

머신러닝기법을 이용한 산사태 발생인자의 영향도 분석

박성용¹ · 문성우² · 최재완³ · 서용석^{4*}

¹충북대학교 지구환경과학과 석사과정, ²충북대학교 지구환경과학과 박사 후 연구원,
³충북대학교 토목공학과 교수, ⁴충북대학교 지구환경과학과 교수

Machine-Learning Evaluation of Factors Influencing Landslides

Seong-Yong Park¹ · Seong-Woo Moon² · Jaewan Choi³ · Yong-Seok Seo^{4*}

¹Master Student, Department of Earth and Environmental Sciences, Chungbuk National University
²Post-Doctor, Department of Earth and Environmental Sciences, Chungbuk National University
³Professor, Department of Civil Engineering, Chungbuk National University
⁴Professor, Department of Earth and Environmental Sciences, Chungbuk National University

Abstract

Geological field surveys and a series of laboratory tests were conducted to obtain data related to landslides in Sancheok-myeon, Chungju-si, Chungcheongbuk-do, South Korea where many landslides occurred in the summer of 2020. The magnitudes of various factors' influence on landslide occurrence were evaluated using logistic regression analysis and an artificial neural network. Undisturbed specimens were sampled according to landslide occurrence, and dynamic cone penetration testing measured the depth of the soil layer during geological field surveys. Laboratory tests were performed following the standards of ASTM International. To solve the problem of multicollinearity, the variation inflation factor was calculated for all factors related to landslides, and then nine factors (shear strength, lithology, saturated water content, specific gravity, hydraulic conductivity, USCS, slope angle, and elevation) were determined as influential factors for consideration by machine learning techniques. Minimum-maximum normalization compared factors directly with each other. Logistic regression analysis identified soil depth, slope angle, saturated water content, and shear strength as having the greatest influence (in that order) on the occurrence of landslides. Artificial neural network analysis ranked factors by greatest influence in the order of slope angle, soil depth, saturated water content, and shear strength. Arithmetically averaging the effectiveness of both analyses found slope angle, soil depth, saturated water content, and shear strength as the top four factors. The sum of their effectiveness was ~70%.

Keywords: influential factor of landslide, evaluation of effectiveness, logistic regression analysis, artificial neural network analysis

초 록

본 연구에서는 산사태가 다수 발생한 충주 산척면 지역을 대상으로 야외지질조사 및 일련의 실내시험을 수행하여 데이터를 취득하고, 이후 인공신경망(Artificial neural network)과 로지스틱 회귀분석(Logistic regression)을 적용하여 각 인자가 산사태 발생에 미치는 영향도를 분석하였다. 야외지질조사 시 산사태 발생 유무에 따라 불교란시료를 채취하였으며, 동적 콘 관입시험기를 이용하여 토심을 측정하였다.

OPEN ACCESS

*Corresponding author: Yong-Seok Seo
E-mail: ysseo@cbu.ac.kr

Received: 15 December, 2021

Revised: 21 December, 2021

Accepted: 21 December, 2021

© 2021 The Korean Society of Engineering Geology



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

실내시험은 미국 표준시험법인 ASTM 규정에 따라 진행되었으며, 인자간 다중공선성을 해결하기 위해 VIF(Variation inflation factor)를 산정하였다. 다중공선성 분석을 통해 총 9개 인자(전단강도, 압축, 토심, 포화함수비, 비중, 투수계수, USCS, 사면 경사, 고도)가 분석에 적용되었다. 추후 도출되는 각 인자별 영향도를 직접적으로 비교하기 위해서 데이터는 최소값 0, 최대값 1이 되도록 최소-최대 정규화한 후 로지스틱 회귀분석 및 인공신경망 분석에 적용되었다. 로지스틱 회귀분석 결과, 토심, 경사, 포화함수비, 전단강도 순으로 산사태 발생에 영향력이 크게 나타났으며, 인공신경망 분석 결과, 경사, 토심, 포화함수비, 전단강도 순으로 영향력이 크게 나타났다. 각 분석기법으로 산정된 영향도를 산술평균한 결과, 토심, 경사, 포화함수비, 전단강도가 상위 4개 인자로 선정되었으며, 이들의 영향도 합계는 약 70%로 분석되었다.

주요어: 산사태 발생 영향인자, 영향도 분석, 로지스틱 회귀분석, 인공신경망 분석

서론

산사태는 자연사면 또는 인공사면의 붕괴현상을 의미하며, 암석이나 흙 또는 이들의 혼합물이 중력에 의해 경사면 아래로 떨어지거나(Falls), 포행하거나(Creep), 불연속면을 따라 미끄러지거나(Slides, Flows), 또는 이들이 복합적으로 나타날 때를 말한다(Ro et al., 2015). 산사태는 인명 및 재산피해를 유발할 수 있으므로, 사전에 산사태 취약지역을 파악하고 방재대책을 수립하여 피해를 예방해야한다(Oh, 2010). 이를 위해서는 산사태 발생이 예상되는 지점에 대한 정보와 이 지점의 지질 및 지형 등 환경적 요인에 대한 정보가 필요하며, 이러한 정보들은 산사태에 대한 사전 예방적 접근에 가장 핵심적인 요소이다(Sidle et al., 2006; Park, 2014). 그러나 광역적인 지역에 대한 현장조사 수행의 한계로 인해 많은 연구들이 GIS로부터 취득한 지형학적 데이터만을 이용하였으며(Ryu et al., 2002; Lee et al., 2006; Jo et al., 2007; Quan et al., 2008; Kim and Park, 2013; Lee and Oh, 2019; Urmi et al., 2020; Yang and Park, 2021), 이러한 연구결과는 내부마찰각, 점착력 등 지질학적 조건을 고려하지 못했다는 단점이 있다. 또한, 실내시험을 통해 지질학적 특성을 고려한 연구들은 다수의 산사태 데이터를 수집하기 위해 연구대상 지역들이 서로 거리가 멀리 떨어진 경우가 많다(Chae et al., 2004; Quan et al., 2011). 이러한 경우에는 분석에 이용된 지질학적 조건 외 식생이나 강우 등 기타 외부조건을 고려하기 힘들다. 본 연구에서는 동일 시간대에 좁은 지역 내 다수의 산사태가 발생한 충주 산척면 송강리 일대를 대상으로 데이터를 취득하였으며, 모든 데이터가 동일 식생 조건 및 동일 강우 조건을 가지기 때문에 이들의 영향을 배제한 상태로 지질 및 지형 인자들만의 영향도를 파악할 수 있다.

산사태 분야에서 확률론적 분석방법을 활용한 연구들을 정리하면 다음과 같다. 1960년대 중반에서 1980년대 중반까지는 산사태의 원인과 발생과정에 대한 정성적 해석, 산사태 발생 빈도와 전문가의 판단에 따른 영향인자 선정 및 위험도 평가, 산사태 발생요인 분석 및 대책 수립에 목적을 둔 연구가 주를 이루었다(Park, 1965; Lee, 1979; Ma, 1979; Woo, 1984, Kang and Woo, 1985), 1980년대 후반부터는 정량적으로 산사태 위험도를 평가하기 위해 수량화 분석 기법(Kang et al., 1986)이나 수치해석 기법(Lee, 1987)과 같은 방법들이 적용되었으며, 1990년대에 들어서면서 GIS를 통해 지형 및 공간 데이터를 활용한 연구가 활발하게 진행되었다(Kim et al., 1991, 1992, 1993, 1996; Koo and Koo, 1995; Choi et al., 1997). 2000년대부터는 보다 다양한 통계기법들이 적용되기 시작하였으며, 의사결정기법인 AHP(Yang et al., 2005), 베이시안 확률을 적용한 분석(Choi et al., 2004; Jang et al., 2004), 다변량해석기법(Lee et al., 2005) 등이 사용되었다. 특히, 로지스틱 회귀분석(Chae et al., 2004; Lee et al., 2006; Jo et al., 2007; Quan et al., 2011; Woo et al., 2014; Urmi et al., 2020; Yang and Park, 2021)과 인공신경망 분석(Lee et al., 2000; Ryu et al., 2002; Oh, 2010; Lee et al., 2012; Kim and Park, 2013; Kim et al., 2017; Song et al., 2021)을 적용한 연구는 2000년대부터 현재까지 지속적으로 이루어지고 있으며, 다수의 적용사례를 통해 그 적용성이 검증된 분석 기법들이다. 로지스틱 회귀분석은 종속변수의 기저에 선형적 변화가 발생하는 변수가 있다는 가정 하에 진행되며(Mckelvey and Zavoina, 1975; Muthén, 1984), 결과 도출과정이 상대적으로

간편하고 변수들간의 관계를 파악하기 쉽다는 장점이 있다. 그에 비해 인공신경망 분석은 복잡한 비선형적 관계를 기반으로 하며(Basheer and Hajmeer, 2000), 회귀분석보다 계산되는 가중치의 개수가 월등히 많기 때문에 더 정확하게 독립변수와 종속변수들 간의 비선형관계를 표현할 수 있다는 장점이 있다. 그러나, 인공신경망 분석의 경우 복잡한 상관관계로 인해 변수 간의 해석이 어렵고, 쉽게 과적합(Overfitting)을 발생시킬 수 있다(Li et al., 2016). 또한, 연구자가 직접 하이퍼 파라미터의 조정을 통한 모형 최적화 과정(Exploratory adjusting process)을 거쳐야 하며, 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다(Jeong, 2018).

본 연구에서는 현장조사 및 실내시험을 통해 지질 및 지형 데이터를 취득하였으며, 인자별 VIF 값 산정을 통해 다중공선성 문제를 해결하여 총 9개의 인자들(암종, 토심, 고도, 경사, 포화함수비, 비중, USCS, 투수계수, 전단강도)을 분석에 적용하였다. 해당 인자들을 이용하여 로지스틱 회귀분석과 인공신경망 분석을 수행하였으며, 두 분석기법의 결과를 종합적으로 고려하여 인자별 산사태 영향도를 파악하고 주요 산사태 영향인자를 산정하였다.

연구지역

연구지역 현황 및 지질

연구지역은 충북 충주시 산척면 송강리 일대로, 동경 127°95'54.05"~127°98'14.41", 북위 37°10'77.11"~37°14'13.06"에 위치하고 있다. 이 지역에서는 2020년 8월 2일 일 강우량 259 mm의 폭우가 내렸으며(KMA, 2020), 이로 인해 35건 이상의 산사태가 발생하였다. 야외지질조사 당시, 임도 상부의 절취사면 및 임도 하부의 성토사면에서 다수의 원호파괴가 관찰되었다(Fig. 1).



(a) Landslide in the upper slope of the forest road



(b) Landslide in the lower slope of the forest road

Fig. 1. Photographs of landslides in the (a) upper and (b) lower slope of the forest road.

연구지역은 중생대 쥐라기의 청주 화강암류와 시대미상의 천등산층 합자철석 미립편마암이 주를 이루고 있다(Fig. 2). 화강암은 중생대 쥐라기 시대에 관입한 것으로 중립질~조립질의 특징을 보이며, 대부분 구상풍화와 판상절리를 확인할 수 있다. 일부 구간에서는 괴상의 화강암이 분포하기도 하며, 흑운모화강암이 대부분이지만 위치에 따라 우백질화강암도 관찰된다. 편마암은 화강암과 함께 혼재되어 나타나는 경향을 보이며, 일부 구간에서는 뚜렷한 호상구조를 확인할 수 있다. 그 외에도 중생대 백악기 시대에 관입한 산성암맥이 일부 분포하고 있다.

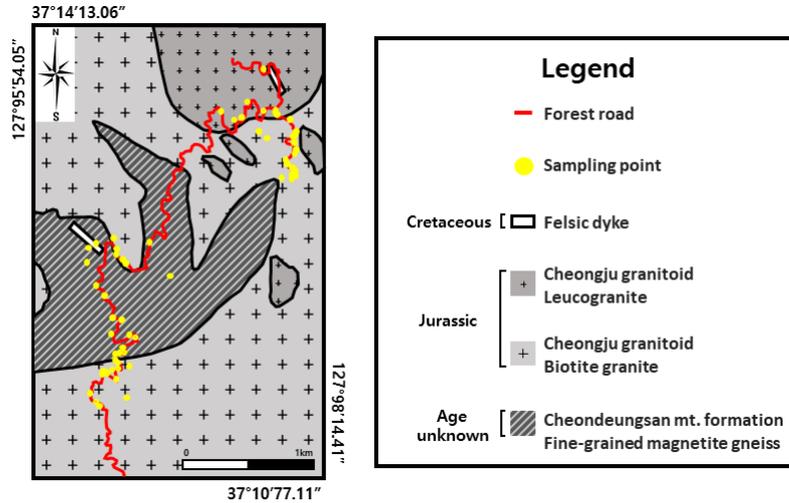


Fig. 2. Simplified geological map of the study area showing sampling point in accordance with forest road (modified from Park and Yeo, 1971).

연구방법

데이터 취득

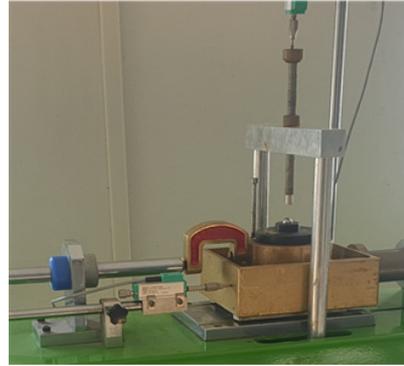
본 연구에서 획득한 데이터는 산사태 발생 유무를 비롯하여, 암종, USCS, 토심, 포화함수비, 비중, 전단강도, 공극비 및 공극률, 단위중량, 투수계수, 고도, 경사이다. 산사태 발생 유무와 암종은 현장조사를 통해 확인하였으며, 이후 동적 콘관입 시험을 통해 토심을 측정하고 불교란 시료를 채취하였다(Fig. 3a). 채취된 시료를 대상으로 미국 표준시험법인 ASTM규정에 따라 함수비 시험(ASTM D2216-10, 2010), 비중시험(ASTM D854-10, 2010), 입도분포분석 시험(ASTM D422-63, 2007), 직접전단 시험(ASTM D3080-98, 1998), 액성한계 및 소성한계 시험(ASTM D4318-00, 2000)을 수행하였고, 단위중량, 공극비, 함수비, 포화도, 비중, 입도특성, 내부마찰각, 점착력을 산정하였다(Fig. 3b~3d). USCS 분류 결과, 연구지역의 토층은 입도가 양호한 모래(SW) 28%, 입도가 불량한 모래(SP) 54%, 이중기호(SP-SM, SW-SM) 18%이며, 모두 조립질의 모래로 구성되어 있다. 따라서 조립질 토사에 적용 가능한 Hazen(1892)의 경험식을 이용하여, 투수계수를 계산하였다. 이때, 형상계수는 중위값인 0.8을 채택하였다. 전단강도는 흙의 직접전단시험으로부터 획득된 점착력과 마찰각을 이용하여 산정하였으며, Mohr-Coulomb의 파괴기준식(Coulomb, 1776)에 대입함으로써 계산되었다. 여기서, 수직응력은 단위중량과 토심 데이터로 계산되었다. 고도와 경사는 국토지리정보원에서 제공하는 수치지형도로부터 획득하였다(NGII, 2019).

취득한 데이터의 분포범위는 Fig. 4와 같으며, 막대그래프와 상자그림(Box plot)으로 표현하였다. 상자그림은 모집단 내 분포하는 데이터들 중 제 1사분위수(Q_1)부터 제 3사분위수(Q_3)까지의 범위를 상자(box)로 표현하며, 제 1사분위수와 제 3사분위수의 차이인 사분위수 범위(IQR)의 1.5배 떨어진 점을 상·하 기준선으로 설정한다. 또한 상·하 기준선 내 분포하는 데이터 중 최댓값과 최솟값을 수염의 범위로 설정하고, 상·하 기준선($Q_3 + 1.5 \text{ IQR}$ 와 $Q_1 - 1.5 \text{ IQR}$)을 초과하는 데이터는 이상치(outlier)로 판단한다.

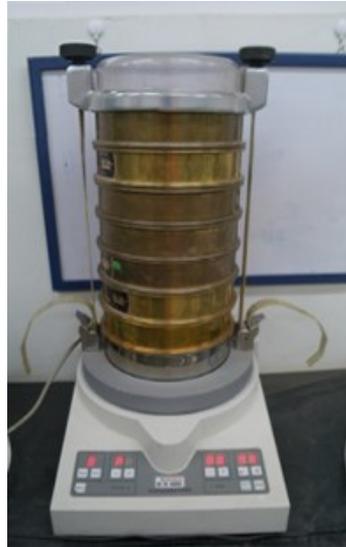
산사태 발생 유무와 같이 0과 1로 구분되는 범주형 데이터는 막대그래프로 표현되었으며, 토심과 같이 측정 지점별로 다른 수치를 가지고 있는 연속형 데이터는 상자그림으로 나타내었다. 막대그래프 하단에는 해당 범주의 데이터 개수를 표기하였으며, 상자그림 하단에는 각 데이터의 분포범위(최소값~최대값)를 나타내었다.



(a) Dynamic cone penetration test



(b) Direct shear test



(c) Particle size distribution



(d) Atterberg limit test

Fig. 3. In-situ and laboratory tests for data acquisition.

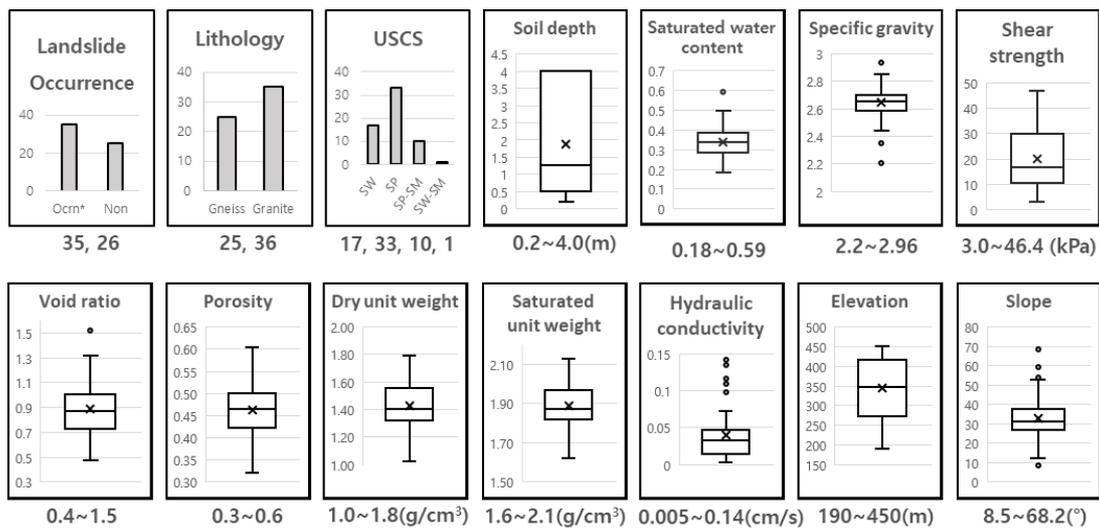


Fig. 4. Distribution ranges of measured data. Categorical data including landslide occurrence, lithology, and USCS are shown as a histogram, and continuous data are shown as a box plot. Ocrn*: Occurrence

데이터의 전처리

범주형 데이터는 통계분석에 적용하기 어렵기 때문에 수치형 데이터로 변환시켜주는 인코딩 과정이 수행되어야 한다. 본 연구에서는 클래스 레이블에 맞추어 숫자로 바꾸는 ‘레이블 인코딩’을 진행하였으며, 범주형 데이터에 해당하는 ‘산사태 발생 유무’, ‘암종’, ‘USCS’ 데이터를 수치형 데이터로 변환하였다. 산사태 발생 유무의 경우 미발생은 0, 발생은 1로 표현되었으며, 암종의 경우 편마암은 0, 화강암은 1로 변환되었다. USCS의 경우 SW는 0, SP는 1, SP-SM는 2, SW-SM는 3로 변환되었다.

수치형 데이터는 각 항목에 따라 분포 범위 및 단위가 다양하므로, 추후 분석 결과에서 인자들간의 영향도를 직접적으로 비교하기 위해 정규화 과정을 진행하였다. 모든 데이터의 범위가 0~1이 되도록 식 (1)을 이용하여 최소-최대 정규화 (Min-max normalization)를 진행하였으며, 여기서, X_n 는 정규화가 적용된 값이며 X 는 관측값, X_{\min} 과 X_{\max} 는 각각 관측값의 최솟값과 최대값을 나타낸다.

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

로지스틱 회귀분석

로지스틱 회귀분석은 비선형의 로지스틱 형태를 취하면서 이분형 종속변수와 독립변수들 간의 인과관계를 밝히는 통계기법이다(Choi, 2000). 로지스틱 회귀분석은 특정 사건이 발생할 확률을 추정하는 분석 방법이기 때문에 산사태 분야에서는 적용성이 높은 것으로 알려져 있다(Quan et al., 2011; Song and Jo, 2013). 로지스틱 회귀분석의 결과로서 종속변수의 예측 값은 Fig. 5와 같이 항상 0과 1사이의 값으로 나타나며, 로지스틱 회귀분석으로 산정된 결과 값이 0.5보다 크면 발생, 0.5보다 작으면 미발생으로 예측 가능하다. 로지스틱 회귀분석을 통해 사건이 발생할 확률(P_z)은 식 (2)와 식 (3)으로 표현 가능하며, 이후 로그를 취해 정리하면 식 (4)와 같다. 여기서, α 는 상수항, β_n 은 독립변수(X_n)의 회귀계수를 의미한다.

$$P_z = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (2)$$

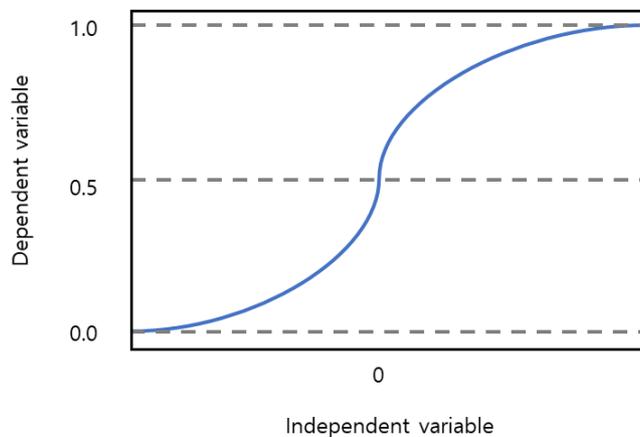


Fig. 5. Distribution of dependent variable after logistic regression.

$$Z = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p \quad (3)$$

$$\ln\left(\frac{P_z}{1 - P_z}\right) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p \quad (4)$$

인공신경망 분석

인공신경망 분석은 인간 두뇌의 신경세포 메커니즘을 차용하여 기계학습 알고리즘을 통해 모형화한 것으로, 학습을 다수 반복하여 결론에 도달하는 기법이다(Chung and Lee, 2007; Jo, 2018). 따라서 수 많은 반복학습을 통해 데이터에 내재된 특징과 패턴을 찾아내고, 이를 일반화하여 정확도 높은 예측을 하기 위한 분석방법이다(Jo, 2018). 인공신경망 모형은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으나, 산사태 분야에서는 은닉층이 하나인 인공신경망 모형이 빈번하게 활용되므로 본 연구에서도 은닉층이 하나인 인공신경망 모형을 이용하였다(Lee et al., 2005; Quan et al., 2008; Lee et al., 2012).

인공신경망은 단계별 알고리즘이나 복잡한 논리적 프로그램을 통해 해결책에 도달하는 게 아니라, 비알고리즘적이고 비구조적인 형태로 망 속의 노드들을 연결하는 가중치를 조정함으로써 결론에 도달한다(Rao and Rao, 1993). 따라서 독립변수와 종속변수 사이의 선형적 관계성을 직접적으로 해석하기 힘들기 때문에 이를 극복하기 위해 가중치 분할법을 사용한다(Jeong, 2018). 가중치 분할법은 독립변수와 종속변수 사이의 관계를 중요도로 평가하는 방법으로(Garson, 1991), 식 (5)와 같이 입력층과 은닉층 사이의 가중치(w_p)를 은닉층과 출력층 사이의 가중치(w_q)와 곱하여 절대값을 취한 후, 식 (6)을 통해 독립변수의 상대적 영향도인 Z_i 를 산정하는 방법이다.

$$X_{ij} = \text{abs}(w_{p*ij} * w_{q*ij}) \quad (5)$$

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij}}{\sum X_{ij}}, S_i = \sum Y_{ij}, Z_i = \frac{S_i}{\sum S_i} \quad (6)$$

로지스틱 회귀분석과 인공신경망 분석의 검증 방법

종속변수가 이분형인 경우, 분석 결과 값과 실제 데이터 값의 비교를 통해 얼마나 정확하게 예측하였는지 판단할 수 있으며, 이를 도식화한 것을 오차행렬이라고 한다(Table 1). 오차행렬의 행은 실제 산사태의 발생 유무를 의미하고, 열은 산사태 발생 유무의 예측값을 의미한다. 따라서 산사태 발생에 대한 예측 성공은 True Positive(TP), 산사태 미발생에 대한 예측 성공은 True Negative(TN), 산사태 발생에 대한 예측 실패는 False Positive(FP), 산사태 미발생에 대한 예측실패는 False Negative(FN)로 구분된다.

Table 1. Confusion matrix used to compare predicted and actual values

	P (predicted values)	N (predicted values)
P (actual values)	True positive (TP)	False negative (FN)
N (actual values)	False positive (FP)	True negative (TN)

예측의 정확도 평가를 위해 오차행렬의 결과로부터 ROC(Receiver operating characteristic) 곡선을 그린 후, AUC(Area under curve)를 산정하여 모형의 정확도를 평가한다. 산사태 발생에 대한 예측 성공 비율은 민감도(Sensitivity), 산사태 미발생의 예측 성공비율은 특이도(Specificity)라고 하며, 식 (7)을 통해 산정된다.

$$Sensitivity = \frac{TP}{(TP + FN)}, Specificity = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad (7)$$

ROC 곡선은 ‘민감도’를 y축으로, ‘1 - 특이도’를 x축으로 하여 점사된 것이며, 곡선 아래의 면적을 AUC라고 한다(Fig. 6). 또한 Šimundić(2009)에 따르면, AUC는 Table 2와 같은 평가 기준이 적용되기도 한다.

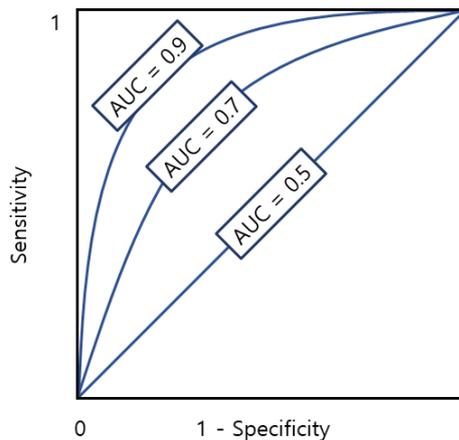


Fig. 6. Schematic diagram of receiver operating characteristic (ROC) curve (modified from Šimundić, 2009).

Table 2. Diagnostic accuracy in accordance with the area under the ROC curve (Šimundić, 2009)

Area	Diagnostic accuracy
0.9~1	Excellent
0.8~0.9	Very good
0.7~0.8	Good
0.6~0.7	Sufficient
0.5~0.6	Bad
<0.5	Not useful

분석결과

다중공선성 문제 해결

로지스틱 회귀모형에서 다중공선성은 상관성이 높은 변수들의 신뢰도를 저하시키는 역할을 하며, 회귀모형에 대한 변수들의 영향이 과대평가될 가능성이 있다(Ryu, 2008). 따라서 회귀모형에서 공선성 파악 지표로 자주 사용되는 분산팽창계수(Variation inflation factor, VIF)를 이용하여, 다중공선성 여부를 파악하였다(식 (8)). 일반적으로 VIF 값이 10이상이면 다중공선성이 존재하는 것으로 판단한다(Kutner et al., 2004).

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2} \quad (8)$$

여기서, VIF : 분산팽창계수, R^2 : 결정계수

분산팽창계수 계산 시 인자의 개수에 따라 결과 값이 변하기 때문에 가장 높은 VIF 값을 가지는 인자를 하나씩 제거해 나가면서 최종적으로 모든 인자의 VIF 값이 10이하가 되도록 하였다. Table 3은 13개 인자들에 대한 VIF를 산정한 결과이며, 공극률, 건조단위중량 및 포화단위중량은 VIF 값이 99999 이상이기 때문에 inf.(infinite)로 표기되었다. 그 이후 공극률, 공극비, 건조단위중량, 포화단위중량이 차례대로 제거되면서, 최종적으로 9개의 인자(전단강도, 암중, 토심, 포화함수비, 비중, 투수계수, USCS, 경사, 고도)를 대상으로 로지스틱 회귀분석 및 인공신경망 분석을 수행하였다(Table 4).

Table 3. VIF for 13 factors influencing landslides to check multicollinearity (first step)

Number	Factor	VIF
1	Shear strength	2.8
2	Lithology	1.7
3	Soil depth	2.7
4	Saturated water content	2606.2
5	Specific gravity	1159.3
6	Porosity	inf.*
7	Void ratio	2677.6
8	Dry unit weight	inf.*
9	Saturated unit weight	inf.*
10	Hydraulic conductivity	1.2
11	USCS	1.5
12	Slope	1.3
13	Elevation	1.5

Table 4. VIF for 9 factors influencing landslides to check multicollinearity (final step)

Number	Factor	VIF
1	Shear strength	2.6
2	Lithology	1.7
3	Soil depth	2.5
4	Saturated water content	1.5
5	Specific gravity	1.4
6	Hydraulic conductivity	1.1
7	USCS	1.5
8	Slope	1.3
9	Elevation	1.4

학습 및 검증 데이터 분류

취득한 데이터 61개 중 20개를 무작위로 선별하여 검증 데이터로 활용하였으며, 나머지 41개의 데이터는 머신러닝 기법의 학습용 데이터로 이용하였다. 학습 데이터는 산사태 발생 25개 및 미발생 16개이며, 검증 데이터는 산사태 발생 10개 및 미발생 10개로 구분된다. 학습 데이터와 검증데이터의 분포는 Fig. 7과 같다.

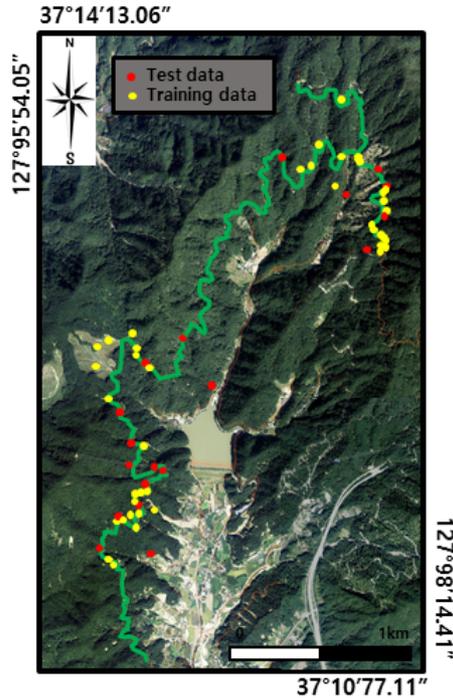


Fig. 7. Map of the study area showing distribution of training and test data.

로지스틱 회귀분석 결과 및 검증

Table 5는 로지스틱 회귀분석 결과를 나타낸 표이며, 표의 열은 인자별 회귀계수의 절대값, 인자별 영향도, 인자별 영향 순위를 나타낸다. 여기서 인자별 영향도는 식 (9)와 같이 각 인자의 회귀계수 절대값을 회귀계수 절대값들의 합으로 나눠 준 것이며, 각 인자별 영향도를 모두 더하면 1이 된다. 이는 추후 인공지능망 분석 결과와 직접적인 비교를 위한 것으로써, 인공지능망 분석에서도 가중치 분할법으로 인해 각 인자별 계수들의 합이 1로 계산되기 때문이다.

$$X_r = \frac{abs(X_c)}{\sum abs(X_c)} \quad (9)$$

여기서, X_r : 인자의 영향도, X_c : 인자별 회귀계수

가장 높은 영향도를 보이는 것은 토심(31.82%)과 경사(28.67%)이며, 그 다음으로 포화함수비(13.68%)와 전단강도(13.35%) 순으로 나타난다. 토심은 사면의 활동력에 영향을 미치는 하중과 직접적으로 연관이 있으며, 본 연구지역에서 산사태가 발생한 지점들은 수 m 이상의 토심을 가지고 있었기 때문에 높은 영향도를 보이는 것으로 분석된다. 경사는 토

사의 퇴적가능 여부, 안식각 등에 직접적인 영향을 주기 때문에 영향도가 큰 것으로 파악되며, 기존 연구사례에서도 산사태 발생과 경사는 높은 상관성을 보이는 것으로 보고되어 있다(Ryu et al., 2002; Jo et al., 2007; Quan et al., 2008; Lee et al., 2012; Kim and Park, 2013). 전단강도는 사면활동에 있어서 저항력으로 작용하기 때문에 높은 영향도를 갖는 것으로 파악되며, 포화함수비는 사면 내에서 간극수압을 발생시켜 전단저항을 낮추는 역할을 하기 때문에 영향도가 높게 평가된 것으로 판단된다. USCS, 투수계수, 암종, 고도는 영향도가 낮은 것으로 분석되며, 특히 투수계수의 경우 많은 문헌에서 산사태 발생과 관련이 있는 것으로 보고되어 있으나(Chae and Seo, 2010; Quan et al., 2011), 본 연구에서는 입도분포 분석을 통해 추정된 값이기 때문에 영향도가 낮은 것으로 판단된다. Fig. 8은 도출된 로지스틱 회귀분석 모델의 검증결과를 나타내는 것으로서, AUC 값이 0.75이기 때문에 양호한(Good) 모델인 것으로 판단된다.

Table 5. Results of logistic regression analysis

Factor	Coff.	Influence	Rank
Constant	0.473074	-	-
Shear strength	0.652883	0.133467	4
Lithology	0.12072	0.024679	6
Soil depth	1.556677	0.318228	1
Saturated water content	0.66907	0.136775	3
Specific gravity	0.11025	0.022539	7
Hydraulic conductivity	0.105105	0.021486	8
USCS	0.25782	0.052705	5
Slope	1.402566	0.286723	2
Elevation	0.01662	0.003397	9

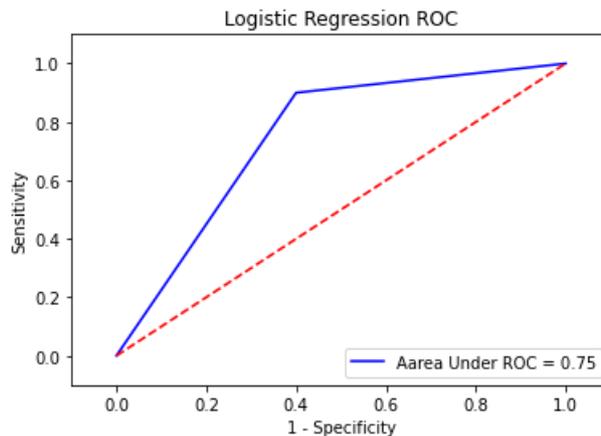


Fig. 8. ROC and AUC graphs of logistic regression analysis.

인공신경망 분석 결과 및 검증

머신러닝 알고리즘에서 하이퍼 파라미터(Hyper parameters)는 사람들이 직접 조정하거나 외부모델 메커니즘에 의해 자동으로 설정되는 변수를 말하며(Lee, 2018), 은닉층의 개수, 은닉노드 수, 손실함수, 학습률 등이 이에 속한다. 하이퍼 파라미터에 따라 인공신경망 분석 결과가 달라질 수 있기 때문에 이를 조정하면서 시행착오법을 통해 최적의 모형을 도출해야

한다. 그 중 가중치 최적화 알고리즘의 경우, Adam 알고리즘이 가장 많이 사용되고 있으며, 좋은 성능을 보이는 것으로 알려져 있어(Joo et al., 2020) 본 연구에서도 이 알고리즘을 적용하였다. 또한, 학습데이터에 대해서는 정확하지만 검증 데이터에 대해서는 정확도가 떨어지는 현상인 과적합(Overfitting)을 피하기 위해 총 1,500번의 반복 학습을 진행 하였으며, 50번의 학습동안 손실함수의 변동이 없을 경우 학습을 중지하도록 하는 조기종료(Early-stopping) 기법을 적용하였다.

본 연구에서는 인공신경망의 은닉노드 수를 조정해가며 AUC가 가장 높은 노드수를 먼저 채택한 후, 학습률과 손실함 수를 바꿔가며 가장 높은 AUC를 보이는 모델을 선택하였다. 다만, 인공신경망의 경우 가중치 설정과 가중치 갱신 방법에 따라 다른 결과를 보일 수 있다(Kim and Seo, 2017). 따라서 본 연구에서는 각 하이퍼 파라미터 조건별 모델에 대해 10회 씩 분석을 수행한 후 각각의 AUC 값을 산술평균하였다. Table 6은 은닉층의 노드 수 선택을 위해 작성된 모델들의 AUC 값을 보여주고 있으며, 평균 AUC값이 가장 높은 은닉노드의 수 50개 모델을 이용하였다.

인공신경망 분석 시 손실함수로는 평균 제곱 오차(Mean squared error, MSE)와 이진 교차 엔트로피(Binary cross entropy, BCE)가 주로 사용된다(Jeong et al., 2020). MSE 및 BCE 손실함수들에 대해 학습률을 각각 0.005, 0.01, 0.05, 0.1로 적용하면서 AUC 값을 산정하였다(Table 7). 그 결과, MSE 손실함수와 0.01의 학습률을 적용한 경우가 가장 높은

Table 6. AUC of models for selecting the number of nodes in the hidden layer

Nodes	Run										Avg.
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
5	0.77	0.83	0.63	0.76	0.80	0.86	0.39	0.87	0.73	0.78	0.74
10	0.84	0.85	0.85	0.84	0.84	0.83	0.85	0.84	0.85	0.83	0.84
15	0.86	0.87	0.84	0.85	0.87	0.84	0.83	0.85	0.84	0.86	0.85
20	0.86	0.87	0.83	0.82	0.82	0.82	0.82	0.85	0.88	0.85	0.84
25	0.84	0.85	0.85	0.86	0.80	0.85	0.83	0.86	0.86	0.83	0.84
30	0.82	0.82	0.83	0.85	0.85	0.85	0.85	0.84	0.85	0.85	0.84
35	0.86	0.86	0.85	0.81	0.87	0.85	0.87	0.83	0.85	0.84	0.85
40	0.86	0.84	0.84	0.85	0.85	0.86	0.85	0.87	0.86	0.86	0.85
45	0.86	0.86	0.86	0.85	0.88	0.84	0.87	0.83	0.83	0.84	0.85
50	0.85	0.85	0.86	0.87	0.85	0.85	0.86	0.88	0.85	0.85	0.86
55	0.84	0.80	0.85	0.85	0.86	0.85	0.87	0.87	0.87	0.85	0.85
60	0.83	0.85	0.86	0.82	0.86	0.84	0.85	0.84	0.85	0.84	0.84

Table 7. AUC of models for selecting the loss function and learning rate

Loss function	Learning rate	Run										Avg.
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
MSE	0.005	0.86	0.85	0.87	0.87	0.85	0.85	0.84	0.85	0.86	0.86	0.856
	0.01	0.86	0.85	0.85	0.87	0.85	0.88	0.85	0.86	0.87	0.84	0.858
	0.05	0.87	0.85	0.86	0.85	0.84	0.86	0.84	0.85	0.86	0.85	0.853
	0.1	0.85	0.86	0.86	0.84	0.86	0.82	0.84	0.86	0.85	0.85	0.849
BCE	0.005	0.81	0.79	0.77	0.8	0.79	0.79	0.79	0.8	0.79	0.8	0.793
	0.01	0.82	0.82	0.8	0.82	0.8	0.82	0.81	0.8	0.8	0.81	0.810
	0.05	0.82	0.83	0.82	0.8	0.81	0.8	0.8	0.82	0.81	0.77	0.808
	0.1	0.83	0.8	0.8	0.8	0.82	0.79	0.8	0.79	0.8	0.79	0.802

AUC값을 보였다.

상기에서 언급한 바와 같이 은닉노드 수 50개, MSE 손실함수, 학습률 0.01을 최종모델에 적용할 조건으로 결정하였으며, 최종 모델에서 가장 높은 AUC 값을 보이는 결과를 대상으로 가중치 분할법을 적용하였다(Table 8). 가중치분할법 적용 결과, 영향도는 경사(15.67%), 토심(12.96%), 포화함수비(11.69%), 전단강도(11.22%) 순으로 나타났으며, 선별된 주요 영향인자는 로지스틱 회귀분석의 결과와 유사하다. 그러나 인공신경망 분석 결과에서는 인자별 영향도의 차이가 상대적으로 적게 나타나며, 이는 선형적 관계로 접근하는 로지스틱 회귀분석과 비선형적 관계로 접근하는 인공신경망 분석기법의 차이에서 기인한 것으로 판단된다. 검증 데이터를 이용하여 상기 모델의 정확도를 검토한 결과, AUC 값이 0.88로 나타나 매우 양호(Very good)한 결과임을 확인하였다(Fig. 9).

Table 8. Results of artificial neural network analysis

Factor	Influence	Rank
Shear strength	0.112198	4
Lithology	0.103137	6
Soil depth	0.129589	2
Saturated water content	0.116863	3
Specific gravity	0.086337	9
Hydraulic conductivity	0.104165	5
USCS	0.097074	7
Slope	0.15674	1
Elevation	0.093896	8

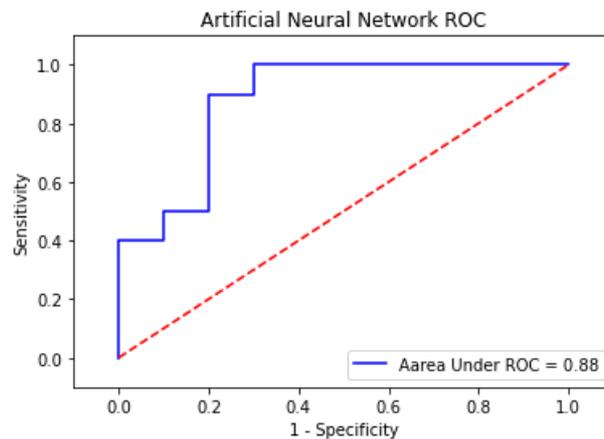


Fig. 9. ROC and AUC graphs of selected artificial neural network analyses.

주요 영향인자 선정

로지스틱 회귀분석의 회귀계수와 인공신경망 분석의 영향도 결과를 취합하면 Table 9와 같다. 토심과 경사는 두 분석기법에서 모두 상위권을 보이지만 분석 방법에 따라 1순위와 2순위가 바뀌어 나타나며, 그 뒤를 잇는 포화함수비, 전단강도는 동일한 순위를 보인다. 비중, 투수계수, USCS, 고도는 분석 방법에 따라 순위 차이를 보이나 영향도가 적기 때문에 작은 편차에도 변동을 보이는 것으로 분석된다. Table 9의 우측 열은 로지스틱 회귀분석의 회귀계수와 인공신경망의 가중치

분할법 결과를 산술평균한 것이며, 최종 결정된 인자별 영향도는 토심(22.39%), 경사(22.17%), 포화함수비(12.68%), 전단강도(12.28%) 순으로 나타났다. 이들을 모두 더하면 약 70%로, 연구지역의 산사태 발생에 영향을 미치는 주요 영향인자들인 것으로 분석된다.

Table 9. Rank of landslide factors by arithmetical average of values from logistic regression analysis and artificial neural network analysis

Factor	Logit	Rank of logit	ANN	Rank of ann	Average	Rank
Shear strength	0.133467	4	0.112198	4	0.122832	4
Lithology	0.024679	6	0.103137	6	0.063908	6
Soil depth	0.318228	1	0.129589	2	0.223908	1
Saturated water content	0.136775	3	0.116863	3	0.126819	3
Specific gravity	0.022539	7	0.086337	9	0.054438	8
Hydraulic conductivity	0.021486	8	0.104165	5	0.062826	7
USCS	0.052705	5	0.097074	7	0.07489	5
Slope	0.286723	2	0.156740	1	0.221731	2
Elevation	0.003397	9	0.093896	8	0.048647	9

*ANN: artificial neural network analysis.

결론

본 연구에서는 현장조사와 실내시험을 통해 취득한 산사태 영향인자들을 대상으로 로지스틱 회귀분석과 인공신경망 분석을 적용하였으며, 각 인자별 영향도를 산정하고 주요 영향인자를 결정하였다. 단계별 분석 과정을 요약하면 아래와 같다.

- (1) 2020년 8월 3일 일강우량 259 mm로 인해 산사태가 다수 발생한 충주시 산척면 송강리 일대를 대상으로 야외지질 조사 및 실내시험을 통해 13개의 산사태 발생 영향인자(암종, USCS, 토심, 포화함수비, 비중, 전단강도, 공극비 및 공극률, 단위중량, 투수계수, 고도, 경사)에 대한 데이터를 획득하였다.
- (2) 취득한 데이터들의 다중공선성 문제를 해결하기 위해 VIF 값이 높은 인자들을 단계별로 하나씩 제거하였으며, 총 9개 인자(전단강도, 암종, 토심, 포화함수비, 비중, 투수계수, USCS, 경사, 고도)가 로지스틱 회귀분석 및 인공신경망 분석에 적용되었다.
- (3) 로지스틱 회귀분석 결과, 영향도는 토심(31.82%), 경사(28.67%), 포화함수비(13.68%), 전단강도(13.35%) 순으로 나타났으며, 도출된 모델에 대한 검증 결과 AUC 값이 0.75로 나타나 양호한(Good) 것으로 판단된다.
- (4) 인공신경망 분석 및 가중치분할법 결과, 영향도는 경사(15.67%), 토심(12.96%), 포화함수비(11.69%), 전단강도(11.22%) 순으로 나타났으며, 도출된 모델에 대한 검증 결과 AUC 값이 0.88로 나타나 매우 양호한(Very good) 것으로 판단된다.
- (5) 각 분석 기법으로 도출된 영향도를 산술평균한 결과, 영향도는 토심(22.39%), 경사(22.17%), 포화함수비(12.68%), 전단강도(12.28%) 순으로 나타났으며, 해당 인자들의 영향도 합계는 약 70%로 분석되어 이들이 연구지역에서 발생한 산사태에 대한 주요 영향인자임을 확인하였다.

사사

이 논문은 충북대학교 국립대학육성사업(2020)지원을 받아 작성되었음.

References

- ASTM D2216-10, 2010, Standard test methods for laboratory determination of water (moisture) content of soil and rock by mass, ASTM International, West Conshohocken, PA, DOI:10.1520/D2216-10.
- ASTM D3080-98, 1998, Standard test method for direct shear test of soils under consolidated drained conditions, ASTM International, West Conshohocken, PA, DOI: 10.1520/D3080-98.
- ASTM D422-63, 2007, Standard test method for particle-size analysis of soils, ASTM International, West Conshohocken, PA, DOI: 10.1520/D0422-63R07E02.
- ASTM D4318-00, 2000, Standard test methods for liquid limit, plastic limit, and plasticity index of soils, ASTM International, West Conshohocken, PA, DOI: 10.1520/D4318-00.
- ASTM D854-10, 2010, Standard test methods for specific gravity of soil solids by water pycnometer, ASTM International, West Conshohocken, PA, DOI: 10.1520/D0854-10.
- Basheer, I.A., Hajmeer, M., 2000, Artificial neural networks: Fundamentals, computing, design, and application, *Journal of Microbiological Methods*, 43(3), 3-31.
- Chae, B.G., Kim, W.Y., Cho, Y.C., Kim, K.S., Lee, C.O., Choi, Y.S., 2004, Development of a logistic regression model for probabilistic prediction of debris flow, *The Journal of Engineering Geology*, 14(2), 211-222 (in Korean with English abstract).
- Chae, B.G., Seo, T.S., 2010, Suggestion of an evaluation chart for landslide susceptibility using a quantification analysis based on canonical correlation, *Economic and Environmental Geology*, 43(4), 381-391 (in Korean with English abstract).
- Choi, J.S., 2000, *Modern statistical analysis using SPSS Ver 10*, Bogdoo Publish, 514p (in Korean).
- Choi, J.W., Lee, S., Min, G.D., Woo, I., 2004, Landslide susceptibility mapping and verification using the GIS and bayesian probability model in Boun, *Economic and Environmental Geology*, 37(2), 207-223 (in Korean with English abstract).
- Choi, S.W., Park, H.N., Jung, S.G., 1997, A study on landslide using geographic information system in the western part of Puye area, *Research Institute for Basic Science Kongju National University*, 6, 69-81 (in Korean with English abstract).
- Chung, W.G., Lee, S.Y., 2007, A study on the forecasting of the apartment price index using artificial neural networks, *Housing Studies*, 15(3), 39-64 (in Korean with English abstract).
- Coulomb, C.A., 1776, *Essai sur une application des regles de maximis et minimis quelques problemes de statique, relatits a la architecture*, *Memoires de Mathematique de la Academie Royale de Science*, 7, 343-387.
- Garson, G.D., 1991, Interpreting neural-network connection weights, *AI Expert*, 6(4), 46-51.
- Hazen, A., 1892, *Experiments upon the purification of sewage and water at the Lawrence experiment station*, 24th Annual Report, Massachusetts State Board of Health, 910p.
- Jang, D.H., Park, N.W., Chi, K.H., Kim, M.K., Chung, C.J., 2004, Landslide susceptibility analysis in the Boeun area using a GIS-based bayesian prediction model, *Journal of the Korean Geomorphological Association*, 11(3), 13-23 (in Korean with English abstract).
- Jeong, K.S., 2018, Application of artificial neural network model to an analysis of the factors affecting the intention of the vulnerable class to move to Hangbok Housing in Incheon, *Housing Studies*, 26(3), 55-78 (in Korean with English abstract).
- Jeong, M., Choi, H., Choi, J., 2020, Analysis of change detection results by UNet++ models according to the characteristics of loss function, *Korean Journal of Remote Sensing*, 36(5-2), 929-937 (in Korean with English abstract).

- Jo, Y.C., Chea, B.G., Kim, W.Y., Chang, T.W., 2007, A modified logistic regression model for probabilistic prediction of debris flow at the granitic rock area and its application; landslide prediction map of Gangreung area, *Economic and Environmental Geology*, 40(1), 115-128 (in Korean with English abstract).
- Jo, Y.J., 2018, Big data SPSS latest analysis techniques, Hannarae Publishing Company, 168p (in Korean).
- Joo, G., Park, C., Im, H., 2020, Performance evaluation of machine learning optimizers, *Journal of Institute of Korean Electrical and Electronics Engineers*, 24(3), 766-776 (in Korean with English abstract).
- Kang, W.P., Murai, H., Omura, H., Ma, H.S., 1986, On the determination of slope stability to landslide by quantification (II), *Journal of Korean Society of Forest Science*, 75(1), 32-37 (in Korean with English abstract).
- Kang, W.P., Woo, B.M., 1985, Studies on the landslide disasters occurred in Munhyon-dong on July 5, 1985, *Journal of Korean Society of Forest Science*, 70(1), 77-83 (in Korean with English abstract).
- Kim, J.Y., Park, H.J., 2013, A comparative study of Fuzzy relationship and ANN for landslide susceptibility in Pohang area, *Economic and Environmental Geology*, 46(4), 301-312 (in Korean with English abstract).
- Kim, M.K., Kim, S.P., Nho, H.J., Sohn, H.G., 2017, Landslide susceptibility mapping by comparing GIS-based spatial models in the Java, Indonesia, *Surveying and Geo-Spatial Information Engineering*, 37(5), 927-940 (in Korean with English abstract).
- Kim, S.E., Seo, I.W., 2017, A study on the improvement of generalization accuracy of artificial neural network modeling using factor analysis and cluster analysis: Application to flow and water quality prediction, *Water for Future*, 50(6), 31-40 (in Korean).
- Kim, Y.J., Kim, W.Y., Yu, I.H., 1992, GIS technology for analysing regional geologic hazards (Landslides), *The Journal of Engineering Geology*, 2(2), 131-140.
- Kim, Y.J., Kim, W.Y., Yu, I.H., 1993, Analysis of regional geologic hazards using GIS, *The Journal of Korean Society for Geospatial Information Science*, 1(1), 89-94 (in Korean with English abstract).
- Kim, Y.J., Kim, W.Y., Yu, I.H., Park, S.H., Baek, J.H., Lee, H.W., 1991, Analysis of regional geologic hazards using Geographic Information System, *Korean Journal of Remote Sensing*, 7(2), 165-178 (in Korean with English abstract).
- Kim, Y.J., Yu, I.H., Kim, W.Y., Lee, S., Sin, E.S., Song, M.Y., 1996, A GIS technique to evaluate landslide activity, *The Journal of Geographic Information System Association of Korea*, 4(1), 83-92 (in Korean with English abstract).
- KMA (Korea Meteorological Administration), 2020, KMA weather data service open MET data portal, Retrieved from <https://data.kma.go.kr/data/grnd/selectAsosRltmList.do?pgmNo=36&tabNo=1>.
- Koo, H.B., Koo, J.D., 1995, Landslide data base system using GIS technology, *The Journal of Geographic Information System Association of Korea*, 3(1), 89-90 (in Korean with English abstract).
- Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J., Neter, J., 2004, *Applied linear regression models*, 4th ed., McGraw-Hill Education, 701p.
- Lee, I.M., 1987, A stochastic numerical analysis of groundwater fluctuations in hillside slopes for assessing risk of landslides, *Journal of the Korean Geotechnical Society*, 3(4), 41-54.
- Lee, M.J., Lee, S.R., Jeon, S.W., 2012, Landslide hazard mapping and verification using probability rainfall and artificial neural networks, *Journal of the Association Geographic Information Studies*, 15(2), 57-70 (in Korean with English abstract).
- Lee, S., Lee, M.J., Won, J.S., 2005, Landslide susceptibility analysis and verification using artificial neural network in the Kangneung area, *Economic and Environmental Geology*, 38(1), 33-43 (in Korean with English abstract).
- Lee, S., Oh, H.J., 2019, Landslide susceptibility prediction using evidential belief function, weight of evidence and artificial neural network models, *Korean Journal of Remote Sensing*, 35(2), 229-316 (in Korean with English abstract).
- Lee, S., Ryu, J.H., Min, K.D., Won, J.S., 2000, Landslide susceptibility analysis using artificial neural networks, *Economic and Environmental Geology*, 33(4), 333-340 (in Korean with English abstract).
- Lee, S.W., 1979, Studies on the causal factors of landslides on limestone soils in Pyeongchang-kun, *Research Reports of*

- Agricultural Science and Technology, 6(2), 125-133 (in Korean with English abstract).
- Lee, W.Y., 2018, Determination method of hyperparameters based on HS algorithm for design of optimal convolutional neural network, Chung-Ang University, 1-3 (in Korean with English abstract).
- Lee, Y.J., Park, G.A., Kim, S.J., 2006, Analysis of landslide hazard area using logistic regression analysis and AHP (Analytical hierarchy process) approach, The Journal of the Korean Society of Civil Engineers, 26(5D), 861-867 (in Korean with English abstract).
- Li, L., Kim, H.L., Jun, K.S., Choi, M.H., 2016, Estimation of river discharge using satellite-derived flow signals and artificial neural network model: Application to Imjin river, The Journal of Korea Water Resources Association, 49(7), 589-597 (in Korean with English abstract).
- Ma, S.K., 1979, Environmental interpretation on soil mass movement spot and disaster dangerous site for precautionary measures -in Peong Chang Area-, Journal of Korean Society of Forest Science, 45(1), 11-25 (in Korean with English abstract).
- Mckelvey, R.D., Zavoina, W., 1975, A statistical model for the analysis of ordinal level dependent variables, Journal of Mathematical Sociology, 4(1), 103-120.
- Muthén, B.O., 1984, A general structural equation model with dichotomous, ordered categorical, and continuous latent variable indicators, Psychometrika, 49(1), 115-132.
- NGII (National Geographic Information Institute), 2019, Digital topographic map, Retrieved from <http://map.ngii.go.kr/ms/map/NlipMap.do>.
- Oh, H.J., 2010, Landslide detection and landslide susceptibility mapping using aerial photos and artificial neural networks, Korean Journal of Remote Sensing, 26(1), 47-57 (in Korean with English abstract).
- Park, B.S., Yeo, S.C., 1971, Explanatory text of the geological map of Korea: Moggye sheet, Geological Survey of Korea, 24p.
- Park, S.J., 2014, Generality and specificity of landforms of the Korean peninsula, and its sustainability, Journal of the Korean Geographical Society, 49(5), 656-674 (in Korean with English abstract).
- Park, Y.G., 1965, Studies on the land slide, The Journal of The Korean Society of Agricultural Engineers, 7(1), 43-48 (in Korean with English abstract).
- Quan, H.C., Lee, B.G., Cho, E.I., 2008, Landslide susceptibility analysis in Jeju using artificial neural network (ANN) and GIS, Journal of the Environmental Sciences, 17(6), 679-687 (in Korean with English abstract).
- Quan, H.C., Lee, B.G., Lee, C.S., Ko, J.W., 2011, The landslide probability analysis using logistic regression analysis and artificial neural network methods in Jeju, Journal of the Korean Society for Geospatial Information Science, 19(3), 33-40 (in Korean with English abstract).
- Rao, V.B., Rao, H.V., 1993, C++ neural network and fuzzy logic, Management Information, 408p.
- Ro, K.S., Jeon, B.J., Jeon, K.W., 2015, Induction wall influence review by debris flow's impact force, Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation, 15(2), 159-164 (in Korean with English abstract).
- Ryu, J.H., Lee, S., Won, J.S., 2002, Weight determination of landslide factors using artificial neural networks, Economic and Environmental Geology 35(1), 67-74 (in Korean with English abstract).
- Ryu, S.G., 2008, Effects of multicollinearity in logit model, Journal of Korean Society of Transportation, 26(1), 113-126 (in Korean with English abstract).
- Sidle, R.C., Ziegler, A.D., Negishi, J.N., Nik, A.R., Siew, R., Turkelboom, F., 2006, Erosion processes in steep terrain— Truths, myths, and uncertainties related to forest management in Southeast Asia, Forest Ecology and Management, 224, 199-225.
- Šimundić, A.M., 2009, Measures of diagnostic accuracy: Basic definitions, The Journal of the International Federation of Clinical Chemistry and Laboratory Medicine, 19(4), 203-211.

- Song, C.H., Lee, J.S., Kim, Y.T., 2021, Analysis of landslide susceptibility using deep neural network, *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, 21(3), 141-150 (in Korean with English abstract).
- Song, Y.S., Jo, Y.C., 2013, A study on the possibility of landslide damage in the construction section of railway tunnel, *Journal of the Korean Geosynthetics Society*, 12(2), 17-24 (in Korean).
- Urmi, R.B.R., Al, M., Jang, D.H., 2020, Life risk assessment of landslide disaster in Jinbu area using logistic regression model, *Journal of the Korean Geomorphological Association*, 27(2), 65-80.
- Woo, B.M., 1984, Landslide disaster countermeasures in Korea, *Journal of Korean Society of Forest Science*, 63(1), 51-60 (in Korean with English abstract).
- Woo, C.S., Kwon, H.J., Lee, C.W., Kim, K.H., 2014, Landslide hazard prediction map based on logistic regression model for applying in the whole country of South Korea, *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, 14(6), 117-123 (in Korean with English abstract).
- Yang, A., Park, H.D., 2021, Comparison of landslide susceptibility assessments using logistic regression with a study site extent scale, *Journal of The Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers*, 58(2), 87-99 (in Korean with English abstract).
- Yang, I.T., Chun, K.S., Lee, S.Y., 2005, The application of GIS and AHP for landslide vulnerable estimation, *Journal of Industrial Technology, Kangwon National University*, 25, 47-54 (in Korean with English abstract).