

인공신경망을 이용한 산사태 취약성 분석

이사로* · 류주형** · 민경덕** · 원중선**

Landslide Susceptibility Analysis Using Artificial Neural Networks

Saro Lee*, Joo Hyung Ryu**, Kyung Duck Min** and Joong Sun Won**

ABSTRACT: The purpose of this study is to develop landslide susceptibility analysis techniques using artificial neural network and apply the newly developed techniques for assessment of landslide susceptibility to study areas, Yongin. Landslide locations detected from interpretation of aerial photo and field survey, and topographic, soil and geological maps of the Yongin area were collected. The data of the locations of landslide, slope, soil texture, topography and lithology were constructed into spatial database using GIS. Using the factors, landslide susceptibility was analyzed by artificial neural network methods. The results of the analysis were verified using the landslide location data. The validation results showed satisfactory agreement between the susceptibility map and landslide location data.

서 론

산사태는 주로 홍수나 지진에 의해 야기되는, 산악지역에서 가장 빈번하고 큰 피해를 주는 자연재해이다. 우리나라는 여름에 집중호우로 인한 산사태로 많은 인명 및 재산 피해가 계속되고 있다. 특히, 1991, 1996, 1998, 1999년 여름에 경기, 강원지역에 발생한 산사태로 많은 인명 및 재산 피해를 내었다. 그러므로 산사태 발생 원인을 분석하고 이를 근거로 산사태 발생 가능성을 평가 및 예측을 함으로써, 산사태로 인한 피해 예방 및 관리를 해야 함으로 우선적으로 산사태 취약성 분석 기법이 개발되어야 한다. 따라서 본 연구에서는 산사태 취약성 분석을 위한 인공신경망 기법을 개발, 적용하고 그 결과를 검증하여 새로운 산사태 취약성 분석 기법 개발을 목적으로 하였다. 또한 이러한 분석 기법 개발에 기본 도구로 지리정보시스템 (GIS)을 이용함으로써 방대한 자료 분석을 가능하게 할 뿐

아니라, 효율성도 높이고 관리 및 활용을 극대화하였다. GIS를 이용한 산사태 분석 기법의 개발로 계속적으로 발생하고 있는 산사태에 대한 관리 및 분석을 과학적이고 효율적으로 할 수 있으며, 산사태 자료의 계속적인 수집 및 데이터베이스 구축과 관리 및 분석을 통해 산사태 예측 및 예방에 기여할 수 있다.

본 연구는 Fig. 1과 같이 연구지역 선택, 항공사진과 현장조사에 의한 산사태 발생 위치 파악, 데이터베이스 구축, 인공신경망의 트레이닝 및 인공신경망에 의한 산사태 취약성도 분석, 산사태 위치를 이용한 취약성도 검증 순서로 행해졌다. 먼저 산사태 취약성을 평가하기 위해서 용인 지역을 연구지역으로 선택하였다. 용인지역은 1991년 집중호우로 산사태가 집중적으로 발생한 지역이어서 연구지역으로 선택하였고 이중 특히 산사태가 집중적으로 발생한 위도 37.156도에서 37.174도, 경도 127.146도에서 127.169도 지역을 연구지역으로 선택하였다. 다음에 연구 지역인 용인 지역을 대상으로 현지 조사, 항공사진을 이용하여 산사태 발생 지역을 파악하였다. 항공사진을 이용한 산사태 위치 파악은 현장 조사에 비해 빠른 시간 내에 산사태 발생지역을 쉽게 파악할 수 있는 장점이 있으므로, 1991년 여름에 집중 발생한 용인 지역 산사태를 항공사진을 분석함으로써 산사태 발생 위치를 파악하였다.

* 한국자원연구소 국가지질자원정보센터 (National Geoscience Information Center, Korea Institute of Geology, Mining and Materials, 30, Kajeongdong, Taejeon, 305-350, Korea), E-mail: leesaro@kigam.re.kr

** 연세대학교 지구시스템과학과 (Department of Earth System Science, Yonsei University, 134, Shinchondong, Seoul 120-749, Korea)

이렇게 항공사진으로 파악된 산사태를 현지조사를 통해 확인함으로써 그 정확도 및 효용성을 검증하였다. 그 결과 연구지역의 산사태는 대부분 쇄설류 (debris flow)로 항공사진으로 판독된 산사태 발생 지역은 잘 일치하나 산사태로 판독된 영역이 산사태가 시작된 지점이 아니고 또한 이동된 토사가 퍼져 있는 부분도 아닌 산사태가 발생하여 산림 등이 쓸려 내려와 흙 부분이 노출된 부분이 항공사진에서 산사태로 판독되었다. 이러한 문제점 때문에 산사태가 시작된 지점을 분석에 사용하는 것이 가장 정확한 방법이겠으나 실제로 수많은 산사태를 일일이 조사하여 발생이 시작된 지점의 정확한 위치를 매핑하는 것은 시간이 너무 걸리는 작업이기 때문에 본 연구에서는 수행하지 못하였다. 그리고 산사태가 발생하면 발생 위치의 지형, 지질학적 상황이 가장 중요하겠지만 토사가 흘러내리는 영역의 지형, 지질학적 상황도 산사태 발생과 관련이 있다. 따라서 본 연구에서는 항공사진으로 판독된 것을 취약성 분석에 사용하였다. 그리고 산사태 발생 취약성을 평가하기 위해 파악된 산사태 위치 및 경사, 지형, 토양 종류, 지질 등 산사태 발생과 관련되는 요소들을 GIS를 이용하여 데이터베이스로 구축하였다. 그리고 MATLAB을 이용해 개발된 인공 신경망 프로그램을 이용하여 인공 신경망 분석을 하여 산사태 발생 취약성을 분석하였고, 마지막으로 산사태 위치를 이용하여 그 결과를 검증하였다. 인공 신경망을 이용한 산사태 취약성 분석을 위하여 기존의 산사태가 발생했던 곳을 감독 분류 시 트레이닝 지역으로 선정하였다. 가중치의 결정을 위하여 인공신경망을 학습시키고 알맞은 값에 수렴되었을 때, 역전파에 의해 수정된 신경망의 여러 층 사이의 가중치를 이용하여 산사태 취약성 분석이 행해진다.

본 연구에 사용된 인공신경망 기법을 이용한 분류 및 분석은 다른 통계적 방법에 비해 다음과 같은 장점을 갖고 있다. 첫째, 인공신경망 기법은 자료의 통계적 분포에 영향을 받지 않는다. 그러므로 원격탐사 자료나 다른 GIS 자료와의 통합이 자유롭다. Benediktsson *et al.* (1990)은 Landsat MSS 영상과 세 가지 지형 데이터베이스 (고도, 경사, 경사방향) 자료에 대해 인공신경망을 이용하여 분류능력을 향상시켰으며, Wilkinson (1993)은 지리정보시스템에서의 인공신경망의 이용을 검증한 바 있다. 둘째, 인공신경망은 통계적 변수가 필요치 않고 래스터 자료의 픽셀별로 계산이 되므로 트레이닝 자료의 개수가 적어도 정확한 분석이 가능하다 (Paola, 1995). 그러나 랜덤한 초기 가중치

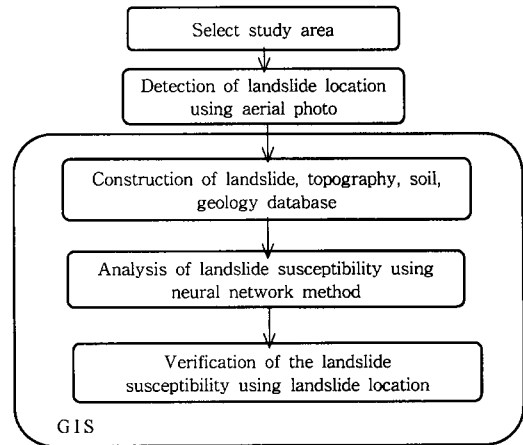


Fig. 1. Flow chart of this study.

값으로 인해 결과 값이 정확하게 일치하지 않고, 다양한 변수 (학습률, 은닉층의 개수)가 경험적으로 구해져야 하며 계산시간이 오래 걸린다는 단점이 있다.

산사태 분석 단계

산사태 분석 단계에는 취약성 (Susceptibility), 가능성 (Possibility), 위험성 (Risk) 분석 등 3가지 단계가 있다 (Einstein, 1988). 산사태 취약성은 강우, 지진 등 산사태를 직접적으로 유발시키는 요인이 생겼을 때 그 지역이 얼마나 산사태 발생에 취약한가를 분석한 것이고, 산사태 가능성은 어떤 지역의 산사태 취약성에 강우, 지진 등 산사태 유발 요인의 발생 가능성을 더해 그 지역에서 산사태가 얼마나 잘 일어날 수 있는가를 분석한 것이다. 여기서 이러한 산사태 유발요인을 가정한 후 산사태 가능성을 예측할 수 있다. 그리고 산사태 위험성은 산사태 취약성 혹은 가능성에 인명, 시설물 등 피해요소를 같이 고려한 것으로 산사태로 인해 인명 및 시설물의 피해 가능성이 얼마인가를 분석한 것이다. 즉 아래와 같은 식으로 표현될 수 있다.

$$\text{Susceptibility} = f(\text{Landslide, Landslide related factors}) \quad (1)$$

$$\text{Possibility} = f(\text{Susceptibility, Impact factors}) \quad (2)$$

$$\text{Risk} = f(\text{Possibility, Damageable objects}) \quad (3)$$

이러한 3단계 분석 과정 중 본 연구에서는 첫 번째 단계인 취약성 분석만을 실시하였다. 그리고 집중호우에 따른 자연사면의 붕괴로 인한 산사태를 연구 대상으로 하였으나, 강우 요소는 연구 지역이 협소한 관계

로 강우량을 공간적으로 분류할 수 없어 가능성 및 위험성 분석은 수행하지 못했다. 그러나 강우나 지진, 인위적인 사면 절취로 인한 지형의 변화가 있을 경우 등 산사태를 발생시킬 수 있는 영향은 분석에 같이 고려하면 산사태 발생 가능성 분석이 가능할 것이며, 특히 강우의 경우 시강우량, 일강우량, 누적 강우량 등을 고려하고 또한 수문 모델과 결합시켜 강우 요인을 분석하면 더욱 정확한 분석이 가능할 것이다.

인공 신경망

인공 신경망이란 인간 두뇌의 신경망을 흉내내어 실제 자신이 가진 자료로부터의 반복적인 학습 과정을 거쳐 데이터에 숨어 있는 패턴을 찾아내는 모델링 기법으로 계층구조를 갖는 수많은 프로세싱 요소로 이루어진 수확모형이며 신경망 이론의 다양한 아키텍처를 이용하여 예측모델을 생성한다 (조용준, 1999). 본 연구에서 사용된 인공신경망 방법은 역전파 알고리즘에 의해 훈련되는 다층 퍼셉트론이다. 이러한 알고리즘에서 사용되는 노드의 입력 값은 전 층으로부터의 출력 값과 가중치를 곱한 합이다. 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. Fig. 2는 한 개의 은닉층을 가지는 경우를 나타낸다. 각 노드 사이의 상호연결은 가중치와 관련된다. 인공신경망은 한 마디로 가중치를 조절하는 과정이라고 말할 수 있는데, 이러한 과정을 학습이라고 한다. 현재까지, 다층 퍼셉트론에서 최소 전체 훈련 에러를 얻기 위하여 상호 연결된 가중치를 조절하는 알고리즘 중, 가장 많이 사용되는 알고리즘은 오류 역전파 알고리즘이다. 훈련의 목표는 신경망의 기대되는 출력값과 실제 출력값 사이에 전체 에러를 최소화하여 우리가 기대되는 값에

도달하게 된다. 일단 최적의 가중치를 구하여 훈련이 끝나면, 전 지역 자료의 산사태 분석을 위하여 순방향 구조에 의해 계산된다 (Atkinson *et al*, 1998). 본 연구에서는 자연사면에서의 산사태 발생과 밀접한 관련이 있는 환경지질학적 요소들인 경사, 토질, 지형과 지질 등의 자료를 GIS 데이터베이스로 구축하고, 항공사진에 의해 파악된 산사태 발생 지역의 각 환경지질 자료를 추출하여 트레이닝 지역으로 선정하였다. 트레이닝 자료에 오류 역전파 알고리즘을 이용하여 은닉층의 개수, 학습률 등의 변수 값을 조절하여 입력층-은닉층과 은닉층-출력층 사이의 가중치를 구하고 이를 구축된 전체 지역에 대해 적용함으로써 산사태 취약성도를 얻고자 하였다.

GIS를 이용한 본 산사태 취약성 분석 기법의 적용에 있어 장단점은 GIS 자료를 인공 신경망 프로그램이 읽어 들일 수 있게 자료를 변환해야 하고, 그 결과도 다시 GIS 자료 형태로 변환해야 한다는 단점이 있다. 그리고 인공 신경망의 단점인 내부적인 계산 과정을 파악하기 힘들고, 계산량이 많아 실제 적용에 있어 시간 및 컴퓨터 용량을 너무 많이 필요로 한다. 그러나 인공 신경망이 가지는 장점이 많은 만큼 앞으로 프로그램 보완 및 컴퓨터 용량의 확대를 통해 본 기법의 적용은 계속 연구되어야 할 것이다.

GIS 데이터베이스 구축

1991년 집중호우로 인해 발생한 용인지역의 산사태의 위치 파악은 1995년 5월과 9월에 촬영된 항공사진을 이용하였다. 이러한 항공사진을 통해 파악된 위치를 GIS 프로그램을 이용하여 데이터베이스로 구축하였다. 항공사진은 현장조사나 다른 방법에 비해서 경제적이면서 빠르고 정확하게 산사태의 위치파악이 가능하다. 앞으로는 항공사진에 비해 촬영주기가 짧고 일정하며, 디지털 영상처리가 가능하며 센서의 발달에 의해 계속적으로 해상도가 좋아지고 있는 위성자료의 이용이 활발할 것으로 기대된다 (Nagarajan *et al*, 1998). 또한 GIS 프로그램을 이용하여 산사태와 관련이 있는 1:5,000 지형도, 1:25,000 정밀토양도 (농업진흥청, 1973, 1990), 1:50,000 지질도 (오인섭 외, 1972, 이인섭 외 1973)를 ARC/INFO의 커버리지 형태의 데이터베이스로 구축하였다. 이러한 지형 데이터베이스를 이용하여 경사 요인을 계산하였고, 토양 데이터베이스를 이용하여 토양 종류 요인 및 지형 요인을 추출하였고, 지질 데이터베이스를 이용하여 암상 요인을 추출

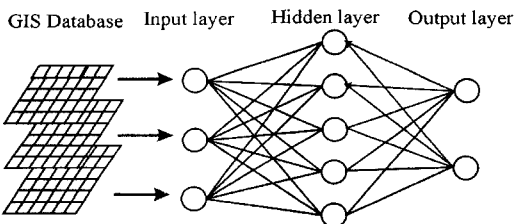


Fig. 2. Three layer backpropagation neural networks.

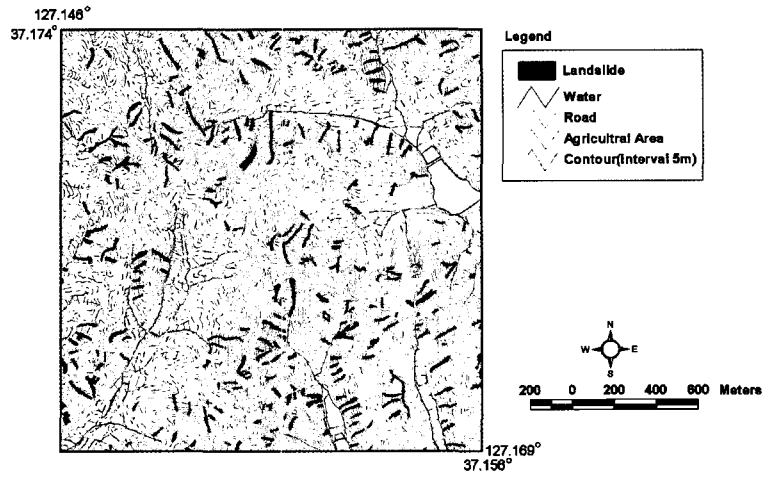


Fig. 3. Landslide location with topographic map.

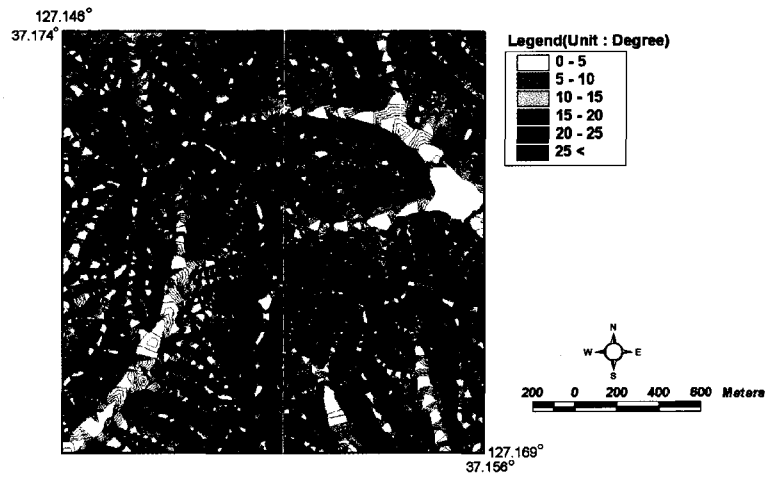


Fig. 4. Slope map.

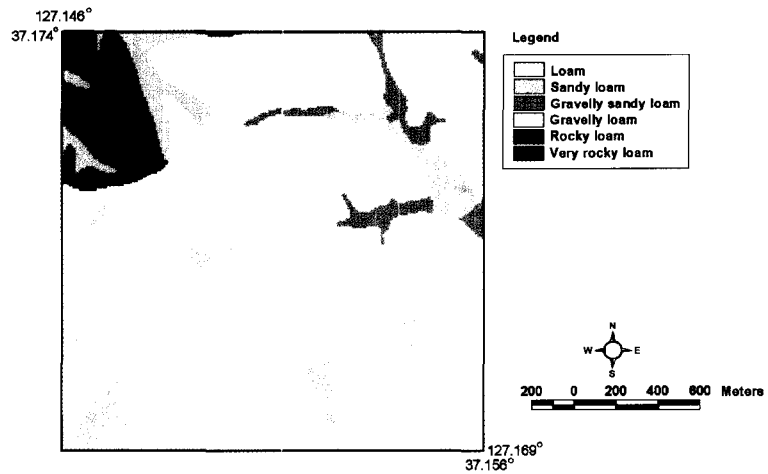


Fig. 5. Soil texture map.

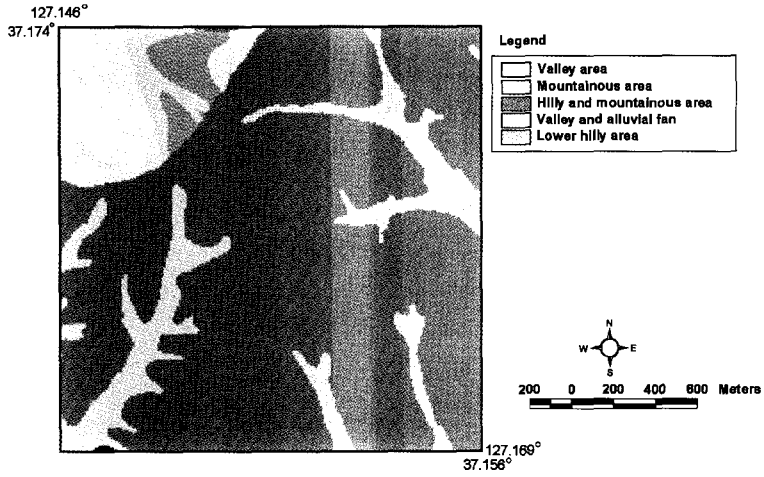


Fig. 6. Topographic classification map.

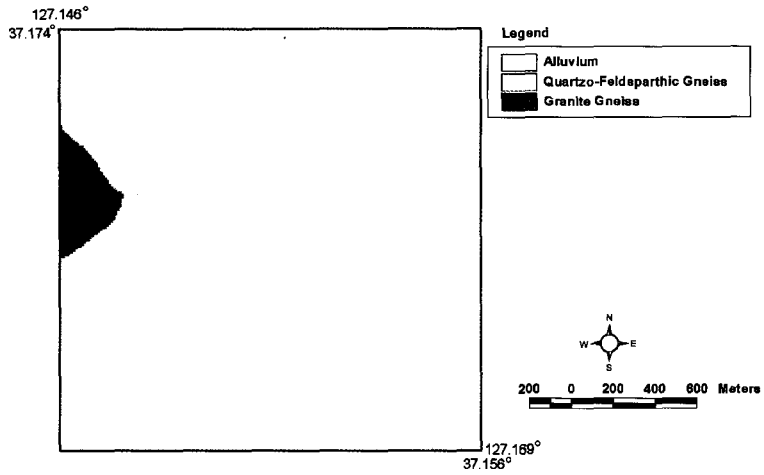


Fig. 7. Lithology map.

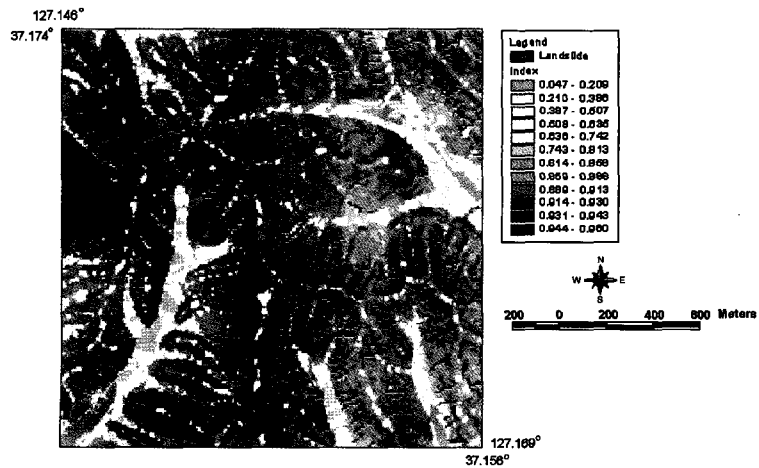


Fig. 8. Landslide susceptibility map using neural network method.

하였다. 이렇게 추출된 요인들은 10 m×10 m 간격의 격자 (ARC/INFO GRID 형태)로 변환하였고, 이를 인공신경망 분석을 위해 아스키 파일로 변환하여 MATLAB을 이용한 인공 신경망 프로그램에서 읽어들이 수 있게 하였다. 인공 신경망 프로그램 실행 시 인공 신경망의 단점의 하나인 시스템에 부하가 많이 걸려 산사태가 집중적으로 많이 발생한 2 km×2 km 지역으로 연구지역을 설정하였다. 따라서 연구지역의 전체 격자 개수는 40,000개이며 이중 산사태 발생 격자 수는 2,677개이다. 연구지역의 지형도 및 산사태 발생 위치는 Fig. 3과 같고, 산사태 분석을 위해 요인으로 사용된 경사는 Fig. 4, 토질은 Fig. 5, 지형은 Fig. 6, 암상은 Fig. 7과 같다.

인공 신경망을 이용한 산사태 취약성 분석

본 연구에서는 Hines (1997)에 의해 Matlab으로 개발된 인공신경망 프로그램을 기초로 하여 산사태 취약성 분석에 알맞게 수정 및 보완하였다. 인공 신경망 기법은 원격탐사 자료를 이용한 토지피복 분류 등에 많이 활용되어 왔는데, 특히 역전파 알고리즘을 이용한 다층 퍼셉트론 방법은 트레이닝 자료를 이용하는 감독분류 방법으로 많이 사용되어졌다 (Atkinson, 1997). 감독분류란 분석자가 참고자료나 현장조사에 의해 확실히 알고 있는 지역을 트레이닝 지역으로 선정하고, 이 트레이닝 지역에 대해 입력자료의 특성을 계산하여 이를 구축된 전체지역에 적용함으로써 분류를 하는 것이다.

인공신경망을 이용한 산사태 취약성 분석을 위해 경사, 토질, 지형, 지질 등 자연사면에서의 산사태 발생에 많은 영향을 미치는 요소를 선정하여 10 m×10 m 크기의 그리드 형태의 GIS 데이터베이스로 구축하고, 이들 각각의 요소의 값을 0.1에서 0.9 사이의 값을 가지도록 변환하였다. 이는 인공신경망에서 사용되는 시그모이드 함수가 0에서 1 사이의 값을 가지기 때문이다. 그리고 항공사진에 의해 파악된 산사태 발생 지역과 산사태에 안정적인 지역을 트레이닝 지역으로 각각 선정하게 된다. 여기서 선정된 산사태 발생 지역과 산사태에 안정적인 지역의 기대되는 출력값은 각각, (0.1, 0.9)과 (0.9, 0.1)이 된다. 기대되는 출력값과 실제 계산된 출력값 사이의 오차를 줄이기 위하여 가중치가 역으로 전파되며 다시 가중치를 조절하며 출력값 사이의 오차를 줄여 나가는 역전파 알고리즘을 이용하

여 가중치를 선정하게 된다. 역전파 알고리즘에 의해 결정된 가중치와 구축된 전체 데이터베이스를 계산함에 의해 전 지역에 대한 산사태 취약성이 얻어진다. 여기서 얻어지는 값은 실제 출력값으로 앞서서와 같이 두 개의 숫자로 주어지는데 만일 어떤 격자가 (0.11, 0.89) 값을 얻었다면 산사태 발생 가능성이 높은 지역이고 앞의 숫자의 값이 높게 나오고 뒤의 숫자의 값이 낮다면 산사태 발생 가능성이 적은 지역인 것이다. 이와 같이 두 개의 분류 항목에 대하여 두 개의 값으로 나오기 때문에 인공신경망을 이용한 분석은 퍼지 집합의 멤버십 함수 값으로 사용이 가능하다. 그러나 본 연구에서는 두 개의 값을 모두 이용하지 않고 산사태 발생 가능성이 높은 뒤의 숫자만을 이용하여 산사태 취약성 값을 분석하였는데 두 개의 값을 모두 이용하면 객관적인 분석이 가능할 것이다. 분석된 취약성 값은 다시 GIS 프로그램을 이용하여 데이터베이스화 되고 또한 도면화되었다. 인공 신경망 분류 기법에 의해 분류된 산사태 취약성 지수 값의 분포는 Table 1과 같으며 산사태 취약성 분포도는 Fig. 8과 같다. 이러한 인공신경망 분석은 결과 값인 취약성 지수의 값을 이용하여 앞으로의 산사태 발생 여부를 정확히 알 수 없고 상대적으로 밖에 알 수 없다는 문제점이 있다.

산사태 취약성 분석 기법 검증

Table 1에서 분석 결과 값인 취약성 지수 값의 단위 면적 당 산사태 발생 비율 값을 그래프로 나타내면 Fig. 9와 같다. 이 그래프에서와 같이 인공 신경망 분석 결과 값인 취약성 지수 값이 0.492 이하에서는 발생 비율 값이 0.008 이하로 매우 낮은 값을 나타냈다. 그리고 취약성 지수 값이 0.502~0.700 사이에서는 발생 비율 값이 0.020으로 나타나 급격히 증가하였으며, 취약성 지수 값이 0.701~0.797에서는 발생 비율 값이 0.045, 취약성 지수 값이 0.801~0.899에서는 발생 비율 값이 0.073, 0.900 이상에서는 0.081로 매우 높은 발생 비율 값을 나타내었으며 역시 2배 이상 급격히 증가하였다. 이러한 결과로 보아 지수 값이 0.5 이하이면 산사태 발생 가능성이 매우 적은 것으로 사료되며 0.5~0.7까지도 산사태 발생 가능성이 적으며, 0.7~0.8까지는 약간 취약한 것으로, 0.8 이상은 취약한 것으로 분류할 수 있다. 이러한 분류는 상대적인 분류로서 향후 좀 더 많은 사례 적용 및 연구를 통해 보완되어야 할 것이다.

Table 1. Distribution of susceptibility index using artificial neural network analysis.

①	②	③	①	②	③	①	②	③	①	②	③
0.047	18	0	0.657	96	3	0.868	28	0	0.940	4	0
0.059	176	0	0.660	326	2	0.871	20	2	0.941	9	1
0.070	19	0	0.665	299	13	0.878	4	1	0.942	386	32
0.087	78	0	0.687	78	1	0.879	19	0	0.943	15	0
0.103	2	0	0.700	5	0	0.880	38	8	0.945	81	3
0.127	131	0	0.701	2	1	0.881	232	27	0.946	172	17
0.149	17	0	0.707	101	2	0.882	51	5	0.948	121	8
0.164	48	0	0.712	45	2	0.884	307	24	0.949	1	0
0.180	60	1	0.714	5	0	0.885	3798	306	0.950	74	6
0.183	24	1	0.718	8	0	0.888	17	1	0.951	37	3
0.209	3	0	0.719	133	13	0.894	6	0	0.952	85	3
0.227	49	0	0.720	286	22	0.895	12	2	0.953	1	0
0.248	41	0	0.725	379	9	0.896	232	21	0.954	87	2
0.249	15	1	0.742	56	1	0.897	58	3	0.955	75	4
0.283	1	0	0.754	3	0	0.899	422	20	0.956	55	0
0.288	177	1	0.760	138	4	0.900	3892	301	0.957	36	1
0.302	73	0	0.763	88	6	0.901	6	0	0.958	26	0
0.328	48	0	0.765	6	0	0.902	6	0	0.959	11	0
0.333	611	1	0.767	7	0	0.906	5	0	0.960	2	0
0.366	3	0	0.769	340	20	0.907	12	2	① Susceptibility Index		
0.371	224	2	0.774	665	21	0.908	161	27	② Total cell count		
0.386	22	0	0.786	32	2	0.909	62	6	③ Landslide cell count		
0.404	30	0	0.797	4	0	0.910	28	1			
0.414	84	0	0.801	117	7	0.911	4071	330			
0.415	10	0	0.804	132	7	0.912	3	0			
0.420	152	0	0.805	15	0	0.913	1	0			
0.454	1	0	0.807	3	1	0.916	48	3			
0.459	242	3	0.808	193	14	0.917	34	1			
0.474	7	0	0.809	71	4	0.918	83	10			
0.492	9	1	0.813	1536	78	0.919	53	5			
0.502	66	4	0.821	43	2	0.920	312	30			
0.507	272	1	0.831	2	0	0.921	3095	269			
0.540	1	0	0.834	48	5	0.922	3	1			
0.544	212	3	0.836	146	19	0.923	31	1			
0.558	12	0	0.837	29	0	0.925	19	2			
0.568	222	2	0.838	186	15	0.926	73	7			
0.575	11	0	0.840	60	5	0.927	1	0			
0.578	7	0	0.841	81	5	0.928	2300	171			
0.584	83	4	0.843	2550	175	0.930	26	4			
0.585	7	2	0.848	3	0	0.931	6	1			
0.589	337	5	0.849	26	1	0.932	45	2			
0.594	692	17	0.858	5	0	0.934	1427	122			
0.621	127	1	0.860	36	5	0.935	30	5			
0.635	12	0	0.861	162	17	0.936	1	0			
0.643	53	0	0.862	193	13	0.937	21	1			
0.649	17	1	0.865	214	25	0.938	118	8			
0.652	5	0	0.867	3369	241	0.939	672	55			

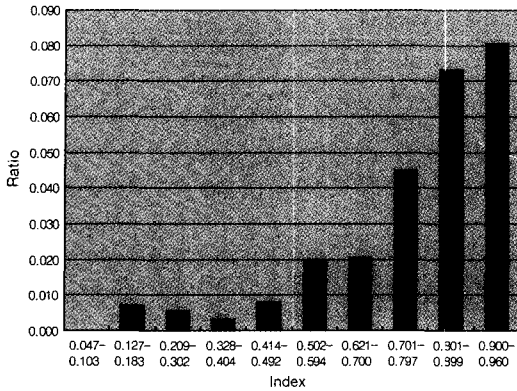


Fig. 9. Landslide cell number per unit area in index range.

결론 및 토의

본 연구에서는 산사태 취약성 분석을 위해 연구지역 인 용인 지역에 대해 산사태 관련 요소들의 데이터베이스 구축을 하였다. 이렇게 구축된 데이터베이스를 이용하여 인공 신경망 기법을 이용한 취약성 분석을 실시하였다. 연구지역에서 항공사진 및 현지조사를 통해 산사태 위치를 파악하고 1:5,000 지형도, 1:25,000 정밀도양도, 1:50,000 지질도 등을 GIS를 이용하여 데이터베이스로 구축하고 여기서 산사태 발생 요인인 경사, 토질, 토양, 암상을 추출하였다. 이렇게 구축된 데이터베이스를 인공 신경망 분석 프로그램에 적용하여 산사태 취약성을 분석하였다. 분석된 취약성도를 다시 산사태 발생위치와 상관 관계를 분석하여 검증을 실시하였고, 산사태 취약성 지수는 단위 면적 당 산사태 발생 비율과 잘 일치하였다.

GIS를 이용한 산사태 분석 기법의 개발로 계속적으로 발생하고 있는 산사태에 대한 관리 및 분석을 과학적이고 효율적으로 할 수 있으며, 산사태 자료의 계속적인 수집 및 데이터베이스 구축과 관리 및 분석을 통해 산사태 예측 및 예방에 기여할 수 있을 것이다. 또한 이러한 분석 결과는 산사태 피해 예방을 위해 방재사업, 국토개발 계획, 건설계획 등에 기초자료로 이용될 수 있다. 이렇게 개발된 기법들이 산사태 분석 기법의 표준으로서 많이 활용될 수 있게 하기 위해서는 전국에 걸쳐 적용되어야 하고 따라서 보다 많은 산사태

발생 자료 및 산사태 관련 요인의 적용이 필요하다. 그리고 이러한 과정을 통해 개발된 분석 기법을 적용하여 기법을 점차 향상시켜 나가 우리나라 현실에 맞는 산사태 분석을 실시하고 이를 적극 활용해야 할 것이다.

참고문헌

농촌진흥청 농업기술연구소 (1973) 정밀토양 해설도 수원시 및 화성군편, 농촌진흥청 농업기술연구소, 103p.
 농촌진흥청 농업기술연구소 (1990) 정밀토양 해설도 용인군편, 농촌진흥청 농업기술연구소, 46p.
 오인섭, 윤운영 (1972) 한국지질도 수원도폭, 국립지질조사소, 21p.
 오인섭, 박석환 (1973) 한국지질도 오산도폭, 국립지질광물연구소, 21p.
 이사로 (2000) 지리정보시스템 (GIS)을 이용한 산사태 취약성 분석 기법 개발 및 적용 연구, 연세대학교 박사학위 논문, 163p.
 조용준, 허 준, 최인규 (1999) Neural Connection을 이용한 데이터마이닝 신경망 분석, SPSS 아카데미, p. 3-15.
 Atkinson, P.M. and Tatnall, A.R.L. (1997) Neural networks in remote sensing, *Int. J. Remote Sensing*, v. 18, p. 699-709.
 Benediktsson, J.A., Swain, P.H. and Ersoy, O.K. (1990) Multisource data classification and feature extraction with neural networks, *IEEE, Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, v. 28, p. 540-552.
 Einstein, H.H. (1988) Landslide risk assessment procedure, *Proceedings of the fifth international symposium on landslide*, v. 2, p. 1075-1090.
 Hines, J.W. (1997) Fuzzy and Neural Approaches in engineering, p. 209.
 Mayoraz, F., Cornu, T. and Vulliet, L. (1996) Using neural networks to predict slope movements, *Proceedings of the seventh international symposium on landslides*, p. 295-300.
 Nagarajan, R., Mukherjee, A., Roy, A. and Khire, M.V. (1998) Temporal remote sensing data and GIS application in landslide hazard zonation of part of Western ghat, India, *Int. J. Remote Sensing*, v. 19, p. 573-585.
 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.
 Wilkinson, G.G. (1993) The generalization of satellite-derived thematic maps for GIS input, *Geo-Information-Systems*, v. 6, p. 24-29.

2000년 6월 9일 원고접수, 2000년 8월 3일 게재승인.