

사태물질 확산범위 예측기법 연구

채병곤	한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
김원영	한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
이춘오	한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
김경수	한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
조용찬	한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
송영석	한국지질자원연구원 지질환경재해연구부
서용석	충북대학교 지구환경과학과

1. 서 론

산사태가 발생하면 지표에서 파괴된 사태물질은 사면을 따라 이동하여 대부분 저 지대의 5~10도 내외의 완경사지에 퇴적된다(Johnson and Rodine, 1984, Rapp, 1986). 이는 사태물질의 거동이 지형조건에 의하여 크게 좌우됨을 의미한다. 한편, 사태물질은 암석의 풍화 산물이므로 사태물질의 생성은 그 지역에 분포하는 기반암의 종류에 따라 특성을 달리한다. 일반적으로 결정질 암석인 화강암이나 화강편마암은 풍화의 수평적 분포가 다른 암석에 비하여 규칙적인 특징이 있다.

산사태를 발생시키는 직접적 원인이 강우에 의한다는 것은 잘 알려진 사실이며 또한 강우의 강도에 의하여 사태물질의 이동속도나 이동거리도 차이가 있을 수 있다. 그러나 현재까지의 연구 결과는 강우의 강도나 누적량의 어느 정도가 산사태를 발생시키는 한계점이라는 결과는 밝혀진 바 있으나(Caine, 1980, Olivier, 1994), 강우량의 정도 차이에 의한 산사태 규모를 결정하는 연구가 홍콩을 중심으로 시도된 것 외에는(Pun et al., 2003) 만족할 만한 연구결과는 얻지 못하였다.

본 연구는 우리나라에서 발생하는 산사태 유형의 대부분을 차지하는 토석류(debris flow) 산사태를 대상으로 사면하부로 이동되는 사태물질의 확산범위를 산정하기 위한 기법을 개발하는 데 그 목적이 있다. 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 확산범위 산정을 위한 연구를 수행하였다. 산사태 발생지역 내에서 인근 산사태에 간섭받지 않고 독립적으로 발달하는 산사태만을 선정하여 정밀 현장측정을 수행한 후 지질특성별 사태물질 규모와 이동거리의 차이를 분석하였다. 특히, 산사태 지역의 지형특성과 사태물질의 물리적 특성을 면밀히 검토하였으며, 이러한 자료를 토대로 정량적인 사태물질 확산범위를 산정하고자 인공신경망 이론을 이용하여 사태물질 확산범위 산정방법을 도출하고자 노력하였다.

2. 연구지역 개요 및 연구방법

시범 연구지역의 선정기준은 비교적 최근에 산사태가 발생하여 산사태 연장은 물론 사태물질의 확산범위 측정이 가능하면서도 사태물질의 물리적 특성이 차별화되는 곳을 기본으로 하였다.

강릉시 사천면 지역은 2002년 태풍 '루사'에 의해 산사태가 집중적으로 발생한 곳으로서, 화강암으로 이루어진 낮은 구릉성 지역이다. 조사지역의 표토와 풍화토층은 화강암 풍화로 인해 전형적인 사질토로 구성되어 있으며, 특히 지난 2000년 4월 강원도와 경북 동해안 일대에서 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 마천면 지역은 지리산에 근접한 곳으로서 2003년 태풍 '매미'에 동반한 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 지형 조건이 사태에 미치는 영향을 파악하고, 핵석이 발달하는 지점에서 산사태의 취약성은 물론 핵석, 모래, 실트 등 다양한 입자크기를 갖는 물질들의 확산범위를 해석하고자 연구지역으로 선정하였다.

경남 거창군 가북면 지역 역시 2003년 태풍 '매미'의 영향권에 직접적으로 들었던 곳으로서 현재에도 사태물질이 발생 당시의 형태를 유지하고 있는 곳이므로 연구지역으로 선정하였다. 특히, 산사태 발생 직후 본 연구팀에 의해 현장조사가 이루어져 발생초기의 중요한 자료들이 확보된 점에 의미를 둘 수 있다.

본 연구를 위해 전술한 3개 지역에 발달하는 토석류 산사태 중 인접 산사태에 의해 간접받지 않고 독립적으로 발달하는 산사태만을 대상으로 정밀조사를 수행하였다. 그 이유는 본 연구의 정확한 결과도출을 위해서는 단일 산사태로 인한 사태물질의 확산범위 자료를 획득하여야 하는 전제조건이 만족되어야 하기 때문이며, 따라서 독립적으로 발달하는 26개의 산사태만을 연구대상으로 하였다. 주요 연구방법은 야외 정밀조사, 사태물질 특성파악을 위한 현장시험 및 실내 토질시험, GIS 기법을 이용한 지형분석을 통하여 사태물질 이동경로 예측 및 인공지능기법을 통한 사태물질 확산범위예측 등으로 구분할 수 있다. 야외 정밀조사로는 99km^2 면적에 해당하는 3개 연구 지역에 대한 지질분포, 산사태 기하측정, 사태물질 이동경로 및 영향범위 파악, 주요 지점의 사태물질 시료채취 등을 수행하였다. 산사태 기하측정은 기본적으로 전수조사를 실시하여 단일 산사태에서 각 지점별 사면경사, 폭, 방향을 측정하고 그 지점에서 사태물질이 깨여나간 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, 물질 특성이 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).

야외 정밀조사와 실내토질시험 결과를 바탕으로 한 사태물질 영향범위 산정은 획득한 자료들 간의 매우 복잡한 상호작용에 의해 적관적 또는 결정론적인 방법으로는 거의 불가능하다. 따라서, 이 연구에서는 다양한 인자들 간의 관계를 정립하고 이를 바탕으로 최종결과를 도출해 낼 수 있

는 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.

3. 인공신경망 이론을 이용한 사태물질 확산범위 예측

3.1. 인공신경망 이론

인간은 지능(intelligence)을 이용하여 주어진 문제를 해결하고, 새로운 사실을 학습하며 현상을 분석하는 능력을 가지고 있다. 인간만이 지닐 수 있었던 이러한 지능을 과학을 이용하여 부분적이지만 컴퓨터로 구현할 수 있는 것이 인공지능 (artificial intelligence: AI)이다. 이러한 인공지능은 계산모델을 이용하여 정신적 기능을 연구하는 학문 또는 컴퓨터가 지능을 가질 수 있도록 하는 아이디어를 연구하는 학문 등으로 정의되고 있다.

인공신경망(neural networks) 이론은 생물학적 신경 시스템들이 정보를 저장하고 전달하는 메커니즘을 밝혀내기 위하여 연구되기 시작하였다. 이러한 연구에는 심리학, 신경과학, 시스템 이론 등 다양한 분야의 연구가 복합적으로 적용되었으며, 최근 10여년간 비약적으로 발전하고 있다. 인공신경망에서 가장 중요한 작업은 학습과 재생이다. 학습이란 학습모델별 연결가중치를 지정하는 과정이고, 재생이란 결정된 연결가중치와 입력벡터들과의 거리를 계산하여 가장 가까운 클래스로 분류하는 과정이다.

본 연구에서 수행된 인공신경망의 학습에는 다층 퍼셉트 역전파 이론이 적용되었다. 인공신경망의 학습은 입력과 출력을 연결해 주는 가중치를 조정하는 방법에 따라 크게 두 가지로 나누어진다. 신경회로망의 학습과정에 사람이 개입하여 가르쳐 주는 지도학습(supervised learning)과 신경망이 스스로 학습하는 비지도학습(unsupervised learning)이 있다. 본 연구에 적용된 역전파 학습은 지도학습의 대표적인 방법에 속한다. 즉 학습에 이용되는 데이터의 입력치와 출력치를 함께 신경망에 입력시켜 학습을 수행시킴으로써 입력이 주어짐에 따라 출력이 활성화되도록 가중치를 조정하는 방식이다. 본 연구의 경우 일정한 조건하에서는 기 조사된 영향인자들과 사태물질 확산범위사이에 상관성이 있다고 보고 역전파 학습이론을 채택하였다. 그러나, 이 알고리듬이 성공적으로 적용되기 위해서는 잘 분류된 학습데이터가 필요하고 일정 양 이상의 학습자료가 꼭 필요하다는 것이다. 또한 특정 학습모델에서는 지나치게 학습시간이 길어지는 단점이 있고, 사용자가 학습 시 일일이 학습과 관련된 요소들을 선정하여 입력해야하는 단점이 있다.

다층 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에 목표 출력값이 알려져 있지 않은 한개 이상의 은닉층을 갖는 신경망이다. 한개의 은닉층을 가질 경우 2층 퍼셉트론이라 하며, 은닉층의 증가에 따라 3층, 4층 등의 신경회로망을 구성할 수 있다. 그림 1은 다층 인공신경망 구조를 나타낸 모식도이다.

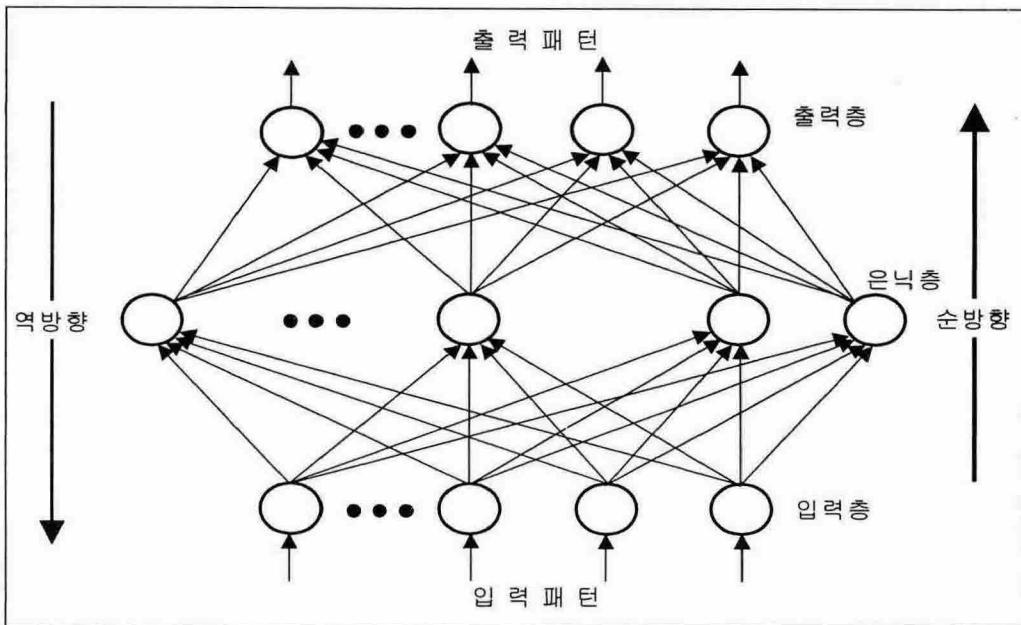


그림 1. Network of the neural network model based on the multi-layer percept theory.

3.2. 확산범위 예측을 위한 인공신경망 기법의 적용

조사지역의 산사태 자료에서 획득된 총 26개 항목의 자료 중 현장자료 및 실내시험 분석 자료가 모두 존재하지 않는 한 곳과, 사태물질이 중도에 퇴적됨으로서 확산 체적이 없는 한곳을 제외한 24곳의 산사태자료를 이용하여 추론 시뮬레이션을 실시하였다.

조사된 산사태 영향인자 중 산사태의 확산에 영향을 가장 크게 미치리라고 생각되는 요소를 6개로 선정하여 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. 모델구조는 은닉층의 개수와 층의 항목수를 2에서 4까지 변화시키면서 추론을 실시하였다. 시험모델의 입력층의 항목수는 그룹별로 4

개에서 6개로 다르게 설정하고 출력층의 항목수는 1개(확산길이)로 고정하였다. 그리고 은닉층의 구조를 2층과 3층으로 설정하여 최적 인공신경망을 찾았다.

3.3. 계산결과 분석

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

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

$$P_i = \frac{|Rm - Ri|}{Rm} \times 100 \quad (2)$$

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

계산된 총 28개의 인공신경망 학습모델을 학습시킨 결과를 표 1에 나타내었다. 그룹 A의 경우 4번과 5번모델 (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 3추론 오차율 3.7%로 양호 모델로 나타났다. 그룹 C와 D의 경우 18번, 23번, 27번 모델 (두개의 은닉층에 4개의 항목을 가지는 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.

그룹 C에서 가장 좋은 추론율을 보인 18번 모델은 학습율 0.6에서 좋은 결과를 얻지 못하여 학습율을 0.9로 하여 학습을 수행한 예이다. 이와 같이 학습율에 따라서도 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 증가 보다는 모델별로 적절한 은닉층 개수를 찾아서 시뮬레이션을 수행할 때 더욱 효과적인 추론결과를 도출할 수 있다. 본 연구에서는 사태물질의 확산범위를 추정하는 것이 주목적이지만 사용된 데이터베이스의 수가 24개로 제한적이다. 그리고 확산범위에 영향을 미치는 인자들도 통일성을 기대하기 힘들 정도로 다양한 범위에 분포하고 있다. 따라서 앞으로 더 많은 데이터수가 이용 가능해 졌을 경우 최적 모델은 달라질 수 있기 때문에 추가 연구를 통하여 적절한 모델을 찾을 필요가 있을 것이다.

표 2는 총 28개의 학습모델 중 양호한 추론결과를 보인 10개 모델 중 평균 추론오차율이 10%

이내인 모델 4번의 경우를 나타낸 것으로서, 현장별 오차율도 모두 10% 내외를 보이고 있어 매우 우수한 모델로 평가된다. 하지만 모델 18, 23, 27의 경우는 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.

표 1. 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

표 2. Inference results of the model number 4.

Landslide ID	Changing rate of dip angle	Perm. coefficient (cm/sec)	Dry density (g/cm³)	Porosity (%)	Volume (m³)	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

4. 토의 및 결론

본 연구에서는 토석류 산사태에 의한 사태물질의 확산범위를 산정하기 위하여 산사태 현장조사 및 토질 실내시험자료를 토대로 인공지능기법을 적용하여 확산범위 산정기법을 개발하였다. 인공지능 기법에 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, 측정한 확산거리 등 6개 항목이다.

연구 결과가 제한된 입력자료 수에 의하여 결정된 것이었으나 각 입력치에서 추론율은 우수하게 나타나 대부분 오차율 10%이내에 분포하고 일부의 경우 오차율 5%와 2%내에 분포하기도 한다. 이는 학습율이 대단히 좋은 것을 반영하는 것으로 해석될 수도 있으나, 학습 자료가 24개로서 비교적 작은 수이기 때문에 반드시 우수하다고 단정할 수는 없지만, 입력 자료의 분포범위가 넓은 것을 고려하면 비교적 우수한 추론율이라 할 수 있다. 그러나, 인자간에 복잡한 상관성을 갖는 사태물질의 확산범위 산정방법을 개발하고자 시도한 것은 의미있는 연구라고 할 수 있으며, 산정 결과의 신뢰도를 항상시키기 위해서는 더 많은 자료의 조사 및 해석이 수행되어야 할 것이다.

감사의 글

이 연구는 한국지질자원연구원 기본사업의 하나인 '산사태 위험도 산정시스템 및 피해저감기술 개발' 연구의 일환으로 수행되었다.

참고문헌

- 김원영, 채병곤, 조용찬, 김경수, 이춘오, 송영석, 2004, 산사태 위험도 산정시스템 및 피해저감기술 개발, 한국지질자원연구원, KR-04(연차)-13-3, 247 p.
- Caine, N., 1980, The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows, *Geografiska Annaler*, 62A, 23-27.
- Johnson, A. and Rodine, J., 1984, Debris flows. In *Slope Instability* (Eds D. Brunsden and D. Prior), 257-361.
- Olivier, M., Bell, F. et al., 1994, The effect of rainfall on slope failure, with example from the Greater Durban area, *Proc. 7th Int. Cong. IAEG*, 3, 1629-1636.
- Pun, W., Wong, A. and Pang, P., 2003, A review of the relationship between rainfall and landslides in Hong Kong, *Proc. of the 14th Southeast Asian Geotechnical Conf. HK*, 211-216.
- Rapp, A., 1986, Slope processes in high latitude mountains, *Progress in Physical Geol.*, 10, 53-67.