constant increasing rate of policy budget, showed a difference in reduction of landslide risk. Applying passive mitigation in the impact and vulnerability assessments reduced the risk of landslides by a minimum of 47.7% to a maximum of 52.6%. Active mitigation reduced the risk of landslide occurrence from a minimum of 63.6% to a maximum of 68.4%. The results of this study provide basic data for local governments to determine the priorities of landslide prevention projects. However, future research should consider landslide damage intensity and the physical limitations in spatialization of the adaptive capacity considered in the vulnerability evaluation.

*Key words: Climate Changes, Landslide Vulnerability Assessment*

## 1. 서론

산사태는 온실가스 방출, 생물종 감소, 생태계 파괴, 인명피해 및 재산 손실 등 다양한 피해를 야기하며, 특히, 산림의 수종, 분포, 탄소 등에 지대한 영향을 주는 요소로

볼 수 있다(Lee et al., 2012). 특히, 기후변화는 이러한 산사태 발생에 큰 영향을 미치는 것으로 보고되고 있으며, 기후변화가 심화됨에 따라 한파와 폭설, 집중호우, 태풍 등 이상기상이 빈발하여 재해 발생이 증가되는 것으로 나타나는 추세이다(Houghton et al., 2001). 우리나라에서의

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

ORCID 차성은 0000-0002-6353-6959  
임철희 0000-0001-7752-0694  
임종빈 0000-0001-9026-5763

홍민아 0000-0001-9177-309X  
이우균 0000-0002-2188-359X

산사태는 지진이나 화산 활동이 원인이 되어 발생하는 경우는 드물며, 대부분이 강우나 폭우의 영향으로 발생한다(KFS, 2021). 이상기후의 대표적인 형태가 막대한 양의 폭우이며, 집중강수로 인한 산림에서의 생태계 교란 중 하나인 산사태 발생이 증가함을 확인하였다(Cha et al., 2018).

최근 우리나라에서는 2012년부터 2021년까지 10년간 총 2,603 ha의 산사태가 발생하였다(KFS, 2021). 월별로는 8월(1,271 ha, 48.8%)과 9월(644 ha, 24.7%)에 주로 발생하였으며, 지역별로는 영남지역(912 ha, 35.0%)과 중부지역(677 ha, 26.0%)에 피해가 집중되었다. 국내에서 발생하는 대부분의 산사태는 여름철 강우에 의해 발생하는 경향이 있다. 우리나라 산사태는 여름철 발생하는 집중호우(Heavy rain)나 강수의 강도(Intensity)가 산사태 발생에 많은 영향을 주고 있다는 사실은 많은 연구를 통해 기 확인된 바 있다(Cha et al., 2018). 최근 기후변화의 영향으로 집중호우가 빈발하였으며, 시간당 50 mm 이상 집중호우가 1990년대 112회에서 2000년대 147회, 2010년대 168회로 증가하였다. 2020년대 중부지방의 경우, 기준 54일로 기상관측 이래 최장의 장마였으며, 장마철 전국 강수량(686.9 mm)은 역대 2위, 전국 강수일수(28.3일)는 역대 1위 기록하였다. 특히, 2019년도에는 역대 최다인 7개의 태풍이 한반도를 직·간접적인 영향을 주어 여름철 강수량이 576 mm로 평년(727 mm)의 80% 수준이었다(KFS, 2021). 이처럼 격변하는 기후변화로 인한 산사태 발생을 최소화하기 위해서는 환경인자(지형·토양·기상 등)를 이용한 시·공간적 모델링 등 과거와 미래 기후에 따른 영향을 예측하기 위한 모형 구축이 요구된다.

산사태의 지형·공간인자 또는 기상인자를 분석하여 발생 위험 모형 구축을 통해 공간적인 지도로 구축하는 연구들은 2000년대부터 꾸준히 진행되고 있는 실정이다(Lee and Paradhan, 2007; Keijsers et al., 2011; Ham and Hwang, 2014; Oh and Park, 2014; Kim et al., 2019). 나아가, 머신러닝 딥러닝 등의 기술을 활용하여 산림재해를 야기시킬 수 있는 여러 가지 추가적인 요인들을 파악하는 다양한 연구가 진행 중이다(Alidoost and Arefi, 2017; Ghorbanzadeh et al., 2019; Bui et al., 2020). Chen et al.(2017)은 산사태 발생의 자연적인 또는 사회적인 요인에 대한 패턴을 분석하기 위해 MaxEnt, SVM, ANN 등 3가지 머신러닝 모델의 앙상블 모델을 만들어 사용하였다. 모델은 고도, 경사, 사면, 종단 및 평면 곡선, 지형 습윤 지수(TWI), 도로와의 거리, 하천과의 거리, 식생 지수(NDVI),

토지이용 등에 의해 설계되었으며, AUC 값은 앙상블 모델을 활용하여 모의하였다. 환경 조건과 인간이 만든 활동의 공간적 결합을 통해 인간의 활동이 산사태에 매우 높은 영향을 끼치는 것을 확인하였다. Convertino et al.(2013)은 생물의 다양성, 사회·경제적 영향을 야기하는 산사태에 대해 MaxEnt에 기초한 패턴 예측을 통해 확률·공간·명시적 모델을 제안하였다. 모델은 교정이 필요한 매개변수, 즉 네트워크 추출을 위한 임계값, 모델 복잡성과 정확성 사이의 절충 계수, 산사태 민감성 임계값 등을 가지고 분석하였으며, 일부 관측치에 대한 교정을 수행하였다. 2000년부터 2100년까지 멀티모델 앙상블에 대해 향후 산사태 패턴을 예측하였으며, 강우량과의 높은 상관관계를 확인하였다. 이 연구는 모델링 접근방식이 공간과 시간의 산사태 예측의 정확성을 향상시킴으로써 강 유역의 사회 생태학적 시스템의 계획을 향상시킬 수 있음을 시사한다.

본 연구에서는 2010년부터 2020년까지의 산사태 발생 위치정보에서의 지형공간정보, ASOS 자료, RCP 8.5(Business as usual (BAU)) 및 RCP 4.5(BAU 대비 일부 탄소배출 감축) 시나리오 데이터를 활용하여 2030년대(2026~2035), 2050년대(2046~2055), 2080년대(2076~2085)의 산사태 영향 및 취약성평가를 수행하였다. 산사태 영향 평가에서는 재난(Hazard)으로 산사태 발생, 노출대상(Exposure)으로 임상도 범위의 산림을, 민감성(Sensitivity)으로 고도, 경사, 임상, 뿌리깊이와 같은 지형 및 공간정보를 활용하여 MaxEnt 모형을 구축해 산사태 발생확률을 모의하였다. 취약성평가는 영향평가 결과에 2010년부터 2020년까지 발생한 전국 산사태 면적을 고려하여 산사태 발생의 임계점을 설정해 산사태 발생 면적을 추정하였으며, 사회·경제적 영향이 반영된 산사태 발생의 패턴에 소요 예산을 추가하여 정량적으로 분석하였다. 도출된 산사태 영향 및 취약성평가 결과를 통해 향후 산사태 예방 사업과 대응 단계에서의 우선순위 결정 등 정책적 함의를 제시하였다.

## 2. 연구자료 및 방법

### 2.1. 산사태 발생 위치정보

과거 산사태가 발생한 위치정보로 국립산림과학원 산불·산사태연구과에서 보유 중인 산사태 발생 위치정보를 활용하였다. 산사태 발생 지점별 발생 원인으로는 호우에 의한 발생이 가장 많았고, 태풍, 강풍, 지진 등이 뒤를 따

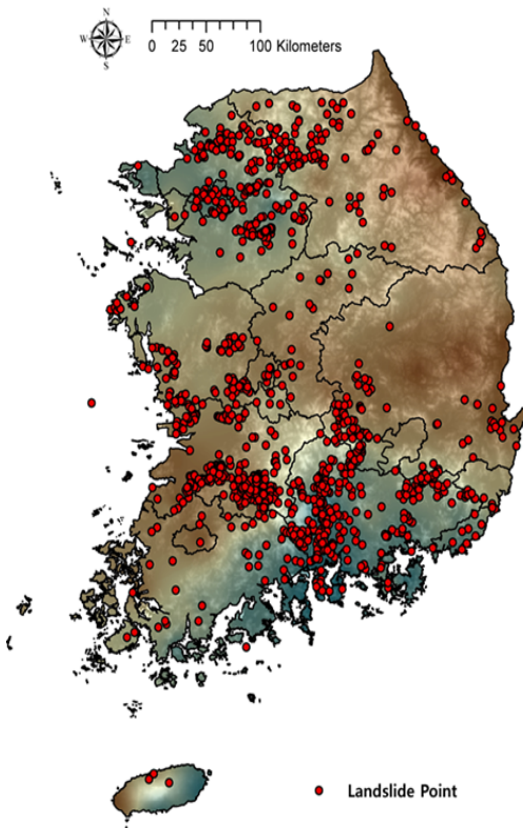


Fig. 1. Points of Landslide occurrences in South Korea (2010 ~ 2020)

랐다. 본 연구에서는 2010년~2020년에 발생한 산사태 중지진과 바람에 의한 산사태를 제외한 위치정보가 확인되는 곳 1,585개를 선택적으로 활용하였다. 발생한 산사태는 주로 높은 산지보다는 집중호우가 일어난 위치에 분포하는 경향이 있다. 또한, 경기도와 경상남도에 가장 많은 산사태가 기록되었으며, 고도가 높은 강원도 충청북도, 경상북도는 비교적 낮은 분포를 확인하였다(Fig. 1).

## 2.2. 환경 변수

본 연구에서는 산사태에 영향을 미치는 환경 변수를 모의하기 위해 기후인자와 비기후인자로 나누어 분류하였다. 기후인자에는 강수강도(Simple daily intensity index; SDII)와 호우일수(Rainy days with precipitation above 80 mm; R80)가 있으며, 비기후인자에는 고도, 경사, 뿌리깊이, 임상 정보가 활용되었다.

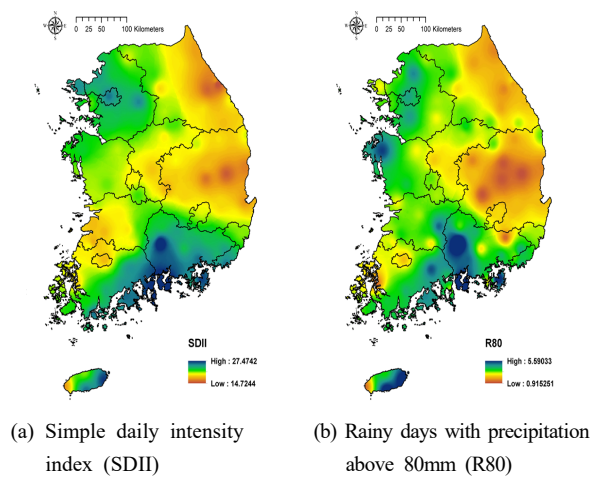


Fig. 2. Climate indices used in this study

### 2.2.1. 기후인자

본 연구는 우리나라의 산사태 발생 특성을 반영하여 기후인자를 강우 관련 변수로 한정하였으며, 강수 관련 극한 기후를 대표하는 변수인 강수강도(SDII)와 호우일수(R80)를 기후변수로 설정하였다. 강수강도는 연간 총 강수량을 1 mm 이상의 강수를 기록한 날로 나누어 계산하며, 호우일수는 강한 호우가 기록된 날의 수로 연중 80 mm 이상 비가 내린 날의 수로 산출한다. 산사태 발생 위치정보가 2010년~2020년인 것을 고려하여 동일 기간의 기후인자를 산출하였다(Fig. 2). 강수자료는 전국 102지점에서 강수 등의 정보를 제공하는 중관기상관측소(Automated synoptic observing system; ASOS)를 통해 취득하였으며, 1 km × 1 km의 공간해상도로 보간하여 활용하였다(Tomczak, 1998). 미래 강수자료는 1 km × 1 km의 공간해상도의 RCP 8.5와 RCP 4.5 기후 시나리오를 대상으로 2021년부터 2085년까지 일 단위 강수자료를 활용하였다.

### 2.2.2. 비기후인자

기후인자의 경우 연별 값의 변화가 가파르게 있지만, 비기후 입력자료의 경우 변화가 거의 없다. 따라서 비기후인자는 모든 시점에서 변화가 없는 것으로 가정하였으며, 통일된 값이 활용되도록 설계하였다. 본 연구에서는 총 4가지의 비기후 입력자료를 활용하였으며, 지형과 산림으로 자료를 구분할 수 있다. 지형자료의 경우 고도(Digital elevation model; DEM), 경사(Slope) 자료가 활용되었는데 원 자료는 30 m 급의 높은 공간해상도를 가졌으나, 기후인자와의 정합을 위해 1 km로 하향평준화

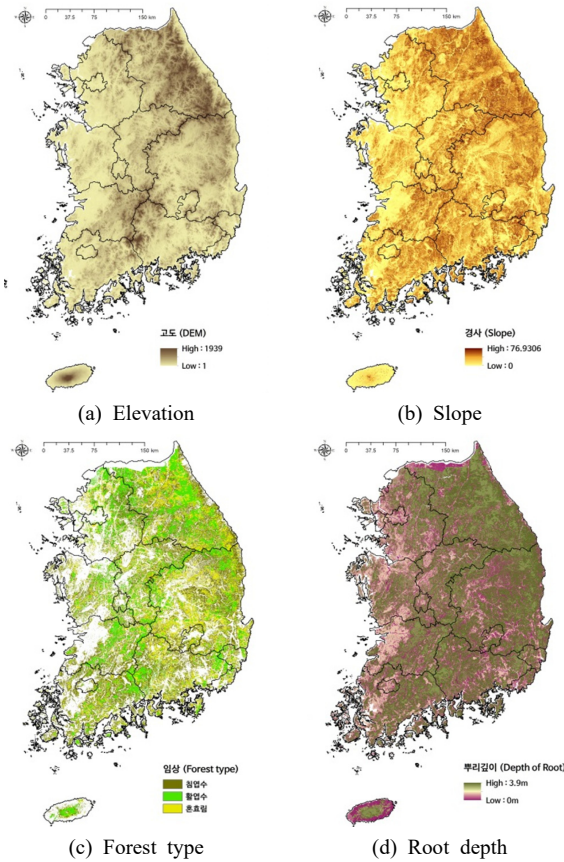


Fig. 3. Geospatial indices used in this study

(Down-scaling) 하였다. 산림 관련 변수로는 임상과 뿌리 깊이가 자료가 활용되었는데 임상의 세부 수종은 고려되지 않았으며, 침엽수림, 활엽수림, 혼효림, 비산림으로 구분하여 활용하였다(Fig. 3).

2.3. MaxEnt 모형

MaxEnt 모형은 생물종의 출현정보만을 이용하여 출현 확률을 예측하는 통계적 측면에서 우수성이 입증된 모형이다(Phillips et al., 2006; Elith et al., 2011). 회귀분석을 기반으로 최대 엔트로피 접근법(Maximum entropy approach)을 통해 생물의 분포를 예측하며, 출현정보만 갖는 데이터에 적용할 때 높은 예측 정확도를 나타낸다. MaxEnt 모형은 산사태와 같은 산림재해에 특화된 모형은 아니지만, 산사태 발생이 생물의 출현정보와 유사하다고 가정하여 연구에 활용할 수 있으며, 관련된 연구가 수행되고 있다(Aldersley et al., 2011; Oliveira et al., 2012; Convertino et al., 2013; Chen et al., 2017; Raso et al.,

2020; Javidan et al., 2021). 산사태 발생확률을 모의하기 위해서는 종속변수로 산사태(위치정보)를, 독립변수로 환경 특성을 반영한 변수(기상, 지형인자 등)를 활용할 수 있다(Eq. 1). Eq. 1의  $y$ 는 산사태의 발생 유/무를,  $z$ 는 환경변수를 의미한다.  $f(z)$ 는 환경변수의 확률 밀도를,  $f_1(z)$ 는 산사태 발생에서의 환경변수 확률 밀도를,  $f_0(z)$ 는 산사태 미발생에서의 환경변수 확률 밀도를 의미한다. 산사태의 발생확률은  $\Pr(y=1/z)$ 의 환경 조건에 따라 결정되며, 산사태 발생 위치정보로부터 얻어지는 산사태 발생확률인  $f_1(z)$ 를 전체 환경 변수의 확률 밀도인  $f(z)$ 로 나누어 산사태 발생확률을 구할 수 있다. 산사태 영향평가의 결과는 0에서 1까지의 확률로 도출되고, 1에 가까울수록 산사태 발생확률이 높고 0에 가까울수록 확률이 낮은 것을 의미한다.

$$\Pr(y = 1|z) = f_1(z)Pr(y = 1)/f(z) \quad (1)$$

모형의 설명력 검정은 ROC (Receiver operating characteristics) 곡선의 AUC (Area under the curve)를 이용하며 그 값이 0.7 이상일 때 일반적으로 모형의 설명력이 높다고 판단한다(Phillips and Dudik, 2008). 이상적인 모델은 ROC 곡선이 x축과는 멀면서도 y축에는 가까운, 꺾이는 지점의 임계점으로 설정된 경우이다. 그 임계점이 거짓 양성률(False positive rate)은 줄여주면서 사실 양성률(True positive rate)은 높여주는 지점이기 때문이다. 분석 결과물로 얻은 ROC 곡선에 대한 해석을 통해 산사태와 환경변수와의 관계를 판단하고 주변 환경 특성 추정이 가능하다. MaxEnt와 같은 머신러닝은 특성변수와 반응변수의 관계를 사전에 정의하지 않기 때문에, 사용된 변수들은 다중공선성 문제를 갖고 있을 수 있다(Elith et al., 2011). 따라서 본 연구에서는 선행 연구들로부터 산사태에 영향을 미칠 수 있는 인자를 분류하여 변수의 기여도를 분석하였다(Aldersley et al., 2011; Oliveira et al., 2012; Convertino et al., 2013; Chen et al., 2017; Raso et al., 2020; Javidan et al., 2021). 또한, MaxEnt 모형에서의 재해 발생확률은 연대별(2030s, 2050s, 2080s)로 산사태 취약성평가 지도를 도출시, 확률값의 평균을 사용해야 하므로, 산사태가 실제로 발생하는 연도의 영향이 반영되지 않을 가능성이 크다. 따라서 연대별 결과를 도출하기 위해 임계점(Very high)에 따른 산사태 발생의 유, 무를 연별로 분석하여 결과를 도출하

였으며, 시계열적으로 산사태가 한번 발생한 지역은 다시 일어나지 않도록 설정하였다.

### 2.4. 산사태 영향 및 취약성평가 개념

본 연구에서의 영향평가는 ‘지구와 인간사회에 기후변화로 발생한 영향의 결과’로, 취약성평가는 ‘기후변화로 발생한 민감성에 대해 기반시설(Infrastructure)과 정책·제도(Policy) 등의 적응을 통합적으로 고려한 결과’로 정의하였다(IPCC, 2014).

재난(Hazard)은 기후변화 시나리오를 통해 빈도를 산출할 수 있는 기상학적 재난을 주로 다루나, 산사태 등 복합 요소로 인해 나타나는 현상도 포함한다. 노출대상(Exposure)은 기후요인에 영향을 받는 대상으로 설명되며, 취약성(Vulnerability)은 기후요인에 따른 영향을 받을 수 있는 노출대상의 특성으로 정의된다. 여기서 취약성은 민감성(Sensitivity)과 적응능력(Adaptive capacity)로 설명한다. 민감성은 주로 대상지의 기상, 지형학적 특징으로 산출되며, 적응능력은 사회·경제적 요소와 관련된 인자로 모의할 수 있다. 위험성(Risk)은 기후요인의 영향이 심화될 경우 대상지의 민감성과 적응능력이 모두 고려된 후 예상되는 피해로, 취약성평가의 과정 중 도출되는 전체적 위험의 합으로 정의된다.

수동적인 관리의 경우 현재 산림 정책의 예산을 반영한 적응을 고려하였으며, 적극적 관리의 경우 “제2차 산사태 예방 장기대책(2018~2022)의 5년간 예산 상승률을 적용하였다. 산림청에서 제공하는 ‘전국 산사태예방 장기대책(2018~2022)’에서 보고된 산사태 예방을 위한 산지사방비는 ha당 약 8,100만원이며, 산사태 피해 복구를 위한 산사태 복구비는 ha당 약 1억 900만원이다. 산사태 예방 사업을 사전 수행했을 경우를 복구비를 고려하여 예상되는 기대수익은 ha당 2,800만원이다.

## 3. 결과 및 고찰

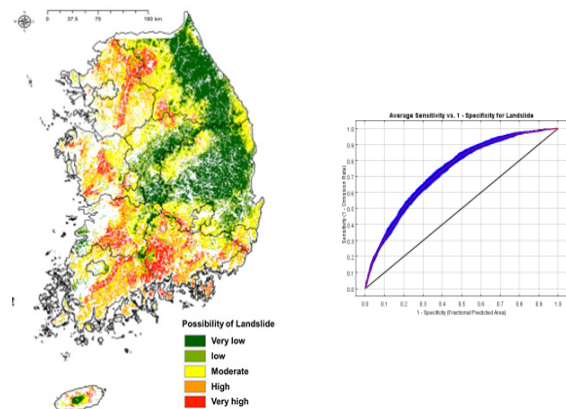
### 3.1. 산사태 영향평가를 위한 MaxEnt 모형 모의

산사태 영향평가를 위한 입력자료는 ASCII 포맷의 Raster 형태로 가공하여 입력하며, 산사태 위치정보는 CSV 형태의 포인트 정보를 입력하였다. 모형 구동 시 주요 매개 변수로, 입력된 인자와 산사태 발생의 변수별 ROC 곡선을 산출하도록 설정하였으며, 0~1사이의 확률값을 도출하기 위해 Logistic 포맷으로 출력자료를 설정하였다. 아울러, 확률적 불확실성을 낮추기 위해 최대 반복

(Iteration)은 5,000번으로 설정하였고, Cross-Validation 시 Replication 횟수를 15회로 설정하였다.

2010년~2020년 전국 산사태 발생 면적 통계를 고려하여 임계점을 0.85로 설정하였으며, 임계점 이상의 값을 가진 경우 산사태가 발생한다고 가정하였다. 임계점 적용 후 전국의 평균 실제 산사태 발생 면적과 95% 이상 일치하였으며, 발생확률에 따른 위험 단계를 5단계(very low ( $\leq 0.25$ ), low ( $< 0.45, \geq 0.25$ ), moderate( $< 0.65, \geq 0.45$ ), high( $< 0.85, \geq 0.65$ ), very high( $\geq 0.85$ ))로 구분하였다(Fig. 4(a)). 통계적 정확성에서는 비교적 유의한 수준(AUC: 0.734)으로 나타났는데, 좁은 지역에서 출현하는 산사태를, 전국을 기반으로 1 km 공간 해상도로 모의한 것을 감안하였을 때 이러한 정확성이 높은 수준으로 모의된 것을 확인할 수 있다(Fig. 4(b)). 공간적 분포로는 2010년대에 많은 호우와 강우강도가 집중된 지리산 일대와 경기도 외곽이 가장 높게 나타났으며, 고도가 높은 산지에서는 비교적 낮게 나타났다.

입력변수에 대한 반응곡선 추정 결과, 산사태 발생 변화의 주요 인자인 강우강도와 호우일수의 경우 선형의 관계를 보였으며, 강우강도나 호우일수가 많을수록 산사태 발생이 확률이 높아지는 것을 확인하였다. 고도와 경사의 경우 일정 높이(100 m~200 m)와 각도( $0^\circ \sim 20^\circ$ )에서 두드러지게 나타나며, 고도와 경사가 높은 지역에서는 상대적으로 적은 산사태 발생이 이루어진 것이 반영되어 나타났다. 임상에 따른 차이는 비산림과 혼효림에서 산사태 발생과의 관계가 높은 수준을 보였고, 매우 얇은 뿌리 깊이(0 m~0.5 m)나 매우 깊은 뿌리 깊이(4 m~4.5 m)에서 산사태 발생에 영향을 가장 많이 미치는 것으로 분석되었다(Fig. 5).



(a) Probability of landslide occurrence from 2010 to 2020 (b) ROC curve (AUC: 0.734)

Fig. 4. Result of landslide occurrence prediction

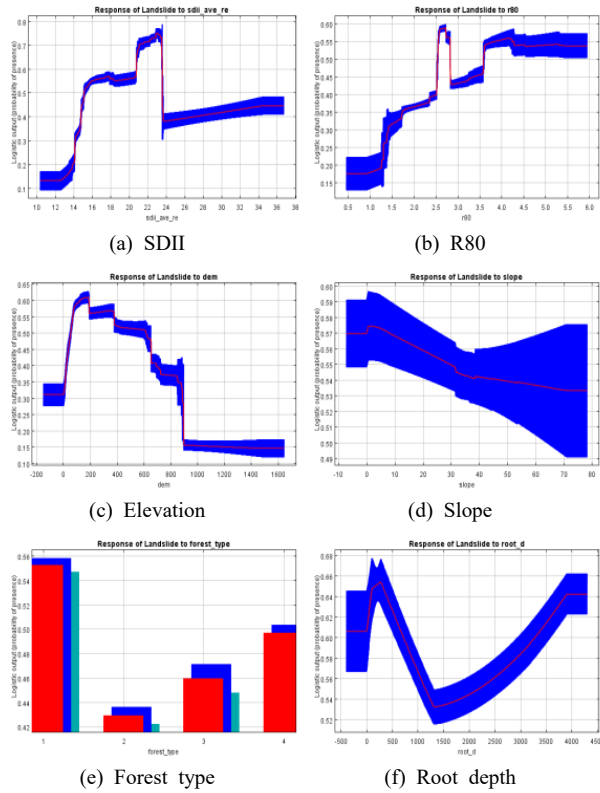


Fig. 5. Relationship between Input of MaxEnt model and landslide occurrence

### 3.2. 2030s, 2050s, 2080s 산사태 영향평가 결과

전국 산사태 영향평가 지도가 1 km의 공간해상도로 모의되어 산림의 면적이 과소/과대 추정된 부분을 고려해 산림기본통계 기반 전국 산림 지역을 6,290,000 ha로 설정하여 위험 등급별 면적비를 계산하였다(Table 1).

RCP 8.5 시나리오 기반 산사태 영향평가 결과, 연별 산사태 발생의 차이는 연대별 비교와 차이가 있지만, RCP 8.5 기반 산사태 발생확률이 RCP 4.5 기반 산사태 발생확률보다 2030년대 1.8배, 2050년대 1.7배, 2080년대 7.2배 높게 예측되었다. 전체 시기를 고려했을 때, 산사태 발생 임계점(Very high) 이상으로 예측된 면적이 RCP 8.5 기반 분석이 RCP 4.5에서 보다 2.1배 높았다.

2030년대에 산사태 발생 임계점 이상(Very high)에 해당하는 면적이 23,817 ha(0.3%)로 가장 높았으며, 2050년대, 2080년대 순으로 점차 면적이 줄었다. RCP 4.5 시나리오 기반 산사태 영향평가 결과에서도 마찬가지로 2030년대에 13,073 ha(0.2%)로 가장 높았고 2050년대, 2080년대로 갈수록 위험 면적이 줄었다. 이는 한반도에서의 RCP 시나리오가 2050년대와 2080년대에 갈수록 강수량이 줄어들기 때문에 산사태 발생 위험도 동시에 떨어지는 것으로 판단된다. 그럼에도 연도별 모의에서는 2050년대와 2080년대의 일부 년도에서 매우 높은 발생

Table 1. Area by landslide risk class according to impact assessment results

RCP 8.5	Very low	Low	Moderate	High	Very high
2030s	2,178,649 (34.6%)	1,400,106 (22.3%)	1,784,596 (28.4%)	902,832 (14.4%)	23,817 (0.3%)
2050s	3,372,168 (53.6%)	1,123,365 (17.9%)	1,213,150 (19.2%)	569,967 (9.1%)	11,350 (0.2%)
2080s	2,172,147 (34.5%)	1,346,284 (21.4%)	1,887,705 (30.0%)	874,383 (13.9%)	9,481 (0.2%)
Total	7,722,964 (40.9%)	3,869,755 (20.6%)	4,885,451 (25.9%)	2,347,182 (12.4%)	44,648 (0.2%)
RCP 4.5	Very low	Low	Moderate	High	Very high
2030s	2,521,351 (40.1%)	1,454,472 (23.1%)	1,585,040 (25.2%)	716,064 (11.4%)	13,073 (0.2%)
2050s	4,524,645 (71.9%)	626,900 (10.0%)	719,949 (11.5%)	411,948 (6.5%)	6,558 (0.1%)
2080s	5,520,156 (87.8%)	389,791 (6.2%)	294,203 (4.7%)	84,529 (1.3%)	1,321 (<0.1%)
Total	12,566,152 (66.6%)	2,471,163 (13.1%)	2,599,192 (13.8%)	1,212,541 (6.4%)	20,952 (0.1%)

(Unit of area = ha)

확률을 보인 것으로 나타나 미래에 산사태 발생확률이 지속적으로 감소하는 것으로 이해할 수는 없으며, 연교차로 인한 평준화가 이루어진 것으로 판단된다. 지역별 편차는 지리산 일대를 비롯한 전라남도 및 경상남도 지역이 가장 위험한 것으로 나타났으며, 경상북도, 강원 및 경기 중부지역에서도 산발적으로 발생확률이 높은 것으로 확인되었다. 하지만, 본 연구의 결과는 산사태 발생의 규모를 산정한 것이 아니고 특정 지점에서의 산사태 발생을 모의한 것이기 때문에 산사태의 피해에 대한 분석은 추가 연구가 필요하다.

**3.3. 2030s, 2050s, 2080s 산사태 취약성평가 결과**

산사태에 대한 적응능력(Adaptive capacity)으로 고려한 산사태예방사업, 산지보전사업, 해안방재림조성사업, 해안침식방지사업, 계류보전사업, 사방댐설치사업의 투입비용 또는 면적을 정규화 및 시도별로 공간화하였다. 영향평가 결과인 산사태 발생 임계점을 시도별 0부터 1까지 정규화된 적응능력의 값으로 나누어 산사태 발생 임계점이 조정되는 시나리오로 취약성평가를 수행하였다. 2021년을 기준으로 산사태 예방에 투입되는 정책의 예산 수준(약 2,800억)의 관리를 수동적 완화(Passive mitigation)로, “제2차 산사태예방 장기대책(2018 ~ 2022)”의 5년간 산사태 예방 예산 상승률(1.34배)을 적용한 수준의 관리를 적극적 완화(Active mitigation)로 정의하였다(KFS, 2017).

영향평가 결과에서 수동적 완화를 적용한 결과 최소 47.7%에서 최대 52.6% 수준으로 산사태 발생 위험이 감소하였다. 적극적 완화를 적용한 결과 최소 63.6%에서 최대 68.4%까지 산사태 발생 위험이 감소할 수 있는 것으로 분석되었다(Table 2). RCP 8.5 시나리오의 2030년대에는 전라남도, 경상남도에서 산사태 발생확률이 가장 높고, 경기, 강원도에 산발적으로 높은 지역이 존재하지만, 완화를 할수록 전체적인 위험이 줄어들며 특히 서울, 경기, 강원도 지역의 위험이 집중적으로 줄어드는 것을 확인하였다. 2050년대에는 마찬가지로 전라남도, 경상남도에 산사태 발생확률이 높았으며, 경기지역에 확률이 2030년대에 비해 높아짐을 확인하였다. 2080년대는 전라남도, 경상남도에 추가적으로 동해안을 따라 산사태 발생확률이 높았으며, 완화를 할수록 전체적으로 산사태 발생확률이 낮아지는데 특히 수도권을 중심으로 확률이 줄어드는 경향을 확인하였다(Fig. 6, 7).

Table 2. Landslide occurrence area based on vulnerability assessment scenario

	D \ C	Impact assessment	Passive mitigation	Active mitigation
RCP 8.5	2030s	23,817 (-)	11,485 (▼51.8%)	7,596 (▼68.1%)
	2050s	11,350 (-)	5,380 (▼52.6%)	3,590 (▼68.4%)
	2080s	9,481 (-)	4,958 (▼47.7%)	3,452 (▼63.6%)
RCP 4.5	2030s	13,074 (-)	6,260 (▼52.1%)	4,510 (▼65.5%)
	2050s	6,558 (-)	3,212 (▼51.0%)	2,148 (▼67.2%)
	2080s	1,321 (-)	680 (▼48.5%)	456 (▼65.5%)

\* D: decade, C: category (Unit of area = ha)

Table 3. Expected revenue from landslide prevention considering restoration cost

	D \ C	Impact assessment	Passive mitigation	Active mitigation
RCP 8.5	2030s	666,876	321,580	212,688
	2050s	317,800	150,640	100,520
	2080s	265,468	138,824	96,656
RCP 4.5	2030s	366,072	175,280	126,280
	2050s	183,624	89,936	60,144
	2080s	36,988	19,040	12,768

\* D: decade, C: category (Unit = million won)

RCP 8.5 및 4.5 시나리오에서의 영향평가, 수동적 완화, 적극적 완화에 따라 기대되는 수익은 상이하다. 추정되는 기대수익을 산사태 발생 예상 면적에 곱하여 산출한 결과, 산사태 발생 위험지역에 대한 관리를 수행할수록 피해가 감소하는 경향을 확인하였다(Table 3). 산사태 위험 전 지역에 대해 예방 사업을 수행하면 2030년대에는

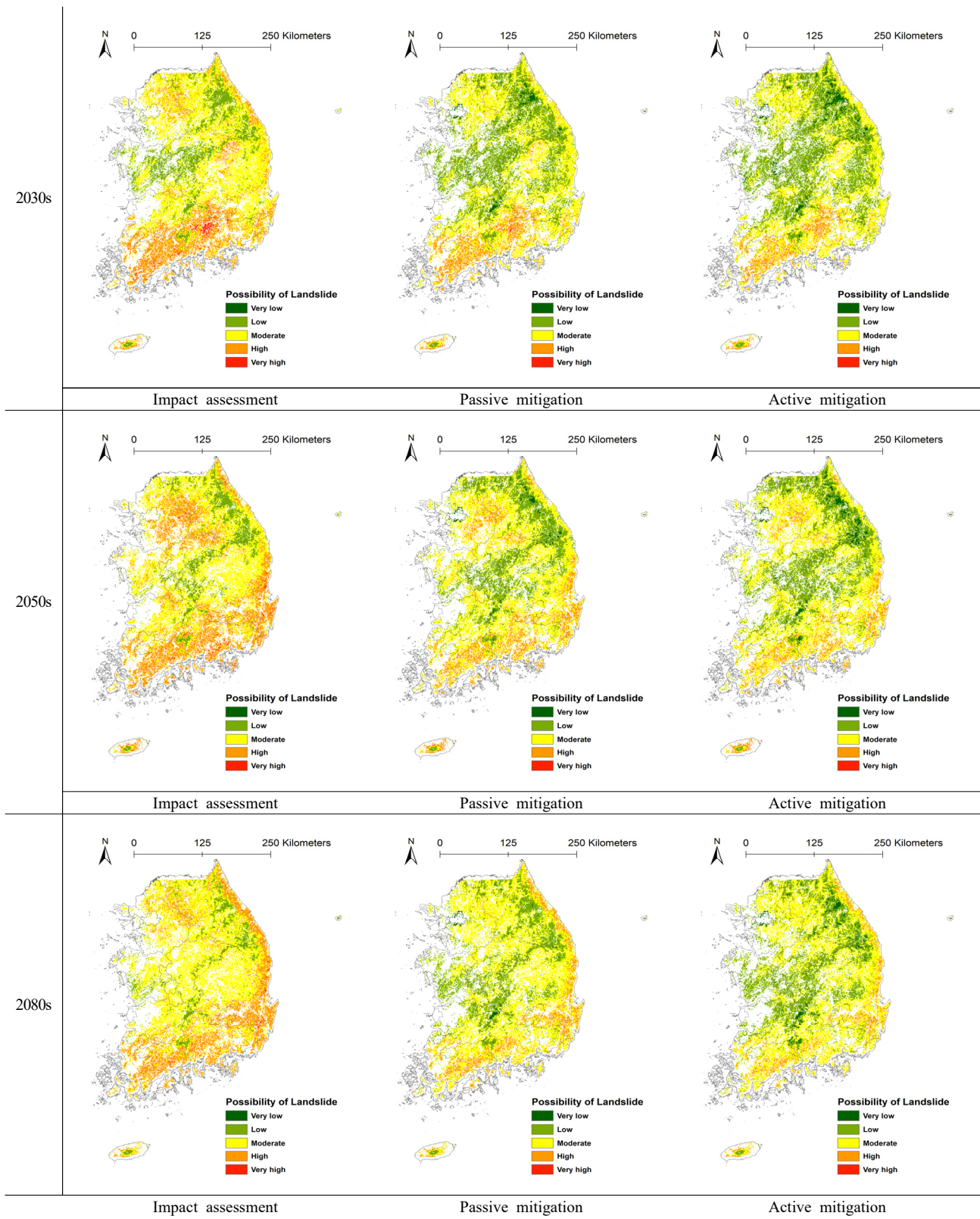


Fig. 6. Landslide vulnerability assessment results with mitigation levels under RCP 8.5 scenario



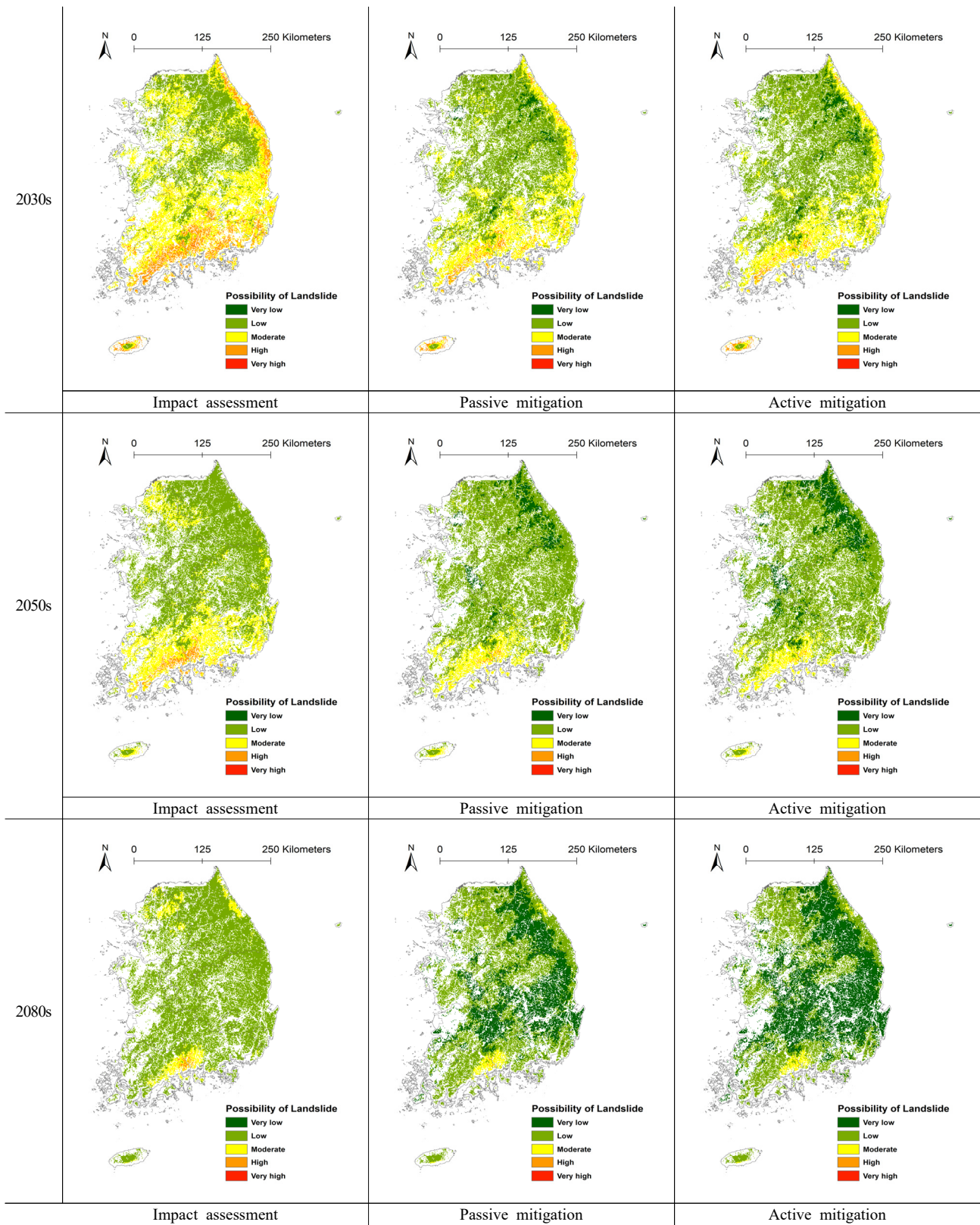


Fig. 7. Landslide vulnerability assessment results with mitigation levels under RCP 4.5 scenario

시나리오에 따라 최소 1,260억 원에서 최대 6,669억 원의 손실을 방지할 수 있다. 2050년대에는 최소 600억 원에서 최대 3,178억 원, 2080년대에는 최소 128억 원에서 최대 2,655억 원의 손실을 방지할 수 있다. 이는 우리나라에서 산사태 사방 사업에 활용되는 예산이 2018년~2022년 평균 매년 약 3,360억 원인 점을 고려해 향후 적절한 위치에서의 산사태예방 사업을 수행한다면, 산사태 발생을 방지하여 재산 및 인명피해를 최소화할 수 있음을 시사한다(KFS, 2017). 2030년대에 비해 2050년대 및 2080년대의 기대 수익이 적은 이유는 산사태 발생확률이 미래의 강수량이 전체적으로 감소함에 따른 것으로 확인하였다. 하지만, 향후 산사태 피해강도에 대한 예측 등의 연구가 추가적으로 수행되어 산사태 예방 사업 우선지역을 선정하는 것이 필요하며, 미래 기후의 국지성 호우의 영향 등 산사태를 유발할 수 있는 인자를 추가적으로 고려해야 한다.

#### 4. 결론

기후변화로 인한 이상기후로 한반도에 영향을 주는 태풍의 수가 증가하고 장마기간이 늘어나는 등 산사태 예방에 취약한 기후조건으로 변하고 있다. 봄철 경북 및 강원 대형산불 피해지역에서의 토사유출이 크게 우려되며, 산사태취약지역 등 산사태 피해 우려지역에 대한 사전 예방 활동 강화로 사각지대를 해소하고 조기경보 확대 등 산사태 정보체계 고도화로 인명·재산피해 최소화가 필요하다. 본 연구에서는 기후변화의 원인인 대기 조성을 변경시키는 인간활동 뿐만 아니라 자연적인 원인에 의한 기후변동성을 포괄한 기후변화 시나리오를 기반으로 장기적 예측을 시행하였다. 미래 RCP 기후변화 시나리오 자료와 지형공간정보를 반영하여 MaxEnt 기반 산사태 모형을 구축해 2021년부터 2085년까지 연별 전국 산사태 발생확률을 모의하였으며, 산림청에서 제공하는 산사태 사방 사업 정보를 활용하여 취약성평가를 수행하였다. RCP 8.5 기반 산사태 발생확률이 RCP 4.5 기반 산사태 발생확률보다 2.1배 높게 분석된 것을 미루어보아 정부에서는 기후변화 시나리오에 따라 산사태 예방을 위한 다양한 접근을 할 필요가 있다. 취약성의 공간적 분포는 산사태 발생의 지역적 특성을 보여주며, 모의한 결과는 「산사태 예방장기대책」, 「산림보호법」 제45조의 5(산사태정보체계의 구축·운영), 6(산사태예측정보의 제공 및 산사태위기경보의 발령 등)의 항목에 따라 재해 예측 및 예방을 위한 정보 제공 및 수립 지원에 기여할 수 있다. 아울러, 본 연구의 결

과는 지자체의 산사태 예방 사업의 우선순위, 대응 단계에서의 우선순위 등을 판단하는 기초자료로서의 의미가 있다. 하지만, 본 연구가 산사태 피해를 고려하지 않은 발생 위치에 국한되었다는 점, 취약성평가에서 고려한 적응 능력 공간화에서의 물리적 한계 등 개선해야 할 부분이 있다. 향후 취약성을 평가하는 과정에서 사회·경제·정책적인 요소 등 다양한 적용요소를 추가적으로 고려해야 한다. 또한, 광학위성, RADAR, LiDAR와 같은 지형적 특성을 시계열로 학습할 수 있는 입력자료와 모형 개발이 추가적으로 이루어지면 산사태 발생 예측에 대한 신뢰도를 높일 수 있다. 취약성평가의 개념, 활용한 입력자료의 구성·조합 등은 연구의 방향성과 특성에 따라 변할 수 있다. 산사태의 발생과 피해 예측에 대한 연구는 그 변화에 맞춰 지속적으로 수행되어야 할 것이다.

#### 사사

본 논문은 환경부 한국환경산업기술원 “신기후체제 대응 환경기술개발사업(RE202201934)”의 재원과 산림청 국립산림과학원 “농림위성정보 수신·처리·ARD 표준화 및 지능형 산림정보 플랫폼 개발(FM0103-2021-01-2023)”의 지원을 받아 수행되었습니다.

#### References

- Aldersley A, Murray SJ, Cornell SE. 2011. Global and regional analysis of climate and human drivers of wildfire. *Science of the Total Environment* 409(18): 3472-3481.
- Alidoost F, Arefi H. 2017. Application of Deep Learning for Emergency Response and Disaster Management. In *Proceedings of the AGSE Eighth International Summer School and Conference*, University of Tehran pp. 11-17.
- Bui DT, Tsangaratos P, Nguyen VT, Van Liem N. Trinh, PT. 2020. Comparing the prediction performance of a Deep Learning Neural Network model with conventional machine learning models in landslide susceptibility assessment. *CATENA*, 188: 104426.
- Cha SE, Lim CH, Kim JW, Kim MI, Song CH, Lee WK. 2018). *Analysis of Landslide Hazard Area due to*

- Heavy Rainfall in the Seoul Metropolitan Area. *Journal of the Korean Society for Geospatial Information Science* 26(3): 3-11. (in Korean with English abstract)
- 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.
- Convertino M, Troccoli A, Catani F. 2013. Detecting fingerprints of landslide drivers: a MaxEnt model. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* 118(3): 1367-1386.
- Elith J, Phillips SJ, Hastie T, Dudík M, Chee YE, Yates CJ. 2011. A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. *Diversity and distributions* 17(1): 43-57.
- Ghorbanzadeh O, Blaschke T, Gholamnia K, Meena SR, Tiede D, Aryal J. 2019. Evaluation of different machine learning methods and deep-learning convolutional neural networks for landslide detection. *Remote Sensing* 11(2): 196.
- Ham DH, Hwang SH. 2014. Review of landslide forecast standard suitability by analysing landslide-inducing rainfall. *Journal of Korean Society of Hazard Mitigation* 14(3): 299-310.
- Houghton JT, Ding Y, Griggs DJ, Noguer M, van der Linden PJ, Dai X, Maskell K, Johnson, CA. 2001. *Climate change 2001: the scientific basis*. The Press Syndicate of the University of Cambridge pp. 873.
- IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change). 2014. *Synthesis Report. Contribution of working groups I, II and III to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change* 151(10.1017).
- Javidan N, Kaviani A, Pourghasemi HR, Conoscenti C, Jafarian Z, Rodrigo-Comino J. 2021. Evaluation of multi-hazard map produced using MaxEnt machine learning technique. *Scientific reports* 11(1): 1-20.
- Keijsers JGS, Schoorl JM, Chang KT, Chiang SH, Claessens L, Veldkamp A. 2011. Calibration and resolution effects on model performance for predicting shallow landslide locations in Taiwan. *Geomorphology* 133(3-4): 168-177.
- Kim SJ, Lim CH, Kim GS, Lee J, Geiger T, Rahmati O, Son Y, Lee WK. 2019. Multi-temporal analysis of forest fire probability using socio-economic and environmental variables. *Remote Sensing* 11(1): 86.
- KFS (Korea Forest Service). 2017. *The 2nd long-term national landslide prevention plan (2018-2022)*. KFS pp.69. (in Korean)
- KFS (Korea Forest Service). 2021. *Comprehensive measures to prevent landslides across the country in 2022*. KFS pp.50. (in Korean)
- Lee D, Kim HG, Baek GH, Seo C, Kim J, Song C, Yu JA. 2012. *Vulnerability Assessment of Landslide by Heavy Rain to Establish Climate Change Adaptation Plan for Local Governments*. *The Korean Society of Climate Change Research* 3(1): 39-50. (in Korean with English abstract)
- Lee S, Pradhan B. 2007. Landslide hazard mapping at Selangor, Malaysia using frequency ratio and logistic regression models. *Landslides* 4(1): 33-41.
- Oh J, Park HJ. 2014. Analysis of landslide triggering rainfall threshold for prediction of landslide occurrence. *Journal of Korean Society of Hazard Mitigation* 14(2): 115-129.
- Oliveira S, Oehler F, San-Miguel-Ayán J, Camia A, Pereira JM. 2012. Modeling spatial patterns of fire occurrence in Mediterranean Europe using Multiple Regression and Random Forest. *Forest Ecology and Management* 275: 117-129.
- Phillips SJ, Dudík M. 2008. Modeling of species distributions with Maxent: new extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography* 31(2): 161-175.
- Phillips SJ, Anderson RP, Schapire RE. 2006. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling* 190: 231-259.
- Raso E, Di Martire D, Cevasco A, Calcaterra D, Scarpellini P, Firpo M. 2020. Evaluation of prediction capability of the MaxEnt and Frequency Ratio methods for landslide susceptibility in the Vernazza

- catchment (Cinque Terre, Italy). In *Applied Geology*. Springer pp. 299-316.
- Tomczak, M. 1998. Spatial interpolation and its uncertainty using automated anisotropic inverse distance weighting (IDW)-cross-validation/jackknife approach. *Journal of Geographic Information and Decision Analysis*, 2(2): 18-30.