

## 인공신경망을 이용한 강릉지역 산사태 취약성 분석 및 검증

이사로<sup>1\*</sup> · 이명진<sup>2</sup> · 원중선<sup>2</sup>

<sup>1</sup>한국지질자원연구원 지질자원정보센터, <sup>2</sup>연세대학교 지구시스템학과

### Landslide Susceptibility Analysis and Verification using Artificial Neural Network in the Kangneung Area

Saro Lee<sup>1</sup>, Mounj-Jin Lee<sup>2</sup> and Joong-Sun Won<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Geoscience Information Center, Korea Institute of Geoscience & Mineral Resources (KIGAM), Daejeon 305-350, Korea

<sup>2</sup>Department of Earth System Science, Yonsei University, Seoul 120-749, Korea

The purpose of this study is to make and validate landslide susceptibility map using artificial neural network and GIS in Kangneung area. For this, topography, soil, forest, geology and land cover data sets were constructed as a spatial database in GIS. From the database, slope, aspect, curvature, water system, topographic type, soil texture, soil material, soil drainage, soil effective thickness, wood type, wood age, wood diameter, forest density, lithology, land cover, and lineament were used as the landslide occurrence factors. The weight of the each factor was calculated, and applied to make landslide susceptibility maps using artificial neural network. Then the maps were validated using rate curve method which can predict qualitatively the landslide occurrence. The landslide susceptibility map can be used to reduce associated hazards, and to plan land use and construction as basic data.

**Key words :** GIS, Landslide, Susceptibility, Artificial Neural Network, Kangneung

본 연구의 목적은 2002년 산사태가 많이 발생한 강원도 강릉 지역의 산사태 발생원인에 대해 인공신경망 기법과 GIS를 이용하여 취약성도를 작성 및 이를 검증하는 것이다. 이를 위해 지형도, 토양도, 임상도, 지질도, 토지피복도 등을 GIS를 이용하여 공간 데이터베이스로 구축하였고, 이러한 데이터베이스로부터, 경사, 경사방향, 곡률, 수계, 지형종류, 토질, 토양모재, 토양배수, 유효토심, 임상종류, 임상경급, 임상영급, 임상밀도, 암상, 토지피복도, 선구조도 등을 추출하여 산사태 발생요인으로 이용하였다. 이러한 데이터베이스와 산사태 발생 위치에 대해 인공신경망 기법을 적용하여 산사태 발생 원인에 대해 상대적인 가중치를 계산하고, 이를 적용하여 산사태 취약성도를 만들었다. 그리고 계산된 산사태 취약성도는 산사태 발생을 정량적으로 예측하는 비곡선 방법을 이용하여 검증되었다. 이러한 결과는 산사태 피해 예방을 위한 방재 사업, 국토개발 계획, 건설계획 등에 기초 자료로서 활용될 수 있다.

**주요어 :** 지리정보시스템(GIS), 산사태, 취약성, 인공신경망, 강릉

### 1. 서 론

산사태로 인한 인명피해와 재산피해를 줄이고 예방하기 위하여 산사태의 과학적인 분석기술 개발이 필요한 실정이다. 지리정보시스템(GIS)을 사용한다면 산사태에 방대한 공간정보 데이터베이스를 계속적으로 수집 및 관리, 분석 할 수 있으며, 인공신경망(Artificial

Neural Network)을 통하여 정량적인 산사태의 영향요인별 가중치를 구하여 산사태 취약성을 분석할 수 있다. 산사태의 취약성 기법이 적용되면 정량적으로 산사태 발생원인을 분석할 수 있으며 이를 바탕으로 산사태 발생 가능성을 예측할 수 있기 때문에 산사태에 의한 피해 예방과 관리가 가능해 진다.

태풍 루사에 의한 피해는 강원도 전역에 걸쳐 발생

\*Corresponding author: leesaro@kigam.re.kr

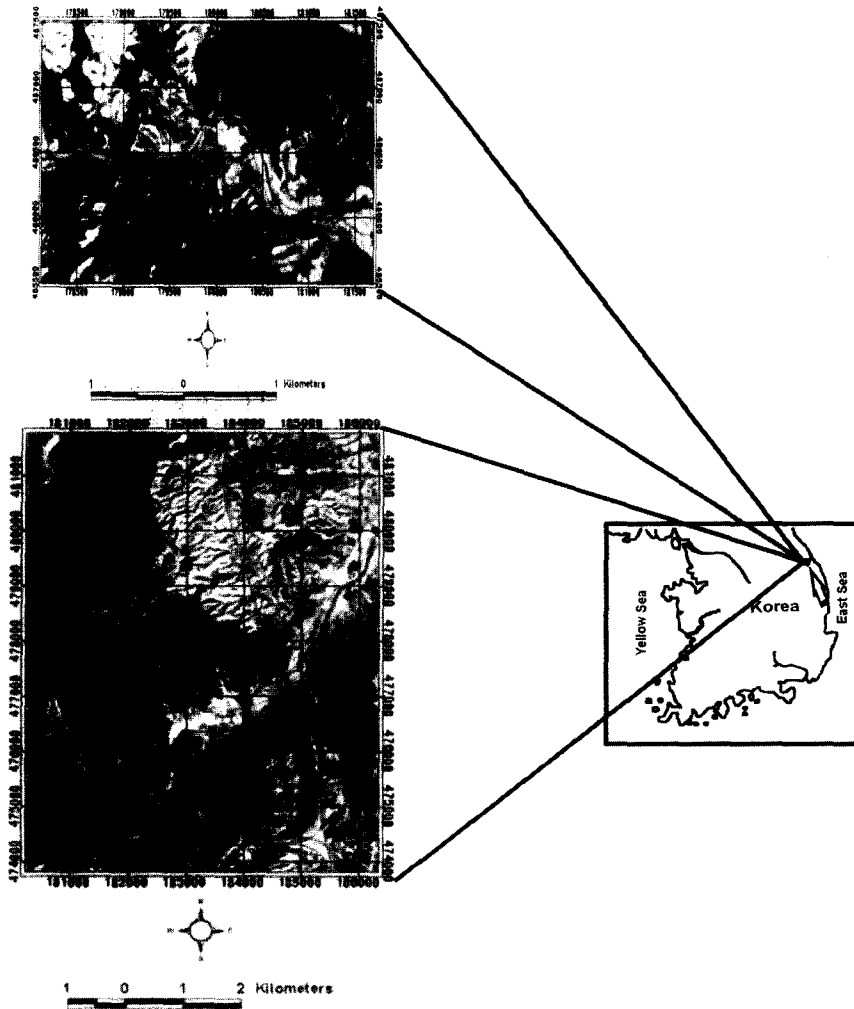


Fig. 1. Study area.

하였고, 특히 강릉, 동해, 양양, 삼척, 고성인 많은 피해를 입은 지역으로 이중에서도 강릉은 규모나 물량 면에서 가장 큰 피해를 입었다. 본 연구에서는 이러한 강릉지역을 연구지역으로 선정하였고, 그 위치는 행정 구역상으로 강원도 강릉시 사천면 사기막리와 주문진읍 삼교리에 해당한다. 지리 좌표 상으로는 사기막리 지역의 경우는 동경  $128^{\circ}45'00''\sim 128^{\circ}50'00''$ , 북위  $37^{\circ}45'00''\sim 37^{\circ}50'00''$ 이고, 삼교리 지역의 경우는 동경  $128^{\circ}45'00''\sim 128^{\circ}47'50''$  북위  $37^{\circ}52'50''\sim 37^{\circ}52'80''$ 에 해당하는 지역이다(Fig. 1).

본 연구에서는 연구지역인 강원도 사천면 사기막리 지역에 대한 산사태 발생 이전과 이후에 촬영된 KOMSAT 위성영상을 사용하여 변화탐지를 실시하여 산사태 발생 위치를 우선적으로 파악하였으며, 현장에

서 GPS를 이용하여 발생위치를 확인한 후, 데이터베이스로 구축하였다. 그리고 GIS 프로그램을 활용하여 산사태 지역의 1:5,000 정밀 지형도, 1:25,000 정밀 토양도, 1:25,000 임상도, 1:250,000 지질도를 ARC/INFO 커버리지 형태의 공간데이터베이스로 구축하였다. 토지피복도는 Landsat TM(200년 5월 8일) 영상을 이용하여 작성하였으며, 선구조는 IRS 위성 영상에서 추출하였다. 이러한 과정을 거쳐서 각각 구축된 데이터베이스는  $5\times 5$  m 간격의 격자(ARC/INFO GRID 형태)로 변환한 후, MATLAB을 이용해 개발된 인공신경망 프로그램에 입력되어, 인공신경망 오류 역전파 알고리즘(Back-propagation Algorithm)에 의한 훈련(Training)을 통해 산사태 발생 요인별 가중치를 구하였다. 이때 훈련지역을 산사태 분포 특성을 고려하여

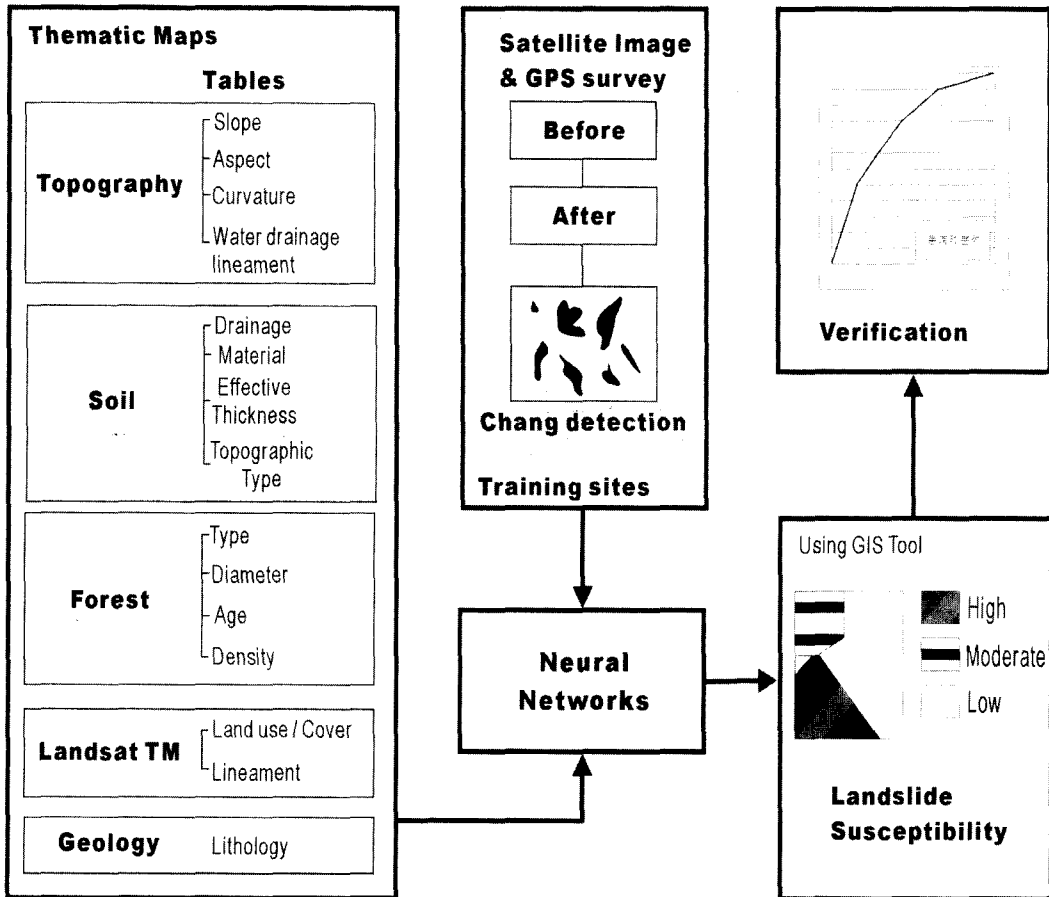


Fig. 2. Study flow.

3가지 경우로 설정하였고, 이 가중치를 같은 지역 및 다른 지역에 교차 적용하여 산사태 취약성도를 12개 작성하고, 산사태 위치와 비곡선(rate curve) 방법을 이용하여 작성된 취약성도를 정량적으로 검증하였다. 이것을 도식화한 연구 흐름도는 Fig. 2와 같다.

이러한 인공신경망을 이용한 산사태 분석 연구로는 이사로 등(2000), 류주형 등(2002), Lee and Choi (2003a), Lee et al.(2003b), Lee et al.(2004) 등이 있으며, 본 연구의 차이점은 훈련지역을 다양하게 설정하였고, 검증 시 타 지역에 가중치를 적용하는 교차 검증 실시 및 기존의 연구지역과 다른 지역에 적용된 점 등이다.

## 2. 산사태 위치 파악 및 공간 데이터베이스 구축

본 연구를 위해 연구지역인 강릉 지역은 산사태 분

석에 필요한 관련 자료로서 우선적으로 산사태 발생위치를 파악하기 위하여 강원도청에서 실시한 태풍 투사 피해조사 자료를 분석하였다. 또한 산사태 발생 이전의 2001년 12월 7일과 발생 이후의 2002년 12월 14일 아리랑1호 영상에서의 변화탐지를 실시하였다. 변화탐지 영상의 생성을 위한 간단한 방법에는 밴드 비율(Band Ratio), 주성분 분석(Principal Components Analysis), 적색/녹색 차이 영상(Red Green Difference Image) 등의 방법이 있으며, 본 연구에서는 이러한 적색/녹색 차이 영상을 사용하였다.

이러한 변화 탐지에 의하여 산사태 발생 지역으로 추정되는 곳과 지적도에 의거하여 산사태 피해와 복구 공사가 있었던 지역을 중첩하여 확인 지역을 선정한 다음, GPS를 이용하여 산사태 위치를 정확히 파악하였고, 이를 근거로 산사태 위치도를 작성하였다. 작성 결과 산사태 수는 강릉 사기막리 지역의 경우에는 456개소이며, 삼교리 지역의 경우에는 148개소이다.

연구지역을 대상으로 한 공간 데이터베이스로는 지형자료로서는 1:5,000 수치지형도를 GRID형 자료로 변환 후 내삽의 과정을 거쳐 수치표고모델(DEM)을 작성하였다. 이렇게 작성된 수치표고모델로부터 경사도, 경사방향도, 곡률도를 작성하였으며, 경사도는 지형의 기울기를 나타내며, 경사방향도는 지형사면의 경사방향을 나타낸다. 곡률도의 경우, 0을 기준으로 음의 값으로 갈수록 경사면의 형태가 오목한 것을 나타내며, 양의 값으로 갈수록 경사면의 형태가 볼록한 것을, 0은 경사면의 형태가 평탄한 것을 나타낸다. 1:5,000 수치지형도 수계만을 추출하여 수계도를 작성하였다. 수계도는 연구지역에서의 수계의 분포를 나타낸다. 토양자료로는 1:25,000 정밀토양도로부터 지형종류도, 토질도, 토양 배수도, 토양 모재도, 유효토심도 등을 작성하였다. 지형은 토양이 분포한 지역의 지형에 의해 분류된 것이며, 토질은 토양입자크기에 의하여, 모재는 토양이 어떤 암상으로부터 형성되었는가를, 배수는 물의 배수정도를, 유효토심은 토양의 유효두께를 각각 나타낸다. 또한 1:25,000 임상도로부터 임상 종류도, 임상 경급도, 임상 영급도, 임상 밀도도 등을 구축하였다. 임상종류도는 나무의 종류를 나타내며, 임상 경급도는 나무의 지름을, 임상 영급도는 나무의 수령을, 임상 밀도도는 나무의 밀도를 각각 나타낸다. 지질자료는 1:250,000 지질도로부터 암상분포도를 구축하였으며, 기존의 지질도상의 단층자료와 Landsat TM 영상으로부터 선구조를 육안관독을 통해 추출하여 선구조도와 토지피복도를 추출하였다.

모든 자료의 공간해상도는 5×5 m로 구성되었으며, 연구지역의 격자수는 사기막리 지역의 경우에는 행과 열이 1,586×1,209로 총 격자수는 1,917,474이며, 삼교리 지역의 경우에는 행과 열이 505×768로 총 격자수는 387,840이다.

### 3. 인공신경망

인공신경망이란 인간의 두뇌 작용을 신경 세포들 간의 연결 관계로 모델링한 것이다. 생물학적 뉴런(neuron)의 구조 및 기능을 단순화하여 수학적 모델로 표시하고, 이 뉴런 모델을 상호 연결시켜 망을 형성한 것이다. 자신이 가진 데이터로부터의 반복적인 훈련 과정을 거쳐 데이터에 숨어 있는 패턴을 찾아내는 모델링 기법으로 계층구조를 갖는 수많은 프로세싱 요소로 이루어진 수학적 모형이며 신경망이론의 다양한 아키텍처를 이용하여 예측모델을 생성한다. 신경회로망을 구성

할 때 가장 중요한 사항은 신경회로망의 특성을 좌우하는 두 가지 요소인 시냅스의 연결 방식과 뉴런의 훈련 규칙이다. 뉴런이란 신경 시스템에서 가장 기본적인 단위로 정보의 수용, 연산처리 출력의 전송 등의 기능을 한다. 이러한 뉴런이 다른 뉴런들로부터 정보를 입력받고 해석하여 다른 뉴런들에게 전달하는 방법을 규정해 놓은 소프트웨어이다. 신경회로망은 한 마디로 가중치를 조절하는 과정이라고 말할 수 있는데, 이러한 과정을 훈련이라고 한다. 훈련을 하려면 어떤 기준이 필요한데, 그 평가 기준에 의해 평가한 결과를 피드백하여 처리 기간의 가중치를 조절한다. 신경회로망의 여러 기능 중 본 연구에 사용된 특징 추출 기능은 신경회로망이 저장하고 있는 서로 다른 정보의 현저한 특징을 신경망 자체가 통계적으로 추출해 낼 수 있다.

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. 이러한 인공신경망에서 사용되는 노드의 입력 값은 전 층으로부터의 출력 값과 층간 가중치를 곱한 합이다. 이와 같이 처리 노드는 층을 구성하고 다음의 층에 일반적으로 완전히 상호 연결되지만 같은 층 내에서는 상호연결이 없다. 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)은 여러 개의 층으로 이루어져 있으므로 비선형적으로 자료를 분리 가능하며, 일반적으로 3개 이상의 층으로 이루어져 있는데, 정보가 인가되는 층은 입력층이며, 처리된 정보가 나타나는 층을 출력층이라고 한다. 입력층과 출력층 사이의 모든 중간층을 은닉층이라고 하는데 여러 개의 은닉층이 사용될 수 있다(Atkinson and Tatnall, 1997). Fig. 3은 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 훈련이라고 한다.

현재까지, 다층 퍼셉트론에서 최소의 전체 훈련 에러를 얻기 위하여 상호 연결된 가중치를 조절하는 알고리즘 중, 가장 많이 사용되는 알고리즘은 오류 역전파 알고리즘이다(Paola and Schowengerdt, 1995). 훈련의 목표는 신경망의 기대되는 출력값과 실제 출력값 사이에 전체 에러를 최소화하는 것이다. 오류 역전파 알고리즘은 일반화된 최소 평균 자승 LMS(Least Mean Square) 알고리즘이다. 이 알고리즘은 원하는 출력값과 실제 출력값과의 차이의 제곱을 가장 최소화하

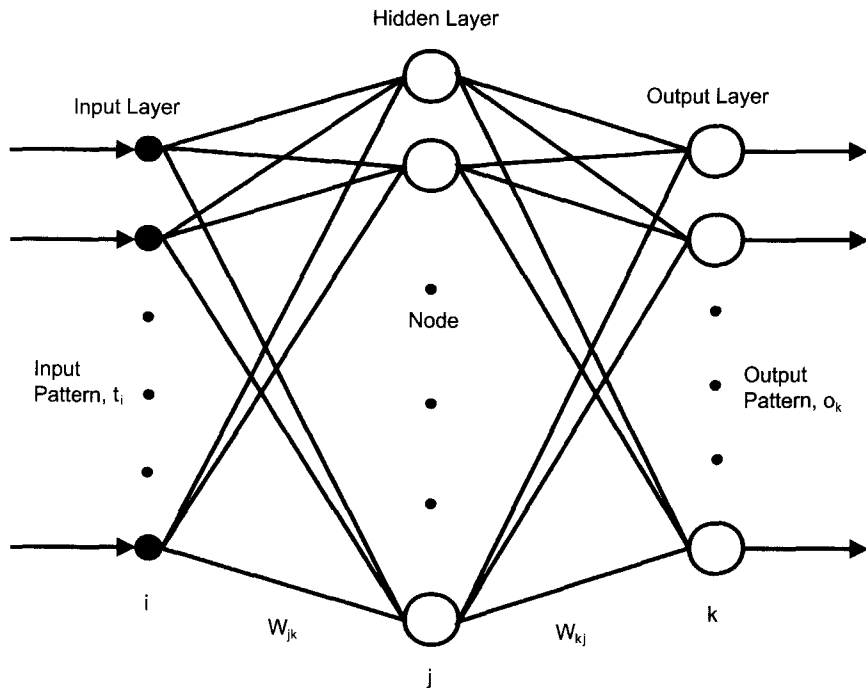


Fig. 3. Three layer neural networks.

고자 기울기 강화방법을 적용한 알고리즘이다. 따라서 입력 노드와 관련 없는 클래스의 모든 노드의 원하는 출력값은 점점 낮아지고 관련성이 많은 클래스의 모든 노드의 원하는 출력값은 높아지게 된다. 앞으로 나아가며 계산되는 신호값과 역전되는 에러의 과정이 반복되며 에러를 최소화하고 기대값에 도달하게 된다. 일단 최적의 중간 가중치를 구하여 훈련이 끝나면, 분류를 위하여 전 영상에 대해 순방향구조로 계산된다.

#### 4. 인공신경망을 이용한 산사태 취약성 분석

본 연구에서는 사기막리 지역에서 산사태 위치자료를 인공신경망에 활용하여 구한 가중치를 우선적으로 사기막리 지역 자료에 적용하여 산사태 취약성을 분석하였으며, 사기막리 지역의 가중치를 삼교리 지역에 교차 적용하여 삼교리 지역의 산사태 취약성을 분석하였다. 그리고 삼교리 지역에서 구한 가중치를 역시 삼교리 지역에 적용하고, 사기막리 지역에 교차 적용하였다. 이러한 가중치의 교차 적용에 전제 조건은 가중치를 구한 지역과 가중치를 적용하고자 하는 지역의 데이터베이스의 구축이 같은 형식으로 구성되어야 한다는 것이다. 또한 인공신경망을 적용할 때 위의 각각의 경우에 훈련지역을 3가지 경우로 설정하여 총 12개의

취약성도를 작성하였다. 이러한 3가지 훈련지역 설정은 첫 번째는 경사도가 0°인 지역을 산사태가 발생하지 않은 지역으로 설정하고, 실제 산사태가 발생한 지역을 산사태가 발생한 지역으로 설정한 경우이고, 두 번째는 빈도비를 이용한 취약성도에서 산사태 발생 확률이 낮은 지역을 산사태가 발생하지 않은 지역으로 설정하고, 실제 산사태가 발생한 지역을 산사태가 발생한 지역으로 설정한 경우이고, 세 번째는 빈도비를 이용한 취약성도에서 산사태 발생 확률이 낮은 지역을 산사태가 발생하지 않은 지역으로 설정하고, 또한 같은 취약성도에서 산사태 발생 확률 높은 지역을 산사태가 발생한 지역으로 설정한 경우이다.

여기서 빈도비를 이용한 취약성도는 확률기법인 빈도비를 이용한 작성된 산사태 취약성도를 말하며, 연구지역에 대한 각 요인 및 산사태와의 관계를 분석한 결과인 빈도비 값을 이용하였다(이명진 외, 2004). 빈도비는 각 요인의 등급별 산사태 발생 면적 비율을 각 요인 등급이 전체 면적에서 차지하는 비율로 나눈 것으로, 산사태 취약성도 작성을 위해 각 요인에 대해 이러한 빈도비 값을 준 다음, 이를 중첩 분석하여 산사태 취약성 지수(LIS: Landslide susceptibility index)를 구하였다. 즉 산사태 취약성 지수는 산사태와 각 요인과의 관계인 빈도비 값을 각 요인에 등급값으로 하여 식

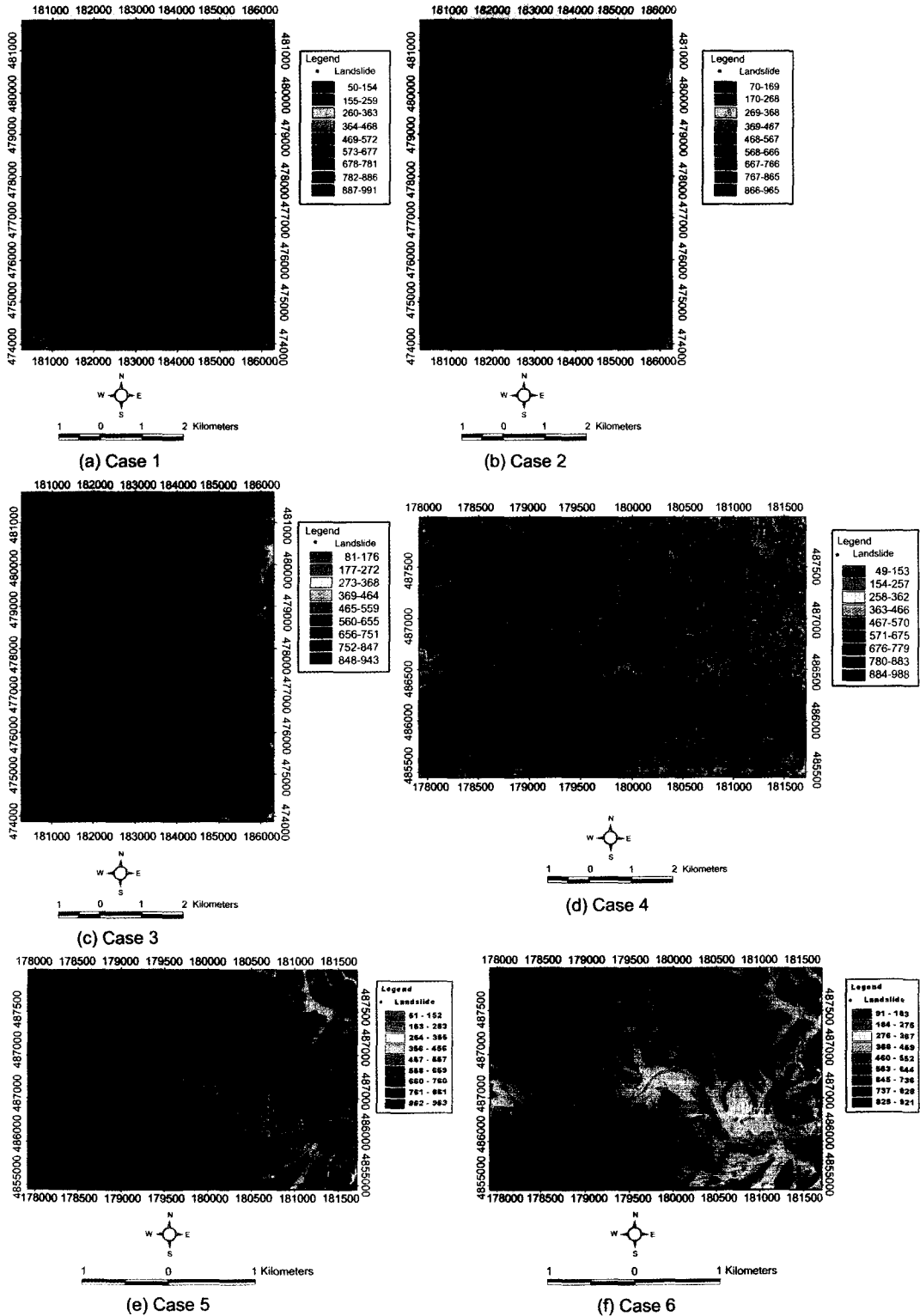


Fig. 4. Landslide susceptibility map (Index value x 1000).

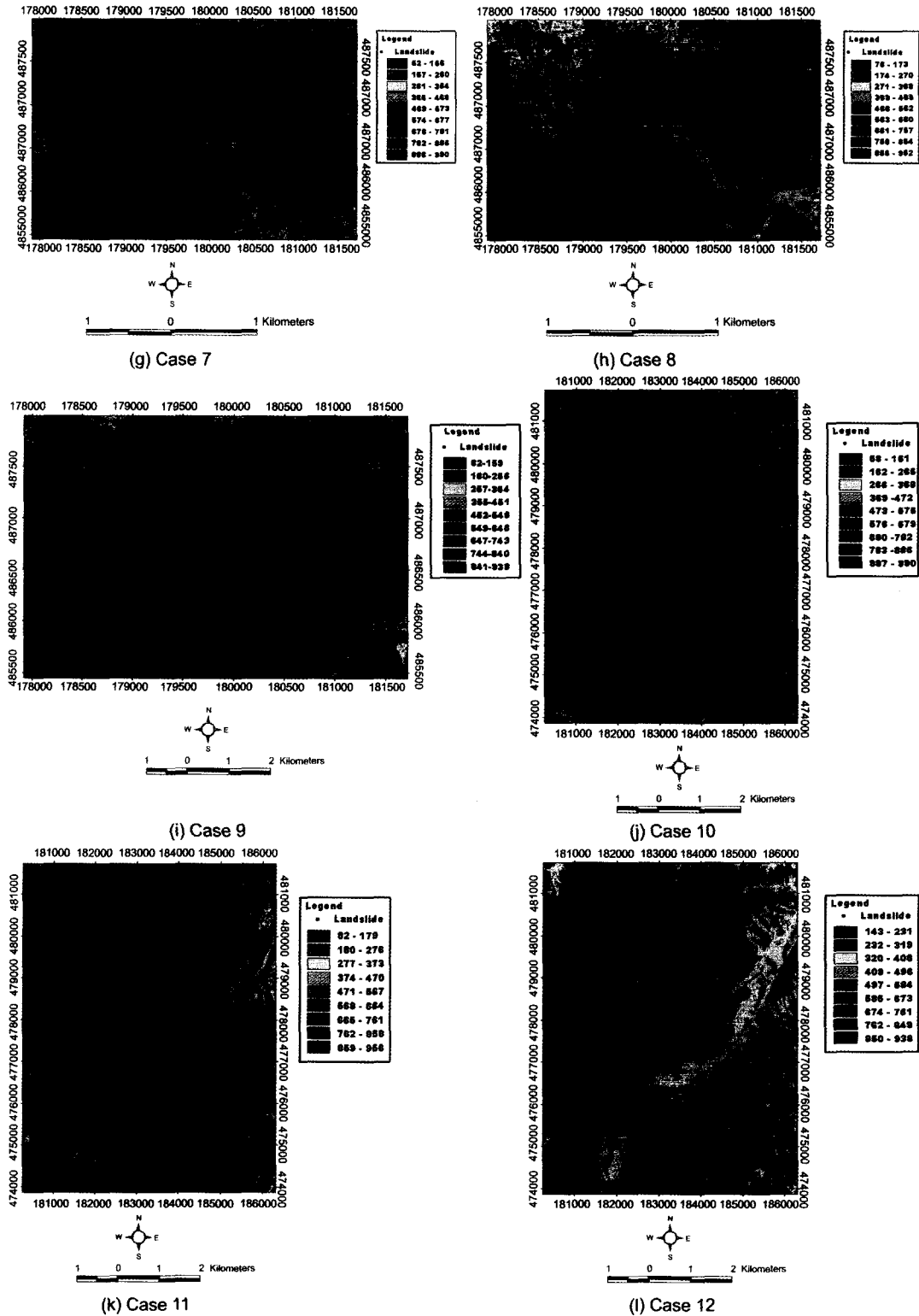


Fig. 4. Continued.

(1)과 같이 각 요인에 대해 가중치를 1로 같이 주고 모두 더한 값이다.

$$LSI = \sum F_{ir} \quad (F_{ir} : \text{각 요인의 종류별 등급값}) \quad (1)$$

이렇게 계산된 산사태 취약성 지수값으로 강릉시 사천면 사기막리와 주문진읍 삼교리지역에 대해 산사태 취약성도를 작성하였다.

이러한 총 12가지의 경우를 다시 정리하며, Case 1은 사기막리 지역 가중치를 같은 사기막리 지역에 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생지역 및 경사가 0인 지역으로 설정한 경우이다. Case 2는 사기막리 지역 가중치를 같은 사기막리 지역에 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생지역 및 산사태 발생확률이 낮은 지역으로 설정한 경우이다. Case 3은 사기막리 지역 가중치를 같은 사기막리 지역에 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생확률이 높은 지역 및 산사태 발생확률이 낮은 지역으로 설정한 경우이다. Case 4는 삼교리 지역 가중치를 같은 삼교리 지역에 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생지역 및 경사가 0인 지역으로 설정한 경우이다. Case 5는 삼교리 지역 가중치를 같은 삼교리 지역에 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생지역 및 산사태 발생확률이 낮은 지역으로 설정한 경우이다. Case 6은 삼교리 지역 가중치를 같은 삼교리 지역에 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생확률이 높은 지역 및 산사태 발생확률이 낮은 지역으로 설정한 경우이다. Case 7은 사기막리 지역 가중치를 삼교리 지역에 교차 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생지역 및 경사가 0인 지역으로 설정한 경우이다. Case 8은 사기막리 지역 가중치를 삼교리 지역에 교차 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생지역 및 산사태 발생확률이 낮은 지역으로 설정한 경우이다. Case 9는 사기막리 지역 가중치를 삼교리 지역에 교차 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생확률이 높은 지역 및 산사태 발생확률이 낮은 지역으로 설정한 경우이다. Case 10은 삼교리 지역 가중치를 사기막리 지역에 교차 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생지역 및 경사가 0인 지역으로 설정한 경우이다. Case 11은 삼교리 지역 가중치를 사기막리 지역에 교차 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생지역 및 산사태 발생확률이 낮은 지역으로 설정한 경우이다. Case 12는 삼교리 지역 가중치를 사기막리 지역에 교차 적용한 경우로, 훈련지역을 산사태 발생확률이 높은 지역 및 산사태 발생확률이 낮은 지역으로 설정한 경우이다(Table 1).

산사태 취약성도 작성을 위해 위와 같은 12가지 경우에 대해 각각 분석을 실시하였다. 먼저 연구지역에 대해 훈련 지역으로도 무작위로 각각 200픽셀을 선정하였다. 여기서 Paola와 Schowengerdt(1995)에 의하면 트레이닝 샘플은 개수보다는 대표하는 지역을 잘 선택하는 것이 중요하다고 하였다. 그리고 무작위 샘플이 특성을 잘 대표하는지 알아보기 위해 훈련지역을 200개씩 10번 무작위 추출을 하여 분석하였다. 이들 위치에 해당하는 16개의 요인에 대해 입력 자료를 추출하였다. 각각의 주제도는 0.1부터 0.9까지의 값으로 변환해준 다음 MATLAB으로 작성된 프로그램 된 역전과 알고리즘에 입력되었다. 본 프로그램은 Hines(1997)에 의해 개발된 프로그램의 입출력 부분을 수정하여 다시 작성하였다. 인공신경망의 구조는  $16 \times 36 \times 2$ 로 설정하여 가중치를 결정하였다. 즉 16개의 입력 자료를 사용하였으며 은닉층의 개수는 입력층의 2배를 하였다. 출력층은 산사태 발생 지역과 발생하지 않은 지역으로 나누었다. 또한 RMS(Root Mean Square) 오차 목표값은 0.01로 하고 최대 반복 횟수는 2500번으로 하였다. 이렇게 인공신경망을 이용하여 분석된 12개의 산사태 취약성도는 Fig. 4와 같다.

## 5. 비곡선을 이용한 검증

인공신경망을 이용한 산사태 발생의 가중치를 구하고 이를 적용하여 산사태 발생 취약성도를 작성하였다. 취약성도의 값들은 일종의 추정(assessment)값에 해당되는데, 예측(prediction)을 위해서는 검증과정(validation)이 필요하다. 본 연구에서는 위의 12가지 경우에 대해 비곡선 아래의 면적을 계산하여 정량적으로 검증을 실시하였다. 이를 위해 취약성도에서 얻어진 취약성 지수 값을 단위 면적당 산사태 발생 비율 값을 그래프로 작성하였다(Fig. 5). 이 그래프는 X축에는 산사태 취약성에서 작성된 위험성이 높은 지역을 상위 퍼센트로부터 나열한 값이고 Y축은 산사태가 발생한 하위 퍼센트 값을 나타낸다. 예를 들어 X축의 값이 1% 일 때 Y축의 값이 100%라면 산사태 취약성도에서 위험성이 높게 나타난 1%의 픽셀 안에 산사태가 발생한 모든 위치가 속한다는 것을 의미하며, 산사태 취약성 분석이 올바르게 되었음을 의미한다. 이러한 그래프에서 X축과 Y축을 1:1로 곱하면 그래프 하단의 면적을 구할 수 있다. 이 면적은 그래프가 완전한 사각형을 이루는 산사태 취약성도 상위 1%가 전체 산사태를 포함하는 그래프를 가정하고, 각 경우의 그래프 하단의 면적 비



Table 1. Each case of success rate curve measure percent.

Case	Method	Training Area	Area %
Case 1	Application of the weight of Sagimakri to Sagimakri	Landslide location Slope is 0	82.99
Case 2	Application of the weight of Sagimakri to Sagimakri	Landslide location Low landslide probability	81.75
Case 3	Application of the weight of Sagimakri to Sagimakri	High Landslide probability Low landslide probability	83.59
Case 4	Application of the weight of Samgyori to Samgyori	Landslide location lope is 0	90.00
Case 5	Application of the weight of Samgyori to Samgyori	Landslide location Low landslide probability	84.36
Case 6	Application of the weight of Samgyori to Samgyori	High Landslide probability Low landslide probability	76.18
Case 7	Application of the weight of Sagimakri to Samgyori	Landslide location Slope is 0	88.39
Case 8	Application of the weight of Sagimakri to Samgyori	Landslide location Low landslide probability	72.06
Case 9	Application of the weight of Sagimakri to Samgyori	High Landslide probability Low landslide probability	75.58
Case 10	Application of the weight of Samgyori to Sagimakri	Landslide location Slope is 0	82.74
Case 11	Application of the weight of Samgyori to Sagimakri	Landslide location Low landslide probability	73.49
Case 12	Application of the weight of Samgyori to Sagimakri	High Landslide probability Low landslide probability	61.84

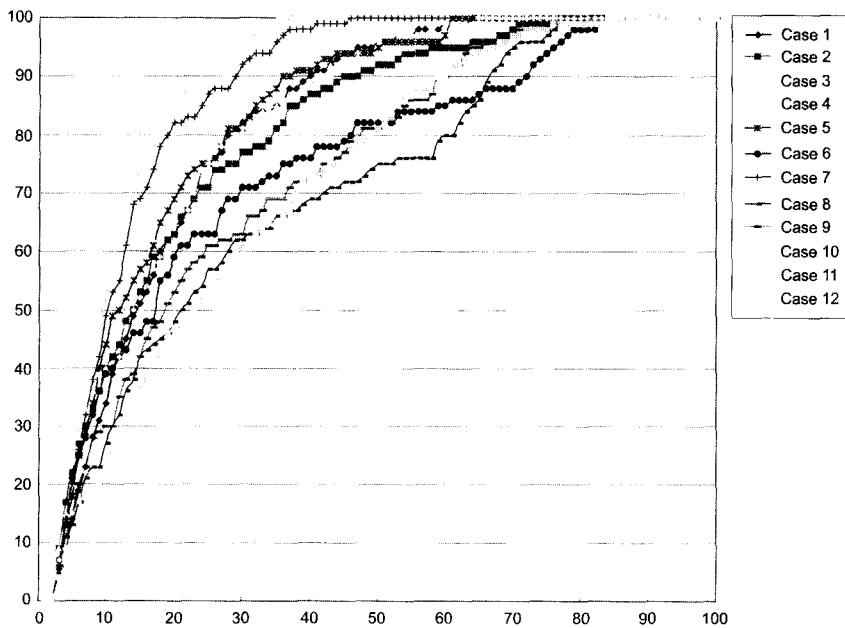


Fig. 5. Success rate curve of cases.

율로 나타내었다. 즉 완전한 예측의 경우가 100%로 가정하고, 12개의 각각의 경우를 그래프 하단의 면적으로 계산하여 보다 정량적인 비교가 가능하게 하였다

(Table 1).

그 결과 사기막리 지역에서 인공신경망을 이용하여 구한 산사태 가중치를 사기막리 지역에 적용한 취약성

도의 산사태 추정능력은 Case 1의 경우는 82.99%, Case 2의 경우는 81.75%, Case 3의 경우는 83.59%이다. 삼교리 지역에서 인공신경망을 이용하여 구한 산사태 가중치를 삼교리 지역에 적용한 취약성도의 산사태 추정능력은 Case 4의 경우는 90.00%, Case 5의 경우는 84.36%, Case 6의 경우에는 76.18%이다. 사기막리 지역에서 인공신경망을 이용한 산사태 가중치를 삼교리 지역에 교차 적용한 취약성도의 산사태 추정능력은 Case 7의 경우에는 88.39%, Case 8의 경우에는 72.06%, Case 9의 경우에는 75.58%이다. 삼교리 지역에서 인공신경망을 이용하여 구한 산사태 가중치를 사기막리 지역에 교차 적용한 취약성도의 산사태 추정능력은 Case 10의 경우에는 82.74%, Case 11의 경우에는 73.49%, Case 12의 경우에는 61.84%이다.

## 6. 결론 및 토의

본 연구에서는 산사태 취약성 분석을 위해 연구지역 인 강원도 강릉시 일대에 대하여 산사태 발생 요인인 경사, 경사 방향, 곡률, 수계, 토질, 모재, 배수, 유효토심, 임상, 경급, 영급, 밀도, 암상, 선구조, 토지이용도 등을 데이터베이스를 인공신경망 기법의 가중치를 적용하여 총 12개의 산사태 취약성도를 작성하고, 검증 을 실시하였다.

검증결과 전체적으로 같은 지역에서 구한 가중치를 같은 지역에 적용한 결과가 교차 적용한 결과 보다 좋게 나타났다. 삼교리 지역의 가중치를 삼교리 지역에 적용하였을 때가 가장 높은 면적 비율을 나타내었다 (Case 1, 90.00%). 그러나 교차 적용에서는 사기막리 지역의 가중치를 삼교리 지역에 적용한 것이 좋은 결과를 나타낸 것으로 나타났다(Case 7, 88.39%). 그러나 이 삼교리 지역의 각각의 가중치를 사기막리 지역에 적용 하였을 때는 사기막리 지역의 가중치를 삼교리 지역에 적용한 것 보다 취약성도가 낮게 나왔다. 이는 삼교리 지역과 사기막리 지역의 선정의 크기를 고려해 볼 수 있다. 삼교리 지역은 산사태가 발생한 지역을 좁게 선정하고, 사기막리 지역은 산사태 발생한 지역을 넓게 선정하였다. 그렇기 때문에 사기막리 지역은 삼교리 지역에서는 분류되지 않은 값들도 포함 되어 분류되었다. 예를 들어 토양명에서는 사기막리 지역에서는 바위가 있는 사양토와 바위가 있는 양토 등이 포함된다. 그러나 삼교리 지역은 연구지역 내에 이러한 분류는 없으며, 토양모재에서는 사기막리 지역에서는 산성화강암 잔적층이 있으나 삼교리는 이러한

토양특성을 포함하지 못한다. 또한 임상종류에서는 사기막리 지역에는 낙엽송림, 제지, 인공 소나무림, 혼효림, 리기다 소나무림 등인 포함되어있지만 삼교리 지역에는 이러한 임상 종류가 포함되지 않으며, 지역이 좁기 때문에 수계추출을 이용한 버퍼링에서도 400m는 포함되지 않는다. 즉 삼교리 지역은 사기막리 지역의 분류 중 일부만을 포함하는 지역이고, 이러한 좁은 지역에서 얻어진 가중치는 보다 넓은 지역에 적용하였을 때 정확도가 떨어지는 것으로 사료된다. 또한 사기막리는 넓은 지역에서 다양한 분류를 포함하기 때문에 이를 삼교리에 적용하였을 때는 삼교리 지역의 분류들이 사기막리 지역의 분류에 교집합으로 속하기 때문에, 교차적용에서는 보다 좋은 결과가 있었던 것으로 사료된다.

훈련지역 설정과 관련해서는 대체적으로 산사태 발생지역 및 경사가 0°인 지역으로 설정한 경우(Case 1, Case 4, Case 7, Case 10)가 같은 상황의 다른 훈련지역 설정보다 정확도가 높게 나타났다. 이러한 취약성도에 의한 추정능력 검증 결과와 인공신경망을 통하여 구해진 가중치를 고려해 보면 산사태에 대한 가중치를 구하는 훈련 지역의 선정은 실제 산사태가 발생한 지역을 산사태 발생지역으로, 경사도가 0°인 지역을 산사태가 발생하지 않은 지역으로 선정하는 것이 가장 좋으며, 교차적용에서도 이 훈련지역을 적용한 취약성도가 가장 효율적이라고 사료된다.

## 참고문헌

- 이명진, 이사로, 원중선 (2004) GIS와 원격탐사를 이용한 강릉지역 산사태 연구(I)-산사태 발생 위치와 영향인자와의 상관관계 분석. *자원환경지질학회지*, v. 37, p. 425-436.
- 이사로, 류주형, 민경덕, 원중선 (2000) 인공신경망을 이용한 산사태 취약성 분석. *자원환경지질학회지*, v. 33, p. 333-340.
- 류주형, 이사로, 원중선 (2002) 인공신경망을 이용한 산사태 발생요인의 가중치 결정. *자원환경지질학회지*, v. 35, 67-74.
- Hines, J.W. (1997) *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*. John Wiley and Sons, New York, 209p.
- Paola, J.D. and Schowengerdt, R.A. (1995) A review and analysis of backpropagation neural networks for classification of remotely sensed multi-spectral imagery. *International Journal of Remote Sensing*, v. 16, p. 3033-3058.
- Lee, S., Ryu, J-H., Lee, M-J. and Won, J-S. (2003a) Landslide susceptibility analysis using artificial neural network at Boun, Korea. *Environmental Geology*, v. 44, p. 820-833.
- Lee, S., Ryu, J-H., Min, K.D. and Won, J-S. (2003b) Land-

slide Susceptibility Analysis using GIS and Artificial neural network. *Earth Surface Processes and Landforms*, v. 27. p. 1361-1376.

Lee, S., Ryu, J-H., Won, J-S. and Park H-J. (2004) Determination and application of the weights for landslide

susceptibility mapping using an artificial neural network. *Engineering Geology*, v. 71. p. 289-302.

---

2004년 9월 2일 원고접수, 2005년 1월 27일 게재승인.