연구논문

연구지역 규모에 따른 로지스틱 회귀를 이용한 산사태 위험도 평가 결과 비교

양아란¹ · 박형동^{2,3*}

¹한국공간정보통신 주임, ²서울대학교 에너지시스템공학부 교수, ³서울대학교 에너지자원신기술연구소 겸임연구원

Comparison of Landslide Susceptibility Assessments Using Logistic Regression With a Study Site Extent Scale

Aran Yang¹ and Hyeong-Dong Park^{2,3*}

¹Assistant Manager, Korea Spatial Information & Community Co. Ltd.

²Professor, Department of Energy Systems Engineering, Seoul National University

³Adjunct Researcher, Research Institute of Energy and Resources, Seoul National University

***Corresponding Author.** Hyeong-Dong Park, hpark@snu.ac.kr, Department of Energy Systems Engineering, Seoul National University, Seoul, Korea

Received

9 February 2021

Final version Received

22 March 2021

Accepted

27 April 2021

Abstract

To verify the effect of the spatial extent scale of a study area on the assessment of landslide susceptibility, three spatial extents were set for the Gyeongnam province. The landslide susceptibility results for each scale were compared using logistic regression. Twelve influencing factors and a landslide inventory map constructed from landslide occurrence information from 2010 to 2018, collected through media such as news, reports, satellite images, and aerial images, were used. The results verified that discontinuous factors with different distributions, such as lithology and soil type, have a greater influence on the difference in the results according to the scale of change. The area under the curve (AUC) value decreased as the spatial scale increased due to a variance increase in the data distribution.

Key words : Landslide susceptibility, Logistic regression, Spatial extent, GIS

요약

본 연구는 연구지역의 공간적 규모가 산사태 위험도 평가 결과에 미치는 영향을 확인하기 위해 경남 지역에 세 가지 규모의 연구지역을 설정하고 각 규모별로 로지스틱 회귀를 사용한 산사태 위험도 평가를 수행하여 그 결과를 비교하였다. 본 연구에서는 산사태 위험도 평가에 빈번히 사용되는 12개 인자를 사용하였으며 뉴스, 보고서, 위성영상, 항공 영상 등 매체를 통해 수집한 2010년부터 2018년까지의 산사태 발생 정보를 사용하여 산사태 인벤토리 맵을 구축하였다. 로지스틱 회귀를 통한 분석 결과, 암종, 토양 종류와 같이 규모에 따라 분포가 상이하며 연속성이 없는 인자가 산사태 위험도 평가 결과에 영향을 미칠 수 있다는 점과 규모가 커짐에 따라 자료 분포의 분산 증가로 AUC(Area Under Curve) 값이 작아짐을 확인하였다.

주요어 : 산사태 위험도, 로지스틱 회귀, 공간 규모, 지리정보시스템

서 론

한국의 산사태는 산지가 발달한 한반도의 지형적 특징으로 인하여 도시, 농어촌을 불문하고 전국에서 발생하여 인명과 재산상의 피해를 일으킨다는 점에서 많은 관심이 필요하다. 국내 광산 역시 주로 산지에 분포하므로 인공 사면 절취, 산림 벌채로 인해 산사태 발생에 취약할 가능성이 크고, 광산 생산물이나 광산 폐기물로 인해 산사태 발생시 규모, 유해성, 재산면에서 피해가 극심할 수 있다는 점에서 산사태에 대한 주의가 필요하다.

한국에서의 산사태 발생은 장마, 태풍으로 인한 집중호우가 산사태 촉발요인으로 작용해 주로 여름철에 집중되어 있다. 앞으로 기후변화에 의한 집중호우, 태풍 발생 빈도가 늘어나 산사태 발생이 더욱 증가할 것으로 예상된다(Haque *et al.*, 2019). 실제로 한국의 산사태 연평균 피해 면적은 231 ha(1980년대), 350 ha(1990년대), 713 ha(2000년대)로 증가하는 양상을 보였다(Lee *et al.*, 2014). 2010년대엔 10년간 평균 산사태 피해 면적이 226 ha에 그쳤지만 2011년 서울 서초 우면산 산사태와 강원 춘천 신복읍 천전리 산사태로 인해 100명 이상의 대규모 사상자가 발생하여 산사태에 대한 경각심이 높아졌다. 최근 2020년 여름 이례적 폭우로 인해 전국에 최초로 산사태 경보가 발령되었으며 피해 면적이 1,231 ha에 달하여 산사태 예방에 대한 중요성이 강조되고 있다(Ministry of Economy and Finance, 2020).

산사태로 인한 피해를 줄이기 위해선 산사태 위험지역을 추정하여 산사태 발생을 예방하는 것이 가장 중요하다. 따라서 산사태 위험도 추정에 관한 연구가 국내외 다수 진행되고 있다(Kim *et al.*, 1992; Kim *et al.*, 1998; Lee *et al.*, 2002; Oh, 2010; Shin and Lee, 2018). 산사태 위험도 평가는 과거 산사태 발생 정보와 산사태 영향 인자 간의 상관관계를 다양한 방법론을 통해 평가하는 과정을 통해 이뤄진다(Dai *et al.*, 2002). 각 자료의 유형과 공간 규모에 따른 분포 경향, 분산 정도, 상대적 해상도와 같은 공간적 자료 특성은 비공간적 자료와 달리 공간적 상호관계를 가져 분석 결과의 질과 직결되는 속성이기 때문에 공간자료 특성의 영향력에 대한 분석이 필요하다. 산사태 영향 인자가 연구 규모 변화에 민감하게 반응하며 특정 지역에서 산사태 발생과 더 밀접히 관련되어 있다면 산사태 위험도 평가 대상 지역이 확대될 경우 영향 인자와 위험도 간의 상관관계가 약화된 결과가 도출될 것이다.

기존 연구의 경우 노천광산 사면, 광산 지역 일대와 같은 특수 지역, 읍면, 시군구, 전국 단위 등 다양한 공간 규모에서 산사태 위험성 평가 연구(Choi *et al.*, 2009; Koo *et al.*, 2018; Lee and Kim, 2012; Lee *et al.*, 2006; Xu *et al.*, 2011)가 수행되었으나 연구 규모와 분석 결과의 상관관계에 대

한 고려는 부재하였다. 해상도 측면의 공간 규모에 관한 연구는 수행된 사례(Dragičević *et al.*, 2015; Chang *et al.*, 2019)가 존재하나 자료의 질과 분석 결과에 대한 연관성에만 초점을 맞춰진 연구였다.

본 연구에서는 경남 지역에 대한 산사태 발생 정보를 수집하고 이를 산사태 인벤토리 맵으로 구축하여 산사태 영향 인자와의 상관성 분석의 종속 인자로 사용하였다. 경남 지역 내에서 연구지역 규모 별 비교를 위해 연구지역을 시군 단위, 복수 시군 단위, 도 단위로 설정하였으며 로지스틱 회귀를 사용하여 산사태 위험도를 평가하였다. 규모별 결과를 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선과 SCAI(Seed Cell Area Index)를 통해 검증하고 비교함으로써 산사태 위험도 평가 시 연구지역 공간 규모가 미치는 영향을 확인하고자 한다.

연구 대상 지역

산림청의 2001년부터 2019년까지 시도별 산사태 통계 자료에 따르면 행정구역 면적 대비 피해 면적이 가장 큰 것은 경남 지역으로 전체 면적 중 0.177%가 산사태로 인한 피해를 입었다(Table 1). 도 권역 중 인구 밀도가 가장 높은 경남에서 발생하는 산사태는 인명 피해, 재산 손실로 이어질 가능성이 크다.

Table 1. Landslide area in Korea (2001-2019) (Landslide Information System)

City/ Province	Area(a) (ha)	Landslide area(b) (ha)	ratio (b/a) (%)
Seoul	60,500	92	0.152
Busan	77,000	91	0.118
Daegu	88,400	27	0.030
Incheon	106,300	3	0.002
Gwangju	50,100	1	0.001
Daejeon	54,000	8	0.015
Ulsan	106,200	50	0.047
Sejong	46,500	0	0.000
Gyeonggi	1,018,800	506	0.050
Gangwon	1,682,800	2074	0.123
Chungbuk	740,800	291	0.039
Chungnam	822,900	124	0.015
Jeonbuk	806,900	877	0.109
Jeonnam	1,234,400	291	0.024
Gyeongbuk	1,903,300	1030	0.054
Gyeongnam	1,054,000	1863	0.177
Jeju	1,850	-	-

Table 3. Study area for each extent scale

Extent scale	Location	Symbol	Landslide area (ha)
1; City	Sancheong	SC	34.50
2; Multiple cities	Sancheong + Hamyang + Jinju	SHJ	64.26
3; Province	Gyeongnam	GN	79.00

약 14%이다. Table 2는 경남 내 수집된 산사태 정보의 시군 별 개수와 면적을 나타낸다. 수집된 자료에서 산사태 피해 면적과 발생 수는 각각 산청군, 함양군이 가장 많았다. 산사태 면적과 분포를 토대로 규모 별로 구체적 연구지역을 선정하였으며 선정된 연구지역은 Table 3과 같다.

세 가지 규모의 연구지역은 Fig. 2에 작은 규모부터 큰 규모 순으로 분홍, 초록, 회색으로 표기되어있다. 산청군은 대부분이 산지로 서부에 지리산 천왕봉 일부를 포함하여 전반적으로 고도가 높고 지표 기복이 심한 지역이다. 함양군은 남부에 지리산 일부를 포함하며 북부에도 산지가 발달해있다. 진주시는 도시를 동서로 가로지르는 강이 흐르고 호수가 발달해 상대적으로 평야가 발달한 특징을 갖는다.

산사태 영향 인자

산사태 위험도 평가에서 독립 인자인 산사태 영향 인자는 크게 지형학적 인자, 수문학적 인자, 교통 관련 인자, 지질학적 인자, 토양 관련 인자, 산림 관련 인자, 토지 사용 관련 인자로 분류할 수 있다(Lee, 2019). 본 연구에서는 산사태 위험도 평가에 빈번하게 사용되는 인자 중심으로 다양한 유형의 인자를 선정하여 연구에 활용하였다. 지형학적 인자로서 고도(DEM), 경사, 경사 방향, 곡률 유형, TPI (Topographic Position Index), 수문학적 인자로서 누적 흐름량과 수계까지의 거리, 교통 관련 인자로서 도로까지의 거리, 암석의 강도, 구조, 불연속면이 산사태 위험성에 미치는 영향(Park *et al.*, 2018)을 반영하기 위해 지질학적 인자로서 단층까지의 거리와 암종 자료를 사용하였으며 토양 관련 인자로서 토양 종류, 토지 사용 관련 인자로서 토지 피복, 총 12개 인자를 활용하여 분석을 진행하였다(Fig. 3, Fig. 4). 산림 관련 인자의 경우는 산사태 정보 수집 기간 동안의 산림 벌채 면적이 303,432 ha로 취득 가능한 산림 관련 자료에 별목으로 인한 변화가 반영되지 않았음을 확인하여 불확실성을 배제하기 위해 본 연구에서는 활용하지 않았다. 국토지리정보원의 등고선(1:5,000) 자료를 사용해 ArcGIS 10.3 소프트웨어 공간처리를 통해 경남 지역에 대해 DEM(해상도 10 m)을 구축하였으며 DEM으로부터 동일 해상도 경사, 경사 방향을 획득하였다. 곡률 유형(해상도 30 m), TPI(해상도 30 m), 누적 흐름량(해상도 30 m),

수계까지의 거리(해상도 30 m), 도로까지의 거리(해상도 30 m), 단층까지의 거리(1:50,000), 암종(1:1,000,000) 자료는 지오 빅데이터 오픈 플랫폼을 통해 제공되는 한국지질자원연구원 자료를 활용하였다. 토양 종류(1:50,000) 자료는 국가 수자원관리종합정보시스템(WAMIS), 토지 피복(1:50,000) 자료는 환경지리정보서비스를 통해 취득하여 활용하였다. 모든 자료는 10 m×10 m 격자 래스터 자료로 변환 후 ASCII 형태로 가공되었다.

로지스틱 회귀

산사태 인벤토리 맵과 산사태 영향 인자 12개 사이의 상관관계를 분석해 연구지역에 대한 산사태 위험도를 추정하기 위해 로지스틱 회귀를 사용하였다. 로지스틱 회귀는 최근 산사태 위험도 평가 연구에 가장 활발히 사용되는 방법론(Lee, 2019)으로 일반적 선형 회귀에 적절한 연결 함수를 더함으로써 연속형, 범주형 독립 변수 모두에 적용 가능하며 정규 분포를 따르지 않는 변수에도 적용할 수 있다는 장점을 갖는다(Lee and Pradhan, 2007).

산사태 위험도 분석의 종속 변수는 산사태 위험도 혹은 발생 가능성(p)으로 로지스틱 회귀에서는 Eq. 1과 같이 표현할 수 있다. 식 (1)은 z에 대한 함수이며 0과 1 사이 값을 갖는 S 모양 함수로 로지스틱 함수 혹은 시그모이드 함수라고 불린다. 로지스틱 함수는 p에 대한 승산(p/1-p)의 로그 변환의 역함수로 독립 변수의 선형 조합(z)과 이진적인 종속 변수를 연결 짓는다(식 (2)).

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

$$z = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n = \log\left(\frac{p}{1-p}\right) \quad (2)$$

p: landslide susceptibility

z: linear combination of landslide influencing factors

a_i: coefficient, n: the number of landslide influencing factors

Fig. 3. Landslide influencing factor maps in Gyeongnam. (a) digital elevation mode (DEM) (b) Slope (c) Aspect (d) Curvature type (VX-convex $\cap$, CV-concave $\cup$, S-straight) (e) Flow accumulation (f) topographic.

Fig. 4. Landslide influencing factors maps in Gyeongnam. (a) Distance to river (b) Distance to road; and (c) Distance to fault (d) Lithology (e) Soil type (f) Land cover.

로지스틱 회귀는 주어진 자료에 대해 최적 상수 a_0 와 n 개 독립 변수의 계수 a_i ($i = 1, 2, \dots, n$)을 구해 적합한 모델을 추정한다. 본 연구에서는 주피터 노트북 환경에서 Python 기반 패키지인 scikit-learn을 활용해 로지스틱 회귀 모델을 구축하였다. 추후 검증을 위해 산사태 인벤토리 맵의 산사태 발생 정보의 70%를 사용하여 로지스틱 회귀 분석을 수행하였다. 규모별 상수 및 산사태 영향 인자에 대한 계수는 Table 4와 같다.

Table 4의 상단의 7개 인자(고도, 경사, TPI, 누적 흐름량, 수계까지의 거리, 도로까지의 거리, 단층까지의 거리)는 연

속형 변수로 해당 변수의 계수로 곱해지고 5개의 범주형 변수는 유형에 따라 해당 유형값과 계수가 곱해져 Eq. 2 연산에 활용되며 변수의 선형조합에 로지스틱 함수를 적용함으로써 산사태 위험도를 추정하게 된다.

로지스틱 회귀 모델의 계수는 훈련 자료에 대한 오차를 최소화하는 값으로 산정되어 훈련 과정, 횟수 등 조건에 따라 가변하는 수치이기 때문에 그 자체에 대한 정량적 해석에 유의할 필요가 있으며 본 연구에서는 각 모델의 산사태 영향 인자별 계수에 따라 승산(p/1-p)에 미치는 영향 정도를 비교하였다.

Table 4. Coefficients of logistic regression for each study extent scale

Factors	SC	SHJ	GN	Factors	SC	SHJ	GN
Constant	-0.8833	-1.6169	-1.1828	1	-	-0.0099	-0.0084
DEM	0.0026	0.0025	0.0033	7	-	-0.0032	-0.1886
Slope	-0.0529	-0.0288	-0.0254	8	2.3715	1.4760	1.3475
TPI	-0.1040	-0.0690	-0.0926	9	-0.0687	-0.0403	-0.0255
Flow acc.	2.0E-06	1.0E-07	2.0E-06	10	-	-	-0.9607
Dist. to river	-0.0245	-0.0047	-0.0109	13	-0.1606	-0.0475	-0.0179
Dist. to road	-0.0026	-0.0017	-0.0019	15	-	-	-0.0019
Dist. to fault	-0.0001	-2.9E-05	-0.0002	19	-	0.6942	1.1118
Flat	-0.4309	-1.0959	-0.8781	21	-0.5475	-0.6748	-0.4539
N	0.2309	-0.2022	-0.0954	22	-0.8132	-0.8322	-0.5673
NE	0.1255	-0.5330	-0.1120	27	-0.9589	-1.0814	-0.9399
E	-0.7451	-0.4726	-0.3260	29	-	-0.8786	-0.8486
Aspect	SE	-0.4746	-0.1746	33	-0.1502	-0.0071	0.1995
S	-0.2822	-0.1328	-0.2170	35	-0.1261	-0.0732	-0.0363
SW	0.1495	0.3836	0.3056	38	-	-0.0329	-0.0138
W	0.4048	0.4680	0.3579	41	-0.4296	-0.1059	0.2211
NW	0.1388	0.1425	0.1524	0	-	-	-0.0016
VX/VX	-0.2005	-0.3720	-0.1504	1	-0.2422	-0.2911	-0.2191
VX/CV	0.0082	0.0157	-0.0267	2	-0.1473	-0.3371	-0.1814
VX/S	0.3000	0.1409	0.1768	3	-0.3105	-0.4631	-0.4307
Curv.t	CV/VX	-0.2643	-0.3695	4	-0.1646	-0.2150	0.0639
ype	CV/CV	-0.0664	-0.1006	5	-	-	-0.0004
CV/S	-0.0394	-0.1005	0.0042	6	-0.0843	-0.1476	-0.2521
S/VX	-0.0390	-0.1905	-0.1917	7	-0.0932	-0.0047	-0.0558
S/CV	-0.0354	-0.1445	-0.0081	8	-0.0647	-0.0716	-0.0965
S/S	-0.5465	-0.4958	-0.5648	9	-	-0.0007	-0.0026
city	-0.0180	-0.0809	-0.2017	11	-	-	-0.0067
farm	-0.6935	-1.1492	-0.8939	12	-	-	-0.0116
forest	0.0650	-0.1541	0.1877	13	-	-	-0.0132
field	-0.0633	-0.1592	-0.1263	14	0.1917	0.2390	0.6004
wetland	-0.0298	-0.0453	-0.0454	15	0.0891	-0.2048	0.0082
badland	-0.0480	0.0900	-0.0289	16	-0.0020	-0.0332	-0.0189
water	-0.0958	-0.1182	-0.0744	17	-0.0241	-0.0332	0.0370
				49	-0.0313	-0.0538	-0.6019

Fig. 5. Exponential of coefficients for each variable.

로지스틱 모델에서 연속형 변수의 경우 변숫값이 1 증가 할 때 승수는 자연 상수에 대해 해당 변수의 계수 승만큼 배가 된다. 범주형 변수의 경우엔 변수가 특정 범주에 속할 때 자연 상수에 대해 해당 범주 변수와 타 범주 변수의 계수 사이 차를 거듭제곱한 것이 승수비가 된다. 각 규모의 로지스틱 모델을 비교하기 위해 연속형 변수의 계수와 범주형 변수에서 계수 간 차의 최댓값을 각각 자연 상수의 지수로 취해 Fig. 5와 같이 도시하였다. 연속형 변수에 있어서 계수의 변화는 크게 두드러지지 않아 각 모델에서 연속형 변숫값의 변화에 따라 승수는 비슷한 정도로 변화할 것이다. 반면 경사 방향에 대해서는 중간 규모에서 승수의 변화가 상대적으로 클 수 있다. 곡률 유형의 경우엔 규모별 모델에 따라 승수 변화 정도의 차이는 작다. 토양 유형은 규모가 커질수록 해당 모델에서 토양 유형 별 승수 변화가 크고 토지 피복은 중간 규모에서 차이가 상대적으로 크다. 암종이 규모에 따른 범주 간 승수의 차이가 가장 극심하며 산청 규모에서 암종에 따라 상이한 산사태 위험도가 계산될 수 있을 것이다. 규모에 따른 차이는 연속형 변수에 비해 범주형 변수가 크다.

해당 모델을 활용해 각 연구지역의 산사태 위험도를 도

Fig. 6. Landslide susceptibility map by logistic regression for each extent scale. (a) Sancheong (b) Sancheong+Hamyang+Jinju (c) Gyeongnam.

Fig. 7. Landslide susceptibility of past landslide sites for each extent scale. (a) aerial image in 2003 (National Territorial Information Platform, 2021) (b) Landslide susceptibility of SC scale (c) Landslide susceptibility of SHJ scale (d) Landslide susceptibility of GN scale.

시한 결과는 Fig. 6과 같으며 계수로부터 추정된 바와 같이 TPI, 누적 흐름량, 암종 등이 산사태 위험도에 대한 영향력이 강한 모델임을 확인할 수 있다. 산청 중심부 쥐라기 혹은 모 화강암 분포 지역의 경우 연구 규모가 커짐에 따라 해당 암종 분포 지역의 산사태 위험도가 주변부와 상이한 정도가 약화됨이 확인된다. 이는 연구 규모가 커질수록 자료가 상이하게 변화하는 변수가 산사태 위험도 추정 결과에 미치는 영향이 크게 미칠 수 있음을 시사한다. 큰 규모로 산사태 위험도를 추정할 경우 특정 지역에 작용하는 산사태 영향 인자의 영향력이 감소할 수 있음을 유의하여야 한다.

Fig. 7은 산청 북부에서 2001년~2003년 사이 발생한 산사태에 대해 규모별 산사태 위험도 추정 결과를 도시한 것이다. 산사태 위험도가 높은 곳을 공통적으로 추정하나 규모가 커질수록 추정의 급격한 변화가 감소함이 확인된다. 특히 지도상의 좌상단부의 경우엔 경남 규모로 산사태 위험도를 평가했을 때 작은 규모에 비해 위험도가 드러나지 않는 차이가 있다. 해당 위치는 산청군 천지사 인근으로 2011년~2012년경 산사태가 발생한 것으로 추정된다(Fig.

Fig. 8. Aerial image of the 2012 landslide in Sancheong (National Territorial Information Platform, 2021).

8). 광역적으로 산사태 위험도 연구를 진행할 경우 산사태 영향 인자의 범주가 확대됨에 따라 과소평가될 수 있는 위험지역에 대한 유의가 필요하다. 다른 관점에서는 작은 규모 산사태 연구에서 해당 지역 산사태 특성이 편중되어 과적합 될 수 있는 결과에 유의해야 한다.

검증 및 토의

산사태 위험도에 대한 규모 별 로지스틱 회귀 모델을 검증과 비교를 위해 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선과 SCAI(Seed Cell Area Index)를 사용하였다. 산사태 연구에서 ROC 곡선은 산사태 위험도 평가의 검증을 위해 널리 사용(Yilmaz, 2009; Pradhan and Lee, 2010; Akgun, 2012)되는 방법이며 SCAI는 Süzen와 Doyuran (2004)에 의해 제안된 검증 방법으로 두 방법 모두 복수 모델 성능에 대한 비교가 가능하다는 장점이 있다.

규모별 로지스틱 모델에 의해 생성된 산사태 위험도 지도 자료를 ROC 곡선으로 도시한 것은 Fig. 9와 같다. 곡선 하부 면적인 AUC(Area Under Curve)가 클수록 상위 산사태 위험도에 산사태 발생이 많음을 의미하며 좋은 모델이라 해석할 수 있다. AUC는 산청, 경남 서부(산청, 함양, 진주), 경남 순으로 높았으며 규모가 커질수록 AUC가 감소하는 것은 연구지역에 포함되는 산사태가 늘어나며 이와

연계된 영향 인자의 분산이 커진 결과로 볼 수 있다. 상위 10% 산사태 위험도 내에서 산청 지역에 대한 모델은 전체 산사태 중 95%를 추정하며 경남 서부는 92%, 경남은 약 80% 산사태를 포함함을 알 수 있다. 그보다 낮은 산사태 위험도에서는 경남 서부에 대한 모델이 조금 더 빠르게 누적 산사태 수 100%에 수렴함이 확인된다. 산사태 위험도 평가는 산사태 발생 이력 자료에 영향을 많이 받기 때문에 산사태 발생 이력 자료의 질과 양에 따라 결과가 변동할 수 있으나 일반적으로 산사태 위험도 평가를 수행할 때 큰 규모일수록 공간적 자료 분산에 따른 AUC 감소를 고려해야 하며 산사태에 대한 지질학적, 지반공학적인 지식과 더불어 해당 지역 산사태 영향 인자의 특성에 대한 고려가 강조될 필요가 있다.

SCAI를 통해 ROC 곡선보다 상대적으로 세부적인 비교 확인이 가능하다. SCAI는 위험도 범주에 따른 산사태 비중과 면적 비중의 비로 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$SCAI_i = \frac{\% \text{ of area in class } i \text{ of landslide susceptibility}}{\% \text{ of landslide in class } i \text{ of landslide susceptibility}} \quad (3)$$

위험할수록 SCAI가 낮고 안전할수록 SCAI가 높아야 이상적 산사태 위험도 추정이라고 해석된다. 본 연구 결과의 SCAI는 Table 5와 같다. 전반적으로 모든 규모의 결과가 이상적인 SCAI 결과를 보이며 낮은 위험도에서는 경남 규모 모델이 더 이상적이라고 높은 위험도에서는 산청 규모 모델이 더 이상적이라고 추정된다. 큰 규모 연구지역에 대한 산사태 위험도 평가 결과가 보다 공간적으로 변화가 급변하지 않은 위험도 분포를 보이며 작은 규모에 대한 연구 결과는 과거 산사태와 관련된 영향 인자의 영향을 보다 강하게 받아 위험도가 집중되는 경향을 보인다고 할 수 있다. ROC에서 큰 규모의 연구 결과가 자료 분산의 영향으로 상대적으로 낮은 AUC를 보인 것과 반대로 SCAI에서는 작은 규모의 연구가 과거 산사태 자료의 영향을 강하게 받아 편

Fig. 9. ROC curve of logistic regression for each extent scale.

Table 5. SCAI of landslide susceptibility for each extent scale (class 1-(0 ~ 0.2), class 2-(0.2 ~ 0.4), class 3-(0.4 ~ 0.6), class 4-(0.6 ~ 0.8), class 5-(0.8 ~ 1))

Class	SC			SHJ			GN		
	% area	% landslide	SCAI	% area	% landslide	SCAI	% area	% landslide	SCAI
1	92.99	12.10	7.68	88.30	13.68	6.46	81.18	5.50	14.77
2	3.77	7.11	0.53	7.97	13.31	0.60	11.36	10.16	1.12
3	1.65	9.52	0.17	2.64	21.92	0.12	4.33	13.11	0.33
4	1.05	25.88	0.04	0.94	42.78	0.02	2.12	34.93	0.06
5	0.54	45.39	0.01	0.16	8.31	0.02	1.01	36.31	0.03

중적 경향을 보일 수 있음에 유의해야 한다.

산청 지역에 국한하여 규모별 산사태 위험도의 차를 계산하여 지도 형태로 도시한 것은 Fig. 10과 같다. 산청과 경남 서부 간의 차이에서 규모 변화로 인해 일어나는 산사태 위험도 변화는 주로 암종과 누적 흐름양과 관련되어 있음이 확인되며 산청 규모에서 산사태와 관련한 암종 분포 지역 내 수계가 발달하여 산사태에 취약할 수 있는 영역에 집중되었던 산사태 위험도가 연구지역 규모가 커지며 위험도가 약화되는 경향이 확인된다. 이러한 특성을 염두에 두어 산사태 위험도 평가를 진행할 필요가 있다. 연구지역 규모에 따라 산사태 발생 자료와 영향 인자의 분포가 변화하며 이는 산사태 위험도 평가 시 산사태 위험도 집중도에 영향을 미치며 암종, 토양 종류와 같이 범주 인자이며 이산적으로 지역에 따라 상이하게 분포하는 인자에 대한 유의가 필요하다.

결론

본 연구에서는 로지스틱 회귀를 이용한 산사태 위험도 평가에 있어서 연구지역 규모가 결과에 미치는 영향을 확인하기 위해 경남 지역에 대한 다중 규모 산사태 위험도 평가를 수행하였다. 2010년부터 2018년간 발생한 산사태 정보를 토대로 산사태 인벤토리 맵을 작성하고 12개 산사태 영향 인자를 수집하여 자료를 구축하였다. 산청, 경남 서부(산청, 함양, 진주), 경남 세 규모 연구지역에 대해 각각 로지스틱 회귀 분석을 통해 산사태 위험도를 추정하였으며 ROC 곡선과 SCAI를 통해 결과를 검증하였다. 검증 결과 ROC 곡선에서 산청(96.32%), 경남 서부(산청, 함양, 진주)(96.14%), 경남(93.08) 순으로 AUC가 높게 나타나 연구 규모가 커질 때 위험도 분산 증가가 추정되었다. 반면 SCAI를 통한 검증에서는 경남 규모가 낮은 위험도에서 더욱 이상적인 결과를 보였다. 연구지역 규모에 따라 산사태

Fig. 10. Landslide susceptibility differences between each extent scale in Sancheong. (a) Sancheong-(Sancheong+Hamyang+Jinju) (b) Sancheong-Gyeongnam (c) (Sancheong+Hamyang+Jinju)-Gyeongnam.

위험도 추정 결과의 분포 특성이 다르게 나타나므로 연구 지역과 영향 인자 선정에 이를 고려해야 한다.

본 연구 결과는 경남 지역 산사태 위험도를 추정하여 해당 지역 산사태 대책 수립에 활용될 수 있으며 산사태 연구 지역, 영향 인자 선정에 참고가 될 수 있다는 점에서 의의가 있다. 후속 연구로써 타 방법론의 적용, 연구지역 규모의 세 부화, 영향 인자별 민감도 분석을 통해 연구 내용 발전이 가능하다.

사 사

본 연구는 산업통산자원부 지원 한국에너지기술평가원의 인력양성사업(No. 20204010600250) 기금으로 수행되었으며 이에 감사드립니다.

References

- Akgun, A., 2012. A comparison of landslide susceptibility maps produced by logistic regression, multi-criteria decision, and likelihood ratio methods: a case study at İzmir. *Turkey Landslides*, 9(1), p.93-106.
- Chang, K.T., Merghadi, A., Yunus, A.P., Pham, B.T., and Dou, J., 2019. Evaluating scale effects of topographic variables in landslide susceptibility models using GIS-based machine learning techniques. *Scientific Reports*, 9(1), 12296.
- Choi, Y., Park, H.D., Sunwoo, C., and Jung, Y.B., 2009. Application of Fuzzy Theory and AHP to Evaluate the Slope Instability at Pasir Open Pit Coal Mine, Indonesia. *Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineering*, 46(1), p.45-60.
- Dai, F.C., Lee, C.F., and Ngai, Y.Y., 2002. Landslide risk assessment and management: an overview. *Engineering Geology*, 64, p.65-87.
- Dragičević, S., Lai, T., and Balram, S., 2015. GIS-based multi-criteria evaluation with multiscale analysis to characterize urban landslide susceptibility in data-scarce environments. *Habitat International*, 45, p.114-125.
- Haque, U., da Silva, P.F., Devoli, G., Pilz, J., Zhao, B., Khaloua, A., Wilopo, W., Andersen, P., Lu, P., Lee, J., Yamamoto, T., Keellings, D., Wu, J.H., and Glass, G.E., 2019. The human cost of global warming: Deadly landslides and their triggers (1995-2014). *Science of the Total Environment*, 682, p.673-684.
- Kim, W.Y., Lee, S., Kim, K.S., and Chae, B.G., 1998. Landslide types and susceptibilities related to geomorphic characteristics - Yeoncheon-Chulwon area -. *The Journal of Engineering Geology*, 8(2), p.115-130.
- Kim, Y.J., Kim, W.Y., and Yu, I.H., 1992. GIS technology for analyzing regional geologic hazards (Landslide). *The Journal of Engineering Geology*, 2(2), p.131-140.
- Koo, Y.H., Kim, S.M., Oh, M.C., and Park, H.D., 2018. Landslide Risk Assessment at the Gumdeok Mine in North Korea using Satellite Images and GIS Spatial Data. *Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineering*, 55(4), p.259-271.
- Landslide Information System, 2021.01.28, <https://sansatai.fo rest.go.kr/>
- Lee, C.W., Woo, C.S., Kim, D.Y., Chung, S.H., and Koo, K.S., 2014. *Understanding Landslides for Public Safety and National Territorial Preservation*, National Institute of Forest Science, Seoul, Korea, 71p.
- Lee, H. and Kim, G., 2012. Landslide risk assessment in Inje using logistic regression model. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, 30(3), p.313-321.
- Lee, J.D., Yeon, S.H., Kim, S.G., and Lee, H.C., 2002. The application of GIS for the prediction of landslide-potential areas. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies*, 5(1), p.38-47.
- Lee, S. and Pradhan, B., 2007. Landslide hazard mapping at Selangor, Malaysia using frequency ratio and logistic regression models. *Landslides*, 4(1), p.33-41.
- Lee, S., 2019. Current and future status of GIS-based landslide susceptibility mapping: a literature review. *Korean Journal of Remote Sensing*, 35(1), p.179-193.
- Lee, Y. J., Park, G. A., and Kim, S. J., 2006. Analysis of landslide hazard area using logistic regression analysis and AHP (Analytical Hierarchy Process) approach. *Journal of The Korean Society of Civil Engineers D*, 26(5D), p.861-867.
- Ministry of Economy and Finance, 2020. *Participatory Budget Discussion Report for Forest Disaster Prevention and Recovery*, Sejong, Korea, 11p.
- National Territorial Information Platform, 2021.01.28, <http://map.ngii.go.kr/>
- Oh, H.J., 2010. Landslide detection and landslide susceptibility mapping using aerial photos and artificial neural networks. *Korean journal of remote sensing*, 26(1), p.47-57.
- Park, S.J., Lee, C.W., Lee, S., and Lee, M.J., 2018. Landslide Susceptibility Mapping and Comparison Using Decision Tree Models: A Case Study of Jumunjin Area, Korea. *Remote Sensing*, 10(10), 1545.
- Pradhan, B. and Lee, S., 2010. Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling.

- Environmental Modelling & Software*, 25(6), p.747-759.
- Shin, H.W. and Lee, S.G., 2018. Comparison of landslide susceptibility analysis considering the characteristics of landslide trigger points. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, 36(2), p.59-66.
- Süzen, M.L. and Doyuran, V., 2004. A comparison of the GIS based landslide susceptibility assessment methods: multivariate versus bivariate. *Environmental Geology*, 45(5), p.665-679.
- Xu, Z., Kwak, H., Lee, W.K., Park, T., Kwon, T.H., and Park, S., 2011. Assessment of landslide on climate change using GIS. *Journal of Climate Change Research*, 2(1), p.43-54.
- Yilmaz, I., 2009. Comparison of landslide susceptibility mapping methodologies for Koyulhisar, Turkey: conditional probability, logistic regression, artificial neural networks, and support vector machine. *Environmental Earth Sciences*, 61(4), p.821-836.

양 아 란

2019년 서울대학교 공과대학 에너지지원
공학과 공학사
2021년 서울대학교 공과대학 에너지시스
템공학부 석사

현재 한국공간정보통신 사업본부 주임
(E-mail: yaran2@snu.ac.kr)

박 형 동

1988년 서울대학교 공과대학 자원공학과
공학사
1990년 서울대학교 공과대학 자원공학과
공학석사
1994년 영국 런던대학교 임페리얼 칼리지
지질학과 이학박사

현재 서울대학교 공과대학 에너지시스템공학부 교수
(E-mail: hpark@snu.ac.kr)