

인공신경망을 이용한 산사태 발생요인의 가중치 결정

류주형¹ · 이사로² · 원중선^{1*}

¹연세대학교 지구시스템학과, ²한국지질자원연구원 국가지질자원정보센터

Weight Determination of Landslide Factors Using Artificial Neural Networks

Joo-Hyung Ryu¹, Saro Lee² and Joong-Sun Won^{1*}

¹Department of Earth System Sciences, Yonsei University, 134, Shinchon-Dong, Seodaemun-Gu, Seoul 120-749, Korea

²National Geoscience Information Center, Korea Institute of Geoscience and Mineral Resources, 30, Kajeong-Dong, Taejeon, 305-350, Korea

The purpose of this study is to determine the weights of the factors for landslide susceptibility analysis using artificial neural networks. Landslide locations were identified from interpretation of aerial photographs, field survey data, and topography. The landslide-related factors such as topographic slope, topographic curvature, soil drainage, soil effective thickness, soil texture, wood age and wood diameter were extracted from the spatial database in study area, Yongin. Using these factors, the weights of neural networks were calculated by backpropagation training algorithm and were used to determine the weight of landslide factors. Therefore, by interpreting the weights after training, the weight of each landslide factor can be ranked based on its contribution to the classification. The highest weight is topographic slope that is 5.33 and topographic curvature and soil texture are 1 and 1.17, respectively. Weight determination using backpropagation algorithms can be used for overlay analysis of GIS so the factor that have low weight can be excluded in future analysis to save computation time.

Key words : GIS, landslide, artificial neural network, backpropagation algorithm, weight determination

본 연구의 목적은 산사태 취약성 분석을 위하여 인공신경망을 이용하여 산사태 요인의 가중치를 결정하는 것이다. 산사태 발생 지역은 항공사진, 현장조사와 지형도 등으로부터 위치를 파악하였다. 용인 지역에 대해서 산사태에 영향을 주는 지형경사, 지형곡률, 토양 배수, 토양 유효심도, 토양 종류, 식생 경급과 영급 등의 자료가 사용되었다. 이들 자료를 이용하여 인공신경망의 층간 가중치가 역전파 트레이닝 알고리즘에 의해 계산되었으며, 이는 산사태 요인의 가중치를 결정하는데 사용되었다. 즉, 트레이닝 후 층간 가중치를 해석하여 분류에 미치는 영향을 고려함으로써 각 산사태 요인의 가중치가 결정되게 된다. 가장 높은 값은 지형경사로서 5.33의 값을 나타냈으며 지형 곡률과 토질은 각각 1과 1.17로 낮은 값을 나타냈다. 역전파 알고리즘을 이용한 가중치 결정 방법은 분석에 중요하지 않은 요인을 제거함으로써 계산시간을 단축시킬 수 있어 GIS를 이용한 중첩 분석 연구에 활용될 수 있다.

주요어 : 지리정보시스템, 산사태, 인공신경망, 역전파 알고리즘, 가중치 결정

1. 서 론

우리나라는 여름철의 집중호우로 인한 산사태로 매년 막대한 피해를 입고 있다. 그러므로 산사태의 과학적인 분석을 통해 발생 원인을 분석하고, 이를 근거로

산사태 발생 가능성 및 위험성을 평가하고 예측하기 위한 산사태 취약성 분석 기법이 개발 및 적용되어야 한다. 현재 국내 및 국외에서는 이러한 산사태 분석 기법이 많이 개발되고 있으며 특히 GIS를 이용하여 방대한 자료를 체계적으로 처리하고 있다. GIS는 많은 양의 공간정보를 관리, 분석하는데 경제적이고 효과적인이지만, 사용 할 때 몇 가지 주의점이 필요하다. 첫째

*Corresponding author: jswon@yonsei.ac.kr

는 정확한 데이터베이스의 구축이다. 우선 입력자료를 신뢰할 수 있어야 하고 또한 자료를 디지털화 할 때 오류가 발생하지 않도록 많은 시간과 노력이 투자되어야 한다. 두 번째는 분석하고자 하는 자연현상을 잘 이해하고 이에 대한 정확한 분석 알고리즘을 설정하여야 한다. 따라서 산사태에 대한 기본지식과 아울러 분석 시 필요한 요인들의 가중치나 등급의 결정이 분석에 있어 매우 중요하다.

현재 GIS를 이용한 산사태 분석은 여러 학자와 기관에 의해 많이 수행되고 있으며 이러한 분석은 주로 각 요인별로 등급만을 혹은 가중치와 등급을 같이 주어 각 요인들을 중첩 분석하는 경우가 많다(이사로, 1992; 신현준, 1995; 김윤중 등, 1994; 한대석 등, 1998; 이사로, 2000; 이사로와 민경덕, 2000; Baldelli *et al.*, 1996; Turrini and Visintainer, 1998). 산사태 분석연구에는 현재 도면으로 구할 수 있는 지형, 지질, 토양, 임상, 수문, 기상 등의 자료가 사용될 수 있고 필요에 따라서 각종 현장 조사 결과도 사용될 수 있다. 이와 같은 요인들이 결정되면 다음에 각 요인에 대한 가중치와 요소별 등급이 결정되어야 한다. 가중치란 분석할 요인이 지형, 토양, 식생, 지질들로 결정되었다면 이 요인들의 상대적인 중요도를 의미하며, 등급이란 한 요인에서 각 요소별 중요도를 의미한다. 예를 들면, 지형 경사가 산사태에 미치는 영향이 토양의 종류보다

몇 배 높다는 것은 가중치이며 지질 요인에서 화강편암 지역이 퇴적암 지역보다 산사태 확률이 높다는 것은 등급에 대한 문제이다. 이러한 가중치 및 등급에 대해서는 지역적 특성과 산사태의 종류 등에 따라 다양하게 나타나기 때문에 현재 세계적으로 표준화된 기준이 없으며 각 지역의 연구결과가 서로 다르게 나와 이를 결정하는데는 많은 어려움이 있다. 그리고 연구자들의 주관적인 판단으로 가중치와 등급을 주는 경우가 많으며, 다른 나라의 기준을 우리나라에 적용하려면 요인 및 분류체계가 다른 것이 많아 그 적용에 있어 많은 어려움이 따른다. 그러므로 이러한 가중치 및 등급을 우리나라 현실에 맞고 주관적이 아닌 과학적이고 객관적으로 결정해야 할 필요가 있다.

이러한 등급 결정을 객관적으로 수행하기 위해 용인 지역에 대해 확률 기법이 이사로와 민경덕(2000)에 의해 적용되었으나 이 연구결과에서는 산사태와 각 요인 내의 요소들을 비교 분석하여 각 요소의 등급 값만을 결정할 수 있을 뿐 각 요인간의 상대적인 중요도인 가중치는 결정하지 못하였다. 그러므로 본 연구에서는 GIS를 이용한 자연산사태의 분석 시, 사용되는 각 공간 요인들의 가중치를 인공신경망을 이용하여 결정하였다. 기존의 인공신경망 기법의 산사태 적용연구는 초보단계로서 이사로 등(2000)과 Lee *et al.*(2001) 등이 있다. 이들 연구는 산사태 분석을 위하여 인공신경망

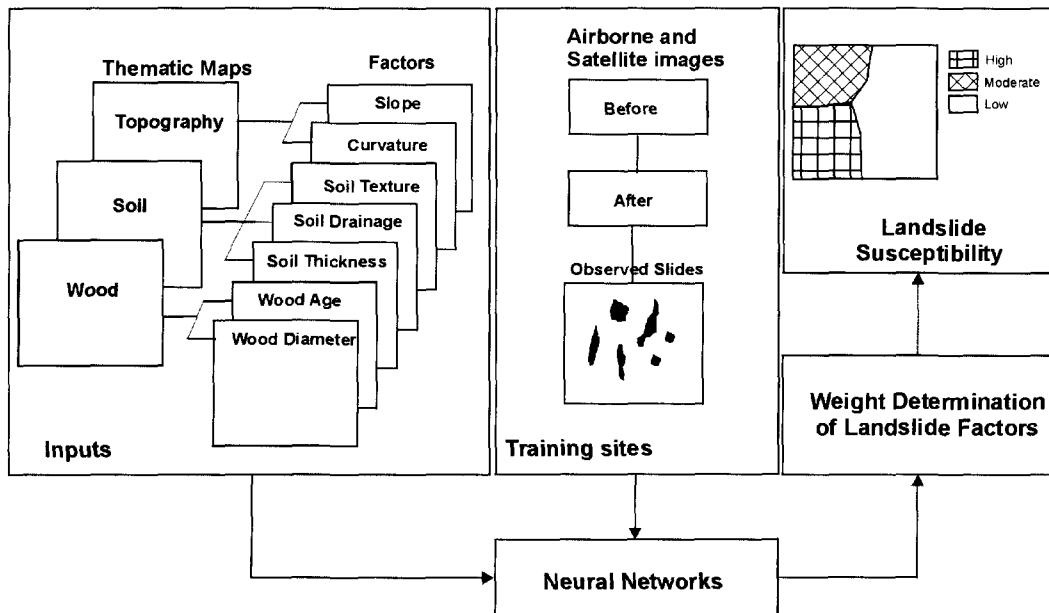


Fig. 1. Schematic diagram of weight determination for landslide factors using neural networks.

감독분류 방법을 적용한 것으로 트레이닝 후 얻어진 층간 가중치를 이용하여 전체 데이터에 처리하게 되므로 많은 시간이 소요되고 매번 분석할 경우마다 새로운 많은 변수들을 결정해주어야 하는 단점이 있다. 그러나 인공신경망 층간 가중치를 이용하여 입력 자료가 분석에 영향을 끼치는 중요도를 계산하여 산사태 요인의 가중치를 결정하게 되면, 전체 데이터에 적용하지 않고 간단한 GIS 중첩기법만으로 분석이 가능하다. 산사태 요인의 가중치와 혼동을 피하기 위해 인공신경망의 가중치는 층간 가중치로 정의하기로 한다. GIS를 이용한 중첩 분석 시 필수적인 가중치 결정에 대한 일반적인 방법론의 개발은 물론 산사태 연구에서 있어 국내의 실정에 알맞은 가중치를 결정함으로써 GIS를 이용하여 산사태 취약성을 예측할 때 보다 정확한 분석을 수행할 수 있을 것으로 기대된다. Fig. 1은 연구 방법과 범위에 대한 모식도로서 본 연구의 범위는 산사태 취약성 분석 전 단계까지로 한정한다.

2. 인공신경망 및 오류 역전파 알고리즘

인공신경망의 기본요소는 처리 노드이며, 여러 개의 노드가 각각의 층별로 배열되며, 하나의 층으로부터 노드들의 출력은 층간 가중치를 통해서 확대 또는 감소되어 또 다른 층의 노드로 전달된다(Fig. 2). 이러한 인공신경망에서 사용되는 노드의 입력 값은 전 층으로부터의 출력값과 층간 가중치를 곱한 합이다. 즉 다음의 식 (1)과 같이 표현된다.

$$net_j = \sum_i w_{ji} o_i \tag{1}$$

여기서 w_{ji} 는 노드 i 와 j 사이의 층간 가중치이며 o_i 는 노드 i 의 출력값이다. 주어진 노드 j 로부터의 출력값은 다음의 식 (2)와 같이 계산된다.

$$o_j = f(net_j) \tag{2}$$

여기서 함수 f 는 비선형 시그모이드(sigmoid) 함수가 많

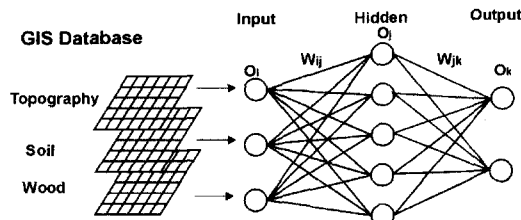


Fig. 2. Three layer backpropagation neural networks.

이 사용되는데, 이 함수의 가장 큰 장점은 아래의 식 (3)과 같이 도함수가 함수 자체로 표현된다는 것이다.

$$f'(net_j) = f(net_j) (1-f(net_j)) \tag{3}$$

이 함수는 트레이닝 데이터의 전진 전파(forward propagation) 동안에 계산되어지므로, 역전파의 계산시간이 감소된다. 이와 같이 처리 노드는 층을 구성하고 다음의 층에 일반적으로 완전히 상호연결 되지만 같은 층 내에서는 상호연결이 없다. 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron)은 여러 개의 층으로 이루어져 있으므로 비선형적으로 자료를 분리 가능하며, 일반적으로 3개 이상의 층으로 이루어져 있는데, 정보가 인가되는 층을 입력층(input layer)이라고 하고 처리된 정보가 나타나는 층을 출력층(output layer)이라고 한다. 입력층과 출력층 사이의 모든 중간층을 은닉층(hidden layer)이라고 하는데 여러 개의 은닉층이 사용 될 수 있다 (Atkinson and Tatnall, 1997). Fig. 2는 한 개의 은닉층을 가지는 경우를 나타낸다. 각 노드 사이의 상호연결은 층간 가중치와 관련된다. 인공신경망은 한 마디로 층간 가중치를 조절하는 과정이라고 말할 수 있는데, 이러한 과정을 학습이라고 한다.

현재까지, 다층 퍼셉트론에서 최소의 전체 훈련 에러를 얻기 위하여 상호 연결된 가중치를 조절하는 알고리즘 중, 가장 많이 사용되는 알고리즘은 오류 역전파(backpropagation) 알고리즘이다(Paola and Schowengerdt, 1995). 훈련의 목표는 신경망의 기대되는 출력값과 실제 출력값 사이에 전체 에러를 최소화하는 것이다. 하나의 입력 훈련 패턴에 대한 에러는 E 이고 기대되는 출력 벡터의 함수는 d 이고 실제 출력 벡터는 o 이다. 이러한 에러는 다음의 식 (4)과 같이 표현된다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - o_k)^2 \tag{4}$$

이러한 에러는 인공 신경망을 통하여 역으로 전파되는데, 일반적으로 층간 가중치를 변화시킴으로써 최소화하게 된다. 즉 다음의 식 (5)와 같이 표현된다.

$$\Delta w_{ji} (n+1) = \eta (\delta_j \cdot o_i) + \alpha \Delta w_{ji} (n) \tag{5}$$

여기서 η 는 학습률 변수이며, δ_j 는 에러의 변화 비를 나타내며, α 는 모우멘텀 변수이다. 앞으로 나아가며 계산되는 신호 값과 역전되는 에러의 과정이 반복되며 에러를 최소화하고 기대값에 도달하게 된다. 일단 최적의 층간 가중치를 구하여 훈련이 끝나면, 분류를 위하여 전 영상에 대해 순방향구조로 계산된다. Fig. 3은

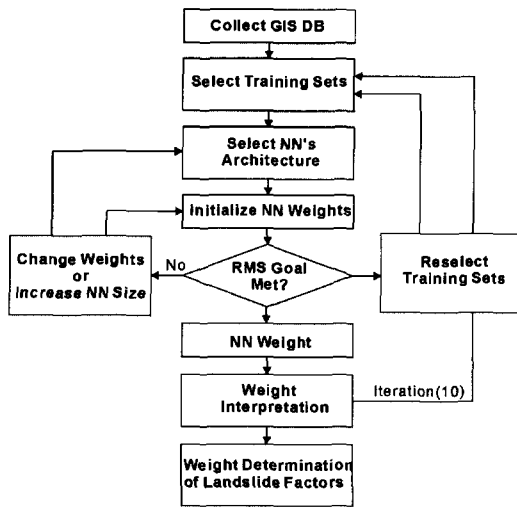


Fig. 3. The flowchart of neural networks training for weight determination.

가중치 결정을 위한 인공신경망 트레이닝의 흐름도이다. 본 연구에서는 위와 같은 인공신경망의 학습 방법에 의해 얻어진 각 층간 가중치를 역으로 계산해서 입력 자료가 분류에 얼마나 기여하였는지를 계산함으로써 산사태 분석시의 입력 요인의 중요도 즉, 가중치를 결정하고자 한다.

3. 역전파 알고리즘에 의한 가중치 결정

Zhou(1999)는 위성영상의 분류 시 역전파 인공신경망의 비변수적인 특성을 밝힌 바 있다. 이 특성은 인공신경망 방법이 통계학적인 다른 분류기와는 달리 분포나 통계적 변수를 필요로 하지 않는다는 것과 다른 특성을 갖는 데이터 종류에 대한 가중치를 알거나 특정화하지 않고도 분류과정에 이용될 수 있다는 것이다. 역전파 인공신경망의 첫 번째 특성은 정규분포를 이루지 않는 GIS 데이터의 분류에 알맞기 때문에 Benediktsson 등(1990)은 Landsat MSS 자료와 지형자료를 이용하여 분류의 정확도를 높인 바 있으며, Peddle 등(1994)은 다양한 위성자료를 이용하여 분류를 한 바 있다. 두 번째 특성은 가중치를 역으로 계산해줌으로서 입력자료의 중요도를 파악할 수 있다. 이는 분류의 기여도로 사용되어 불필요한 밴드를 제거하여 계산을 간편화할 수 있고 또한 각 요인들의 분류에 미치는 정도를 파악할 수 있다. 본 연구에서는 인공신경망의 이 두 번째 특성을

이용하여 최적의 층간 가중치 값을 역전파하여 계산함으로써 입력 자료에 해당하는 각 요인이 산사태에 미치는 가중치를 계산하고자 한다. Zhou(1999)는 다밴드 위성자료를 이용하여 분류를 행할 경우, 각 밴드들이 분류에 미치는 중요도를 파악함으로써 불필요한 밴드를 제거해 주기 위해 구해진 인공신경망의 가중치를 역으로 계산하는 방법을 제시하였다. 본 연구에서는 이와 같은 알고리즘을 Matlab을 이용하여 프로그램화하였다.

i 개의 입력층, j 개의 은닉층 그리고 k 개의 출력층의 인공신경망 구조에서 출력층과 은닉층-출력층 노드 사이의 관계에서 출력값 o_k 에 관한 은닉층 노드 j 로부터의 출력값 o_j 의 영향은 o_j 에 관한 o_k 의 편미분에 의해 표현된다.

$$\frac{\partial o_k}{\partial o_j} = f'(\text{net}_k) \cdot \frac{\partial (\text{net}_k)}{\partial o_j} = f'(\text{net}_k) \cdot w_{jk} \quad (6)$$

위의 식은 (+)와 (-) 값을 갖는데 만일 은닉층에서 노드 j 와 또 다른 노드 j_0 의 상대적인 중요도만을 알기 원한다면 위의 식으로부터 절대값의 비(ratio)로서 계산될 수 있다.

$$\frac{|\partial o_k / \partial o_j|}{|\partial o_k / \partial o_{j_0}|} = \frac{|f'(\text{net}_k) \cdot w_{jk}|}{|f'(\text{net}_k) \cdot w_{j_0k}|} = \frac{|w_{jk}|}{|w_{j_0k}|} \quad (7)$$

식 (7)은 출력층 내의 특별한 노드에 대해 은닉층 내에 노드의 상대적인 중요도가 출력층 내의 노드에 연결된 가중치의 절대값에 비례함을 보인다. 노드의 상대적인 중요도는 다른 노드와 쉽게 비교하기 위해 정규화되어야 한다. 여기서 I , J 와 K 는 각각 입력층, 은닉층과 출력층의 개수이다.

$$w_{j_0k} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J |w_{jk}| \quad (8)$$

노드 k 에 관한 노드 j 의 정규화된 중요도를 얻기 위하여, 은닉층-출력층 사이의 가중치를 모두 더한 위의 식으로 각 노드 별 가중치를 나눈 것이 식 (9)이다.

$$t_{jk} = \frac{|w_{jk}|}{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J |w_{jk}|} = \frac{J \cdot |w_{jk}|}{\sum_{j=1}^J |w_{jk}|} \quad (9)$$

t_{jk} 는 각각의 출력 노드에 각 은닉층 내의 노드가 기여하는 정도이다. 결론적으로 출력층 내에서 모든 노드들에 관하여 노드 j 의 전체 중요도는 아래와 같이 계산될 수 있고,

$$t_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K t_{jk} \quad (10)$$

위의 과정과 같은 절차에 의해 노드 j에 관한 입력층 내의 노드 i의 정규화 된 중요도는 아래의 식과 같이 정의된다.

$$s_{ij} = \frac{|w_{ij}|}{\sum_{i=1}^I |w_{ij}|} = \frac{I \cdot |w_{ij}|}{\sum_{i=1}^I |w_{ij}|} \quad (11)$$

그러므로 은닉층 내의 노드 j의 전체 중요도는 식 (12)와 같으므로 결론적으로, 출력층에

$$s_j = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J s_{ij} \quad (12)$$

대한 노드 i의 전체 중요도는 식 (13)과 같이 계산된다.

$$st_i = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J s_{ij} \cdot t_j \quad (13)$$

위에서 계산된 st_i 값은 입력층의 각 노드가 출력층에 미치는 중요도를 의미하며, 이 값들의 상대적인 값은 GIS를 이용한 산사태 취약성 분석에 사용되는 경

사, 토양, 식생 등의 산사태 요인들의 가중치가 된다.

4. 산사태 요인 가중치 결정

용인지역에 대해 구축된 공간 DB에서 기존의 확률 분석 결과(이사로와 민경덕, 2000)에서 산사태와 관계

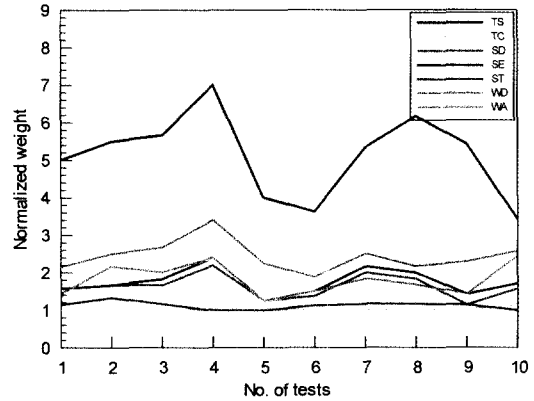


Fig. 5. The normalized weight value for 10 times iteration. TS: Topography Slope, TC: Topography Curvature, SD: Soil Drainage, SE: Soil Effective Thickness, ST: Soil Texture, WD: Wood Diameter, WA: Wood Age.

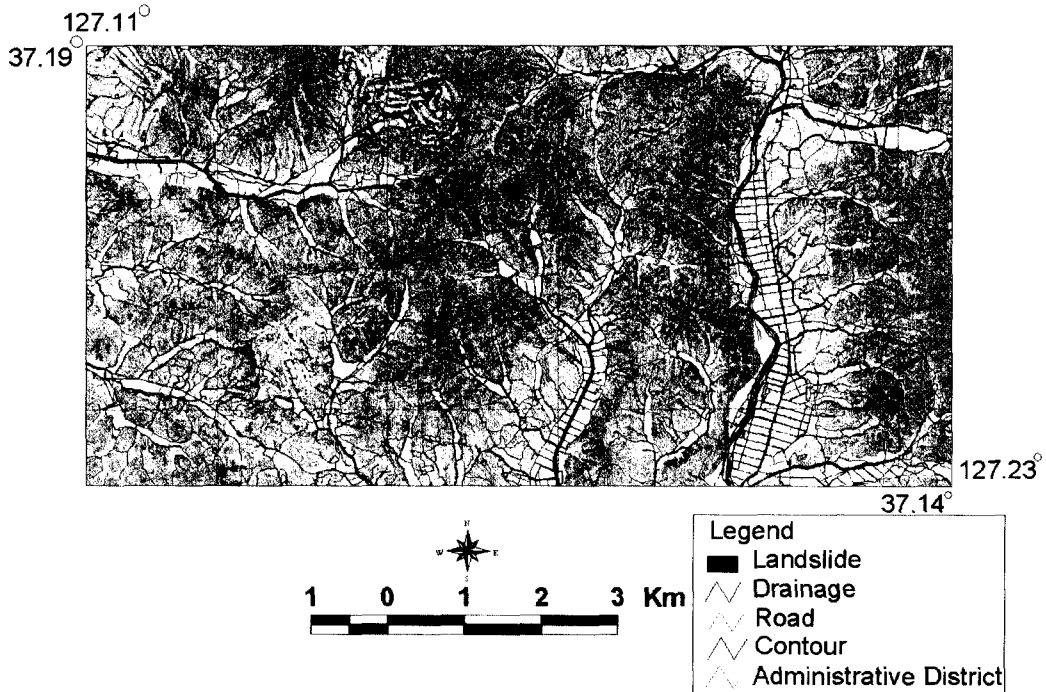


Fig. 4. Landslide location and topographic map of study area.

유효심도, 토양 종류, 식생 경급, 식생 영급의 7가지 종류의 요인에 대하여 가중치 분석을 실시하였다. Fig. 4은 연구지역의 지형도 위에 산사태 발생 지역을 표시한 도면이다. 연구지역은 10 m×10 m 그리드 간격의 가로 1130 픽셀, 세로 583 픽셀로 구성되어 있고 총 픽셀 개수는 658,790 개이다. 산사태의 위치는 항공사진 분석 후 현장조사를 거쳐서 위치를 파악하였다. 항공사진에서 산사태는 식생이 유실되어 반사도가 높게 나타나며 지형 등고와 수직인 방향으로 길게 분포하는데 이와 같은 특성은 사태 자체는 상부지역에서 일어나지만 하부지역까지 쓸려 내려오는 원인에 기인한다. 그러므로 본 연구에서는 항공사진에서 감지된 산사태 중 상부지역에 해당하는 픽셀만을 트레이닝 지역으로 사용하였다. 전체 지역에서 산사태가 발생한 지역은 11,735 픽셀로 전지역의 1.78%에 해당한다. 이들로부터 산사태가 발생한 지역에 대한 트레이닝 지역에 대해 200개의 픽셀을 무작위로 추출하였으며 나머지 지역 중 산사태가 발생한 경우가 없는 평지 부분에서 200개의 픽셀을 무작위로 추출하였다. 여기서 트레이닝 지역을 200 픽셀만 선택한 이유는 400개와 600개로 적용하여 보았을 때 결과에 큰 차이가 없었으며, Paola와 Schowengerdt(1995)에 의하면 트레이닝 샘플은 개수보다는 대표하는 지역을 잘 선택하는 것이 중요하다라고 보고한 바 있기 때문이다. 그러므로 무작위 샘플이 특성을 잘 대표하는지를 알아보기 위해 전체 산사태가 발생했던 지역으로부터 200개씩 10번 무작위 추출을 하여 분석하였다. 이들 위치에 해당하는 7개의 주제도, 즉 지형 경사, 지형 곡률, 토양 배수, 토양 유효심도, 토양 종류, 식생 경급, 식생 영급으로부터 입력자료를 추출하였다. 지형 경사는 5도 간격으로 7 등급으로 나누었으며 지형 곡률은 평균값을 기준으로 표준편차를 이용하여 9 개 등급으로 나누었으며 토양 배수, 유효심도, 모재 등은 토양도의 기준에 의해 구축된

자료를 이용하였고, 입상의 영급과 경급은 각각 5개와 4개로 나눈 자료를 이용하였다. 사용된 자료에 대한 분류 기준과 형태는 이사로(2000)와 이사로와 민경덕(2000)에 자세히 언급되어 있으므로 생략하기로 한다. 이러한 요인들에 대해 0.1부터 0.9까지의 값으로 변환하기 위하여 각 자료들을 스케일링(scaling)한 후 Hines(1997)에 의해 Matlab으로 프로그램 된 역전파 알고리즘에 입력되었다. 7×15×2의 인공신경망 구조를 이용하여 트레이닝 하여 가중치를 결정하였다. 즉 이들 7개 요인을 입력자료로 사용하였으며 은닉층의 개수는 15개로 하였고 출력층은 산사태 발생 지역과 발생하지 않은 지역 둘로 나누었다. 또한, rms(root mean square) 오차 목표값은 0.01로 하고 반복횟수는 2000 번으로 하였다. 그리고 적응 학습율(adaptive learning rate)을 적용하여 학습 상태에 따라 학습율을 조절함으로써 수렴 속도를 빠르게 하였다.

산사태 요인의 가중치 결정을 위하여 우선 트레이닝 지역을 이용하여 인공신경망을 학습시키고 오류 역전파에 의해 수정됨으로서 층 사이의 가중치가 결정된다. 즉, 입력층-은닉층 사이의 가중치와 은닉층-출력층 사이의 가중치가 결정되는 것이다. 이와 같이 결정된 층간 가중치는 앞 절의 역전파 알고리즘의 가중치 분석 방법을 코드화 한 프로그램에 입력되고 분석되어 산사태 분석에 사용되는 각 요인이 산사태 발생에 얼마만큼의 영향을 미치는지를 결정하게 된다. Table 1은 10번의 무작위 샘플에 대한 각각의 분석 결과로서 표준편차가 크지 않으므로 평균을 이용해도 무리가 없을 것으로 생각된다. 본 연구에서는 10회의 평균값을 각 요인의 대표값으로 정하고 이를 해석을 편리하게 하기 위해 각 평균값을 가장 작은 값인 지형 곡률값으로 나누어주었다. 즉, 지형 곡률을 1로 보았을 때, 지형 경사가 5.33배로 산사태 분석시 가중치가 가장 높았으며, 다음으로 식생 경급이 2.67배, 식생 영급이 2

Table 1. Weight of each factor estimated by neural networks proposed in this study.

Factor	No. of Test											Mean	Std.	Normalized Weight*
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
Topo	Slope(TS)	0.35	0.33	0.34	0.35	0.32	0.29	0.32	0.37	0.38	0.24	0.32	1.1	5.33
	Curvature(TC)	0.07	0.06	0.06	0.05	0.08	0.08	0.06	0.06	0.07	0.08	0.06	0	1.00
Soil	Drainage(SD)	0.11	0.10	0.10	0.11	0.10	0.11	0.12	0.11	0.08	0.11	0.11	0.3	1.83
	Effective thickness(SE)	0.11	0.10	0.11	0.12	0.10	0.12	0.13	0.12	0.10	0.12	0.11	0.4	1.83
	Texture(ST)	0.08	0.08	0.07	0.05	0.08	0.09	0.07	0.07	0.08	0.07	0.07	0.1	1.17
Wood	Diameter(WD)	0.15	0.15	0.16	0.17	0.18	0.15	0.15	0.13	0.16	0.18	0.16	0.4	2.67
	Age(WA)	0.10	0.13	0.12	0.12	0.10	0.12	0.11	0.10	0.10	0.17	0.12	0.4	2.00

*Normalized weight with respect to topography curvature

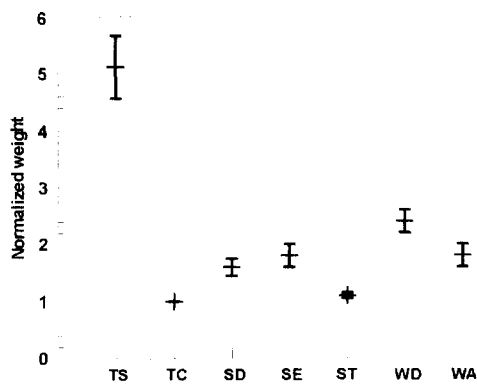


Fig. 6. The normalized weight value of landslide factors.

배 등이었다. Fig. 5는 10번에 대한 각각의 값들을 정규화하여 그래프로 나타낸 것이다. 그리고 토양도로부터 추출된 토양의 배수, 유효심도와 종류는 낮은 값으로 나왔으며 지형 곡률은 가장 적은 영향을 미치는 것으로 분석되었다. Fig. 6은 이 자료의 평균과 표준편차를 구하여 에러바로 표시한 그림이다. 지형 경사를 제외하고는 모든 요인의 표준편차가 낮게 나타나므로 무작위한 샘플이 큰 영향을 끼치지 않고 안정적으로 나타남을 알 수 있다. 이들 결과는 산사태에 취약성 분석시 각 요인의 가중치로 바로 적용될 수 있어 산사태 취약성 분석시 정밀도를 높일 수 있을 것이다.

5. 결론 및 토의

본 연구에서는 인공신경망의 층간 가중치를 이용하여 산사태 분석에 사용되는 각 요인이 산사태 발생에 얼마만큼의 영향을 미치는지를 분석하여 가중치를 구하는 방법을 제시하였다. 이를 위해 용인지역에 대해 구축된 공간 DB에서 추출된 지형 경사, 지형 곡률, 토양 배수, 토양 유효심도, 토양 종류, 식생 경급, 식생 영급의 7가지 종류의 요인을 사용하였고, 그 결과 지형 곡률을 1로 보았을 때, 지형 경사가 5.33배로 가장 높았으며, 다음이 식생 경급이 2.67배, 영급이 2배, 토양 배수 및 유효 심도가 1.83배, 토양 종류가 1.17배 등의 순이었다. 이와 같은 결과를 검증하기는 매우 어려우나, 이사로(1992), 김윤중 등(1994)과 신현준(1995)은 경험에 의해 지형 경사를 5, 토질은 4 그리고 식생 등은 2로 준 바 있다. 이는 본 연구에서의 결과와 비슷하나 토질의 영향은 이번 연구에서 낮게 분석되었다. 정창조(개인 서신)는 지형 경사의 영향이 다른 요인에

비해 월등히 높음을 주장한 바 있다.

이 연구 결과는 용인 지역에 대해 한정된 데이터만을 이용한 것으로 우리나라의 산사태 요인에 대한 대표 가중치라고 하기는 어렵다. 그러나 산사태 요인의 가중치를 정량적으로 분석하는 방법을 처음으로 제시함으로써, 정밀한 공간 DB가 구축되고 GPS를 이용하여 산사태 발생 지역을 정확하게 파악할 수 있으며 지속적인 자료의 누적이 이루어진다면 산사태의 종류나 지역의 특성에 맞는 가중치를 계산 할 수 있을 것이다. 또한, 산사태에 영향을 미치는 요인의 가중치는 불필요한 요인을 제거해 줌으로서 계산 시간을 단축시킬 수 있다.

이 결과는 산사태에 영향을 미치는 각 요인의 가중치로 바로 적용될 수 있어 산사태 취약성 분석시 가중치를 결정하고 확률을 이용하여 결정된 등급(이사로, 2000)과 같이 고려한다면 등급값만으로 취약성 지수를 계산하는 방법 보다 정밀도를 높일 수 있다. 또한 인공신경망을 이용한 가중치 결정방법은 GIS의 중첩 방법을 이용하여 분석되는 여러 가지 분야에 응용될 수 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

김윤중, 김원영, 유일현, 이사로, 민경덕 (1994) 지질 피해 예상 및 절취 난이도 분석을 위한 GIS 응용연구, 지질공학회지, 4권, 1호, p. 43-55.
 신현준 (1995) 원격탐사와 GIS를 이용한 충주지역의 사면 안정 평가, 연세대학교 석사학위 논문, 48p.
 이사로 (1992) 지리정보시스템(GIS)을 이용한 청주지역의 광역적 산사태 분석 연구, 연세대학교 석사학위 논문, 61p.
 이사로 (2000) 지리정보시스템(GIS)을 이용한 산사태 취약성 분석 기법 개발 및 적용 연구, 연세대학교 박사학위 논문, 163p.
 이사로, 류주형, 민경덕, 원종선 (2000), 인공신경망을 이용한 산사태 취약성 분석, 자원환경지질학회지, 33권, 4호, p. 333-340.
 이사로, 민경덕 (2000) 공간 데이터베이스를 이용한 1991년 용인지역 산사태 분석, 자원환경지질학회지, 33권, 4호, p. 321-332.
 정창조, 개인서신.
 한대석, 이사로, 김경수, 최영섭, 유일현 (1998) GIS를 이용한 한국 동남부지역의 상대적 사면안정성 분류도 작성, 한국GIS학회지, 6권, 1호, p. 25-33.
 Atkinson, P.M. and Tatnall, A.R.L. (1997) Neural networks in remote sensing, Int. J. Remote Sensing, v. 18, p. 699-709.
 Baldelli, P., Aleotti, P. and Polloni, G. (1996) Landslide-susceptibility numerical at the Messina Straits crossing site, Italy, Proceedings of the seventh international symposium on landslides, p. 153-158.
 Benediktsson, J.A., Swain, P.H., and Ersoy, O.K. (1990) Neural network approaches versus statistical meth-

- ods in classification of multisource remote sensing data, *IEEE, Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, v. 28, p. 540-552.
- Hines, J.W. (1997) *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*, John Wiley and Sons, New York, 209p.
- Lee, S. Ryu, J. Min, K. and Won, J. (2001) Development of two artificial neural network methods for landslide susceptibility analysis, *Proceeding of IGARSS 2001*, Sydney, Australia. CD-ROM version.
- Paola, J.D. and Schowengerdt, R.A. (1995) A review and analysis of backpropagation neural networks for classification of remotely sensed multi-spectral imagery, *Int. J. Remote Sensing*, v. 16, p. 3033-3058.
- Peddle, D.R., Foody, G.M., Zhang, A., Franklin, S.E., and Ledrew, E.F. (1994) Multisource image classification II: an empirical comparison of evidential reasoning, linear discriminant analysis, and maximum likelihood algorithms for alpine land cover classification, *Canadian Journal of Remote Sensing*, v. 20, p. 397-408.
- Turrini, C. M. and Visintainer, P. (1998) Proposal of a method to define areas of landslide hazard and application to an area of the Dolomites, Italy, *Engineering Geology* v. 50, p. 255-265.
- Zhou, W. (1999) Verification of the nonparametric characteristics of backpropagation neural networks for image classification, *IEEE, Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, v. 37, p. 771-779.

2001년 12월 21일 원고접수, 2002년 2월 21일 게재승인.