

제3기 퇴적암 및 화산암 분포지의 산사태 예측모델

채병곤^{1)*} · 김원영¹⁾ · 나종화²⁾ · 조용찬¹⁾ · 김경수¹⁾ · 이춘오¹⁾

¹⁾한국지질자원연구원 지질환경재해연구부, ²⁾충북대학교 정보통계학과 · 기초과학연구소

A Prediction Model of Landslides in the Tertiary Sedimentary Rocks and Volcanic Rocks Area

Byung-Gon Chae^{1)*} · Won-Young Kim¹⁾ · Jong-Hwa Na²⁾
Yong-Chan Cho¹⁾ · Kyeong-Su Kim¹⁾ · Choon-Oh Lee¹⁾

¹⁾Geological and Environmental Hazards Div., Koea Institute of Geoscience and Mineral Resources

²⁾Dept. of Inform & Statistics & Institute for Basic Science Research, Chungbuk Nat'l Univ

이 연구는 제3기 퇴적암과 화산암이 분포하는 지역의 자연사면에서 발생하는 토석류 산사태를 예측하고자 로지스틱 회귀분석(logistic regression analysis)을 이용하여 예측모델을 개발한 것이다. 통계적 방법을 이용한 산사태 예측모델 개발을 위해 산사태 자료는 경북 포항지역에서 1998년 발생한 산사태를 대상으로 수집하였다. 로지스틱 회귀분석의 기본 특성을 고려하여 현장조사 및 실내토질시험은 산사태 발생지점 전체와 임의로 선택한 미발생 지점을 대상으로 실시하였다. 산사태 발생에 영향을 미치는 인자는 로지스틱 회귀분석을 실시하여 최종적으로 6개 영향인자를 선정하였다. 이들 6개 인자는 지형요소 2개와 지질요소 4개로 구성되어 있다. 개발된 모델은 신뢰성 검증을 수행한 결과 90% 이상의 예측률을 확보한 것으로 나타났다. 이 모델을 바탕으로 기존에 제시된 변성암 및 화강암 분포지에서의 산사태 예측모델과 함께 지질특성을 고려한 산사태 발생의 가능성을 확률적·정량적으로 예측할 수 있게 되었다.

주요어: 제3기 퇴적암, 토석류 산사태, 로지스틱 회귀분석, 산사태 예측모델, 산사태 발생

This study developed a prediction model of debris flow to predict a landslide probability on natural terrain composed of the Tertiary sedimentary and volcanic rocks using a logistic regression analysis. The landslides data were collected around Pohang, Gyeongbuk province where more than 100 landslides were occurred in 1998. Considered with basic characteristics of the logistic regression analysis, field survey and laboratory soil tests were performed for both slided points and not-slided points. The final influential factors on landslides were selected as six factors by the logistic regression analysis. The six factors are composed of two topographic factors and four geologic factors. The developed landslide prediction model has more than 90% of prediction accuracy. Therefore, it is possible to make probabilistic and quantitative prediction of landslide occurrence using the developed model in this study area as well as the previously developed model for metamorphic and granitic rocks.

Key words : Tertiary sedimentary rocks, Debris flow, Logistic regression, Landslide prediction model, Landslide occurrence

* Corresponding author: bgchae@kigam.re.kr

서 론

국내에서 발생하는 산사태는 대부분 토석류(debris flow)에 해당하며, 7, 8월에 집중되는 호우에 기인되는데 우리나라의 연 평균 강수량 1,200mm 중의 절반 이상이 7, 8월에 집중되고 최근 3~4년간 경기도 일대에서 측정된 강우자료에 의하면 2~3일간에도 최대 600mm 이상이 기록된 바도 있다(김원영 외, 2003). Olivier et al.(1994)은 24시간 동안의 강우량이 연 평균 강수량의 20%를 초과할 경우 대형 산사태가 일어날 수 있다고 보고한 바 있다. 그러나, 집중강우가 산사태의 가장 직접적인 원인이지만 동일강우 지역 내에서 지질요소의 특성에 따라 산사태 발생빈도와 양상이 달라진다(千木良, 1997; Dikau et al., 1996). 그러므로, 산사태 발생을 예측하기 위해서는 지질요소별 특성을 파악하고 그에 적합한 산사태 예측모델을 설정할 필요가 있다.

이 연구에서는 국내 산사태의 대부분을 차지하는 토석류의 발생예측을 위해 그동안 수행되어온 지질종류별 산사태 예측모델 개발의 일환으로(김원영 외, 2000; 채병곤 외, 2004), 제3기 퇴적암 및 화산암 분포지에서 발생한 81개의 토석류 산사태를 대상으로 산사태 예측모델을 개발하였다. 제3기 퇴적암은 다른 시기의 암석에 비해 연약한 암석으로 분류될 수 있으며, 특히 점토광물이 주요한 성분을 차지하고 있어 암석 자체의 물리적·화학적 특성에 따른 산사태 발생 여부가 다른 종류의 암석과 차이가 있을 것이다. 이를 감안해 이 연

구는 제3기 퇴적암 및 화산암 분포지에서의 산사태 발생 영향인자를 선별하고 인자별 가중치를 고려한 산사태 예측모델을 개발하여 제시하고자 한다.

연구지역

퇴적암 중 연약지층에 해당하는 제3기 퇴적암 및 화산암 지역에서의 산사태 예측모델을 설정하기 위해 경북 포항 일대를 중심으로 연구를 수행하였다. 이 지역은 1998년 산사태가 집중적으로 발생하여 피해가 상당히 발생하였다. 이 연구에서 사용한 표본수는 총 123개로서 당시 발생한 산사태 중 81개의 산사태 자료와 42개의 산사태 미발생 지점 자료를 이용하여 예측모델을 개발하였다.

변수설명

Table 1은 포항지역에서 산사태 발생(목표변수)에 영향을 미치는 23개 조사항목(입력변수)을 정리한 것이다. 분석에 사용될 총 23개의 변수 중 4개는 지형관련, 10개는 지질관련, 나머지 9개는 물성관련 변수로 구성되어있다.

Table 1. Variables for the logistic regression analysis (* : categorical variable)

Target variable	*Landslides (Target, 1: occurred 0: not occurred)	
Input variable	Geology & Topography (4)	*Lithology, Elevation Slope direction, Slope angle
	Soil Property (10)	Gravity, Moisture, Void ratio, Porosity, Degree of saturation, Wet density, Saturation density, Dry density, *USCS, Permeability
	Engineering property (9)	Liquid limit, Plastic limit, Plasticity index, Gravel percentage, Sand percentage, Silt and clay percentage, Cohesion, Friction angle, Montmorillonite

기초자료분석

기초통계량

Table 2와 Table 3는 포항 지역에서 관측한 81 개체

에 대한 정보를 요약한 것이다. 암질은 대부분 이암 (mudstone)으로 구성되어 있으며 USCS는 대체로 'SC'와 'SW-SC'로 구성되어 있다. 나머지 연속형 변수들에 대한 평균, 분산, 최대값, 최소값은 Table 2를 통해 확인 할 수 있다.

Table 2. Basic statistics of categorical variables

Variable		Frequency (N)	Percentage (%)
Lithology	Mudstone	77	95.06
	Tuff	4	4.94
USCS	SC	31	38.27
	SP-SC	5	6.17
	SW	4	4.94
	SW-SC	41	50.62

Table 3. Basic statistics of numeric variables

Variable	Frequency (N)	Average	Standard deviation	Min. value	Max. value
*Elevation	81	96.219	48.578	37.20	340.00
*Slope angle	81	27.691	17.453	3.00	80.00
Gravity	81	2.582	0.039	2.49	2.65
*Moisture	81	28.618	6.116	11.30	48.41
*VoidRatio	81	1.236	0.251	0.60	2.00
*Porosity	81	73.477	7.016	43.08	87.64
*DegSaturation	81	60.808	11.784	26.17	90.79
WetDensity	81	1.500	0.140	1.18	1.96
*SatDensity	81	1.717	0.081	1.50	1.99
*DryDensity	81	1.170	0.131	0.84	1.62
Permeability	81	0.205	0.504	0.00048	2.52
LiquidLimit	81	31.269	4.367	22.00	43.68
PlasticLimit	81	16.847	2.372	11.25	22.45
PlasticityIndex	80	14.398	3.998	2.46	27.01
*Gravel	81	4.755	5.494	0.07	23.96
*Sand	81	84.019	6.023	67.61	94.00
Silt/clay	81	11.237	4.705	0.94	22.56
Cohesion	81	0.046	0.023	0.007	0.12
*FricAngle	81	35.570	2.263	31.44	41.22
Montmorillonite	26	8.081	9.298	0.00	36.90

Table 3에서 *표시가 된 변수는 아래의 유의수준 5%에서의 T-검정 결과 유의한 변수를 나타낸다. 유의한 정도를 나타내는 구체적인 수치는 Table 4와 같다.

T-검정

각 변수 별로 산사태가 발생된 그룹과 발생하지 않은 그룹 간에 평균을 비교한 결과 Table 4와 같이 Elevation, Slope angle, Moisture, Void ratio, Porosity, Degree of saturation, Saturation density, Dry density, Gravel, Sand, Friction angle이 유의수준 5%에서 유의한 변수로 나타났다. 이는 산사태 발생여부에 따라 각 유의한 변수들의 평균 차이가 나는 것을 의미한다.

로지스틱 회귀모형

산사태 발생여부(목표변수, Target)에 영향을 미치는 입력변수의 영향을 도형화하기 위해 로지스틱회귀분석을 실시하였다. (로지스틱 회귀분석은 목표변수가

이진형인 경우에 적합한 회귀분석으로 알려져 있다.)

분석에 이용된 자료는 총 81 개체 중 Lithology가 tuff로 관측된 4 개체를 제외한 77 개체이며 Table 1에 제시된 23개의 입력변수와 산사태 발생 여부를 관측한 목표변수를 사용하여 분석하였다.

조사된 23개의 변수를 이용한 최적의 회귀분석의 결과는 Table 5와 같다. 이 결과는 선행분석과 지질학적 판단기준을 바탕으로 불필요한 변수를 미리 제거하고, 나머지 변수들에 대해 모든 가능한 회귀의 결과를 바탕으로, 전진선택법과 후진제거법을 통한 변수선택 순서 등을 종합적으로 고려하여 최종적으로 선택된 모형이다. 이 모형에는 총 6개의 입력변수가 포함되었으며, 그 가운데 지형변수가 2개(Elevation, Slope angle), 지질변수가 3개(Porosity, Dry density, Permeability) 그리고 물성변수가 1개(Friction angle)로 나타나고 있다. 특히, 앞의 T-검정에서도 가장 유의한 것으로 판명된 slope angle 변수가 가장 영향이 큰 변수로 선택되었다.

Table 4. Result of T-test (5% of significance level)

Effective variables	Elevation (0.0355), Slope angle (<0.0001), Moisture (<0.0001), Void ratio (0.0020), Porosity (0.0006), Degree of saturation (0.0464), Saturation density (0.0012), Dry Density (0.0011), Gravel (0.0029), Sand (0.0008), Friction angle (<0.0001)
Not effective variables	Gravity (0.4330), Wet density (0.1774), Permeability (0.0526) Liquid limit (0.3602), Plastic limit (0.5184), Plasticity index 0.4998) Silt/clay (0.4614), Cohesion (0.6344), Montmorillonite (0.4090)

Table 5. Result of logistic regression analysis

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-square	Pr > Chi-square
Intercept	1	0.6099	279.40	0.00	0.9983
Slope angle	1	1.4143	1.7418	0.66	0.4168
DryDensity	1	-2.9086	146.20	0.00	0.9841
Elevation	1	-0.1216	0.3377	0.13	0.7188
FricAngle	1	-1.1961	9.0672	0.02	0.8950
Permeability	1	-8.0495	23.902	0.11	0.7363
Porosity	1	0.3206	3.5182	0.01	0.9274

위의 결과로부터 구해진 로지스틱 회귀모형은 다음과 같이 표현된다. 산사태가 일어날 확률의 추정치를 \hat{P} (산사태가 일어날 확률)라 하자.

$$\begin{aligned} \text{logit}(p) \quad (\text{또는 } = \log [p/(1-p)]) \\ = 0.6099 + 1.4143 \cdot \text{Slope angle} \\ - 2.9086 \cdot \text{DryDensity} - 0.1216 \cdot \text{Elevation} \\ - 1.1961 \cdot \text{FricAngle} - 8.0495 \cdot \text{Permeability} \\ + 0.3206 \cdot \text{Porosity} \end{aligned} \quad (1)$$

위 식은 다시 아래와 같이 표현될 수 있다.

$$p = 1/[1 + \exp\{-\text{logit}(p)\}] \quad (2)$$

또는

$$p = \frac{\exp\{\text{logit}(p)\}}{[1 + \exp\{\text{log}(p)\}]} \quad (3)$$

위의 식으로부터 우리는 특정지역의 산사태 발생 가능성을 다음과 같이 예측할 수 있다. 예를 들어, 원자료에서 산사태가 발생한(Target=1) 것으로 조사된 MAP-ID가 PH-02 인 지역에서의 산사태 발생확률은 위의 모형으로부터 약 99.9%인 것으로 추정될 수 있다 (Table 6).

(계산과정)

$$\begin{aligned} \text{logit}(p) = 0.6099 + 1.4143 \cdot 30 \\ - 2.9086 \cdot 1.13 - 0.1216 \cdot 54.8 \\ - 1.1961 \cdot 34.11 - 8.0495 \cdot 1.23E-03 \\ + 0.3206 \cdot 77.52 = 17.2216 \end{aligned}$$

따라서

$$\begin{aligned} p = \exp(17.2216)/[1 + \exp(17.2216)] \text{이다.} \\ = 0.999 \end{aligned}$$

위의 결과에서 알 수 있듯이 로지스틱 회귀분석의 가장 큰 장점은 주어진 입력변수 값에 대해 산사태가 일어날 확률을 직접 수치로 추정할 수 있다는 점이다. 또 하나의 장점은 모형에 포함된 입력변수의 효과를 통해 특정한 변수의 효과를 다음의 방법으로 산출해 낼 수 있다. 즉, 위의 식 (1)로부터 오즈(odds)라 불리는 $p/(1-p)$ 의 값을 추정할 수 있다.

$$p/(1-p) = \exp\{\text{식 (1)의 우변}\} \quad (4)$$

이 값은 중요한 해석적 의미를 가지는데, 예를 들어 오즈($p/(1-p)$)의 값이 2라 함은 발생할 가능성이 그렇지 않을 가능성에 비해 2배 높다는 것을 의미하며, 오즈가 $1/4=0.25$ 라 함은 그 반대의 경우로 해석 될 수 있다.

즉, 위의 식 (4)로부터 각 입력변수가 한 단위 증가할 때 마다 산사태가 발생할 오즈(odds)가 \exp (회귀계수의 추정치) 만큼 높아지는 것을 알 수 있다. 이 경우 해당변수를 제외한 나머지 입력 변수값은 동일한 것으로 전제한다. 이들 입력 변수들의 효과를 요약하면 Table 7과 같다.

예를 들어, 입력변수 slope angle 의 경우, 다른 변수 값들이 일정할 때 slope angle이 1단위 증가할 때 마다 산사태가 발생할 오즈는 4.114배 증가한다고 볼 수 있으며, Porosity의 경우는 1.378배 증가한다. 단, 변수별로 1단위의 의미가 측정단위에 따라 달라질 수 있으므로 해석 시 유의할 필요가 있다.

참고로, Table 7에서 언급한 오즈의 증가분은 다른 변수 값들이 모두 일정하다고 가정할 때, 변수 X의 값이 한 단위 증가할 때 오즈(odds)의 변화량(이를 오즈비(odds ratio)라고도 함)을 나타내는 것으로 다음 식으로부터 구해진다. 즉, $p(x) = P\{\text{산사태 발생} | X=x\}$ 이라 할 때,

Table 6. Observation data and inference result of landslide occurrence at PH_02 position

MAP-ID	Elevation	Slope angle	Porosity	Dry density	Permeability	Friction angle	Target	Inference
PH-02	54.8	30	77.52	1.13	1.23E-03	34.11	1 (Occurred)	0.999

$$\begin{aligned} \text{오즈비} &= (x+1 \text{ 일 때의 오즈}) / (x \text{ 일 때의 오즈}) \\ &= [p(x+1) / \{1-p(x+1)\}] / [p(x) / \{1-p(x)\}] \quad (5) \\ &= \exp(\text{회귀계수의 추정값}) \end{aligned}$$

으로 주어진다.

로지스틱 판별분석

위에서 구해진 로지스틱 회귀식을 이용하여 각 개체별로 산사태가 발생할 확률이 얼마인지를 알 수 있다. 만약 해당개체로부터 추정된 확률 값이 0.5(분류 기준값) 보다 크면, 산사태가 일어날 가능성이 더 높으므로 산사태가 일어나는 것으로 판단하고, 0.5 보다 작은 경우는 산사태가 일어나지 않는 것으로 판정 할 수 있다. 즉, 로지스틱 회귀분석을 통해 산출되는 확률의 추정 값(이를 사후확률이라고도 함)으로부터 Table 8 과 같은 정오분류표(confusion matrix)를 얻을 수 있

다. 편의상 산사태 발생여부에 대한 분류 기준값으로 0.5를 선택하였으나, 이는 분석목적이나 자료의 성격에 따라 다른 값으로 대체될 수도 있으며, 어떠한 분류 기준값이 적절한가에 대한 연구는 후술하기로 한다.

Table 8은 추정된 회귀모형이 자료를 얼마나 정확하게 분류해 내는가를 나타내는 것으로, 모형에 대한 성능을 평가하는 잣대가 될 수 있다. 즉, 위의 분류표로부터 대각선에 나타난 수치(37, 40)은 추정된 회귀모형으로부터 제대로 분류된 경우를 말하며, 반대방향의 자료(0, 0)은 오분류(missclassification)한 경우의 정보를 나타낸다. 예를 들어, 대각선상의 자료들의 합이 동일한 경우는 모형의 효과가 전혀 없음을 나타낸다.

본 자료의 경우 위의 표에서도 알 수 있듯이 100%의 정확도로 자료가 분류되었음을 알 수 있다. 전체적인 모형의 성능을 나타내는 정분류율(accurate rate)(또는 정확도, accuracy)과 산사태가 발생한 경우를 제대로 분류한 민감도 및 발생 하지 않은 경우를 제대로 분류한 특이도가 모두 100%인 것으로 나타난다. 이는 자료의 수가 적고, 조사된 자료들 역시 발생지역과 미

Table 7. Increase of odds for each input variable

Input variable	Increase of odds (unit: times)
Slope angle	4.114
Dry density	0.055
Elevation	0.886
Friction angle	0.302
Permeability	0.000
Porosity	1.378

Table 8. Confusion matrix of the results of logistic regression analysis

Observed results \ Inference result	Occurred (Target=1)	Not occurred (Target=0)	Total
	Occurred (Target=1)	37	
Not occurred (Target=0)	0	40	40
합계	37	40	77

발생 지역에 따라 입력변수의 값이 크게 차이가 나는 자료들로 구성되어 있기 때문이다. 이러한 차이는 앞서 분석한 Table 4의 T-검정 결과에도 나타나 있으며, 따라서 좀 더 정밀한 분석을 위해서는 자료의 수를 늘임과 함께 폭넓은 지역에서의 조사가 필요하다고 생각된다. 따라서 이후의 분석 결과에 대해서는 다소 신중할 필요가 있다고 생각된다.

토 의

앞서 분석한 로지스틱 판별분석에서 적합된 모형의 성능을 비교하기 위해 사용되었던 사후확률에 대한 분류기준값(threshold)의 설정에 대해 자세히 알아보고자 한다. 이 분석은 앞서 분석에서 사용한 산사태 발생여부의 분류기준값(0.5)을 달리 하였을 때 모형의 성능을 비교해 봄으로써, 좀 더 현실적인 분류기준값을 제시하는데 그 목적이 있다. 물론, 0.5 라는 분류기준값도 나름의 의미를 가지고 있으나, 좀더 보수적 관점에서 산사태여부에 대한 판단을 필요로 하는 경우라면 좀더 큰 사후확률에 대한 분류기준값이 필요하리라 생각된다.

Fig. 1은 앞 절에서 분석된 포항자료에 대한 로지스틱 회귀모형으로부터 분류기준값의 변화에 따른 모형의 성능을 나타내는 그림이다. 3개의 면곡선 가운데 앞에서부터 차례대로 정분류율, 민감도, 특이도를 나타낸다. 이 값들은 모두 큰 값을 가질수록 적합된 모형의

성능이 좋은 것으로 해석될 수 있다. 그러나 아래의 그림에서도 나타나듯이 주어진 분류기준값에서 이 3개의 값은 동시에 커질 수가 없다. 따라서 이 3개의 값이 동시에 적절한 수준 이상이 되도록 분류 기준값을 정하는 것이 가장 타당할 것이다.

Fig. 1을 살펴보면 거의 전 범위에 걸친(0.05~0.95) 분류 기준값의 변화에 따라 모형의 성능에 차이가 없음을 알 수 있다. 이러한 현상은 모형의 분류능력이 뛰어나기 때문에 각 자료에 대해 산사태 발생에 대한 사후 확률이 아주 작거나 큰 값으로만 추정되기 때문이다. 즉 사후확률의 분포가 0에 가깝거나 1에 가까운 양극단의 값만 취하기 때문에 분류기준값의 선택에 관계없이 모형의 성능이 좋음을 나타낸다. 이런 현상은 주로 퇴적암 지형으로 구성된 포항지역에 대한 산사태여부에 대한 판단이 분류기준값의 크기에 관계없이 안정적임을 뜻한다. 연구지역 자료의 경우에는 위의 그림으로부터 분류 기준값에 따른 모형의 성능과악이 충분하므로 구체적인 값을 나타내는 표는 생략한다. 다만 연구지역 자료에 대한 적정 분류 기준값의 폭을 좁히기 위해서는 폭넓은 범위에서 사후확률이 추정될 수 있도록 좀 더 광범위한 자료에 대한 조사가 선행되어야 할 것이다.

결 론

본 연구에서는 산사태 발생에 영향을 미치는 독립

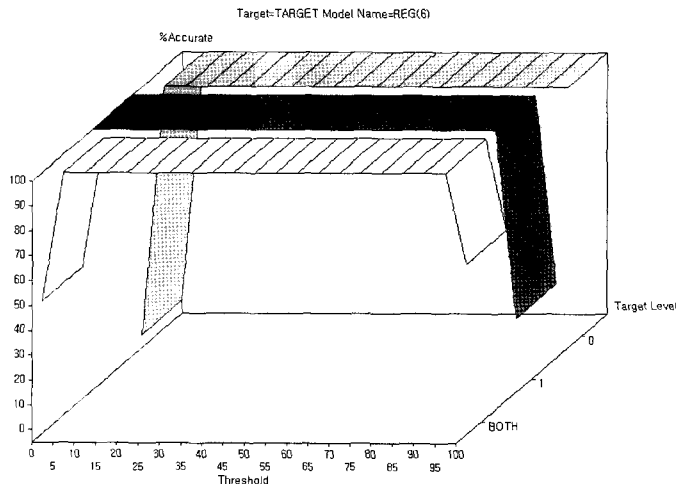


Fig. 1. The efficiency of the logistic model dependant on grouping threshold.

변수(입력변수)들의 효과를 모형화(modelling)하고, 이를 이용한 산사태 발생에 대한 분류(classification) 및 예측(prediction) 방법을 제시하였다. 먼저, 로지스틱 회귀 및 판별분석을 통한 수치적 모형화(modelling)를 통해, 새로운 개체에 대해 분류 및 예측을 수행할 수 있는 모형을 도출하였으며, 이 모형을 분석자료에 대해 적용한 결과 100%의 높은 정분류율(또는 정확도, accuracy)을 보였다. 또한 본 연구에서 언급된 정분류율 등에 대한 수치는 새로운 자료에 대한 정확도가 아니라 모형화 과정에 사용된 분석자료 자체에 대한 결과이므로 새로운 자료에 대한 예측시에는 제시된 값들 보다 성능이 다소 떨어질 것으로 해석하는 것이 바람직하다. 앞으로 연구지역 자료에 대한 사후확률에 대한 적절한 분류 기준값은 자료의 수가 적고 불균형적인 문제로 인해 좀더 넓은 범위로부터 조사된 많은 자료가 필요하다.

참고문헌

- 김원영, 채병곤, 김경수, 기원서, 조용찬, 최영섭, 이사로, 이봉주, 2000, 산사태 예측 및 방지기술 연구, 과학기술부, KR-00-(T)-09.
- 김원영, 채병곤, 김경수, 조용찬, 최영섭, 이춘오, 이철우, 김구영, 2003, 산사태 예측 및 방지기술 연구, 과학기술부, KR-03-(T)-03.
- 채병곤, 김원영, 조용찬, 김경수, 이춘오, 최영섭, 2004, 토석류 산사태 예측을 위한 로지스틱 회귀모형 개발, 지질공학, p.211 ~ 222.
- Dikau R., Brunnsden, D., Schrott, L. and Ibsen, M.-L., 1996, Landslide Recognition, John Wiley and Sons, New York, pp.149 ~ 188.
- Olivier, M. Bell, F. G. and Jemy, C. A., 1994, The effect of rainfall on slope failure, with examples from the Greater Durban area, Proceedings 7th intern. Cong. IAEG vol. 3, p.1629-1636.
- 千木良雅弘, 1997, 風化と崩壊, 近未来社, 名古屋, p.49-87.

투 고 일 2004년 10월 22일
 심 사 일 2004년 10월 23일
 심사완료일 2004년 12월 1일

채병곤

한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
 305-350 대전시 유성구 가정동 30

Tel: 042-868-3052

Fax: 042-861-9723

E-mail: bgchae@kigam.re.kr

김원영

한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
 305-350 대전시 유성구 가정동 30

Tel: 042-868-3345

Fax: 042-861-9723

E-mail: kwy@kigam.re.kr

나중화

충북대학교 정보통계학과
 361-763 충북 청주시 흥덕구 개신동 산48

Tel: 043-261-2232

Fax: 043-273-5928

E-mail: cherin@cbu.ac.kr

조용찬

한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
 305-350 대전시 유성구 가정동 30

Tel: 042-868-3059

Fax: 042-861-9723

E-mail: choych@kigam.re.kr

김경수

한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
 305-350 대전시 유성구 가정동 30

Tel: 042-868-3054

Fax: 042-861-9723

E-mail: kks@kigam.re.kr

이춘오

한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
 305-350 대전시 유성구 가정동 30

Tel: 042-868-3131

Fax: 042-861-9723

E-mail: lco@kigam.re.kr