

원격탐사, 지리정보시스템(GIS) 및 인공신경망을 이용한 강릉지역 산사태 발생 요인의 가중치 분석

Determination of Weight of Landslide Related Factors using GIS and Artificial Neural Network in the Kangneung Area

이명진, 이사로, 원중선

Moung-Jin Lee¹, Saro Lee^{2*}, Joong-Sun Won¹

¹Department of Earth System Science, Yonsei University, 134, Shinchondong, Seoul, 120-749, Korea

²Geoscience Information Center, Korea Institute of Geoscience & Mineral Resources (KIGAM), 30, Gajung-dong, Yusung-gu, Daejeon, 305-350, Korea, E-mail: leesaro@kigam.re.kr (교신저자)

본 연구에서는 인공신경망 기법을 이용하여 산사태 발생원인에 대한 가중치를 구하였다. 여름철 집중호우시 산사태가 많이 발생하는 강원도 강릉시 사천면 사기막리 와 주문진읍 삼교리 에 해당한다. 산사태가 발생할 수 있는 요인으로 지형도로부터 경사, 경사방향, 곡률, 수계추출을, 정밀도양도로부터 토질, 모재, 배수, 유효토심, 지형을, 임상도로부터 임상, 경급, 영급, 밀도를, 지질도로부터 암상을, Landsat TM 영상으로부터 토지이용도와 추출하여 격자화 하였으며, 아리랑1호 영상으로부터 선구조를 추출하여 100m 간격으로 버퍼링 한 후 격자화 하였다. 이렇게 구축된 산사태 발생 위치 및 발생요인 데이터 베이스를 이용하여 인공신경망 기법을 적용하여 산사태 발생 원인에 대한 상대적인 가중치를 구하였다. 인공신경망의 역전파 알고리즘을 이용한 사기막리 지역과 삼교리 지역의 산사태 가중치를 보면 GPS를 이용한 현장조사와 위성영상을 이용한 변화탐지 기법 모두의 경우모두와 훈련지역을 실제 산사태 발생 지역과 경사도가 0°인 지역, 실제 산사태 발생 지역과 Frequency ratio를 이용하여 작성한 취약성도에서 산사태 발생이 낮을 것으로 예상되는 지역, Frequency ratio를 이용한 취약성도에서 산사태 발생이 높을 것으로 예상되는 지역 과 낮을 것으로 예상되는 지역의 경우 에서도 경사도는 1.5~2.5배 정도 높은 상대적 가중치를 나타냈다. 이러한 가중치는 산사태 취약성도를 작성하는데 활용될 수 있다.

서 론

인공신경망을(neural network) 통하여 정량적인 산사태의 영향요인별 가중치를

구하여 산사태 취약성을 분석 할 수 있다. 산사태의 취약성 기법이 적용되면 산사태 발생원인을 분석 할 수 있으며 이를 바탕으로

으로 산사태 발생 가능성을 예측할 수 있기 때문에 산사태에 의한 피해 예방과 관리가 가능해 진다.

본 연구에서는 인공위성 영상을 사용하여 변화감지(Change Detection)과 현상조사에 의한 산사태 발생 위치 파악, 공간 데이터베이스와 산사태와의 상관관계와 의미, 인공신경망 오류 역전파 알고리즘(neural network backpropagation Algorithm)에 의한 훈련(training) 및 인공신경망(neural network)에 의한 산사태 발생 요인별 가중치를 결정하는 것이다.

연구지역은 행정구상으로 강원도 강릉시 사천 면 사기막리 와 주문진읍 삼교리에 해당한다. 지리 좌표 상으로는 사기막리 지역의 경우는 동경 128° 45' 00" ~ 128° 50' 00" , 북위 37° 45' 00" ~ 37° 50' 00" 이고, 삼교리 지역의 경우는 동경 128° 45' 00" ~ 128° 47' 50" 북위 37° 52' 50" ~ 37° 52' 80" 에 해당하는 지역이다.(Fig. 1).

각각 구축된 데이터 베이스는 5×5m 간격의 격자(ARC/INFO GRID 형태)로 변환하였다. Matlab에 적용하기 위하여 Ascii 파일로 전환을 하였으며, 인공신경망(Neural Network)을 사용하여 각각 구분되어진 요인들이 발생한 산사태에 미치는 가중치를 계산하였다.

인공신경망

인공 신경망이란 인간의 두뇌 작용을 신경 세포들 간의 연결 관계로 모델링 한 것이다. 인간의 뇌에 대한 정보처리 과정을 단순히 모방해 보자는 취지에서 출발하였으며, 생물학적 뉴런(neuron)의 구조 및 기능을 단순화하여 수학적 모델로 표시하고 이 뉴런 모델을 상호 연결시켜 망을 형성한 것이다. 자신이 가진 데이터로부터의 반복적인 학습 과정을 거쳐 데이터에 숨어 있는 패턴을 찾아내는 모델링

기법으로 계층구조를 갖는 수많은 프로세싱 요소로 이루어진 수확모형이며 신경망 이론의 다양한 아키텍처를 이용하여 예측 모델을 생성한다. 신경회로망을 구성할 때 가장 중요한 사항은 신경회로망의 특성을 좌우하는 두 가지 요소인 시냅스의 연결 방식과 뉴런(neuron)의 학습 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 학습이라고 한다. 학습을 하려면 어떤 기준이 필요한데, 그 평가 기준에 의해 평가한 결과를 피드백 하여 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.

가중치 계산

본 연구에서는 강원도 사천면 사기막리 지역과 주문진읍 삼교리 지역의 산사태를 인공신경망을 이용하여 분석하고자 한다. 인공신경망을 사용하여 우선적으로 사기막리 지역의 GPS 현장조사 결과와 변화탐지에 의한 결과에 대한 각각의 가중치를 구하고, 이 가중치를 적용하여 사기막리 지역에 대한 취약성도를 작성한다. 사기막리 지역에서 만들어진 산사태 가중치를 삼교리 지역의 GPS 현장조사 결과와 변화탐지에 의한 결과를 적용하여 취약성도를 작성한다. 또한 삼교리에서 얻어진 가중치를 사기막리 지역에 적용하여 산사태 가중치의 정확성을 검증하고자 한다.

강릉의 연구지역인 사기막리 지역과 삼교리 지역에 지형경사, 지형경사 방향, 지형곡률, 지형종류, 토질, 토양모재, 토양배수, 토양의 유효토심, 임상종류, 임상경급, 임상영급, 임상밀도, 암상도, 토이 이용도, 선구조도, 수계추출도를 구축 하였다. 두 지역은 공통적으로 5m × 5m 그리드 간격으로 구성으며, 사기막리 지역은 1,586 × 1,209로서 1,917,474 개의 픽셀이고, 삼교리 지역은 505 × 768로서 387,840 개의 픽셀이다.

사기막리 지역에서 GPS 현장조사에 의한 산사태 발생위치는 337개소이며, 변화탐지에 의해 분석된 산사태 발생위치는 456개소이다. 삼교리 지역은 GPS 현장조사에 의한 산사태 발생위치는 115개소이며, 변화탐지에 의해 분석된 산사태 발생위치는 148개소이다.

오류 역전과 알고리즘을 사용하는 인공신경망은 훈련 지역을 이용하여 인공신경망을 훈련시켜야 한다. 훈련 지역은 산사태가 발생한 지역과 발생하지 않은 지역을 신경망에 정확히 인지시키는 작업으로 이를 통하여 인공신경망은 출력층에 대한 결과를 인식하게 된다. 사기막리 지역은 GPS현장 조사와 변화탐지 기법의 각각의 경우에 산사태가 발생한 트레이닝 지역으로 무작위로 200픽셀을 선정하였으며, 산사태가 발생하지 않은 훈련 지역으로는 경사도가 0인 지역을 무작위로 200 픽셀을 선정하였다. 여기서 트레이닝 지역을 200픽셀을 선정한 이유는 Paola와 Schowengerdt(1995)에 의하면 트레이닝 샘플은 개수보다는 대표하는 지역을 잘 선택하는 것이 중요하다고 보고한 바 있기 때문이다. 그러므로 무작위 샘플이 특성을 잘 대표하는지 알아보기 위해 전체 산사태 났던 지역으로부터 200개씩 10번 무작위 추출을 하여 분석하였다. 이들 위

치에 해당하는 16개의 주제도인, 지형경사, 지형경사 방향, 지형곡률, 지형종류, 토질, 토양모재, 토양배수, 토양의 유효토심, 임상종류, 임상경급, 임상영급, 임상밀도, 암상도, 토지 이용도, 선구조도, 수계추출도로부터 입력 자료를 추출하였다. 각각의 주제도는 0.1부터 0.9까지의 값으로 변환하기 위하여 각 자료들을 스케일해 준 후 Hines(1997)에 의해 Matlab으로 프로그램 된 역전과 알고리즘에 입력되었다. 인공신경망의 구조는 16×36×2를 이용하여 트레이닝 하여 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 목표 값은 0.01로 하고 최대 반복횟수는 2500번으로 하였다.

산사태 요인별 가중치를 결정하는 첫 번째 단계는 우선 학습지역을 이용하여 인공신경망 자체를 훈련해야 한다. 그 이후에 역전과 알고리즘을 활용하여 층간 가중치를 결정하게 된다. 즉 입력층과 은닉층의 가중치가 결정되고, 은닉층과 출력층의 가중치가 결정되게 된다. 이와 같이 결정된 층간 가중치는 앞 절의 역전과 알고리즘의 가중치 분석 방법을 프로그램에 입력되고 분석되어 산사태 분석에 사용되는 각 요인이 산사태 발생에 얼마만큼의 영향을 미치는지를 결정하게 된다.

신경망을 이용한 가중치 결정의 연구 방법은 우선 연구 지역인 사기막리와 삼교리 지역으로 나누어진다. 또한 각각의 연구 지역은 GPS 현장조사의 경우와 위성영상을 이용한 변화탐지 기법을 통한 산사태 분석으로 다시 나누어지며, 산사태 발생 학습지역을 실제 산사태가 발생한 지역을 선정하는 경우와 frequency ratio

를 이용한 취약성도에서 산사태 발생 확률이 높게 나타난 지역을 각각 선정하는 경우로 나누어진다. 산사태가 발생하지 않은 지역은 경사도가 0°인 지역을 선정하는 경우, frequency ratio를 이용한 취약성도에서 산사태 발생 가능성이 낮은 지역을 선정한 경우, 또한 산사태 발생 지역과 발생하지 않은 지역에 대하여 frequency ratio를 이용한 취약성도에서 산사태 발생 확률이 높은 지역과 산사태 발생 확률이 낮은 지역으로 선정한 경우가 있다. 이러한 경우 들을 정리하면 다음과 같다(Table 1). Tables 2 ~ 3 은 10번의 무작위 샘플에 대한 각각의 분석 결과로서 표준편차가 크지 않으므로 평균을 이용해도 무리가 없을 것으로 생각된다. 본 연구에서는 10회의 평균값을 각 요인의 대표 값으로 정하고 이를 해석을 편리하게 하기 위해 각 평균값 중에서 가장 작은 값으로 나누어 주었다.

결론 및 토의

본 연구에서는 산사태 취약성 분석을 위해 연구지역인 강원도 강릉시 일대의 대하여 위성영상 분석과 강원도청이 조사한 태풍 루사에 의한 산사태 피해 지적도를 참고 하여 세부 연구지역인 사기막리 지역과 삼교리 지역을 선정하였다. 인공신경망을 이용하여 사기막리 지역의 산사태 가중치를 결정하였다.

Case 1의 경우에는 토지 이용도를 1로 보았을 때 지형 경사도는 2.29배로 산사태 분석 시 가중치가 가장 높았으며, 지형 종류는 1.20, 임상종류는 1.18으로 등으로 높게 나타났다. 그리고 토지 이용도가 가장 낮은 값으로 나타났으며 수계추출도가 1.020을 나타내어 다음으로 낮은 값으로 나타났다. Case 2의 경우에는 임상경급을 1로 보았을 때 경사가 2.25배로 산사태 분석시 가중치가 가장 높았으며 토양 종

류가 1.14, 선구조가 1.13로 높게 나타났다. Case 3의 경우에는 임상경급을 1로 보았을 때 경사도가 1.63배로 가장 높았으며 토양배수가 1.36, 지형경사방향이 1.30으로 나타났다. Case 4의 경우에는 유효토심을 1로 보았을 때 경사도가 1.5가 나왔으며 유효토심이 1.35, 암상이 1.21로 나왔다. Case 5의 경우에는 수계추출을 1로 보았을 때 경사가 1.63으로 가장 높게 나타났으며 토양 배수가 1.49으로, 암상이 1.34으로 나타났다. Case 6을 보면 임상종류를 1로 보았을 때 경사도가 1.54로 가장 높게 나타났으며 토양배수가 1.26으로, 암상이 1.22로 나타났다. Case 7의 경우에는 경사방향을 1로 보았을 때 경사도가 2.19로 가장 높게 나타났으며, 토양종류가 1.10, 임상밀도와 선구조가 1.09으로 나타났다. Case 8의 경우에는 지형경사를 1로 보았을 때 경사도가 2.24으로 가장 높게 나타났으며 토양 배수가 1.19, 토양 유효토심과 암상이 1.12로 나타났다. Case 9의 경우에는 임상밀도를 1로 보았을 때 경사도는 1.43로 가장 높은 값을 나타냈으며 토양모재가 1.18, 토지이용이 1.15로 나타났다. Case 10의 경우에는 지형종류를 1로 보았을 때 경사도가 1.43로 가장 높게 나타났으며 토양모재가 1.28, 토양배수가 1.14, 암상이 1.13로 나타났다. Case 11의 경우에는 토양배수를 1로 보았을 때 경사도가 1.42으로 가장 높게 나왔으며 임상영급이 1.22, 암상이 1.19로 나왔다. Case 12의 경우에는 임상종류를 1로 보았을 때 경사도가 1.45로 가장 높게 나타났으며 토양모재가 1.18, 임상영급이 1.18로 나타났다.

Fig 4-1은 이와 같은 각 case에 대한 가중치를 그래프로 나타낸 것으로 비교를 보다 용이하게 하고자 한다. 각각의 case에 해당하는 가중치는 모든 경우에 경사

도에 대한 가중치가 가장 높게 나타났다. 사기막리 지역의 경우에 case 1과 case 2는 실제 산사태 발생 위치를 산사태 발생 위치로 선정하고 산사태가 발생하지 않은 지역을 경사도가 0°인 지역을 훈련지역으로 선정 하였을 때는 GPS 현장조사와 변화탐지 기법 모두에서 경사도를 제외하고는 다른 가중치는 낮게 형성되어 있으며, 이는 삼교리 지역의 경우도 동일한 경향을 나타낸다(case 7, case 8). 훈련지역을 실제 산사태가 발생한 지역과 frequency ratio를 이용한 취약성도 상에서 산사태 발생 확률이 낮은 지역으로 선정하였을 때도 경사도의 가중치가 조금 떨어졌지만 가장 높게 나타났다, 또한 사기막리 지역의 경우에는 경사도를 제외하고는 사기막리 지역에 해당하는 case 3에서 유효토심, 암상, case 4에서 토양배수, 암상이 높게 나왔고, 삼교리 지역에서는 case 9에서 토양모재, 토지이용, case 10에서 토양배수, 암상이 높게 나왔다, 또한 훈련지역을 frequency ratio를 이용한 취약성도 상에서 산사태 발생 확률이 높은 지역 과 낮은 지역으로 선정하는 경우에서도 경사도는 가장 높은 가중치를 나타냈으며 사기막리 지역의 경우에는 case 5에서 토양배수, 암상, case 6 토양배수와 암상이 높은 가중치를 나타냈으며, 삼교리 지역에서는 case 11의 경우 암상영급 과 암상, case 12의 경우 토양모재와 암상영급이 높은 가중치를 나타냈다. 이러한 결과는 가중치가 높은 요소는 경우를 달리하여서 지속적으로 높게 나타나는 것으로 볼 수 있으며, 가중치가 높은 요소는 그 순위를 조금씩 바뀌어도 전체적인 흐름은 가중치가 높은 요소가 같은 경향임을 보여준다. 이를 바탕으로 본 연구에서 만들어진 사기막리 지역과 삼교리 지역의 가중치가 같은 경향을 나타내고 있음을 알 수 있다.

본 연구에서는 어떠한 case의 경우에서도 경사도가 가장 높은 값을 나타냈으며, 경사도가 다른 요인에 비하여 높게 나오고 다른 요인은 낮은 평균화를 이룬 case 1, 2, 7, 8을 제외한 다른 case의 경우에는 암상 6회, 토양배수 4회, 토양모재 3회, 암상영급 2회, 유효토심 1회, 토지이용1회로 분석되었다. 이를 바탕으로 분석하면 산사태에 영향을 가장 많이 주는 것은 경사도이고, 다음으로는 암상과 토양요인에 의한 것으로 사료된다.

본 연구에서는 기존 산사태 발생자료 전체를 사용하여 각 요인 안에서 특성 부분에서 산사태 발생 확률을 확인하였으며, 산사태 발생 가중치 결정을 위하여 인공신경망을 학습시키고 알맞은 값에 수렴되었을 때 인공신경망의 층간 가중치를 분석함으로써 산사태 분석에 사용되는 각 요인이 산사태 발생에 얼마만큼의 영향을 미치는지를 분석하여 가중치를 구하였다. 이들 결과는 산사태에 취약성 분석시 각 요인의 가중치로 바로 적용될 수 있어 산사태 취약성분석 시 정밀도를 높일 수 있을 것이다.

Tables 1 Case of Neural Network weight.

	연구지역	방법	훈련지역 선정
Case1	사기막리	GPS 현장조사	실제 산사태발생-경사도0°지역
Case2	사기막리	변화탐지 기법	실제 산사태발생-경사도0°지역
Case3	사기막리	GPS 현장조사	실제 산사태발생-취약성도 낮은 지역
Case4	사기막리	변화탐지 기법	실제 산사태발생-취약성도 낮은 지역
Case5	사기막리	GPS 현장조사	취약성도 높은 지역-취약성도 낮은 지역
Case6	사기막리	변화탐지 기법	취약성도 높은 지역-취약성도 낮은 지역
Case7	삼교리	GPS 현장조사	실제 산사태발생-경사도0°지역
Case8	삼교리	변화탐지 기법	실제 산사태발생-경사도0°지역
Case9	삼교리	GPS 현장조사	실제 산사태발생-취약성도 낮은 지역
Case10	삼교리	변화탐지 기법	실제 산사태발생-취약성도 낮은 지역
Case11	삼교리	GPS 현장조사	취약성도 높은 지역-취약성도 낮은 지역
Case12	삼교리	변화탐지 기법	취약성도 높은 지역-취약성도 낮은 지역

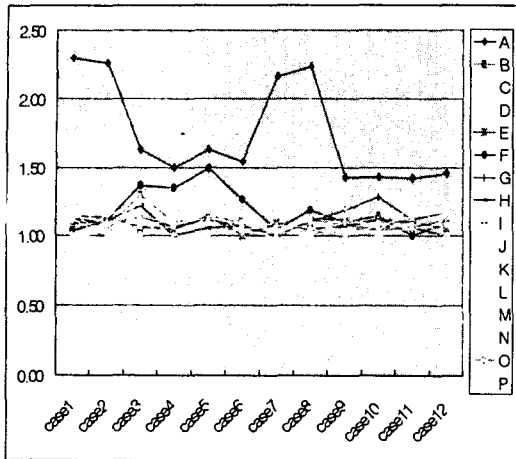


Figure 4 Weight of neural network in Sagimakri area and Samkyori area.
 A : Slope, B : Aspect, C : Curvature,
 D : Topographic, E : Soil texture,
 F : Soil drainage, G : Soil material,
 H : Soil effective thickness,
 I : Wood type
 J : Wood diameter, K : Wood age,
 L : Wood density, M : Geological,
 N : Lineament, O : Land use,
 P : Drainage lineament.

참고문헌

김윤중, 김원영, 유일현, 이사로, 민경덕 (1994) 지질 피해예상 및 절취 난이도 분석을 위한 GIS 응용연구, 지질공학회지, v. 4, no 1, p. 43-55.

농촌진흥청 농업기술연구소, 1973, 정밀 토양도 해설도 강령, 농촌진흥청 농업기술 연구소

배현철, 1997, 지구정보시스템(GIS)을 이용한 금수산일대의 암반사면 안정성평가, 연세대학 교 석사학위 논문, p. 37-49.

이광형, 2000, 인공지능개론, 홍릉과학출판사

이사로, 2000, 지리정보시스템(GIS)을 이용한 산사태 취약성 분석 기법 개발 및 적용 연구, 연세대학교 박사 학위 논문, p.163.

이사로, 류주형, 민경덕, 원중선, 2000, 인공신경망을 이용한 산사태 취약성 분석, 자원환경지질학회지, 33권, 4호, p333-340.

Atkinson P.M and Tatnall, A.R.L, 1997, Neural network in remote sensing, Int. J. Remote Sensing, v.18, p. 699-709.

Benediktsson J.A., Swain P.H., and Ersoy, OK, 1990, neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote sensing data, IEEE, Trans. on Geoscience and Remote Sensing, v. 28, p. 540-552.