

인공신경망기법과 GIS를 이용한 제주도 산사태 취약성분석

권혁춘 · 이병걸^{*,**} · 조은일^{*,**}

제주대학교 대학원 토목해양공학과, *제주대학교 토목환경공학전공, **제주대학교 해양과환경연구소
(2008년 4월 17일 접수; 2008년 6월 12일 채택)

Landslide Susceptibility Analysis in Jeju Using Artificial Neural Network(ANN) and GIS

He Chun Quan, Byung-Gul Lee^{*,**} and Eun Il Cho^{*,**}

Department of Civil & Ocean Engineering, Graduate School, Cheju National University, Jeju-Do 690-756, Korea

*Major of Civil & Environmental Engineering, Cheju National University, Jeju-Do 690-756, Korea

**Marine and Environmental Research Institute, Jeju-Do 690-968, Korea

(Manuscript received 17 April, 2008; accepted 12 June, 2008)

Abstract

In this study, we implemented landslide distribution of Jeju Island using ANN and GIS, respectively. To do this, we first get the counter line from 1:2,5000 digital map and use this counter line to make the DEM. for the evaluate the land slide susceptibility. Next, we abstracted slop map and aspect map from the DEM and get the land use map using ISODATA classification method from Landsat 7 images. In the computation processes of landslide analysis, we make the class to the soil map, tree diameter map, Isohyet map, geological map and so on. Finally, we applied the ANN method to the landslide one and calculated its weighted values. GIS results can be calculated by using Arcview program and produced Jeju landslide susceptibility map by usign Weighted Overlay method. Based on our results, we found the relatively weak points of landslide ware concentrated to the top of Halla mountains.

Key Words : ANN, GIS, Landslide, Digital map

1. 서 론

제주도는 주 분화구였던 한라산을 중심으로 경사가 급하고 섬 주변에는 많은 절벽단층들이 분포하고 있으며 태풍과 폭우의 영향을 많이 받고 있다. 따라서 시간이 흐름에 따라 산사태의 피해가 증가할 것으로 예상된다. 산사태로 인한 인명 및 재산피

해를 미리 예방하고 줄이기 위하여 산사태의 과학적인 분석기술 개발이 필요한 실정이다. 하지만 산사태를 분석하기 위해 필요한 각종 공간정보와 현장자료들을 획득하기 위해서는 많은 시간과 인력, 비용을 소비해야 한다¹⁾. 현재 GIS(지형정보체계)기술은 이미 상당한 수준으로 발전하였으며 이러한 기술들의 진보는 물적·인적 피해를 동반하는 홍수 피해, 산불감시, 산사태분석과 같은 재난재해 감시 및 분석 분야에서 과거에는 진행이 불가능하였던 분석과 모니터링을 하게 함으로써 자연이 인류에 주는 피해를 미리 예측하고 피해규모를 감소시킬 수 있게 한다. 또한 이러한 분석기법 개발에 기본

Corresponding Author : Eun Il Cho, Major of Civil & Environmental Engineering, Cheju National University, Jeju-Do 690-756, Korea & Marine and Environmental Research Institute, Jeju-Do 690-968, Korea
Phone: +82-64-754-3447
E-mail: eunilcho@cheju.ac.kr

도구로 GIS를 이용함으로써 효율성을 높이고 관리 및 활용을 극대화 할 수 있으며²⁾, 산사태에 관한 방대한 공간정보 데이터베이스를 계속적으로 수집 및 관리, 분석 할 수 있게 한다.

이 등³⁾은 지리정보시스템(GIS) 및 인공신경망을 이용한 강릉지역 산사태 발생 요인의 가중치 분석을 통하여 인공신경망 이론이 강원도 지역의 산사태 예측에 매우 적합한 수치기법이라는 것을 증명하였다. 그리고 홍 등⁴⁾은 인공신경망 모델을 이용한 산사태 예측을 산사태 평가 모델인 SlideEval(Ver. 1.0)을 이용하여 인공신경망이론이 일반적인 산사태에 대한 예측 평가하는데 매우 적합함을 밝힌바 있다. 이러한 연구자료를 평가해 볼 때 산사태에 대한 예측모델로서 인공신경망 이론이 매우 적합함을 알 수 있었다.

이러한 인공신경망을 이용한 다양한 연구에도 불구하고 제주도의 한라산에 대한 산사태에 대한 연구가 전무한 상황이다. 이러한 원인은 한라산은 높이 1,500 m 이상 부근에만 산사태에 대한 취약성이 나타나고 나머지 고도에서는 경사가 완만하여 산사태가 발생할 확률이 매우 낮고 아직까지 산사태에 의한 심각한 피해가 발생되고 있지 않기 때문이었다. 그러나 최근 나리태풍과 같은 강한 폭우를 동반한 강수량이 증가함에 따라 제주지역의 산사태에 대한 예측 및 연구가 매우 필요한 상황에 있다.

본 연구에서는 제주도 산사태 분석을 위하여 우선 인공신경망기법을 적용하여 산사태 발생에 영향을 주는 토양도, 임상도 등 요소들의 경중률을 계산하고 GIS프로그램인 ArcView를 이용하여 위에서 분류된 자료들의 경중률에 의하여 모델을 구축하고 Weighted Overlay 기법을 이용하여 최종으로 제주도 산사태 발생가능지역에 대한 취약성분석을 진행하고자 한다.

2. 재료 및 방법

2.1. 연구대상지역

본 연구에서는 Fig. 1과 같이 제주도 전체 지역을 연구대상지역으로 선정하였으며 126°05'10"N부터 126° 58'37"N, 33°06'31"E부터 33°35'55"E 사이에 위치하고 있다. 제주도는 섬 전체가 거의 화산암류로 구성되어 있으며 형성시기가 비교적 짧고 개석(開析)의 정도가 얼마 되지 않아 화산원지형이 잘 보존

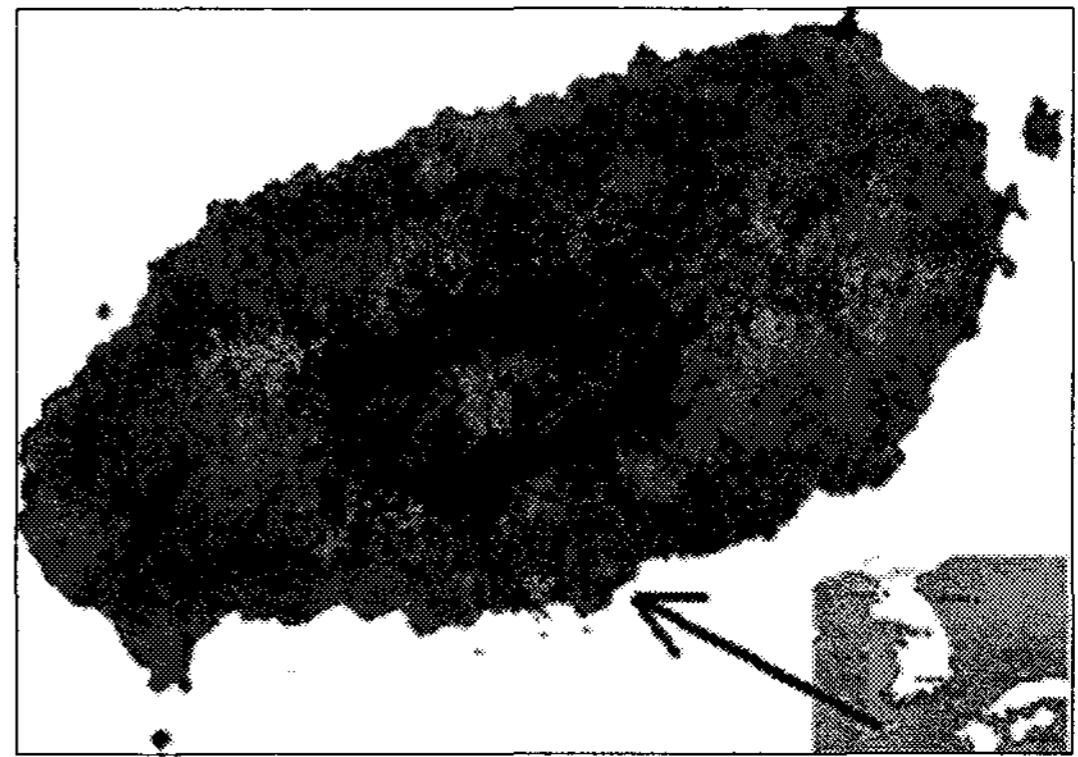


Fig. 1. Study Area.

되고 있다. 제주도의 평면상의 형태는 동서 장축의 길이가 약 74 km, 남북단축의 길이는 약 34 km인 타원형으로 그 면적은 1,848.3 km²이다. 장축방향은 N75E°로서 한반도의 남해안 선과 나란하며 이는 요동방향과 일치한다. 본도는 해발고도 1950 m인 한라산을 정점으로 동서사면은 경사가 3°~5°로서 전체적으로 순상화산에서 흔히 볼 수 있는 아스피테(Aspите)형이다.

제주도는 소위 “오름”이라는 기생화산체가 도 전역에 368개가 분포하고 있으며, 장축방향의 배열이 우세하고 고산에서 사계리를 거쳐 서귀포에 이르는 해안을 따라서는 불연속적으로 분포하며 신양리, 성산일출봉, 두산봉, 우도 등에도 분포하는데 이들 대부분은 화산력 또는 화산재로서 준고결 내지 미고결 상태이다. 북동해안과 협재리, 사계리 및 표선리 해안 일대에서는 사구(sand dune)가 발달되어 있다.

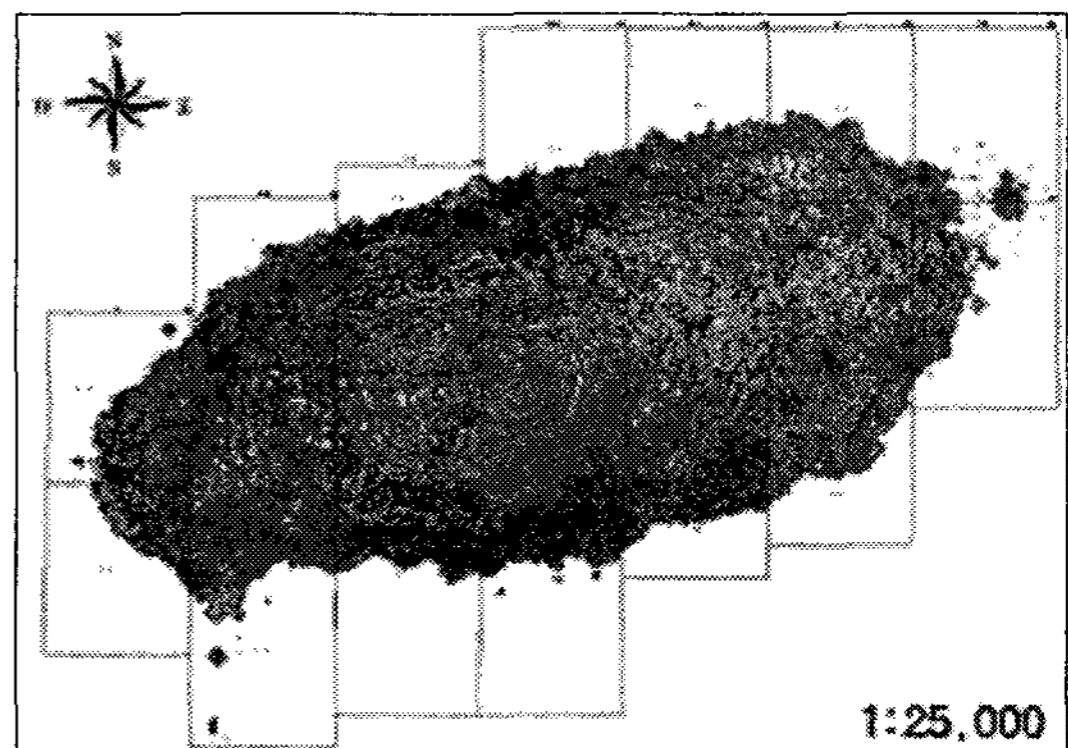


Fig. 2. 1:25,000 Digital Map.

2.2. 산사태 유발인자 분석

본 연구에서는 산사태 취약성 분석에 필요한 경사도와 경사방향도를 획득하기 위하여 Fig. 2와 같이 1 : 25000 제주도 전체지역에 대한 수치지도를 이용하여 DEM을 추출하고 이 DEM으로부터 경사도와 경사방향도를 추출하였으며 수치표고모형은 Fig. 3과 같고 경사도는 Fig. 4, 경사방향도는 Fig. 5와 같다.

Table 1. Contents of Land Classification

Large Scale	Small Scale
Water	River/ Ocean
Residence	Urban(Factory/Residence) / Facility
Forest	Conifer /Deciduous/ Mixed
Field	Grass / Ranch
Orchard	Orchard(Tengerine)
Cultivation	Rice/ Farm

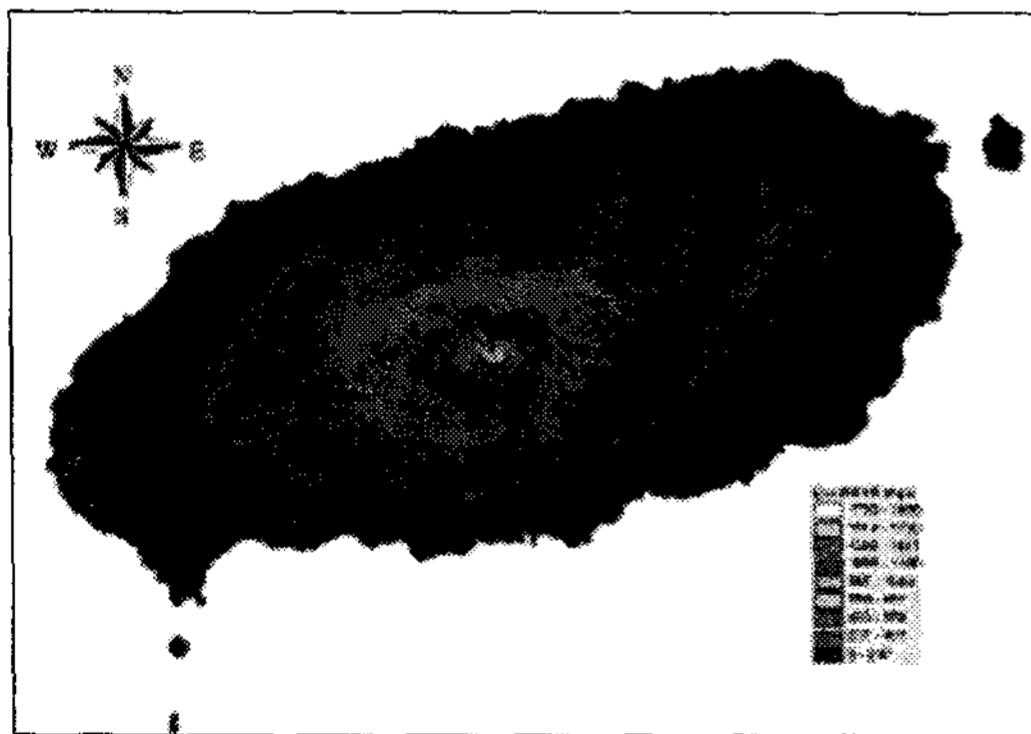


Fig. 3. Digital Elevation Model.

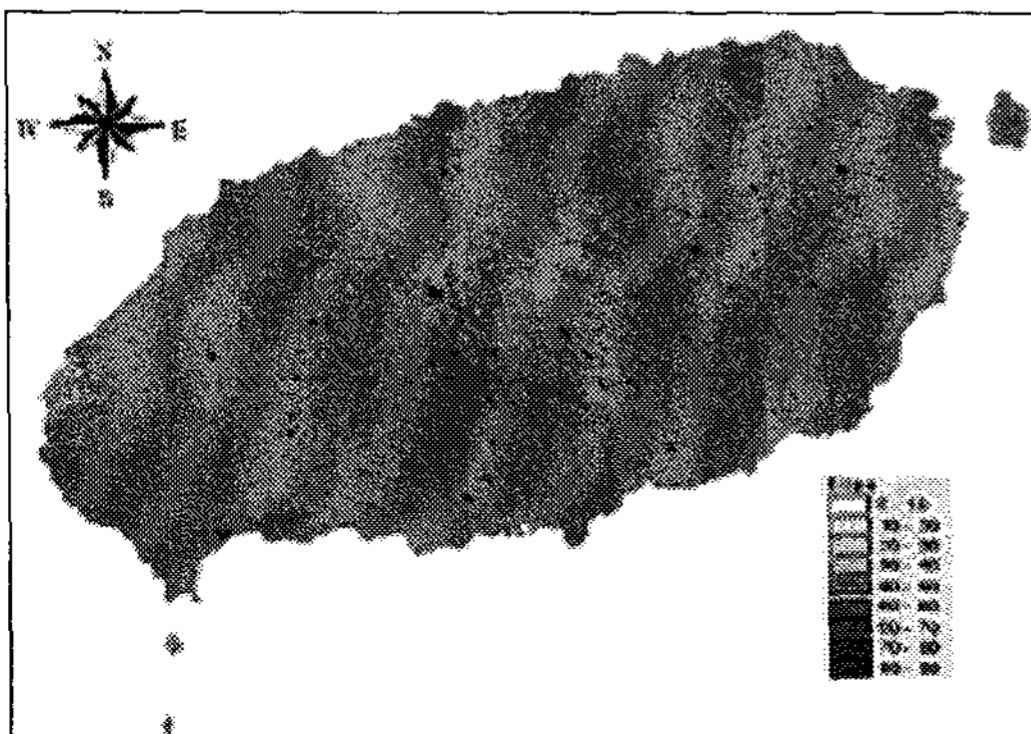


Fig. 4. Land Slope.

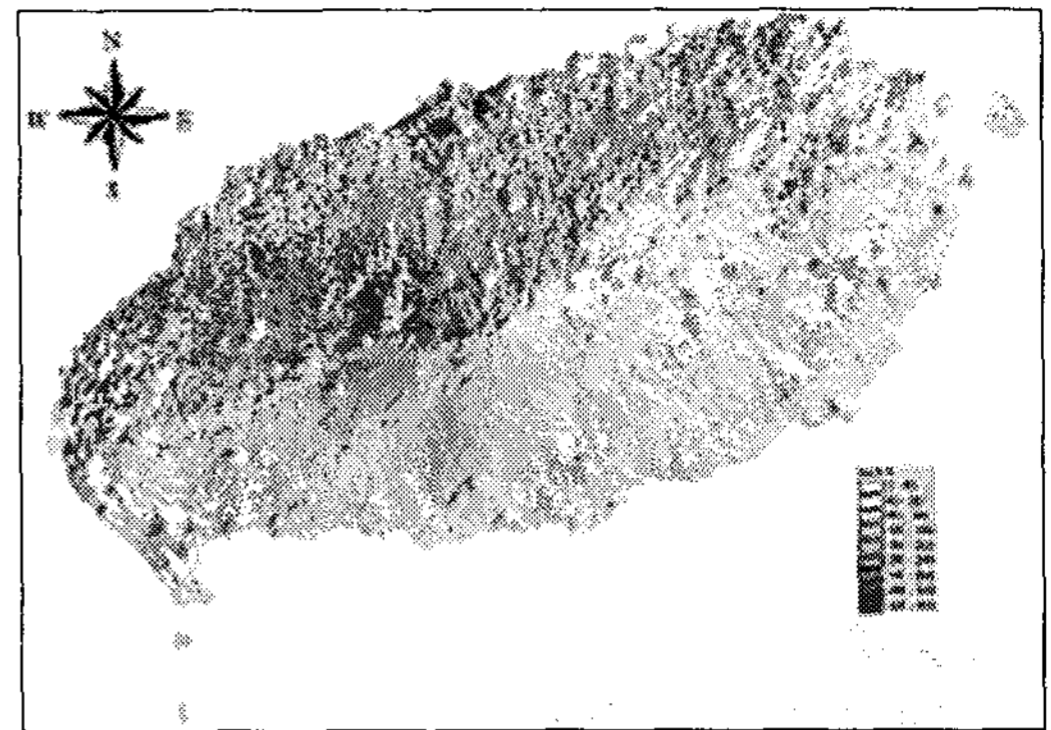


Fig. 5. Land Direction.

제주도의 지질도는 Fig. 6과 같고 주로 기반암과 화산분출암인 현무암류, 조면암류, 조면암질 안산암류와 화산분출물 및 화산쇄설성 퇴적암, 사구 등으로 구성되어 있다. 시추코아를 조사한 결과에 의하면, 0.5 m~10 m 미만의 두께를 갖는 현무암질 용암류는 대체로 평균 해수면 하 50 m내외의 깊이까지 분포하고 있다.

제주도의 토양도는 Fig. 7과 같고 대부분이 전형적인 화산회토의 특성을 지니고 있으며, 토양의 주된 모재는 현무암이며, 일부는 조면암 및 조면암질 안산암에서 유래된 것이다. 제주도 토양을 토색에 따라 분류하면 암갈색토, 농암갈색토, 흑색토, 갈색산림토로 구분할 수가 있다. 이 중에서 암갈색토는 비화산회토이며, 나머지 농암갈색토, 흑색토, 갈색산림토의 3개 유형은 화산회토이다. Fig. 7에서 A-배수양호, B-배수대체양호, C-배수대체불량, D-배수완전불량을 나타낸다.

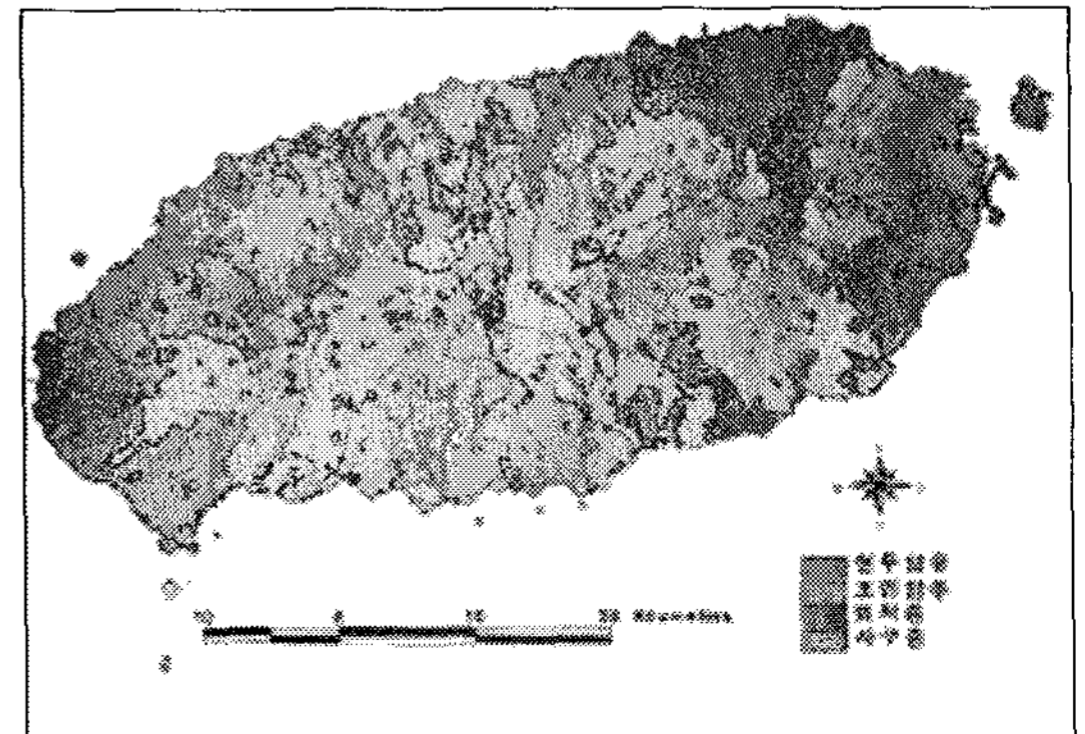


Fig. 6. Geologic Characteristics.

제주도의 식물경급분포도는 Fig. 8과 같고 제주도내에는 약 1,800여종의 자생식물이 있으며, 이중 군락을 이루고 있는 수림의 면적은 460.1 km²에 이른다. 표고 600 m 이상 산악지역에 총 수림면적의 47.6%인 218.8 km²가 분포하고 있고 표고 200 m 이하 해안지역에도 17.3%인 79.6 km²가 분포하고 있다. 경급은 사람의 가슴높이(1.2 m)에서의 수목의 직경을 말하는데, 도내 수목의 평균경급은 13 cm 정도이다. 경급 5 cm 이하 수림이 전체수림의 18.2%, 6 ~ 16 cm가 60.1%로 대부분을 차지하고 있으며, 30 cm 이상의 큰 나무들은 1.2%에 불과하다. 경급 6 ~ 16 cm의 작은 나무들은 고도 200 ~ 600 m의 중산간지역에, 경급 17 ~ 29 cm의 나무들은 고도 600 m 이상 산악지역에 집중적으로 분포하고 있다.

제주도 강수량분포도는 Fig. 9와 같고 최근 10년간 강우자료를 토대로 강우량을 분석한 결과 제주

도의 연평균 강우량은 1,975 mm이며, 다우년과 과우년의 강우량은 각각 2,945 mm와 1,419 mm로 나타났다. 유역별로는 남부유역과 서부유역이 각각 2,339 mm와 1,299 mm로 유역별 강우량의 차이가 크게 나타났으며, 한라산의 지형적인 영향으로 인해 동·남부 유역이 북·서부유역보다 강우량이 많은 것으로 분석되었다.

본 연구에서는 제주도 전체 지역을 촬영한 Landsat 7 영상을 이용하여 원 영상, 비표준화 주성분영상, 표준화 주성분영상에 대하여 각각 무감독 분류기법인 K-Means 분류기법과 ISODAT 분류기법을 이용하여 총 12개의 클래스로 분류한 다음 각각의 정확도를 비교하고 최종으로 정확도가 가장 높은 표준화 주성분영상에 대한 ISODATA 분류기법을 이용하여 분류된 Fig. 10과 같은 토지이용도를 본 연구의 산사태 취약성도 분석에 사용하였으며 현장조사를 통

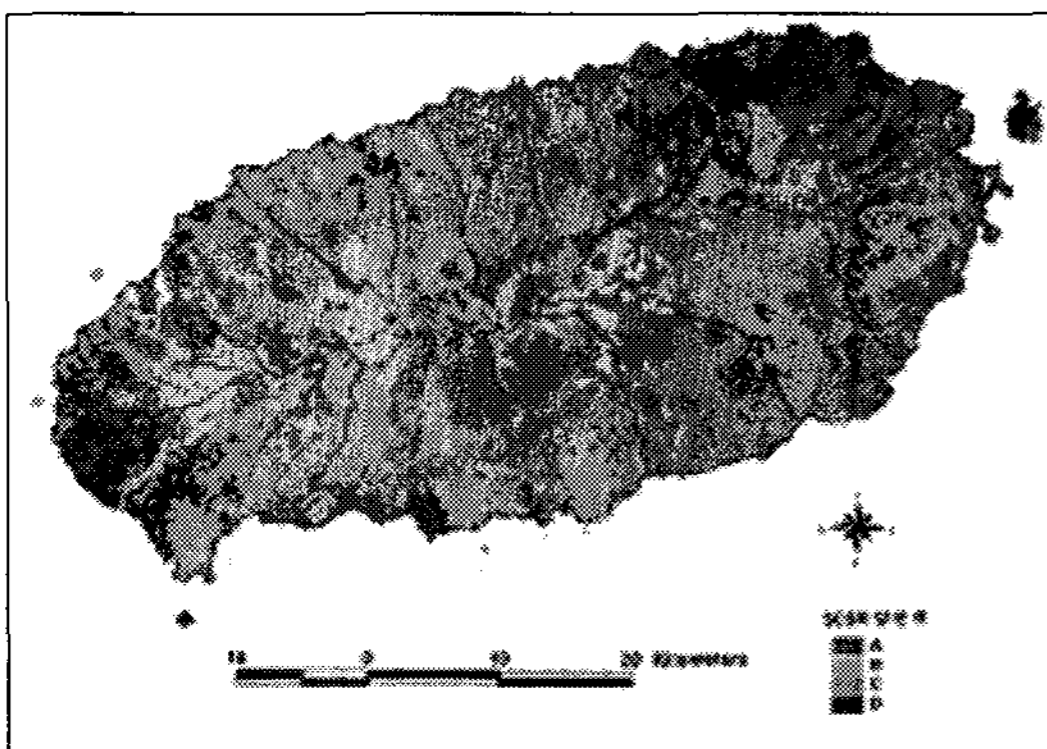


Fig. 7. Soil Classification.

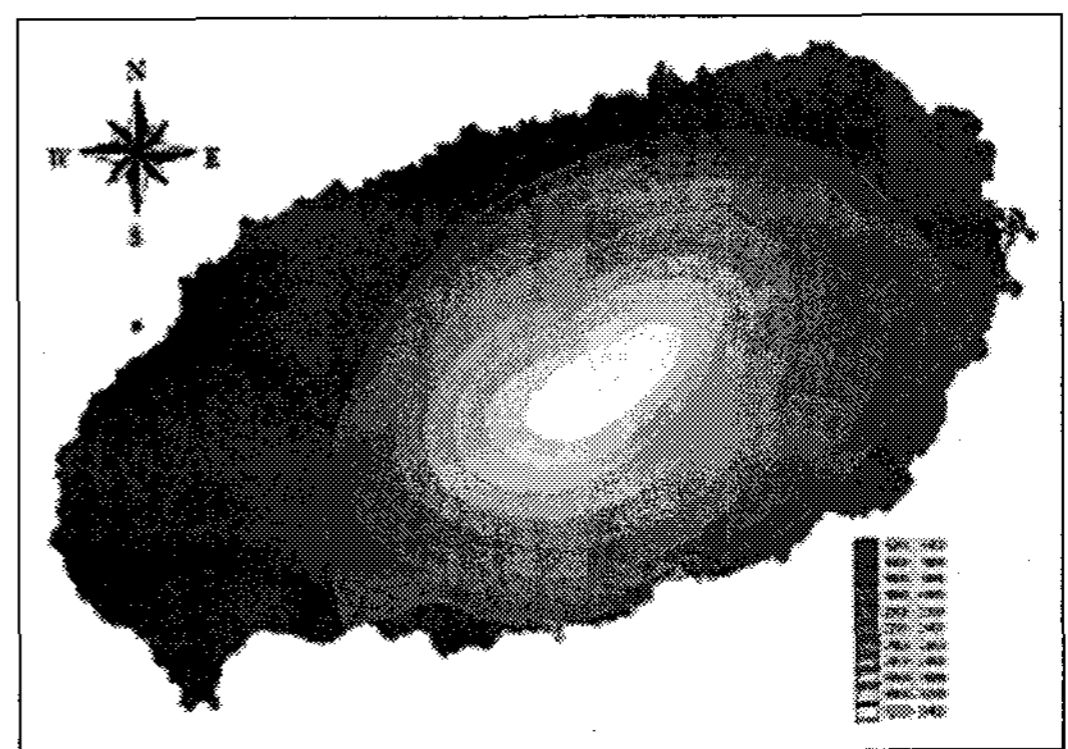


Fig. 9. Precipitation Distribution.

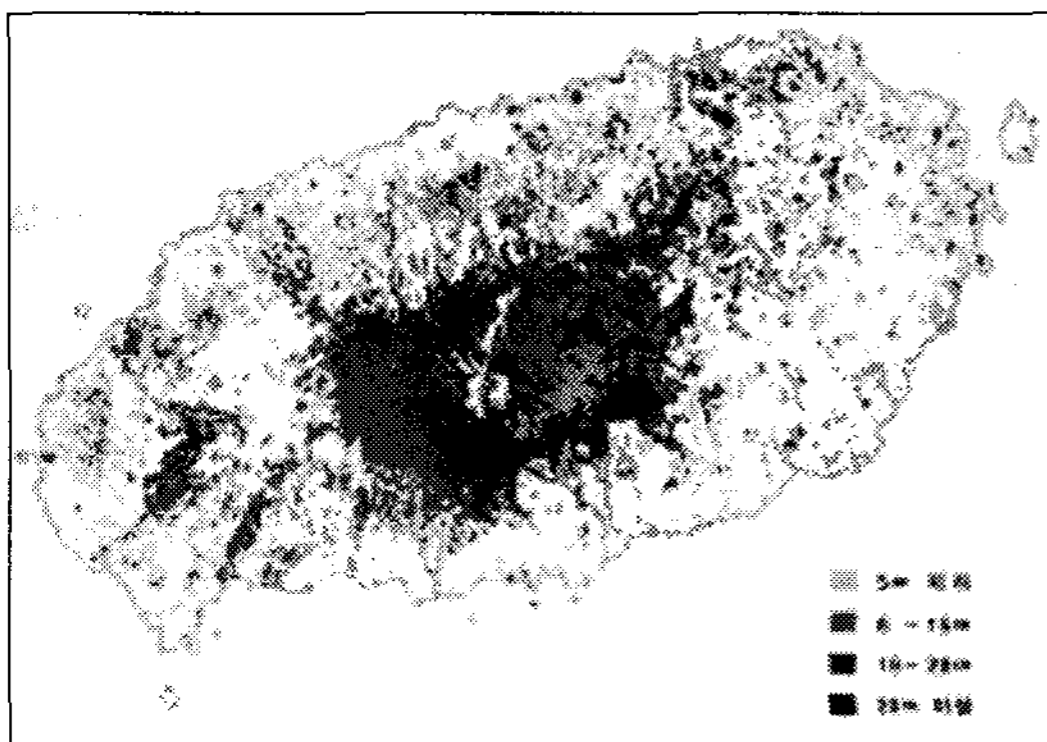


Fig. 8. Forest Classification.

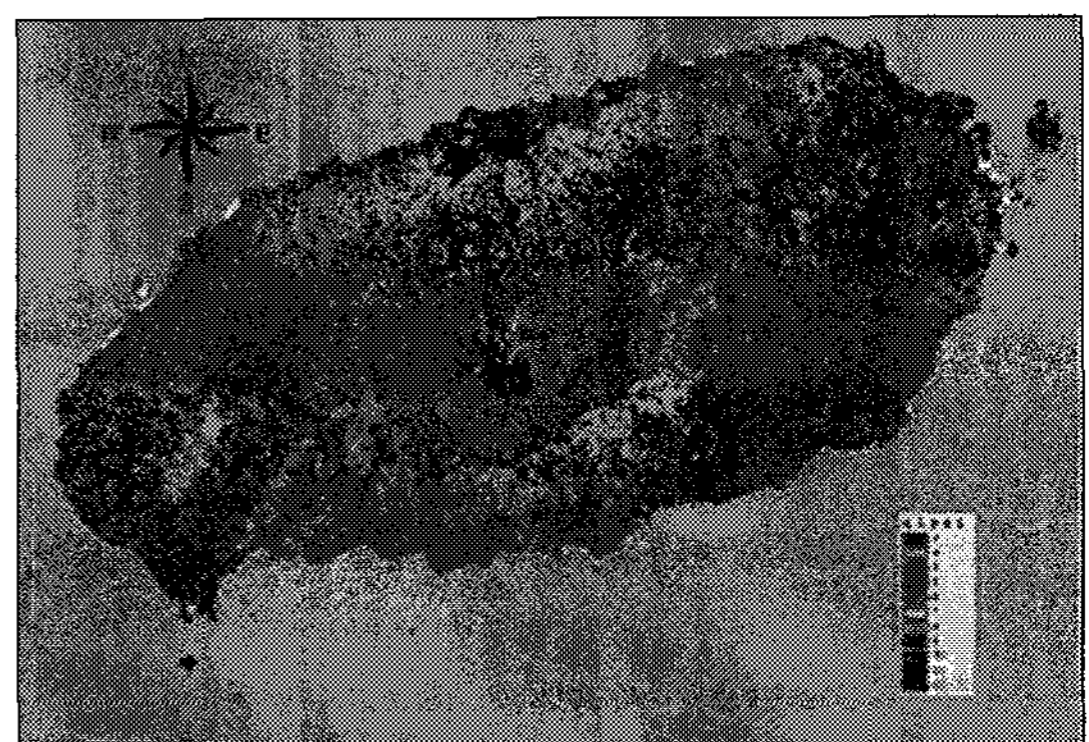


Fig. 10. Land Use Map.

하여 각 클래스의 분류항목을 결정하고 정확성평가를 진행하였다. 토지이용도의 분류항목은 Table 1과 같다.

3. 결과 및 고찰

3.1. 인공신경망과 GIS기법의 적용

신경망은 인간의 사고처리과정을 모의하는데, 인간의 두뇌는 상호 연결된 뉴런을 사용하여 입력되는 정보를 처리 한다^{4,5)}. 뉴런(신경단위)는 인간 두뇌속의 세포로서 그 주요 기능이 전기적 신호를 수집하고 처리하며 다시 내보내는 것이다³⁾. 신경망은 단계별 알고리즘이나 복잡한 논리적 프로그램을 통해 해결책에 도달하는 것이 아니라, 비알고리즘적이고 비구조적인 형태로 망 속의 뉴런들을 연결하는 가중치를 조정함으로써 해결책에 도달 한다⁶⁾. 신경망의 중요한 두 가지 장점은 자료가 정규분포를 이루어야 한다는 필요조건이 없어졌고 적절한 지형적인 구조에 대한 복잡하고 비선형적인 패턴을 잘 적응하여 모의할 수 있는 것이다^{4,7)}.

신경망은 자신이 가진 데이터로부터의 반복적인 학습과정을 거쳐 데이터에 숨어 있는 패턴을 찾아내는 모델링 기법으로 계층구조를 갖는 수많은 프로세싱 요소로 이루어진 수학적 모형이며 신경망이론의 다양한 아키텍처를 이용하여 예측모델을 생성한다. 신경회로망을 구성할 때 가장 중요한 사항은 신경회로망의 특성을 좌우하는 두 가지 요소인 시냅스의 연결 방식과 뉴런(neuron)의 학습규칙이다. 신경회로망은 한 마디로 가중치를 조절하는 과정이라고 말할 수 있는데, 이러한 과정을 학습이라고 한다. 학습을 하려면 어떤 기준이 필요한데, 그 평가 기준에 의해 평가한 결과를 피드백하여 처리기간의 가중치를 조절 한다¹⁾.

전형적인 역전파 신경망의 위상구조는 Fig. 11과 같다. 인공신경망은 일반적으로 세 종류의 층에 배열된 뉴런들로 구성된다.

a) 입력층-입력층의 뉴런은 개개 화소의 다중분광 반사도 값이나, 질감, 표면 거칠기, 고도, 경사, 향 등이 될 수 있다.

b) 은닉층-은닉층에서의 뉴런의 사용은 입력자료에서의 비선형적인 패턴을 모의하는 것을 가능케 해준다.

c) 출력층-출력층에서의 각 뉴런은 주제도상의 단일 토지피복클래스를 나타낼 수도 있다.

인공신경망은 뉴런, 위상구조 및 학습규칙에 의해 정의된다. 뉴런은 계산에 사용되는 인공신경망의 기본처리단위이다. 인간두뇌의 생물학적 뉴런과 비슷하게 인공뉴런은 입력(수상돌기), 가중치(연접), 처리단위(세포체), 그리고 출력(축삭돌기)로 구성된다. Fig. 12와 같이 각 입력값 x_i 는 가중치 w_i 에 의해 곱해지고 이는 처리단위 “합계단위”로 보내진다. 절편(b)이 전체 합에 더해질 수도 있으며 합의 결과는 다음과 같다.

$$net = \sum_{i=1}^P (x_i w_i) + b$$

이는 순입력값(net)으로 알려져 있고, 활성전달 함수 f 에 의해 조정된 뉴런 출력값 y 를 생성한다(일반적으로 0~1 혹은 -1~1사이 값을 가짐). 즉, y 는 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$y = f(net) = f\left[\sum_{i=1}^P (x_i w_i) + b\right]$$

역전파(Back-Propagation : BP)신경망은 Hengl⁶⁾에 따르면 다중 층을 이용한 신경망훈련의 효율성을 강조했다. 이 신경망은 상호 연결된 층들로 구성된 계층적 구조를 가지고 있다. 전형적으로 하나 혹은 그 이상의 은닉층이 사용되어 신경망으로 하여금 복잡한 작업을 학습하도록 되어 있다. 훈련은 오차를 보정하는 학습 규칙에 기초하고 있다. 신경망의 각 뉴런은 출력값에서 비선형적 전달함수를 포함할 수 있어서 다음 뉴런으로 부드러운 신호를 보내도록 한다. 비선형의 일반적 형태 중 하나가 로지스틱(Logistic)함수에 의해 정의된 시그모이드 전달함수이다.

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{(-net)}}$$

모든 연결 가중치와 임계값을 임의의 작은 수(0에 가까운)로 초기화한 뒤, 신경망은 훈련 패턴을 익히게 된다. 신경망의 각 학습 반복은 두 가지 과정으로 구성되는데 그 하나는 전방향 학습이고 다른 하나는 역방향학습이다. 전방향 학습에서 l 층의 j 번째 뉴런의 입력총합은 다음과 같다.

$$net_j^l(t) = \sum_{i=0}^P (y_i^{(l-1)}(t) w_{ji}^l(t))$$

그리고 전달함수를 이용하여 출력 활성화 값이 계산된다.

$$y_j^l(t) = f[net_j^l(t)]$$

출력층에서 j 번째 뉴런의 바람직한 반응과 출력 활성화 값 사이의 차이는 다음과 같이 주어진다.

$$e_j(t) = d_j(t) - o_j(t)$$

역방향 학습에서 국소적 오차기울기(δ)가 층별로 계산된다. 출력층 L 의 뉴런 j 에 대해

$$\delta_j^L(t) = e_j^L(t) o_j(t) [1 - o_j(t)]$$

은닉층 l 의 뉴런 j 에 대해

$$\delta_j^l(t) = j_j^l(t) [1 - y_j(t)] \sum_k \delta_k^{(l+1)}(t) w_{kj}^{(l+1)}(t)$$

이 정보를 이용하여 l 층의 연결 가중치는 일반화된 최소자승법(LSM)규칙에 따라 조정될 수 있다.

$$w_{ji}^l(t+1) = w_{ji}^l(t) + \alpha [w_{ji}^l(t) - w_{ji}^l(t-1)] + \eta \delta_j^l(t) y_i^{(l-1)}(t)$$

η 는 학습률이며, α 는 모멘텀 상수로서 진동 현상의 위험부담을 없애고 학습의 속도를 높이기 위해 사용된다. 모멘텀이 0인 특수 경우에는 일반화된 LSM 규칙이 표준 LSM규칙으로 된다. 역방향 학습에서 가중치는 오차 기울기에 비례해서 그 변화폭이 정해진다. 이 과정이 출력층에서부터 시작하여 오차 보정이 이전층으로 역방향으로 진행되기 때문에 이 처리과정을 일컬어 오차 역전파라 부른다. 훈련자료에 내재한 지식은 신경망내의 모든 변수가 안정화될 때까지 전방향 및 역방향과정을 반복적으로 수행하면서 얻어진다. 이는 평균자승오차가 최소 혹은 수용가능한 정도로 감소되면 학습은 완료된다⁸⁾.

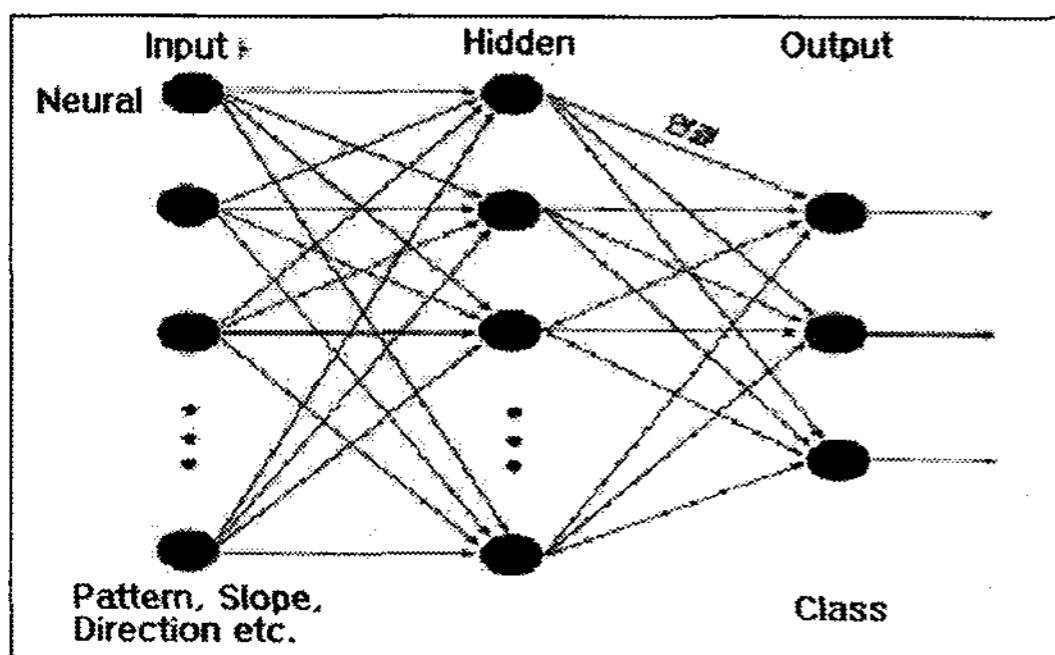


Fig. 11. Ann Model & Concepts.

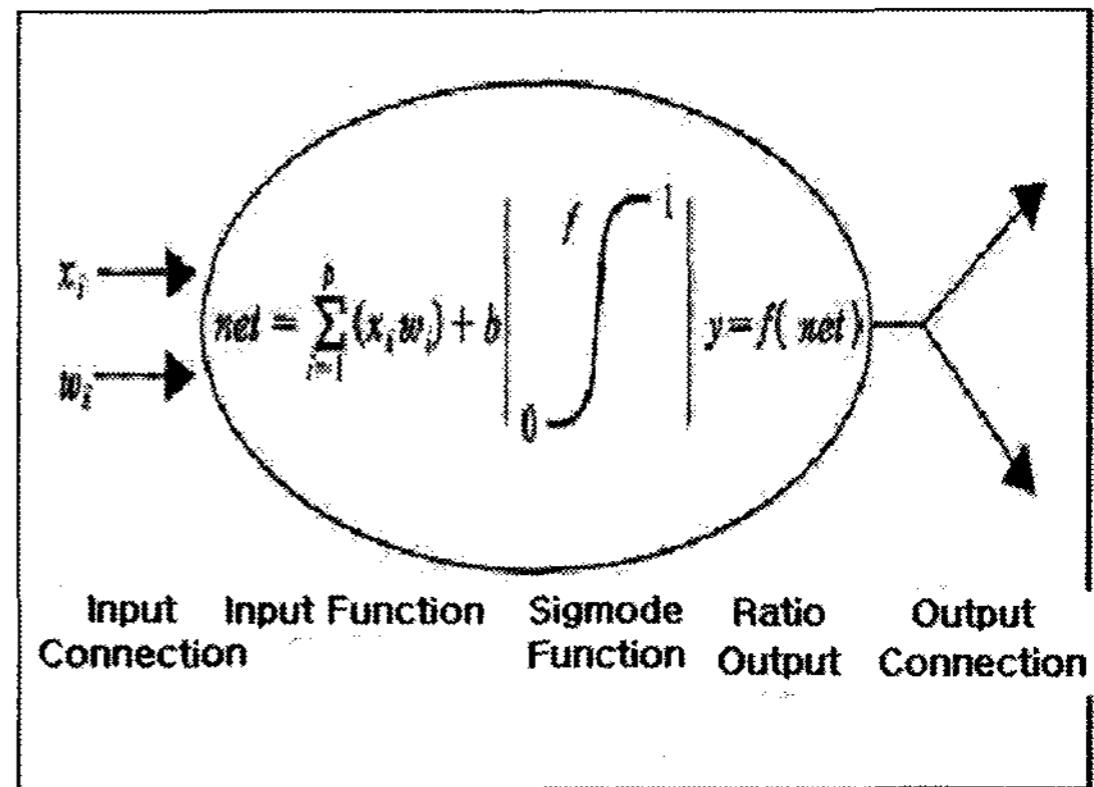


Fig. 12. Mathematical Neural Network Model.

인공신경망의 흐름도는 Fig. 13과 같고 인공신경망분석에 필요한 적당한 트레이닝 샘플 수는 $30 \cdot N_i \cdot (N_i + 1)$ 와 $60 \cdot N_i \cdot (N_i + 1)$ 사이라고 제시한 Kavzoglu⁹⁾의 이론에 근거하여 설정하고 연구대상지역에서 추출하여 인공신경망분석을 진행하였고 은닉 층에서의 뉴런의 개수는 Table 2에서 제시한 방정식에 따라 14개를 취하였다.

인공신경망 기법에서는 입력층 7개, 출력층은 1개로 하고 입력층과 은닉층을 연결하는 가중치 값은 총 98개, 은닉층과 출력층을 연결하는 가중치 값은 14개 이고 취약성도 작성을 위해 설계된 오차 값은 0.01이고 Fig. 14와 같이 이 오차 값에 도달하기 위하여 총 246번의 순환이 진행 되었고 최종으로 평균 오차값은 0.01보다 작은 0.004348에 도달 하였으며 최대 오차 값은 0.077103이며 계산된 산사태 유발인자들의 상대적 중요도는 Table 3과 같다.

산사태에 영향을 주는 요소들로 GIS를 구축하고 인공신경망으로 계산된 상대적중요도 값을 이용하여 산사태 취약성을 분석하기 위하여 GIS중첩기법을 사용하였으며 중첩의 개념을 살펴보면 우선 중첩에 의한 결과로 나타나는 속성 값의 변화는 중첩에 사용된 다수의 레이어에서 동일한 위치에 해당하는 하나의 점이나 폴리곤, 혹은 주변 지역의 속성 값의 영향을 받아 일어난다. 즉, 아래 식에 나타난 것과 같이 중첩에 의하여 생성되는 새로운 속성 값은 중첩에 사용된 여러 레이어에 해당되는 속성 값이 함수로 정의될 수 있는 기능에 의하여 변환되어

생성된 것이다. 이때 적용 가능한 기능은 더하거나 빼기 등과 같은 단순 연산에서 경중률을 이용한 보다 복잡한 연산이나 패턴에 의한 수식의 적용이 가능하다.

$$U = f(A, B, C, \dots)$$

U : 중첩에 의하여 생성된 속성값

f : 중첩에 적용된 변환기능

A, B, C, \dots : 중첩에 사용된 레이어의 속성값
이러한 중첩과정은 격자구조에서는 단위 구조인

각각의 격자를 대상으로 이루어지며, 벡터 구조에서는 기본 구조인 점을 바탕으로 점, 선, 면을 대상으로 적용이 가능하다.

본 연구에서는 GIS프로그램인 ArcView를 이용하여 중첩에 사용된 레이어의 속성 값(A, B, C, \dots)으로 는 위에서 제시된 경사도, 경사방향도, 강우량분포도, 지질도, 토양도, 임상도, 토지이용도로 하고 중첩에 적용된 변환기능(f)으로는 Weighted Overlay사칙연산을 이용하였으며 중첩에 의하여 생성된 속성 값(U)으로는 Fig. 15와 같이 연구대상지에 대한 산사태 취약성도가 작성되었으며 제주도 산사태 취약지역은 적색과 노란색으로 된 부분이며 주로 한라산정

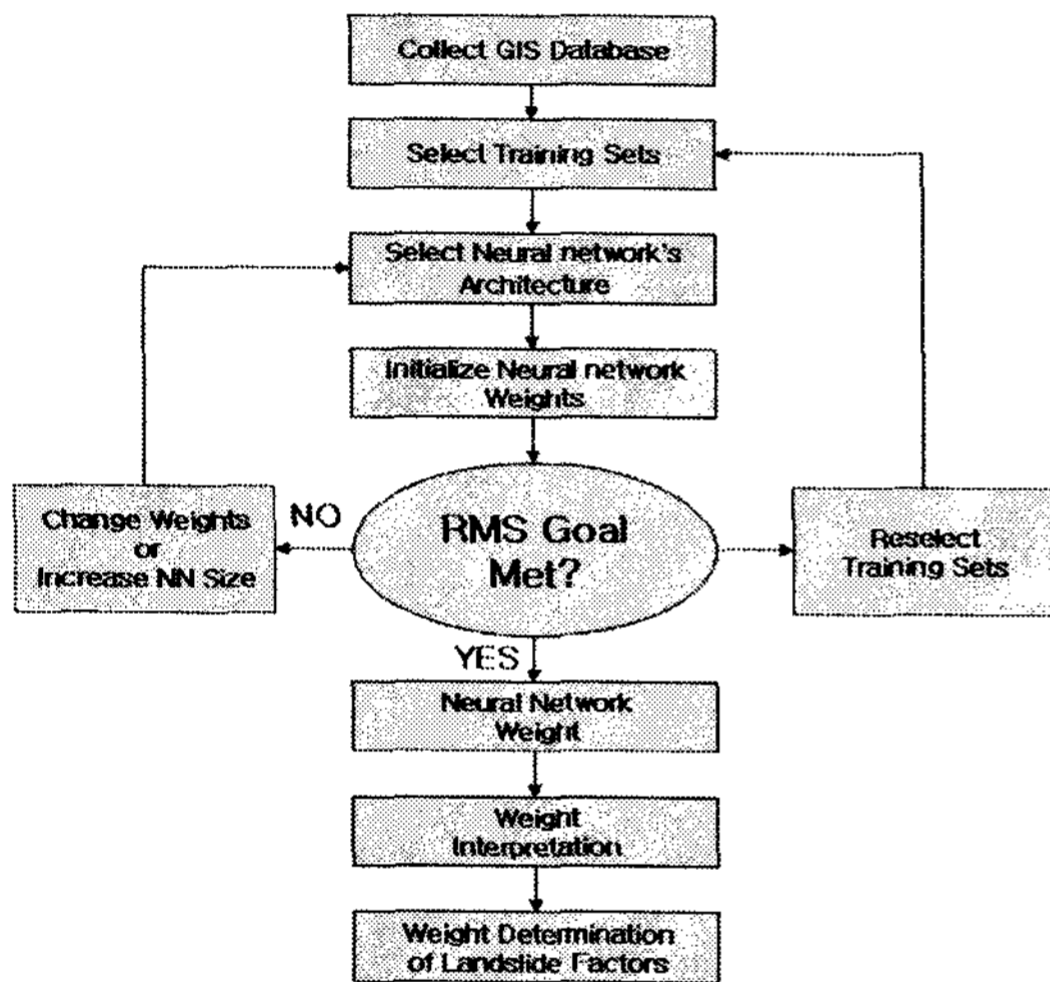


Fig. 13. Flow chart of ANN model.

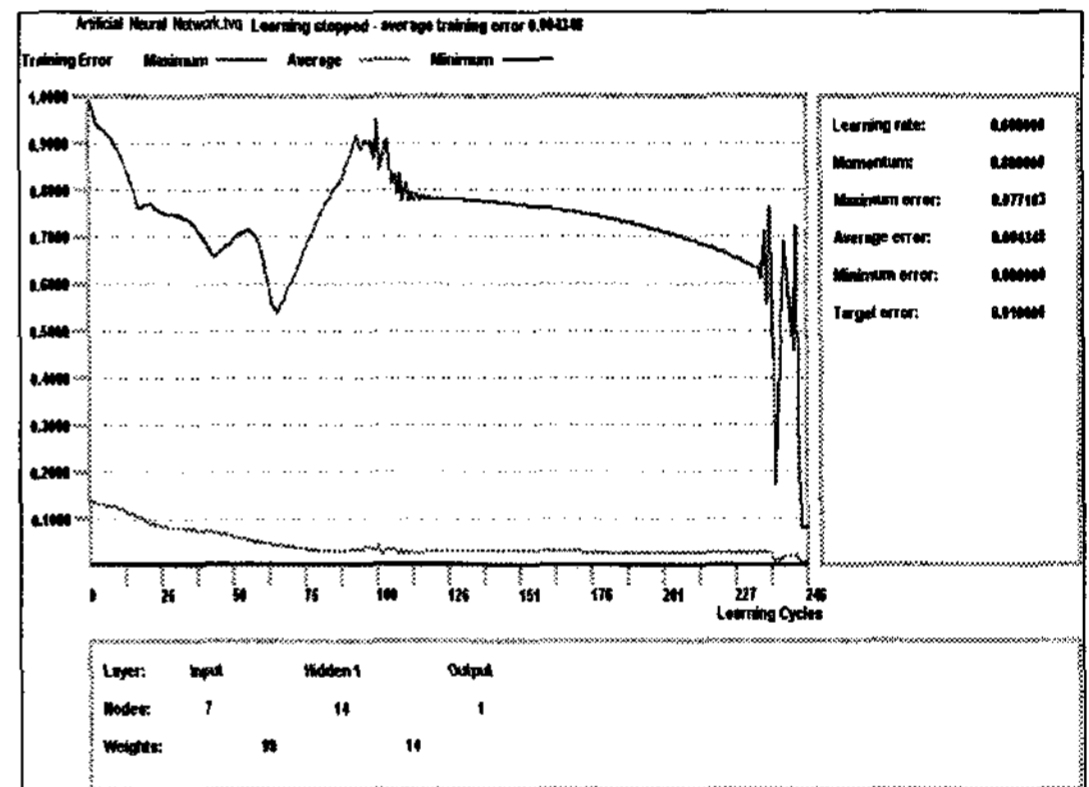


Fig. 14. Error analysis graph.

Table 2. Hidden node computation¹⁰⁾

Heuristic	Calculated hidden nodes ($N_i = 7, N_o = 1, N_p = 2000$)
$2 \cdot N_i + 1$	15
$3 \cdot N_i$	21
$(N_i + N_o) / 2$	4
$\frac{2 + N_o \cdot N_i + N_o \cdot (N_i^2 + N_i) / 2 - 3}{N_i + N_o}$	4
$2 \cdot N_i / 3$	5
$N_p / k (N_i + N_o) (k = 10)$	25
$N_p / k (N_i + N_o) (k = 7)$	36
$\sqrt{N_i \cdot N_o}$	3
$2 \cdot N_i$	14

N_i : number of input nodes.

N_o : number of output nodes

N_p : number of training samples.

k : noise factor(varies between 4 and 10), index number representing percentage of false measurements in the data or degree of error.

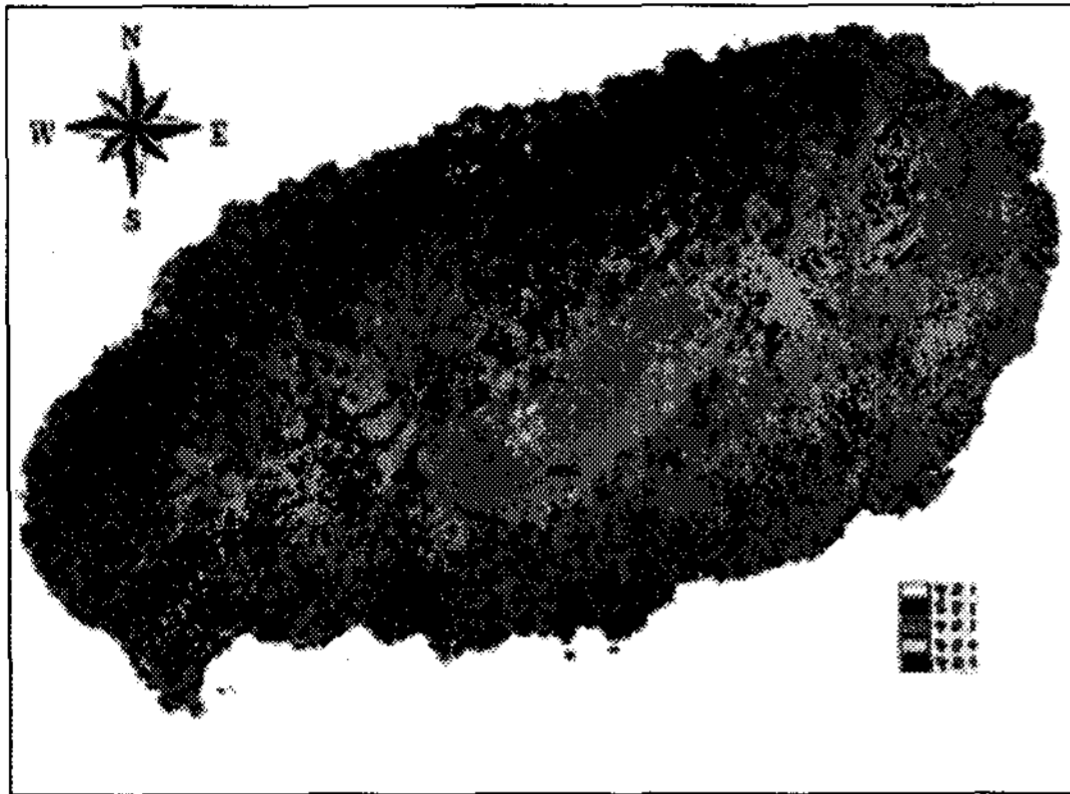


Fig. 15. Landslide map using ANN.

상 부근에 분포되어 있는 것을 알 수 있었다. 이 기법으로 획득된 제주도 산사태 취약성도는 Fig. 15와 같다. 인공신경망기법으로 획득한 취약성도를 등급에 따라 면적별로 비교하여 도표로 나타내면 Fig. 16과 같다. 여기서 등급 1은 매우 안전한

Table 3. Percentages of input nodes

Input node	Relative important	Percentage (%)
Slope	51.34	19
Soil	45.53	17
Land Use	43.30	16
Grade	41.53	15
Precipitation	36.77	14
Geology Characteristics	33.78	12
Land Direction	19.17	7

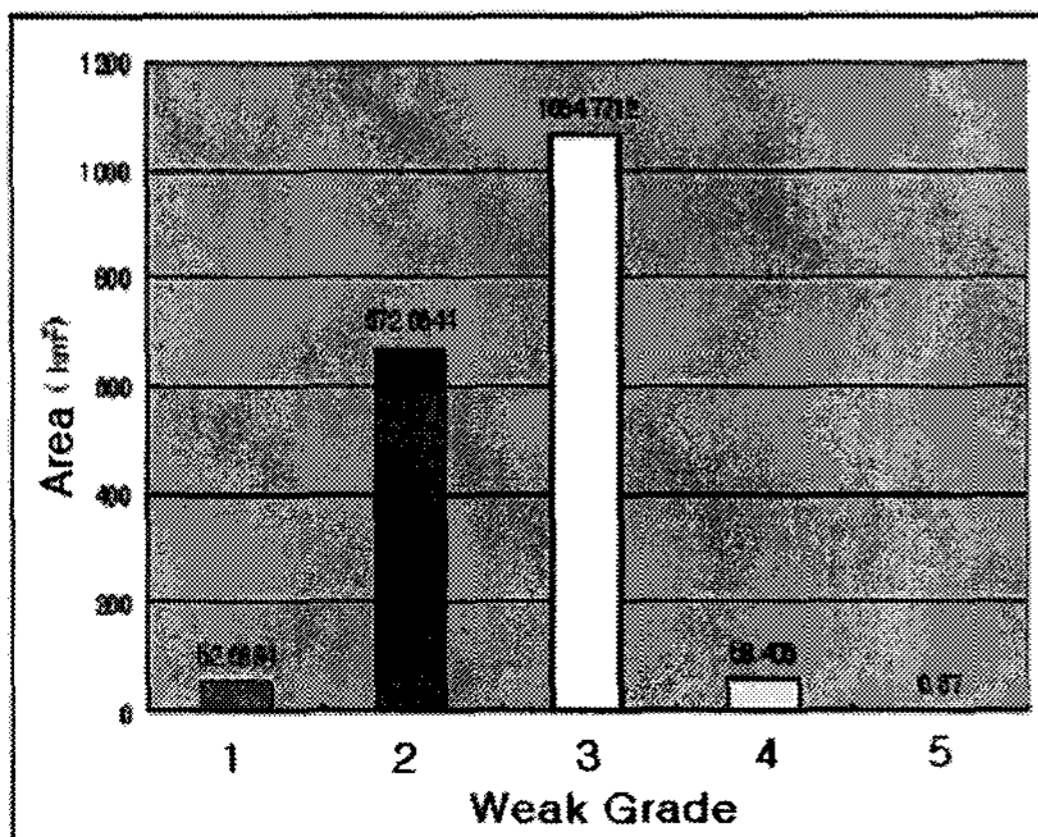


Fig. 16. Landslide Area distribution based on grade.

지역을 나타내며 등급 5는 매우 위험한 지역에 속하고 등급 2, 등급 3과 등급 4는 그 사이에 속하며 등급 4와 5에 속하는 지역이 산사태 발생가능성이 존재하며 등급4에 속하는 면적은 총 58.406 km²이고 등급 5에 속하는 면적은 총 0.37 km² 이다.

4. 결 론

연구대상지인 제주도에 대하여 인공신경망기법과 GIS를 이용하여 취약성분석을 진행한 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있다.

1) 인공신경망기법을 이용하여 산사태에 영향을 미치는 요소들인 경사, 토양, 토지피복, 임상, 강우량, 지질 경사방향 등의 경중률을 계산하였고 이 값에 의하여 경사가 산사태에 미치는 영향이 비교적 크고 지질과 경사방향은 영향이 크지 않은 것을 알 수 있었으며 나머지 요소들은 큰 차이를 나타내지 않았다.

2) GIS 프로그램인 ArcView를 이용하여 인공신경망기법으로 계산한 산사태 발생에 영향을 주는 요소들인 경사도, 토지이용도, 강우량 분포도, 지질도 등의 경중률 값에 근거하여 Weighted overlay기법으로 중첩시켜 제주도 산사태 취약성도를 총 5개의 등급으로 작성함으로써 취약성분석을 용이하게 할 수 있었다.

3) 인공신경망기법으로 작성된 제주도 산사태 취약성도로부터 안전지역에 속하는 등급 1, 등급 2, 등급 3은 각각 2.85 %, 36.36 %, 57.61 %로 전체면적의 96.82 %를 차지하고 위험지역에 속하는 등급 4와 등급 5는 3.16 %와 0.02 %로 전체면적의 3.18 %를 차지하였으며 면적은 58.776 km²로 주로 한라산정상 부근에 집중적으로 분포된 것을 알 수 있었다.

4) 본 연구를 통하여 제주도의 경우 인공신경망이론을 적용할 경우 초기 산사태 발생 가능성이 높은 순서 즉 사면경사도, 토양의 성질, 지반구조 등에 대한 사전 연구의 정확도가 높아 인공신경망을 이용할 경우 초기 조건의 선정이 유의분석에 매우 중요함을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

1) 이명진, 2004, 원격탐사, 지리정보시스템(GIS) 및 인

- 공신경망을 이용한 강릉지역 산사태 취약성 분석 및 검증, 석사학위논문, 지구시스템과학과, 연세대학교, 서울.
- 2) 이사로, 2000, 지리정보시스템(GIS)를 이용한 산사태 취약성 분석 기법 개발 및 적용 연구, 박사학위논문, 지구시스템과학과, 연세대학교, 서울.
 - 3) 이명진, 이사로, 원종선, 2004, 원격탐사, 지리정보시스템(GIS) 및 인공신경망을 이용한 강릉지역 산사태 발생 요인의 가중치 분석, 2004 토목학회 공동출판 학술대회 논문집, 487-492.
 - 4) 홍원표, 김원영, 송영석, 임석규, 2004, 인공신경망 모델을 이용한 산사태 예측, 한국지반공학회지, 20(8), 67-75.
 - 5) Russell S. J., Norvig P., 2003, Artificial Intelligence : A Modern Approach, 2nd ed., *Upper Saddle River, NJ*: Prentice-Hall, 1080pp.
 - 6) Hengl T., 2002, Neural Network Fundamentals : A Neural computing Primer, *Personal Computing Artificial Intelligence*, 16(3), 32-43.
 - 7) Jensen J. R., Qiu F., Ji M., 1999, Predictive Modeling of coniferous Forest Age Using Statistical and Artificial Neural network Approaches Applied to Remote Sensing Data *International Journal of Remote Sensing*, 20(14), 2805-2822.
 - 8) Atkinson P. M., Tatnall A. R. P., 1997, Neural Networks in Remote Sensing, *International Journal of Remote Sensing*, 18(4), 699-709.
 - 9) Kavzoglu T., 2001, An investigation of the design and use of feedforward artificial neural networks in the classification of remotely sensed images, Ph. D. Dissertation, School of Geography, University of Nottingham, Nottingham.
 - 10) 김계현, 2000, GIS 개론, 대영사, 206-225.