

인공신경망을 이용한 사태물질 이동거리 산정

서용석¹⁾ · 채병곤^{2)*} · 김원영²⁾ · 송영석²⁾

¹⁾충북대학교 지구환경과학과 · 기초과학연구소

²⁾한국지질자원연구원 지질환경재해연구부 산사태재해연구팀

Assessment of Runout Distance of Debris using the Artificial Neural Network

Yong-Seok Seo¹⁾ · Byung-Gon Chae^{2)*} · Won-Young Kim²⁾ · Young-Suk Song²⁾

¹⁾Dept. of Earth & Environmental Sci. & Institute for Basic Science Research,

Chungbuk National University

²⁾Korea Institute of Geoscience and Mineral Resources

본 연구는 우리나라에서 발생하는 산사태 유형의 대부분을 차지하는 토석류 산사태를 대상으로 사면하부로 이동되는 사태물질의 이동거리를 산정하기 위한 기법을 개발하기 위하여 수행되었다. 이를 위하여 최근 산사태가 발생한 지역 중 지질특성이 서로 다른 3개 지역에서 선정한 24개 산사태를 대상으로 사태물질 이동범위의 정밀 현장조사와 토질 실험을 수행하고, 그 결과를 토대로 인공신경망을 적용하여 이동거리 산정기법을 제안하였다. 인공신경망 분석을 위한 입력 자료는 개개 사면의 경사변화율, 원지반 투수계수, 건조밀도, 간극율, 사태물질의 체적, 측정된 확산거리 등 6개 항목이다. 인공신경망을 이용해 도출된 결과는 각 입력치에서 추론율이 우수하게 나타나 대부분 오차율 10%이내에 분포하고, 일부 경우는 오차율 5%와 2%내에 분포하기도 한다. 이는 학습율이 대단히 좋은 것으로 해석될 수도 있으나, 학습 자료가 24개로서 비교적 적은 수이기 때문에 반드시 우수하다고 단정할 수는 없다. 단, 본 연구에서 획득한 입력자료의 분포범위가 전국 3개 지역에 걸친 넓은 범위임을 고려하면 대체로 우수한 추론율이라고 할 수도 있다. 향후 산정결과의 신뢰도를 향상시키기 위해서는 더 많은 자료의 조사 및 해석이 수행되어야 할 것이다.

주요어: 토석류 산사태, 사태물질 이동거리, 인공신경망, 지질특성, 추론율

This study conducted to develop an assessment method of runout distance of debris flow that is a major type of landslides in Korea. In order to accomplish the objectives, this study performed detailed field survey of runout distance and laboratory soil tests using 24 landslides over three pilot sites. Based on the data of the field survey and the laboratory tests, an assessment method of runout distance was suggested using the artificial neural network.

The input data for the analysis of artificial neural network are change rate of slope angle, permeability coefficient of in-situ soil, dry density, void ratio, volume of debris and the measured runout distance. The analyzed results using the artificial neural network show low error rate of inference distributing lower than 10%. Some cases have 5% and 2% of error rates of inferences. The results can be thought as excellent learning rates. However, it is difficult to be accepted as excellent results if it is considered with the results derived using only

* Corresponding author : bgchae@kigam.re.kr

24 landslide data. Therefore, more landslide data should be surveyed and analyzed to increase the confidence in the assessment results.

Key words: debris flow, runout distance of debris, artificial neural network, geologic characteristics, inference rate

서 론

국내에서 발생하는 산사태는 대부분 하절기 장마 또는 태풍 등에 동반되는 집중호우로 인해 발생하는 데, 우리나라의 연 평균 강우량 1,200mm 중의 절반 이상이 7월과 8월에 집중된다. 이때 발생하는 산사태는 대부분 기반암 상부의 미고결층이 붕괴되어 산사면 하부로 빠른 속도로 이동하는 토석류(debris flow) 산사태가 주를 이루는데, 국내 산사태의 90% 이상이 토석류 산사태에 해당한다(김원영 외, 2003; 채병곤 외, 2004 a).

Olivier et al.(1994)는 24시간 동안의 강우량이 연 평균 강우량의 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). 이를 감안하여 최근 국내 지형 및 지질특성에 적합한 산사태 취약성 분석 또는 발생예측을 위한 연구가 수행되어 왔다(김원영 외, 2000; 김원영 외, 2003; 채병곤 외, 2004 a). 이 연구들은 응용통계를 이용하여 산사태 발생원인 및 발생인자를 선정하고, 이를 바탕으로 인자별 가중치 혹은 인자별 등급을 산정하여 산사태 발생 가능성을 예측하고자 하였다. 특히, 지질특성별로 로지스틱 회귀분석을 통해 산사태 발생가능성을 확률로 구해 냄으로써, 과거 산사태 취약성을 정성적·주관적으로 분석하던 것과는 달리 정량적·객관적 산사태 예측이 가능하게 되었다(김원영 외, 2000; 김원영 외, 2003; 채병곤 외, 2004 b).

정확한 산사태 발생예측은 산사태 발생가능성이 높은 지점을 파악하게 됨으로써, 산사태 예방 또는 피해 최소화를 위한 대책적용에 큰 효과를 가져 올 수 있다. 그런데, 모든 산사태가 인간 생활권에 큰 피해를 발생시키는 것은 아니다. 산사태가 발생한 산사면의 지형 특성 및 사태물질의 지질특성에 따라 동일한 규모의 산사태이더라도 사태물질의 이동거리가 서로 다르다.

따라서, 사태물질 이동거리의 차이는 피해규모의 차이와 직결되는 것으로서, 산사태로 인한 피해지역 및 규모를 사전에 파악하기 위해서는 사태물질 이동거리 산정이 필수적이다.

사태물질의 이동특성 및 이동거리에 대한 기존 연구는 현장조사 및 관측에 의한 방법과 실내모형실험의 두 방향으로 구분된다. 현장조사 및 관측에 의한 연구는 대체로 강우량 측정, 간극수압 측정, 지층변위, 사태물질의 분류 및 이동거리 등을 계속하고 이 결과와 지형특성과의 관련성을 분석하여 사태물질의 이동 메카니즘, 속도, 에너지 등을 계산한 후, 지형특성과 물질 종류에 따른 사태물질 이동거리와의 관련성을 찾고자 하였다(奥田 외, 1982; Suwa, 1988; 諏訪와 奥西, 1990; Suwa and Sumaryono, 1995; 諏訪 외, 1997; Iverson, 1997; Sassa, 1998). 그러나, 현장계측의 경우 사태물질 이동과 관련한 여러가지의 인자들이 혼재되어 있기 때문에 각 인자별 중요도 또는 역할을 구분하여 파악하기 어려운 점이 있다. 이와 같은 점을 보완하기 위해 실내모형실험을 통한 사태물질의 이동특성과 이동거리에 대한 연구를 수행하고 있다. 이러한 연구들은 대부분 중형 또는 대형 인공 토조에 다양한 사면 경사 및 물질 특성을 고려한 흙 시료를 채운 후, 인공 강우장치를 통해 여러 강도의 인공강우를 발생시켜 이에 따른 사태물질의 이동특성을 측정·분석한다(森脇, 1984; Moriwaki, 1987; 森脇, 1988; Okura et al., 2002; Wang and Sassa, 2003; Moriwaki et al., 2004).

본 연구는 우리나라에서 발생하는 산사태 유형의 대부분을 차지하는 토석류 산사태를 대상으로 사면하부로 이동되는 사태물질의 이동거리를 산정하기 위한 기법을 개발하기 위하여 수행되었다. 이를 위하여 최근 산사태가 발생한 지역 중 지질특성이 서로 다른 강원도 강릉시 사천지역, 경남 거창군 가북지역 그리고 경남 함양군 마천지역 등 3개 지역을 대상으로 사태물질 이동거리를 실제 측정하였다. 현장조사 시 산사태 발생지역 내에서 인근 산사태에 간섭받지 않고 독립적으로 발달하는 산사태만을 선정하여 정밀 현장측정

을 수행한 후 지질특성별 사태물질 규모와 이동거리의 차이를 분석하였다. 특히, 산사태 지역의 지형특성과 사태물질의 물리적 특성을 면밀히 검토하였다. 그 후, 사태물질의 이동거리는 지형 및 지질, 그리고 수리특성 등 여러 인자들이 복합적으로 작용하여 결정됨을 고려하여 현장 측정자료를 바탕으로 사태물질의 이동거리를 정량적으로 산정할 수 있는 최적 모델을 인공신경망을 통해 선정하고자 노력하였다.

연구방법

연구지역

사태물질 이동거리 예측을 위한 시범 연구지역의 선정은 비교적 최근에 산사태가 발생하여 산사태 연장은 물론 사태물질의 확산범위 측정이 가능하면서도 사태물질의 물리적 특성이 차별화되는 곳을 대상으로 하였다. 이와 같은 기준을 토대로 강원도 강릉시 사천지역, 경남 함양군 마천지역, 경남 거창군 가북지역을 시범연구지역으로 선정하였다.

강원도 강릉시 사천지역은 2000년도 동해안 대형 산불 발생시 산불피해지역이면서 2002년 태풍 '루사'에 의해 산사태가 집중적으로 발생한 곳으로서, 화강암으로 이루어진 낮은 구릉성 지역이다. 조사지역의 표토와 풍화토층은 화강암 풍화로 인해 전형적인 사질토로 구성되어 있고, 2000년 4월 발생한 대규모 산불로 인해 식생의 피해가 매우 크게 발생했던 곳이다. 이 지역은 사태물질이 사질토로 주로 구성된 완만한 구릉성 지형에서 어떠한 양상으로 거동하고 확산되는지를 파악하기 위해 연구지역으로 선정하였다.

경남 함양군 마천지역은 지리산에 근접한 곳으로서 2003년 태풍 '매미'에 동반된 집중호우 시 대규모 토석류 산사태가 발생한 곳이다. 이 지역은 반려암이 주로 분포하는 곳이며, 지형적인 영향에 의해 산사태 연장이 매우 길고 급경사를 이룬다. 또한, 이 지역은 풍화토층 내에 핵석(corestone)이 잘 발달함이 특징이다. 다른 2개 지역과는 달리 높은 고도와 사면경사가 급한 지형조건이 사태에 미치는 영향을 파악하고, 핵석이 발달하는 지점에서 산사태의 취약성은 물론 핵석, 모래, 실트 등 다양한 입자크기를 갖는 물질들의 확산범위를 해석하고자 연구지역으로 선정하였다.

경남 거창군 가북지역 역시 2003년 태풍 '매미'의 직접 영향권에 속한 곳으로서 현재에도 사태물질이 발생 당시의 형태를 유지하고 있는 곳이므로 연구지역으로 선정하였다. 특히, 산사태 발생 직후 한국지질자원연구원 산사태해제연구팀에 의해 현장조사가 이루어져 발생초기의 중요한 자료들이 확보되어 있다.

현장조사 및 실내시험 방법

본 연구를 위해 전술한 3개 지역에 발달하는 토석류 산사태 중 인접 산사태에 의해 간섭받지 않고 독립적으로 발달하는 26개의 산사태만을 대상으로 정밀조사를 수행하였다. 그 이유는 본 연구의 정확한 결과도출을 위해서는 단일 산사태로 인한 사태물질의 확산범위 자료를 획득하여야 하는 전제조건이 만족되어야 하기 때문이다.

사태물질 이동거리 예측을 위한 연구방법은 야외 정밀조사, 사태물질 특성파악을 위한 현장시험 및 실내 토질시험, GIS 기법을 이용한 지형분석을 통하여 사태물질 이동경로 예측, 인공신경망을 통한 사태물질 이동거리 예측 등으로 구분할 수 있다. 야외 정밀조사는 99km² 면적에 해당하는 3개 연구지역에서 지질분포, 산사태 기하측정, 사태물질 이동경로 및 영향범위 파악, 주요 지점의 사태물질 시료채취 등을 수행하였다. 산사태 기하측정은 기본적으로 산사태 시작부에서 종점부까지 전수조사를 실시하여 단일 산사태에서 각 지점별 사면경사, 폭, 방향을 측정하고, 그 지점에서 사태물질이 깔여나간 깊이 또는 퇴적된 두께를 횡단방향으로 등간격 측정하였다. 이를 통해 사태물질이 하부로 이동된 총연장을 측정할 수 있으며, 단일 산사태의 형태변화와 물질거동 특성을 지형 및 지질조건과 연관시켜 파악할 수 있었다.

사태물질의 물리적 성질과 토질공학적 특성을 파악하기 위해 총 13종의 다양한 시험을 실시하였다. 기본적으로 모든 산사태에서 비교적 등간격으로 원지반 물질의 불교란 시료와 사면하부에 퇴적된 사태물질의 교란시료를 채취하여 원지반과 이동된 사태물질의 특성 차이를 이해하고, 물질특성이 확산범위에 미치는 영향을 파악하고자 하였다. 한편, 핵석과 같이 입자가 큰 사태물질로 구성된 경우처럼 실내시험을 위한 시료채취가 불가능할 경우 현장에서 토층의 밀도측정을 위해 현장밀도시험을 수행하였다(김원영 외, 2004).

야의 정밀조사와 실내토질시험 결과를 바탕으로 한 사태물질 영향범위 산정은 획득한 자료들 간의 매우 복잡한 상호작용에 의해 직관적 또는 결정론적인 방법으로는 거의 불가능하다. 따라서, 이 연구에서는 다양한 인자들 간의 관계를 정립하고 이를 바탕으로 최종결과를 도출해 낼 수 있는 인공지능기법을 활용하였다. 즉, 인공지능 기법을 동원하여 전술한 모든 조사·시험 결과를 사태물질 이동거리 및 영향범위와 연결시켜 연구지역 지형 및 토층 인자들 간의 상호관계를 구명하고, 각 인자별 조건에서의 사태물질 영향범위를 학습시켰다. 이를 바탕으로 어떤 지역의 지형과 토질특성이 주어질 경우 향후 산사태 발생을 대비하여 사태물질의 영향범위를 예측할 수 있는 방법을 개발하고자 하였다.

인공신경망을 이용한 사태물질 이동거리 예측

현장조사 및 실내시험 결과를 토대로 인공신경망을 이용하여 사태물질의 이동거리 예측에 적합한 모델을 선정하기 위하여 조사지역의 산사태 DB에서 획득된 총 26개의 자료 중 현장자료 및 실내시험 분석 자료가 모두 존재하지 않는 1개 지점과, 사태물질이 중도에 퇴적됨으로서 확산 체적이 없는 1개 지점을 제외한 24개 지점의 산사태자료를 이용하여 추론 시뮬레이션을 실시하였다.

계산 모델구조 분석

조사된 산사태 영향인자 중 산사태의 확산에 영향을 가장 크게 미치리라고 판단되는 요소를 6개로 선별하여 최적 인공신경망 모델을 찾기 위한 분석을 실시하였다. 선정된 입력층 요소로는 사면의 경사변화율, 투수계수, 건조밀도, 공극률, 사질 함유량, 사태물질 체적 등 총 6개 요소이며, 출력요소로는 사태물질의 확산범위 1개 요소이다. 검증계산은 입력요소의 차이에 따라 다음과 같이 4가지 그룹으로 구분하여 실시되었다. 즉, 입력요소 중 사질함유량 및 사태물질 체적을 포함한 모델과 제외된 모델이 사용되었다.

· 그룹 A : 경사변화율, 투수계수, 건조밀도, 공극률,

사태물질 체적

- 그룹 B : 경사변화율, 투수계수, 건조밀도, 공극률, 사태물질 체적, 사질 함유량
- 그룹 C : 경사변화율, 투수계수, 건조밀도, 공극률, 사질 함유량
- 그룹 D : 경사변화율, 투수계수, 건조밀도, 공극률

본 시스템에서 사용되는 학습이론은 다층역전파 이론이며 입력층, 은닉층 및 출력층으로 구성되어 있다. 본 신경망이론은 입·출력층, 은닉층의 구조에 따라 학습효율 및 추론능력이 크게 변화되고, 학습에 필요한 학습율, 모멘텀 상수 및 학습횟수 등과 같은 학습인자들에 의해서도 영향을 많이 받는다. 따라서 본 연구에서는 인공지능 학습능률을 좌우하는 학습율은 0.6과 0.9로 변화시켰으며, 모멘텀상수는 0.7로 고정하여 학습을 수행하였다. 모멘텀구조는 은닉층의 개수와 층의 항목수를 2에서 4까지 변화시키면서 추론을 실시하였다.

최적 인공신경망 구조를 선정하기 위하여 본 연구에서 사용된 시뮬레이션 모델을 정리하면 Table 1과 같다. 시험모델의 입력층의 항목수는 그룹별로 4개에서 6개로 다르게 설정하고 출력층의 항목수는 1개(확산길이)로 고정하였다. 그리고 은닉층의 구조를 2층과 3층으로 설정하여 최적 인공신경망을 찾았다.

계산결과 분석

인공신경망 학습의 유효성을 검증하기 위하여, 학습자료로 사용된 총 24조의 현장 조사자료를 대상으로 학습이 완료된 시험모델로부터 수렴경향과 확산범위 값을 재 추론해 보았다. 개별 시험모델로부터 계산된 평균 추론오차율 P_{ave} 는 다음 식으로부터 산정되었다.

$$P_{ave} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i \quad (1)$$

$$P_i = \frac{|R_m - R_i|}{R_m} \times 100 \quad (2)$$

여기서, R_m 은 확산범위 측정치, R_i 는 확산범위 추정치, n 은 추론에 사용된 자료수를 나타낸다. 수렴경향은 평균 추론오차율이 20% 이하일 경우 양호, 20~50%까지를 불량, 50% 초과를 발산으로 분류하였다.

Table 1. Structures of test models and learning constants

GROUP	Model No.	Input layer	Hidden layer	Output layer	Learning constant	Momentum constant	System error
A	1	5	2-2-2	1	0.6	0.7	0.94
	2	5	3-3	1	0.6	0.7	0.79
	3	5	3-3-3	1	0.6	0.7	0.54
	4	5	4-4	1	0.6	0.7	0.14
	5	5	4-4-4	1	0.6	0.7	0.27
B	6	6	2-2-2	1	0.6	0.7	2.14
	7	6	3-3	1	0.6	0.7	0.59
	8	6	3-3-3	1	0.6	0.7	0.92
	9	6	4-4	1	0.6	0.7	0.89
	10	6	4-4-4	1	0.6	0.7	0.19
C	11	5	3-3	1	0.6	0.7	0.97
	12	5	2-2-2	1	0.6	0.7	2.64
	13	5	4-4	1	0.6	0.7	1.36
	14	5	4-4-4	1	0.6	0.7	4.22
	15	5	2-2	1	0.6	0.7	2.04
	16	5	3-3-3	1	0.9	0.7	1.53
	17	5	2-2	1	0.9	0.7	2.98
	18	5	4-4	1	0.9	0.7	1.14
	19	5	3-3	1	0.9	0.7	0.99
D	20	4	3-3-3	1	0.6	0.7	2.54
	21	4	3-3	1	0.6	0.7	1.48
	22	4	2-2-2	1	0.6	0.7	2.07
	23	4	4-4	1	0.6	0.7	0.51
	24	4	3-3	1	0.9	0.7	1.48
	25	4	2-2-2	1	0.9	0.7	1.63
	26	4	2-2	1	0.9	0.7	1.91
	27	4	4-4	1	0.9	0.7	0.67
	28	4	3-3-3	1	0.9	0.7	2.57

계산된 총 28개의 인공지능경망 학습모델을 학습시킨 결과를 Table 2에 나타내었다. 그룹 A의 경우 4번과 5번 모델(은닉층의 개수가 2개와 3개이면서 4개의 항목을 가지는 모델)에서 추론오차율 7%이내의 우수한 추론결과를 나타내었다. 그룹 B의 경우 10번 모델(3개의 은닉층에 4개의 항목을 가지는 모델)이 추론 오차율 3.7%로 양호 모델로 나타났다. 그룹 C와 D의 경우 18번, 23번, 27번 모델(두개의 은닉층에 4개의 항목을 가

지는 모델)에서 가장 양호한 추론율을 보이고 있다. 여기서 한가지 주목할 점은 모든 양호한 모델이 2개와 3개의 은닉층을 가지며 각 은닉층의 항목수가 모두 4개인 점이다. 그리고, 그룹 C와 D의 평균 추론오차율이 그룹 A와 B에 비하여 크다는 점도 사태물질 체적이 확산거리에 영향을 미치고 있다는 점을 시사한다고 추정된다. 이 점은 앞으로의 연구에서 보다 정밀한 상관성을 검증할 필요가 있다고 판단된다.

Table 2. Learning results of the test models

GROUP	Model No.	No. of learning iteration	Trend of convergence	Average error rate of inference (%)
A	1	146094	Poor	22.8
	2	304276	Poor	20.4
	3	49420	Good	15.4
	4	518334	Good	2.6
	5	391032	Good	6.9
B	6	192089	Divergence	62.4
	7	127215	Good	13.9
	8	112186	Good	13.9
	9	361525	Good	12.0
	10	149333	Good	3.7
C	11	261637	Poor	24.9
	12	124617	Divergence	77.9
	13	74507	Poor	29.8
	14	127788	Divergence	111.9
	15	17761	Divergence	57.9
	16	63566	Poor	39.6
	17	80564	Divergence	52.7
	18	101319	Good	18.6
	19	266463	Poor	25.4
D	20	121016	Divergence	71.7
	21	85015	Poor	36.4
	22	24445	Poor	48.3
	23	293607	Good	15.9
	24	69300	Poor	34.4
	25	196809	Poor	23.1
	26	207457	Poor	48.0
	27	323226	Good	14.3
	28	64818	Divergence	72.3

그룹 C에서 가장 좋은 추론율을 보인 18번 모델은 학습율 0.6에서 좋은 결과를 얻지 못하여 학습율 0.9로 하여 학습을 수행한 예이다. 이와 같이 학습율에 따라 서로 다른 추론결과가 영향을 받음을 알 수 있다. 그러나 4개의 그룹 중 3개의 그룹에서 학습율 0.6을 적용하여 좋은 결과를 얻었음도 앞으로 학습모델을 설정하는데 참조가 될 것이다.

학습결과를 통하여 알 수 있는 바와 같이 서로 다른 입력항목을 가지는 그룹별로 최적 신경망의 학습모델이 달라짐을 알 수 있다. 즉, 인공신경망 학습에서는

특정한 학습자료의 종류에 따라서 적당한 은닉층과 노드수를 설정할 필요가 있다. 일반적으로 은닉층이 많은 것이 좋은 학습효과를 가져온다는 학설도 있지만 지나친 은닉층의 증가는 모델별로 적절한 은닉층 개수를 찾아서 시뮬레이션을 수행할 때 더욱 효과적인 추론결과를 도출할 수 있다. 본 연구에서는 사태물질의 확산범위를 추정하는 것이 주 목적이지만, 사용된 데이터의 수가 24개로 제한적이다. 그리고 확산범위에 영향을 미치는 인자들도 통일성을 기대하기 힘들 정도로 다양한 범위에 분포하고 있다. 따라서, 앞

Table 3. Inference results of the model 4

Landslide ID	Changing rate of dip angle	Perm. coefficient (cm/sec)	Dry density (g/cm ³)	Porosity (%)	Volume (m ³)	Length (m) *observed	Length (m) *inferred	Error rate of inference (%)
KR-73-18	0.278	0.0210	1.38	81.00	245.2	100	101.46	1.46
KR-73-20	0.452	0.0240	1.35	74.80	103.2	47	47.12	0.26
KR-84-01	0.321	0.0224	1.39	85.00	130.6	43	43.82	1.90
KR-84-02	0.364	0.0138	1.52	74.70	16.6	39	36.94	5.29
GY-72-01	0.581	0.0053	1.31	68.62	252.0	74	80.00	8.11
GY-72-02	0.490	0.0135	1.41	69.62	323.4	132	129.46	1.92
GY-72-03	0.496	0.0155	1.33	67.03	256.7	139	141.18	1.57
GY-81-01	0.438	0.0035	1.49	74.52	653.1	305	297.88	2.33
GY-81-02	0.369	0.0076	1.41	76.77	153.2	270.5	269.16	0.49
MP-79-02	0.481	0.0034	1.25	83.17	1320.5	168	181.97	8.32
WB-27-01	0.587	0.0337	1.51	73.71	301.5	270	270.76	0.28
WB-36-01	0.362	0.0136	1.38	61.45	1401.0	168	175.75	4.62
WB-36-02	0.445	0.0053	1.16	64.72	1400.2	197	200.26	1.65
WB-37-01	0.547	0.0400	1.26	69.72	1238.7	322	318.21	1.18
WB-37-02	0.475	0.0030	1.22	68.65	3012.6	175	173.47	0.87
WB-46-01	0.528	0.1208	1.07	71.84	4003.7	483	488.72	1.19
WB-46-02	0.371	0.0504	1.07	69.52	1690.5	297	299.53	0.85
WB-46-03	0.402	0.0146	1.19	65.46	666.6	299	303.21	1.41
WB-46-04	0.402	0.0406	1.28	67.73	485.9	64	67.11	4.85
WB-46-05	0.544	0.0474	1.25	69.91	2240.5	491	491.32	0.07
WB-46-06	0.367	0.0390	1.28	70.58	426.5	56.5	49.62	12.18
WB-47-01	0.370	0.0075	1.29	64.77	870.9	244	240.33	1.50
WB-47-02	0.318	0.0152	1.26	64.17	5822.9	333	335.11	0.63
WB-47-03	0.582	0.0337	1.02	71.15	630.4	223	223.19	0.09

으로 더 많은 데이터수가 이용 가능해 졌을 경우 최적 모델은 달라질 수 있기 때문에 추가 연구를 통하여 적절한 모델을 찾을 필요가 있을 것이다.

Table 3과 4는 총 28개의 학습모델 중 양호한 추론 결과를 보인 10개 모델 중 평균 추론 오차율이 10% 이내인 모델 4와 모델 5의 산사태 현장별 추론치 및 추론 오차율을 나타낸 것으로서, 현장별 오차율도 대부분 10% 내외를 보이고 있어 매우 우수한 모델로 평가된다. 그러나 모델 18, 23, 27의 경우 평균 추론오차율이

20%이내임에도 불구하고 현장별 오차율의 편차가 대단히 크게 나타났다. 이는 학습자료가 24개로서 대단히 적기 때문에 추론의 한계를 보인 결과로도 해석된다. 본 학습자료를 사용한 계산에서는 개별 영향요소들의 분포범위가 넓어서 중간값에 대한 추론이 어려워지는 한계를 반영하고 있는 것이다. 따라서 앞으로 더 많은 데이터의 축적이 필요하며 보다 다양한 모델을 시험하여 범용적인 적용이 가능한 추론모델의 도출이 요구된다.

Table 4. Inference results of the model 5

Landslide ID	Changing rate of dip angle	Perm. coefficient (cm/sec)	Dry density (g/cm ³)	Porosity (%)	Volume (m ³)	Length (m) *observed	Length (m) *inferred	Error rate of inference (%)
KR-73-18	0.278	0.0210	1.38	81.00	245.2	100	88.81	11.19
KR-73-20	0.452	0.0240	1.35	74.80	103.2	47	44.48	5.36
KR-84-01	0.321	0.0224	1.39	85.00	130.6	43	47.05	9.43
KR-84-02	0.364	0.0138	1.52	74.70	16.6	39	45.26	16.06
GY-72-01	0.581	0.0053	1.31	68.62	252.0	74	63.09	14.74
GY-72-02	0.490	0.0135	1.41	69.62	323.4	132	118.87	9.95
GY-72-03	0.496	0.0155	1.33	67.03	256.7	139	126.30	9.14
GY-81-01	0.438	0.0035	1.49	74.52	653.1	305	276.71	9.27
GY-81-02	0.369	0.0076	1.41	76.77	153.2	270.5	276.77	2.32
MP-79-02	0.481	0.0034	1.25	83.17	1320.5	168	149.29	11.14
WB-27-01	0.587	0.0337	1.51	73.71	301.5	270	272.03	0.75
WB-36-01	0.362	0.0136	1.38	61.45	1401.0	168	154.12	8.26
WB-36-02	0.445	0.0053	1.16	64.72	1400.2	197	181.73	7.75
WB-37-01	0.547	0.0400	1.26	69.72	1238.7	322	319.29	0.84
WB-37-02	0.475	0.0030	1.22	68.65	3012.6	175	174.68	0.18
WB-46-01	0.528	0.1208	1.07	71.84	4003.7	483	482.21	0.16
WB-46-02	0.371	0.0504	1.07	69.52	1690.5	297	293.30	1.25
WB-46-03	0.402	0.0146	1.19	65.46	666.6	299	276.57	7.50
WB-46-04	0.402	0.0406	1.28	67.73	485.9	64	67.13	4.88
WB-46-05	0.544	0.0474	1.25	69.91	2240.5	491	490.93	0.01
WB-46-06	0.367	0.0390	1.28	70.58	426.5	56.5	50.52	10.58
WB-47-01	0.370	0.0075	1.29	64.77	870.9	244	276.78	13.43
WB-47-02	0.318	0.0152	1.26	64.17	5822.9	333	332.79	0.06
WB-47-03	0.582	0.0337	1.02	71.15	630.4	223	247.32	10.91

토의 및 결론

본 연구에서는 토석류 산사태에 의한 사태물질의 이동거리를 산정하기 위하여 산사태 현장조사 및 토질 실내시험자료를 토대로 인공신경망을 적용하여 이동거리 산정기법을 제안하였다. 인공신경망에 이용된 자료는 조사지역 중 산사태 범위를 측정할 수 있었던 총 26개 지점 중 현장 자료 및 실내시험 분석 자료가 모두 획득된 24개 산사태를 대상으로 하였고, 인공신경망 분석을 위한 입력 자료는 개개 사면의 경사변화율, 원지반 투수계수, 건조밀도, 간극율, 사태물질의 체적, 측정된 확산거리 등 6개 항목이다.

인공신경망을 이용한 이동거리 산정결과는 충분하지 않은 제한된 입력자료 수에 의하여 결정된 것이었다. 그러나, 본 연구를 수행하기 위해 설정한 전제조건, 즉 개별 산사태에서 이동한 사태물질이 다른 산사태로 인해 간섭되지 않고 각각 독립적으로 분포하여야 함을 만족하기 위해서는 현 단계에서 부득이하게 제한된 입력자료 수만 획득할 수 있었다. 이를 감안하더라도 인공신경망을 이용해 도출된 결과는 각 입력치에서 추론율이 우수하게 나타나 대부분 오차율 10%이내에 분포하고, 일부 경우는 오차율 5%와 2%내에 분포하기도 한다. 이는 학습율이 대단히 좋은 것을 반영하는 것으로 해석될 수도 있으나, 학습 자료가 24개로서 비교적 적은 수이며, 학습자료를 재추론한 결과임을 감안하면 반드시 우수하다고 단정할 수는 없다.

결론적으로 본 연구에서 인자간에 복잡한 상관성을 갖는 사태물질의 이동거리 산정방법을 개발하고자 지질자료와 인공신경망 기법을 융합하여 제안한 연구방법은 의미있는 것이라고 할 수 있으며, 산정결과의 신뢰도를 향상시키기 위해서는 향후 더 많은 자료의 조사 및 해석이 수행되어야 할 것이다.

사 사

본 연구는 한국지질자원연구원의 "산사태 위험도 산정시스템 및 피해저감기술개발"사업의 일환으로 수행되었습니다.

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.
- 김원영, 채병곤, 조용찬, 김경수, 이춘오, 송영석, 2004, 산사태 위험도 산정시스템 및 피해저감기술개발, 국무총리, KR-04(연차)-13-3.
- 채병곤, 김원영, 조용찬, 김경수, 이춘오, 최영섭, 2004 a, 토석류 산사태 예측을 위한 로지스틱 회귀모형 개발, 지질공학, pp. 211 ~ 222.
- 채병곤, 김원영, 나종화, 조용찬, 김경수, 이춘오, 2004 b, 제3기 퇴적암 및 화산암 분포지의 산사태 예측모델, 지질공학, pp. 443 ~ 450.
- Dikau R., Brunnsden, D., Schrott, L. and Ibsen, M.-L., 1996, Landslide Recognition, John Wiley and Sons, New York, pp.149 ~ 188.
- Iverson, R. M., 1997, The physics of debris flows, Reviews of Geophysics, Vol. 35, No. 3, pp. 245-296.
- Moriwaki, H., 1987, Geomorphological prediction of the travel distance of a debris, Proc. the China-Japan Field Workshop on Landslide, Xian-Lanzhou, China, pp. 79-84.
- Moriwaki, H., Inokuchi, T., Hattanji, T., Sassa, K., Ochiai, H. and Wang, G., 2004, Failure processes in a full-scale landslide experiment using a rainfall simulator, Landslides, Vol. 1, No. 4, pp. 277-288.
- Okura, Y., Kitahara, H., Ochiai, H., Sammori, T. and Kawanami, A., 2002, Landslide fluidization process by flume experiments, Engineering Geology, Vol. 66, No. 1, pp. 65-78.
- Olivier, M. Bell, F. G. and Jemy, C. A., 1994, The effect of rainfall on slope failure, with examples from the Greater Durban area, Proc. 7th intern. Cong. IAEG vol. 3, p.1629-1636.
- Sassa, K. and Sato, T., 1998, Motion and fluidization of a Hariharagawa landslide, South Japan, Proc. the IUFRO Division 8 conference; Environmental Forest Science, Kyoto, Japan, pp. 569-574.
- Suwa, H., 1988, Focusing mechanism of large boulders to a debris flow front, Transactions Japanese Geomorphological Union, Vol. 9, No. 3, pp. 151-178.
- Suwa, H. and Sumaryono, A., 1995, Sediment transportation by storm runoff at the Bebung river on

- Mount Merapi, Proc. Workshop on Erosion Control through Volcanic Hydrological Approach, Yogyakarta, Indonesia, pp. 106-130.
- Wang, G. and Sassa, K., 2003, Pore-pressure generation and movement of rainfall-induced landslides: effects of grain size and fine-particle content, Engineering Geology, Vol. 69, pp. 109-125.
- 森脇 寛, 1984, 円弧斜面上お滑ベル崩壊土塊の運動について, 新砂防, 第36卷, 第3号, pp. 10-16.
- 森脇 寛, 1988, 模型実験による斜面崩壊研究の現状と諸問題, 地形, 第9卷, 第4号, pp. 255-268
- 奥田 節夫, 諏訪 浩, 奥西 一夫, 横山 康二, 小川 恒一, 1982, 土石流の総合的観測, 京大防災研究所年報, 第24号, B-1, pp. 411-448.
- 諏訪 浩, 奥西 一夫, 1990, 土石流の流動特性・材料特性と規模, 京大防災研究所年報, 第33号, B-1, pp. 191-203.
- 諏訪 浩, 澤田 豊明, 新井 宗之, 古橋 保, 水山 高久, 1997, 粘性土石流の發生, 流動, 堆積のメカニズムと対策, 京大防災研究所年報, 第40号, IDNDR特別号, pp. 159-165.
- 千木良雅弘, 1997, 風化と崩壊, 近未来社, 名古屋, p.49-87.

투 고 일 2005년 3월 21일
 심 사 일 2005년 3월 22일
 심사완료일 2005년 5월 25일

서용석
 충북대학교 지구환경과학과
 361-763 충북 청주시 흥덕구 개신동 산48
 Tel: 043-261-2765
 Fax: 043-276-9645
 E-mail: ysseo@cbu.ac.kr

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

송영석
 한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
 305-350, 대전시 유성구 가정동 30
 Tel: 042-868-3035
 Fax: 042-861-9723
 E-mail: yssong@kigam.re.kr