자원환경지질, 제37권, 제2호, 207-223, 2004
Econ. Environ. Geol., 37(2), 207-223, 2004

지리정보시스템(GIS) 및 베이지안 확률 기법을 이용한 보은지역의 산사태 취약성도 작성 및 검증

최재원* · **이사로**** · **민경덕*** · **우익*****

*연세대학교 지구시스템과학과, **한국지질자원연구원 지질자원정보센터, ***세종대학교 지구정보공학과

Landslide Susceptibility Mapping and Verification Using the GIS and Bayesian Probability Model in Boun

Jae Won Choi, Saro Lee, Kyung Duck Min and Ik Woo

**Deparment of Earth System Science, Yonsei University, 120-749 Seoul, Korea*
***Geoscience Information Center, Korea Institute of Geology and Mineral Resources, Daejeon 305-350, Korea,*
****Department of Geoinformation Engineering, Sejong University, Seoul 143-747, Korea*

The purpose of this study is to reveal spatial relationships between landslide and geospatial data set, to map the landslide susceptibility using the relationship and to verify the landslide susceptibility using the landslide occurrence data in Boun area in 1998. Landslide locations were detected from aerial photography and field survey, and then topography, soil, forest, and land cover data set were constructed as a spatial database using GIS. Various spatial parameters were used as the landslide occurrence factors. They are slope, aspect, curvature and type of topography, texture, material, drainage and effective thickness of soil, type, age, diameter and density of wood, lithology, distance from lineament and land cover. To calculate the relationship between landslides and geospatial database, Bayesian probability methods, weight of evidence, were applied and the contrast value that is W^+-W^- were calculated. The landslide susceptibility index was calculated by summation of the contrast value and the landslide susceptibility maps were generated using the index. The landslide susceptibility map can be used to reduce associated hazards, and to plan land cover and construction.

Key words : GIS, landslide, susceptibility, Bayesian probability, Boeun

본 연구의 목적은 1998년 보은 지역에서 발생한 산사태와 관련 자료간의 공간적인 관련성을 밝히고, 이를 이용하여 산사태 취약성도를 작성 및 검증하는 것이다. 산사태 위치는 항공사진 및 현장조사를 통해 탐지되었고, 지형, 토양, 임상, 토지 피복 등의 자료는 GIS를 이용하여 공간 DB로 구축되었다. 산사태 발생과 관련된 요인으로써, 경사, 경사방향, 지형곡률, 지형종류, 토질, 토양모재, 토양배수, 유효토심, 임상, 임상 영급, 임상 경급, 임상 밀도, 암상, 선구조로 부터의 거리, 토지 피복 등이 사용되었다. 산사태와 이러한 요인들간의 관계를 밝히기 위해, 베이지안 확률 기법인 weight of evidence 기법이 적용되어서 W^+-W^-인 constrast값을 계산하였다. 그 constrast값을 모두 합하여 산사태 취약성 지수를 계산하였고, 그 지수값을 이용하여 산사태 취약성도를 작성하였다. 산사태 취약성도는 관련된 재해를 줄이고, 토지이용 및 건설 등을 계획하는데 사용될 수 있다.

주요어 : 지리정보시스템(GIS), 산사태, 취약성, 베이지안 확률, 보은

1. 서 론

1998년 8월 11일 밤과 12일 오전 사이 게릴라성 집중호우가 충청북도와 경상북도북부 지역에 내리면서 많은 피해가 발생하였으며, 일일 강우량은 348 mm, 시간당 최고 92 mm의 강수량을 기록했다. 특히 본 연구 지역이 포함된 보은군 지역에서는 산사태가 잇달아 발생, 1만 5천여 주민들이 완전 고립되어 인근 학교로

*Corresponding author: leesaro@kigam.re.kr

대피해야만 했다(조선일보 1998년 8월 12일자). 우리나라의 산사태의 발생 원인은 집중호우이며, 본 연구지역인 충청북도 보은군도 이러한 집중호우로 인해 많은 산사태가 발생한 지역이다. 이러한 피해를 줄이기 위해 산사태에 대한 과학적인 분석을 통해 사전에 산사태 예상지역 및 위험지역을 미리 예측하고 이에 대해 적절한 대책을 세운다면 산사태로 인한 피해를 많이 줄일 수 있다. 체계적인 피해 예방 및 관리를 하기 위해서는 우선적으로 산사태 발생 요인 분석이 행해져야 한다. 따라서 본 연구에서는 공간데이터베이스를 이용하여 산사태 발생 요인 분석을 목적으로 하고, 분석방법으로는 베이지안(Bayesian) 확률기법인 우도비 및 weights of evidence 분석방법을 이용하였으며, 이러한 분석의 기본 도구로 지리정보시스템(GIS)을 이용하여 방대한 자료 분석을 가능하게 하였으며, 효율성도 높이고 관리 및 활용을 극대화하였다.

국내외적으로 GIS를 이용한 산사태의 위험성을 평가한 많은 연구가 있다. 먼저 국내에서 GIS를 이용한 광역적 중첩분석의 경우 경사, 경사방향, 지질, 토질, 토지이용 등 5개 요인을 이용하여 이를 GIS를 이용하여 중첩 분석하여 청주지역에 대해 산사태 발생 가능성을 분석하였다(김윤종 등, 1994). 그리고 산사태밀도, 지표유출량, 선구조 길이 밀도, 지형경사, 지질, 토양 등 6개 요인을 이용하여 이를 GIS를 이용하여 중첩 분석하여 충남 서천지역에 대해 적용하였고(김원영 등, 1996), 지형도(경사, 경사방향, 곡률), 토양도(지형, 토질, 모재, 배수, 유효토심), 임상도(임상, 경급, 영급, 밀도), 지질도(암상), 토지이용 등 14개 요인으로부터, 확률분석, 통계분석 및 인공신경망 분석을 통해 이를 GIS를 이용하여 중첩 분석하여 용인 및 장흥지역에 대해 산사태 취약성을 분석하였다(이사로, 1999). 이러한 예는 외국에서도 많이 찾아볼 수 있다(Luzi *et al.*, 1996; Burton and Bathurst, 1998; Larsen and Torres-Sanchez, 1998; Turrini and Visintainer, 1998; Gokceoglu and Guzzetti *et al.* 1999; Randall *et al.*, 2000; Dai *et al.*, 2001; Lee and Min, 2001; Lee *et al.*, 2002a, Lee *et al.*, 2002b). 일반적으로 Bayesian probability model을 이용한 weights of evidence 분석방법은 잠재적인 광물분포를 평가하기위해 개발되었다(Agterberg *et al.*, 1990; Agterberg *et al.*, 1993; Bonham-Carter *et al.*, 1988; Bonham-Carter *et al.*, 1989; Bonham-Carter *et al.*, 1994). 또한 여러 나라의 몇몇의 연구자들은 GIS를 이용하여 잠재적인 광물의 분포도작성에 weights of evidence 분석방법을 적용하였다(Alok and Hale, 2000; Emmanuel *et al.*, 2000; Harris *et al.*, 2000; Venkataraman *et al.*, 2000; Asadi and Hale, 2001). 따라서 본 연구에서는 잠재적인 광물분포를 작성하기 위해 사용한 weights of evidence 분석방법을 GIS를 이용하여 산사태 취약성도 작성에 적용하고자 한다.

본 연구대상 지역은 여름철 집중호우시 많은 산사태가 발생하는 지역으로서 행정구역상 충청북도 보은군에 속하며 지리좌표상으로는 동경 127도 39분 36초~127도 45분 00초, 북위 36도 25분 21초~36도 30분 00초에 해당한다. 연구지역인 충청북도 보은군에 대한 현장조사에 앞서 항공사진을 이용 산사태 발생위치를 파악하였으며 현장에서는 GPS를 이용, 그 발생위치를 기록하여 데이터베이스로 구축하였다. 그리고 GIS 프로그램을 이용하여 산사태와 관련이 있는 1 : 5,000 지형도, 1 : 25,000 정밀토양도, 1 : 25,000 임상도, 1 : 50,000 지질도를 ARC/INFO 커버리지 형태의 공간 데이터베이스로 구축하였다. 이러한 공간 데이터베이스를 이용하여, 지형 요인의 경우 지형분석을 통해 고도, 경사, 경사방향, 곡률 등의 분포를 데이터베이스로 구축하였고, 토양 요인의 경우 토양도에 있는 토질, 모재, 배수, 유효토심, 지형 등을 데이터베이스로 구축하였고, 임상 요인의 경우 임상도에 있는 임상, 경급, 영급, 밀도 등을 데이터베이스로 구축하였고, 지질 요인의 경우 암상 및 선구조로부터의 거리에 대해서 데이터베이스로 구축하였으며, 토지이용은 Landsat TM 영상을 분류하여 구축하였다. 이렇게 구축된 데이터베이스는 우선 5×5m 간격의 격자(ARC/INFO GRID 형태)로 변환하였으며 이를 이용하여 베이지안(Bayesian) 확률기법인 weights of evidence 분석방법을 통해 산사태와 지형, 토양, 임상, 지질, 선구조, 토지이용에 관련된 각 요인들과의 관계를 분석하였다. 그리고 연구지역에서 산사태 발생에 가장 중요한 요인인 강우는 연구지역이 협소하고 또한 이에 따른 강우량측정 자료 부족으로 연구지역 내에서 강우량의 공간적 분류가 불가능하여 본 연구에서는 고려하지 못했다.

2. 베이지안 확률 모델 및 Weights of evidence

베이지안 확률 모델 식의 일종인 Weights of evidence는 가능성 있는 광물지역에 대한 지도제작에 적용되었으며, Bonham-Carter (1994), Bonham-Carter *et al.* (1989)들로부터 종합적으로 다루어 졌다. 일반적으로 의사결정을 행할 때 사전정보를 이용하는 경우가

많으나, 이것만으로는 효과적인 의사결정을 할 수 없기 때문에 추가정보를 활용하게 된다. 이때 이용할 수 있는 통계적인 방법이 조건부확률의 원리이며, 그 응용으로 추론된 정리가 베이지안 정리이다. 베이지안 정리에 의해서 이루어지는 확률수정과정을 베이지안 수정과정이라 한다. Fig. 1은 이러한 베이지안 수정과정을 보여주고 있다. Fig. 1 왼쪽의 사전확률(prior probability)이란 의사결정자가 활용하는 사전정보에 의한 확률(경험적, 주관적 성격이 강함)을 말하고, 사후확률(posterior probability)이란 표본정보에 의해 계산된 수정 확률을 말한다. 그런데 여기서 한 가지 주의할 것은 베이지안 이론은 위에서 제시한 조건부확률(conditional probability)의 형식을 취하기는 하나, 그 논리는 다르다. 즉 조건부확률은 P(결과와 원인)를 나타내는 데 반해, 베이지안 이론은 P(원인과 결과)의 논리를 토대로 하고 있다. 간단히 말해서 베이지안 이론은 사전확률을 표본정보로써 수정하여 객관화한 사후확률을 구하는 과정이라고 말할 수 있으며, 이런 과정을 베이지안 분석이라 하고, 베이지안 분석을 통해 행하는 의사결정방법을 베이지안 의사결정방법이라 한다.

베이지안 확률 모델을 벤 다이어그램을 이용하여 설명하면 Fig. 2와 같다(Bonham-Carter, 1994). 연구지역을 표본공간 T로 표시하고, 일정한 크기를 갖는 단위 픽셀 s로 나누면, N{T}=t/s는 표본공간 T에 대한 총 단위 픽셀들이 된다.

산사태 발생지역을 점으로 표시하고 그 사상을 D로

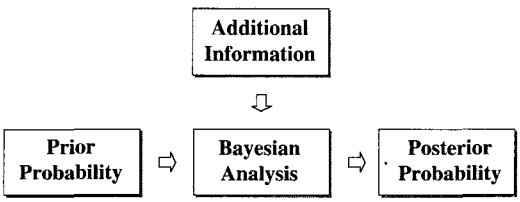

Fig. 1. Bayesian amendment process.

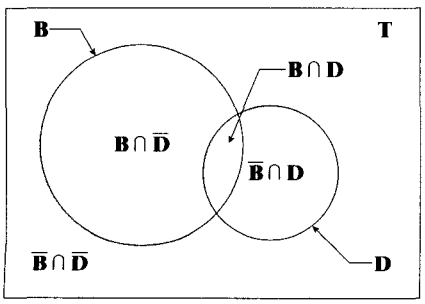

Fig. 2. Venn diagram to illustrate weights of evidence calculations.

나타내면, 경우의 수는 N{D}로 나타낼 수 있으며, 표본공간 T에 대한 사전확률은 다음과 같다.

$$P\{D\}=\frac{N\{D\}}{N\{T\}} \tag{1}$$

일정한 크기를 갖는 단위 픽셀들로 이루어진 연구지역 주제별 요소를 사상 B로 나타내면, 경우의 수는 로 나타낼 수 있으며, 사상 D와 사상 B의 공통 사건의 경우의 수는 N(D∩B) 로 나타낼 수 있다. 사상 B가 발생하였을 때 사상 D가 발생할 가능성을 베이지안 이론을 적용하여 나타내면 다음과 같다.

$$P\{D|B\}=\frac{P\{D\cap B\}}{P\{B\}}=P\{D\}=\frac{P\{D\cap B\}}{P\{B\}} \tag{2}$$

여기서, P{D|B} 는 사상 B 가 발생하였을 때 사상 D가 발생할 가능성을 나타낸 사후확률을 나타내며, P{B|D} 는 사상 D가 발생하였을 때 사상 $\overline{B}$ 가 발생할 가능성을 나타낸 조건부확률을 나타내며, P{B}는 사상 B 가 발생할 가능성을 나타낸 사전확률을 나타낸다. 같은 경우로서 여사상 가 발생하였을 때 사상 가 발생할 가능성을 베이지안 이론을 적용하여 나타내면 다음과 같다.

$$P\{D|B\}=\frac{P\{D\cap B\}}{P\{\overline{B}\}}=P\{D\}=\frac{P\{D\cap B\}}{P\{\overline{B}\}} \tag{3}$$

여기서, $P\{D|\overline{B}\}$ 는 여사상 $\overline{B}$ 가 발생하였을 때 사상 가 발생할 가능성을 나타낸 사후확률을 나타내며, 는 사상 D가 발생하였을 때 여사상 $\overline{B}$ 가 발생할 가능성을 나타낸 조건부확률을 나타내며, $P\{\overline{B}\}$는 여사상 $\overline{B}$ 가 발생할 가능성을 나타낸 사전확률을 나타낸다. 베이지안 이론은 odds 식으로 표현될 수 있으며, 여기서 odds는 로 나타낼 수 있으며, 다음과 같이 정의된다.

$$O=P/(1-P) \tag{4}$$

식 (2)와 (3)을 odds로 표현하면 각각 다음과 같이 된다.

$$O\{D|B\}=O\{D\}\frac{P\{B|D\}}{P\{B|\overline{D}\}} \tag{5}$$

$$O\{D|B\}=O\{D\}\frac{P\{B|D\}}{P\{B|\overline{D}\}} \tag{6}$$

여기서, P{D|B} 와 $P\{D|\overline{B}\}$ 는 Posterior odds를 나타내며, O{D} 는 Prior odds를 말한다. 식 (5)의 과정을 유도 하면 다음과 같다. 을 식 (4)을 이용하여 표현하면

$$O\{D|B\}=\frac{P\{D|B\}}{1-P\{D|B\}} \quad (7)$$

여기서, 이므로

$$O\{D|B\}=\frac{P\{D|B\}}{P\{\overline{D}|B\}} \quad (8)$$

여기서, $P\{D|B\}$, $P\{\overline{D}|B\}$ 로 표현하여 각각 유도하면 다음과 같다.

$$P\{D|B\}=\frac{P\{D\cap B\}}{P\{B\}}=\frac{P\{B\}\bullet P\{D|B\}}{P\{B\}}=\frac{P\{D|B\}\bullet P\{B|D\}}{P\{B\}} \quad (9)$$

$$P\{D|B\}=\frac{P\{\overline{D}\cap B\}}{P\{B\}}=\frac{P\{B\}\bullet P\{\overline{D}|B\}}{P\{B\}}=\frac{P\{\overline{D}|B\}\bullet P\{B|\overline{D}\}}{P\{B\}} \quad (10)$$

(9)와 (10)을 식 (11)에 대입하면

$$O\{D|B\}=\frac{P\{D|B\}}{P\{\overline{D}|B\}}=\frac{P\{D\}}{P\{\overline{D}\}}\bullet\frac{P\{B\}}{P\{B\}}\bullet\frac{P\{B|D\}}{P\{B\}} \quad (11)$$

여기서, $\frac{P\{D\}}{P\{\overline{D}\}}$ 은 식 (4)에 의해

$$O\{D\}=\frac{P\{D\}}{1-P\{D\}} \quad (12)$$

그러므로 식(11)은 식(5)와 같이 표현되며, 식(6) 또한 동일한 과정을 거친다.

식 (5), (6)에 $\frac{P\{B|D\}}{P\{B|\overline{D}\}}$, $\frac{P\{B|\overline{D}\}}{P\{\overline{B}|\overline{D}\}}$ 은 각각 sufficiency ratio(LS), necessity ratio(LN)라고 하며, 또한 LS와 LN은 우도비(likelihood ratios)라고 한다. 그러므로 weights of evidence는 LS와 LN에 자연로그를 취함으로써 다음과 같이 정의 된다.

$$W^{+}=\log_e\frac{P\{B|D\}}{P\{B|\overline{D}\}} \quad (13)$$

$$W^{-}=\log_e\frac{P\{\overline{B}|D\}}{P\{\overline{B}|\overline{D}\}} \quad (14)$$

여기서 식 (13), (14)를 각각 positive weights of evidence, negative weights of evidence이라고 한다. Weights 사이에 차이는 contrast로부터 알 수 있으며, 다음과 같이 정의 된다.

$$C=W^{+}-W^{-} \quad (15)$$

Weights에 대한 분산은 다음과 같이 정의 된다 (Bishop, Feinberg and Holland, 1975).

$$S^2(W^{+})=\frac{1}{N\{B\cap D\}}+\frac{1}{N\{B\cap\overline{D}\}} \quad (16)$$

$$S^2(W^{-})=\frac{1}{N\{\overline{B}\cap D\}}+\frac{1}{N\{\overline{B}\cap\overline{D}\}} \quad (17)$$

Contrast, 의 표준편차는 weights의 분산 값을 이용하여 다음과 같이 정의된다(Bonham-Carter, 1994).

$$S(C)=\sqrt{S^2(W^{+})+S^2(W^{-})} \quad (18)$$

Contrast, C값을 표준편차로 나눈 값을 Studentized value라고 하며, C/s(C)값은 최적의 절단 값으로 정의된다. 다시 식 (5), (6)를 양변에 자연로그를 취한 후 정리하면, 다음과 같은 수식으로 표현된다.

$$\log_e O\{D|B\}=\log_e O+W^{-} \quad (19)$$

$$\log_e O\{D|\overline{B}\}=\log_e O+W^{-} \quad (20)$$

지금까지의 과정을 일반화하면, 사상 B가 일어났을 때, 사상 B을 일으킬 수 있는 사상들이 n가지가 있고, 조건부 독립일 때, 사상 B가 발생할 수 있는 모든 확률 $P\{B\}$ 는 다음과 같다.

$$P\{B\}=P\{B_1\cap B_2\cap\cdots\cdots B_n\} \quad (21)$$

따라서 식 (2)는 다음과 같은 수식으로 표현된다.

$$P\{B_1\cap B_2\cap\cdots\cdots B_n\}=P\{D\}*\prod_{i=1}^{n}LS_I \quad (22)$$

식 (22)를 odds 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\log_e O\{D|B_1^k\cap B_2^k\cap\cdots\cdots B_n^k\}=\sum_{j=1}^{n}W_j^k+\log_e O\{D\} \quad (23)$$

여기서 k값은 + 또는 − 부호를 가지며, 여사상일 경우 − 부호를 가진다.

3. 산사태 발생 위치 파악 및 지형공간 정보 구축

본 연구에서는 1998년 보은 지역에 집중적으로 발생된 산사태를 1995년 및 1999년에 촬영된 항공사진을 이용하여 분석해 보았다. 산사태 발생 이전 및 이후의 항공사진을 육안판독을 통해 산사태로 추정되는 곳을 정한 후, 이를 현장 조사를 통해 확인하였다. 이

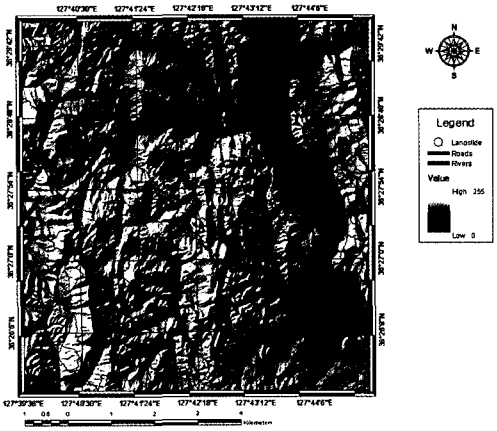

Fig. 3. Landslide location map.

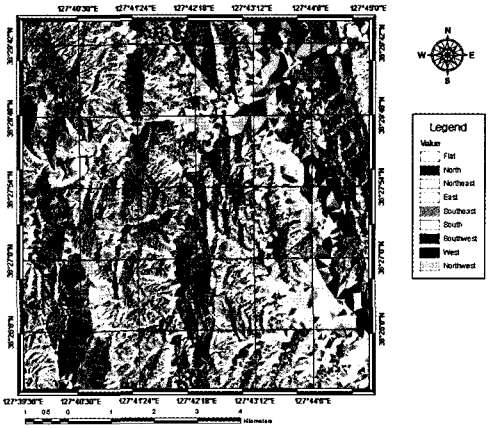

Fig. 5. Aspect map.

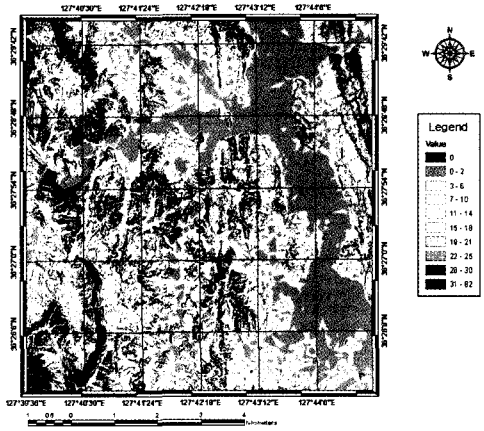

Fig. 4. Slope map.

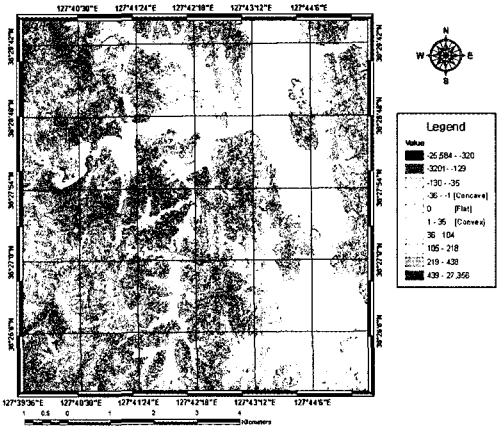

Fig. 6. Curvature map.

렇게 파악된 산사태 발생개소는 483개(Fig. 3)이다.

산사태와 관련된 각종 지형정보를 구축하기 위하여 필요한 관련 자료들을 수집하였다. 수집된 모든 자료는 ARC/INFO 프로그램을 이용하여 공간 데이터베이스로 구축하였다(Table 1). 지형자료로서는 1:25,000 수치지형도를 자료변화을 한 후 내삽의 과정을 거쳐 수치표고모델(DEM)을 작성하였다. 이렇게 작성된 수치표고모델로부터 지형경사도(Fig. 4), 지형사면방위도(Fig. 5), 지형곡률도(Fig. 6) 등을 작성하였다. 지형경사도는 지형의 기울기를, 지형사면방위도는 지형사면이

Table 1. Data layer of study area.

Classification	Sub-Classification	Data Type	Scale
Geological Hazard	Landslide	Point coverage	1:5,000
Damageable Object	Rail, Road, Building, Facility	Line coverage	1:5,000
Basic Map	Topographic Map	Line and Point coverage	1:5,000
	Geological Map	Polygon coverage	1:50,000
	Lineament Map	Line coverage	1:50,000
	Soil Map	Polygon coverage	1:25,000
	Forest Map	Polygon coverage	1:25,000
Image Data	Land Cover	GRID	30m×30m
	Aerial Photo	GRID	0.8m×0.8m
	IRS Satellite Image	GRID	5m×5m

가르치는 방향을 각각 나타낸다. 지형곡률의 경우, 0값을 기준으로 음의 값으로 갈수록 경사면의 형태가 오목한 것을 나타내며, 양의 값으로 갈수록 경사면의 형태가 볼록한 것을, 0은 경사면의 형태가 평탄한 것을 나타낸다. 1:50,000 개략토양도로부터 지형 종류도(Fig. 7), 토질도(Fig. 8), 토양 배수도(Fig. 9), 토양 모재도(Fig. 10), 유효토심도(Fig. 11)를 작성하였다. 토질은 토양 입자 크기에 의해 분류된 것이며, 모재는 토양이

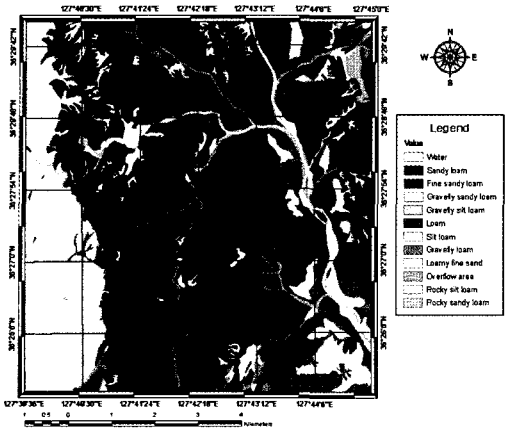

Fig. 7. Topographic type map.

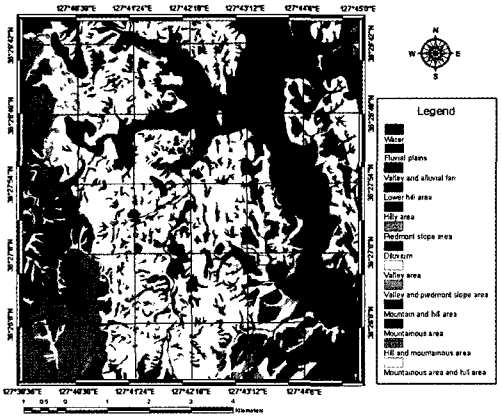

Fig. 8. Soil texture map.

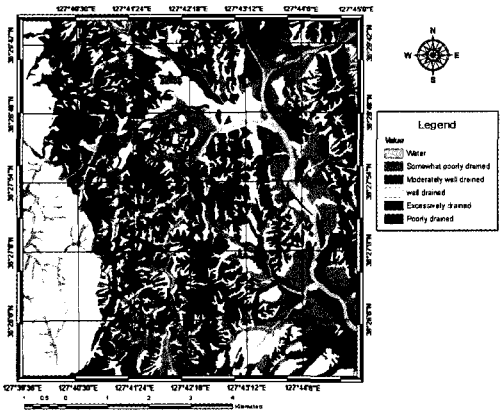

Fig. 9. Soil drainage map.

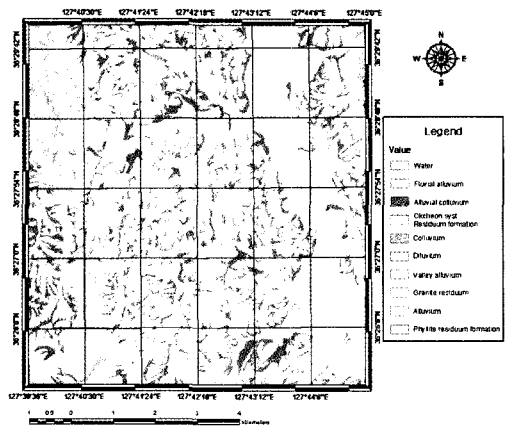

Fig. 10. Soil material map.

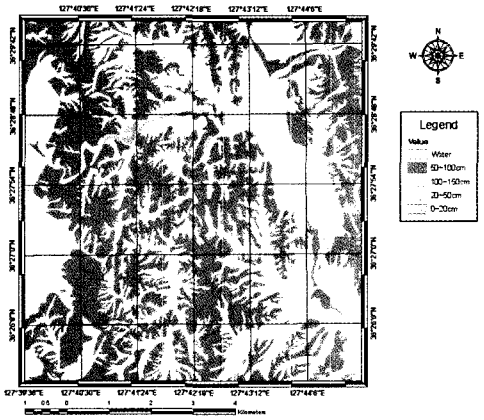

Fig. 11. Soil effective thickness map.

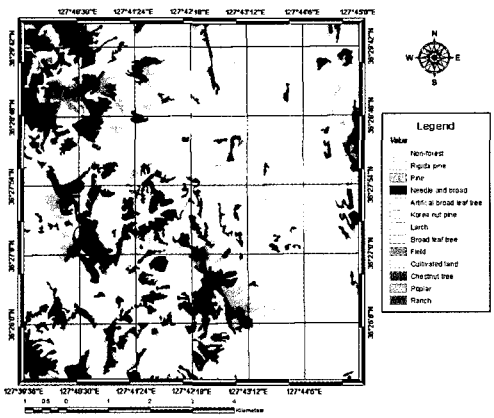

Fig. 12. Wood type map.

어떤 암상으로부터 형성되었는가를, 배수는 물의 배수 정도를, 유효토심은 토양의 유효두께를, 지형은 토양이 분포한 지역의 지형을 각각 나타낸다. 임상자료로는 1:25,000 임상도로부터 임상 종류도(Fig. 12), 임상 경급도(Fig. 13), 임상 영급도(Fig. 14), 임상 밀도도(Fig. 15)를 작성하였다. 임상 종류도는 나무의 종류를, 임상

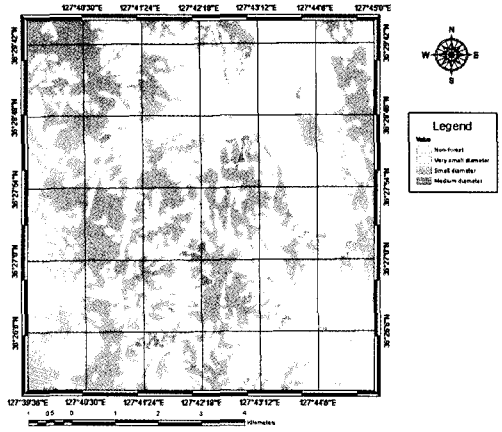

Fig. 13. Wood diameter map.

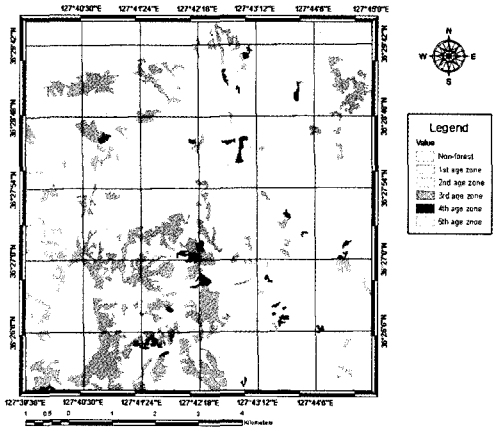

Fig. 14. Wood age map.

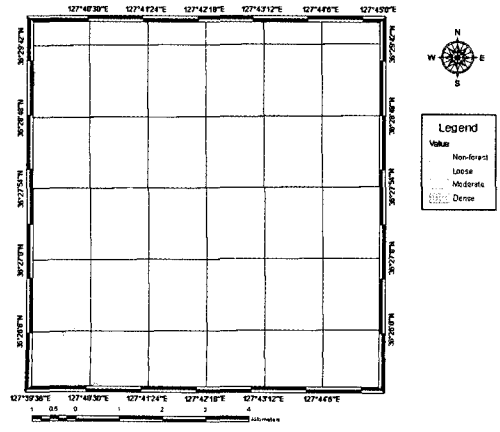

Fig. 15. Wood density map.

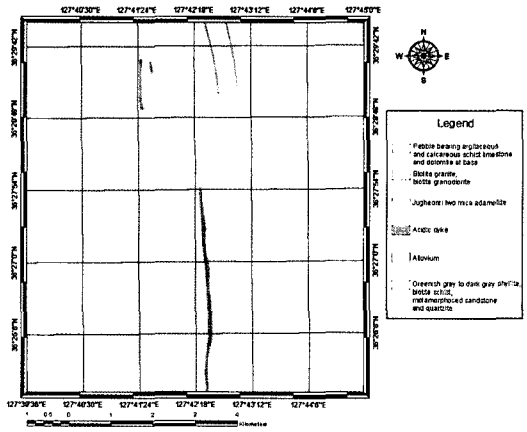

Fig. 16. Geological map.

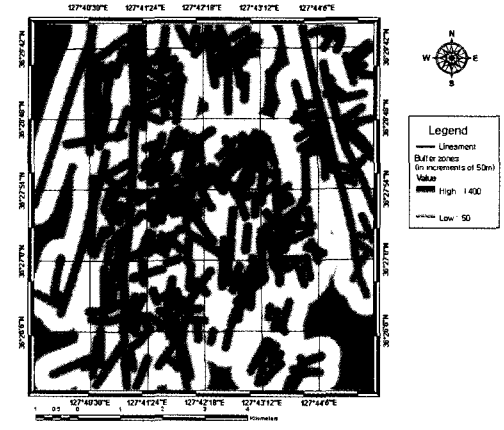

Fig. 17. Lineament map.

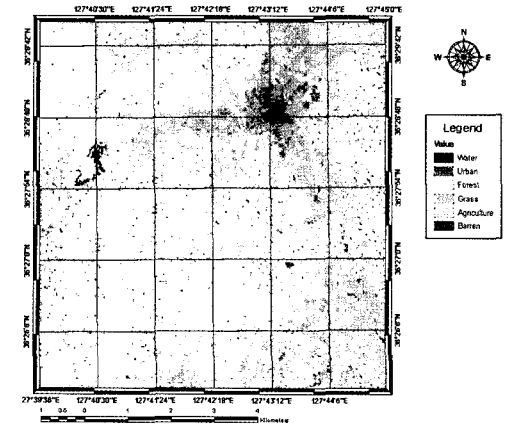

Fig. 18. Land cover map.

경급도는 나무 지름을, 임상 영급도는 나무의 수령을, 임상 밀도도는 나무의 밀도를 각각 나타낸다. 지질자료는 1:50,000 지질도로부터 암상도(Fig. 16)를 작성하였다. 또한 마지막으로 IRS 위성영상을 이용하여 선구조를 육안으로 추출한 후 선구조로부터의 거리도(Fig. 17)와 LANDSAT TM 영상을 분류하여 토지이용도(Fig. 18)를 각각 작성하여 데이터베이스를 구축하였다. 지질자료의 경우 본 연구지역은 남동쪽의 약간의 화강암을 제외하고는 대부분 편마암으로 이루어져 있기 때문에 고려하지 않았다. 모든 자료의 공간해상도는 5m×5m로 구성하였으며, 연구지역의 격자 개수는 가로 1,712개, 세로 1,598개인 총 2,735,776개이다.

4. 산사태 발생 위치 및 지형공간정보의 관계 분석

본 연구에서는 파악된 산사태 위치를 이용하여 산사태와 지형, 지질, 토양, 임상 등 산사태 발생에 관련되는 요소들과의 관계를 weights of evidence 방법을 이용하여 분석하였다. 그리고 이러한 결과를 이용하여 산사태 취약성을 평가하고 그 결과를 이용하여 취약성도를 작성하였다.

보은군 지역의 전체 격자 개수는 2,735,776개이며 이중 산사태 발생 점 수는 483개이다. Table 2-Table 16을 보면 강, 평지 등 상식적으로 산사태가 발생할 수 없는 곳에도 산사태가 발생되었다고 나타나는데, 이것은 지도 자체의 에러, 도면 입력 에러 및 처리 에러일 수 있다.

4.1. 산사태와 지형과의 관계

산사태와 지형 즉 경사각, 경사방향, 곡률, 지형종류와의 관계를 살펴보면, 경사각의 경우(Table 2), 경사각이 클수록 산사태 발생확률이 높게 나타났다. 6도 미만에서는 거의 산사태 발생 확률(우도비; Likelihood Ratio (W^+))이 0.2 이하로 나타났다. 그러나 값이 커질수록 뚜렷하게 산사태 발생 확률 값이 증가하였으며, 22도 이상에서는 우도비 값이 2 이상으로 산사태 발생 확률이 매우 높게 나타났다. 이는 사면 경사각이 높을수록 산사태 발생 확률이 높다는 것을 증명하는 것이다.

경사방향의 경우(Table 3), 대체적으로 북동쪽, 북서쪽, 남동쪽이 발생 우도비 값이 높았으며, 남쪽, 남서쪽이 발생 확률 값이 낮게 나타났다. 이러한 결과는 풍향과 관련이 깊은 연관성을 가지고 있다고 추정된다.

곡률의 경우(Table 4), 음의 값으로 갈수록 경사면의 형태가 오목한 것을 나타내며, 양의 값으로 갈수록 경사면의 형태가 볼록한 것을 나타낸다. 0은 경사면의 형태가 평탄한 것을 나타낸다. 본 연구 결과 대체로 양의 값으로 음의 값으로 갈수록 산사태 우도비 값이 높게 나타났으며, 경사면이 평탄면 즉 0에서는 매우 낮은 우도비 값을 나타냈다. 특히 음의 값에서 값이 작아질수록 산사태 우도비 값이 뚜렷하게 증가하였다. 이러한 결과로 보았을 때 곡률이 산사태 발생확률은 밀접한 관계가 있다고 볼 수 있다. 이러한 이유는 집중호우시 경사면이 오목하다는 것은 그 지형이 계곡형태임을 말하며, 계곡을 따라 물의 흐름이 한곳으로 집중하므로 계곡을 따라 1차 사면붕괴가 발생하며, 물이 모이는 과정에서 계곡 옆으로 연속적인 사면붕괴가 발생하므로 이러한 결과가 나타난 것으로 추정된다. 그리고 평탄면 0에서 값이 낮은 이유는 평지가 여기에 포함되기 때문에 값이 낮아진 것이고, 볼록한 경사면에서는 오목한 곳 보다 대체적으로 낮은 값을 나타내는 경향이 이는데, 이는 물이 볼록한 경사면에 떨어질 경우 그 흐름에 방향성이 경사가 낮은 오목한 곳으로 모이므로 값이 대체적으로 1보다 조금 높거나 작게 나타나서 볼록한 지형이 산사태 발생과 밀접한 관계는 없다고 사료된다. 그러나 경사면이 볼록한 것이 산사태를 발생시키지 않는다고 판단할 수는 없다.

지형종류의 경우(Table 5), 산악지, 산악지 및 구릉지에서는 2 이상으로 산사태 우도비 값이 매우 높게 나타났으며, 곡간 및 산록경사지, 산악 및 구릉지는 해당 지역에 관찰 값이 없어 0의 우도비 값이 나왔으며, 그 이외 지역에서인 경우 1이하의 낮은 우도비 값이 나타냈다. 이는 지형 종류가 결국 경사각과 밀접한 관련이 있으므로 경사각에 따라 이러한 결과가 나타났다고 볼 수 있다.

4.2. 산사태와 토양과의 관계

산사태와 토양 관련 요인 즉 토질, 배수, 모재, 유효토심과의 관계를 살펴보면, 토질의 경우(Table 6)의 경우, 사양토, 바위가 있는 사양토에서 산사태 우도비 값이 높게 나타났으며, 나머지는 0.5미만에 낮은 우도비 값이 나타냈다. 이는 결국 토양배수와 연관 지어 생각할 수 있다.

토양배수의 경우(Table 7), 배수가 잘 될수록 산사태 우도비 값이 뚜렷이 높게 나타났다. 이러한 현상은 흙입자의 크기가 클수록 입자와 입자사이에 공극이 크게 형성되어 이 사이로 물이 침투하여 매질의 단위중량을 증가시켜 결국 사면이 파괴되는 현상이 발생된다고 사

Table 2. Relationship between landslide and slope.

Class		Landslide occ. points (W+)[a]	%occ. (W+)	No. of pixels in domain (W+)[b]	%Domain (W+)	Likelihood Ratio (W+)[c]	W+	W-	C[d]	S^2(W+)[e]	S^2(W-)[f]	S(C)[g]	C/S(C)[h]
Slope[i]	0°	10	2.070	552863	20.209	0.102	-2.278	0.205	-2.483	0.100	0.002	0.320	-7.771
	1~2°	3	0.621	271470	9.923	0.063	-2.771	0.098	-2.869	0.333	0.002	0.579	-4.954
	3~6°	9	1.863	294962	10.782	0.173	-1.755	0.095	-1.851	0.111	0.002	0.336	-5.500
	7~10°	32	6.625	236468	8.644	0.766	-0.266	0.022	-0.288	0.031	0.002	0.183	-1.573
	11~14°	38	7.867	246928	9.026	0.872	-0.137	0.013	-0.150	0.026	0.002	0.169	-0.888
	15~18°	59	12.215	283262	10.354	1.180	0.165	-0.021	0.186	0.017	0.002	0.139	1.341
	19~21°	57	11.801	212647	7.773	1.518	0.418	-0.045	0.462	0.018	0.002	0.141	3.277
	22~25°	88	18.219	242856	8.877	2.052	0.719	-0.108	0.827	0.011	0.003	0.118	7.016
	26~30°	93	19.255	205799	7.523	2.560	0.940	-0.136	1.076	0.011	0.003	0.115	9.318
	31~82°	94	19.462	188521	6.891	2.824	1.038	-0.145	1.183	0.011	0.003	0.115	10.293

[i]Using the quantile classification method.

Table 3. Relationship between landslide and aspect.

Class		Landslide occ. points (W+)[a]	%occ. (W+)	No. of pixels in domain (W+)[b]	%Domain (W+)	Likelihood Ratio (W+)[c]	W+	W-	C[d]	S^2(W+)[e]	S^2(W-)[f]	S(C)[g]	C/S(C)[h]
Aspect	Flat	8	1.656	238251	8.709	0.190	-1.660	0.074	-1.734	0.125	0.002	0.357	-4.864
	N	43	8.903	244922	8.953	0.994	-0.006	0.001	-0.006	0.023	0.002	0.160	-0.038
	NE	86	17.805	341376	12.478	1.427	0.356	-0.063	0.418	0.012	0.003	0.119	3.517
	E	76	15.735	467185	17.077	0.921	-0.082	0.016	-0.098	0.013	0.002	0.125	-0.783
	SE	69	14.286	297207	10.864	1.315	0.274	-0.039	0.313	0.014	0.002	0.130	2.407
	S	28	5.797	247228	9.037	0.641	-0.444	0.035	-0.479	0.036	0.002	0.195	-2.460
	SW	38	7.867	291353	10.650	0.739	-0.303	0.031	-0.333	0.026	0.002	0.169	-1.973
	W	67	13.872	360270	13.169	1.053	0.052	-0.008	0.060	0.015	0.002	0.132	0.457
	NW	68	14.079	247984	9.064	1.553	0.440	-0.057	0.497	0.015	0.002	0.131	3.799

Table 4. Relationship between landslide and curvature.

Class		Landslide occ. points (W+)[a]	%occ. (W+)	No. of pixels in domain (W+)[b]	%Domain (W+)	Likelihood Ratio (W+)[c]	W+	W-	C[d]	S^2(W+)[e]	S^2(W-)[f]	S(C)[g]	C/S(C)[h]
Curvature[j]	-25584~-320	140	28.986	274145	10.021	2.893	1.062	-0.237	1.299	0.007	0.003	1.100	12.948
	-319~-129	82	16.977	274427	10.031	1.692	0.526	-0.080	0.607	0.012	0.002	0.121	5.004
	-128~-35	38	7.867	276425	10.104	0.779	-0.250	0.025	-0.275	0.026	0.002	0.169	-1.626
	-34~-1	20	4.141	211070	7.715	0.537	-0.622	0.038	-0.660	0.050	0.002	0.228	-2.891
	0	14	2.899	720483	26.336	0.110	-2.207	0.276	-2.483	0.071	0.002	0.271	-9.155
	1~35	23	4.762	196731	7.191	0.662	-0.412	0.026	-0.438	0.043	0.002	0.214	-2.050
	36~104	31	6.418	195943	7.162	0.896	-0.110	0.008	-0.118	0.032	0.002	0.186	-0.634
	105~218	50	10.352	195644	7.151	1.448	0.370	-0.035	0.405	0.020	0.002	0.149	2.711
	219~483	46	9.524	195647	7.151	1.332	0.286	-0.026	0.312	0.022	0.002	0.155	2.015
	439~27356	39	8.075	195261	7.137	1.131	0.123	-0.010	0.134	0.026	0.002	0.167	0.799

[j]Negative curvatures: concave, zero coverture: flat, positive curvatures: convex. Using the quantile classification method.

Table 5. Relationship between landslide and topographic type.

Class		Landslide occ. points (W^+)[a]	%occ. (W^+)	No. of pixels in domain (W^+)[b]	%Domain (W^+)	Likelihood Ratio (W^+)[c]	W^+	W^-	C^d	$S^2(W^+)^e$	$S^2(W^-)^f$	$S(C)^g$	$C/S(C)^h$
Topography[k]	0	5	1.035	93309	3.411	0.304	-1.192	0.024	-1.217	0.200	0.002	0.450	-2.706
	1	4	0.828	403714	14.757	0.056	-2.880	0.151	-3.032	0.250	0.002	0.502	-6.038
	2	62	12.836	402891	14.727	0.872	-0.137	0.022	-0.159	0.016	0.002	0.136	-1.171
	3	1	0.207	59406	2.171	0.095	-2.350	0.020	-2.370	1.000	0.002	1.001	-2.368
	4	10	2.070	261303	9.551	0.217	-1.529	0.079	-1.608	0.100	0.002	0.320	-5.033
	5	1	0.207	35417	1.295	0.160	-1.833	0.011	-1.844	1.000	0.002	1.001	-1.842
	6	1	0.207	42323	1.547	0.134	-2.011	0.014	-2.025	1.000	0.002	1.001	-2.023
	7	20	4.141	374420	13.686	0.303	-1.195	0.105	-1.300	0.050	0.002	0.228	-5.694
	8	0	0.000	6227	0.228	0.000	NaN	0.002	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	9	0	0.000	12903	0.472	0.000	NaN	0.005	0.000	0.029	0.002	0.178	0.000
	10	34	7.039	81406	2.976	2.366	0.861	-0.043	0.904	0.167	0.002	0.411	2.199
	11	6	1.242	149770	5.474	0.227	-1.483	0.044	0.000	0.003	0.002	0.071	0.000
	12	339	70.186	812687	29.706	2.363	0.860	-0.858	1.718	NaN	0.007	NaN	NaN

[k]0: Water, 1: Fluvial plains, 2: Valley and alluvial fan, 3: Lower hilly area, 4: Hilly area, 5: Piedmont slope area, 6: Diluvium, 7: Valley area, 8: Valley and piedmont slope area, 9: Mountain and hill area, 10: Mountainous area, 11: Hill and mountainous area, 12: Mountainous area and hill area.

Table 6. Relationship between landslide and soil texture.

Class		Landslide occ. points (W^+)[a]	%occ. (W^+)	No. of pixels in domain (W^+)[b]	%Domain (W^+)	Likelihood Ratio (W^+)[c]	W^+	W^-	C^d	$S^2(W^+)^e$	$S^2(W^-)^f$	$S(C)^g$	$C/S(C)^h$
Texture[l]	0	0	0.000	22699	0.830	0.000	NaN	0.008	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	1	439	90.890	1636923	59.834	1.519	0.418	-1.484	1.902	0.002	0.023	0.158	12.026
	2	1	0.207	118594	4.335	0.048	-3.042	0.042	-3.084	1.000	0.002	1.001	-3.081
	3	9	1.863	104881	3.834	0.486	-0.721	0.020	-0.742	0.111	0.002	0.336	-2.204
	4	11	2.277	338093	12.358	0.184	-1.691	0.109	-1.800	0.091	0.002	0.305	-5.902
	5	8	1.656	238483	8.717	0.190	-1.661	0.075	-1.735	0.125	0.002	0.357	-4.867
	6	2	0.414	125370	4.583	0.090	-2.404	0.043	-2.447	0.500	0.002	0.709	-3.453
	7	0	0.000	16268	0.595	0.000	NaN	0.006	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	8	0	0.000	25267	0.924	0.000	NaN	0.009	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	9	5	1.035	70610	2.581	0.401	-0.914	0.016	-0.929	0.200	0.002	0.450	-2.067
	10	0	0.000	21617	0.790	0.000	NaN	0.008	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	11	8	1.656	16971	0.620	2.670	0.982	-0.010	0.993	0.125	0.002	0.357	2.783

[l]0: Water, 1: Sandy loam, 2: Fine sandy loam, 3: Gravelly sandy loam, 4: Gravelly silt loam, 5: Loam, 6: Silt loam, 7: Gravelly loam, 8: Loamy fine sand, 9: Overflow area, 10: Rocky silt loam, 11: Rocky sandy loam.

Table 7. Relationship between landslide and soil drainage.

Class		Landslide occ. points (W^+)[a]	%occ. (W^+)	No. of pixels in domain (W^+)[b]	%Domain (W^+)	Likelihood Ratio (W^+)[c]	W^+	W^-	C^d	$S^2(W^+)^e$	$S^2(W^-)^f$	$S(C)^g$	$C/S(C)^h$
Drainage[m]	0	5	1.035	93309	3.411	0.304	-1.192	0.024	-1.217	0.200	0.002	0.450	-2.706
	1	15	3.106	412461	15.077	0.206	-1.580	0.132	-1.712	0.067	0.002	0.262	-6.526
	2	8	1.656	258490	9.449	0.175	-1.741	0.083	-1.824	0.125	0.002	0.357	-5.116
	3	77	15.942	839349	30.680	0.520	-0.655	0.193	-0.847	0.013	0.002	0.124	-6.817
	4	377	78.054	1050708	38.406	2.032	0.709	-1.032	1.741	0.003	0.009	0.110	15.836
	5	1	0.207	81459	2.978	0.070	-2.666	0.028	-2.694	1.000	0.002	1.001	-2.691

[m]0: Water, 1: Somewhat poorly drained, 2: Moderately well drained, 3: Well drained 4: Excessively drained, 5: Poorly drained.

Table 8. Relationship between landslide and soil material.

Class		Landslide occ. points (W^+)[a]	%occ. (W^+)	No. of pixels in domain (W^+)[b]	%Domain (W^+)	Likelihood Ratio (W^+)[c]	W^+	W^-	C^d	$S^2(W^+)^e$	$S^2(W^-)^f$	$S(C)^g$	$C/S(C)^h$
Material[n]	0	5	1.035	93309	3.411	0.304	-1.192	0.024	-1.217	0.200	0.002	0.450	-2.706
	1	4	0.828	403714	14.757	0.056	-2.880	0.151	-3.032	0.250	0.002	0.502	-6.038
	2	62	12.836	402557	14.715	0.872	-0.137	0.022	-0.158	0.016	0.002	0.136	-1.164
	3	1	0.207	18532	0.677	0.306	-1.185	0.005	-1.190	1.000	0.002	1.001	-1.189
	4	1	0.207	41644	1.522	0.136	-1.995	0.013	-2.008	1.000	0.002	1.001	-2.006
	5	1	0.207	42323	1.547	0.134	-2.011	0.014	-2.025	1.000	0.002	1.001	-2.023
	6	20	4.141	374420	13.686	0.303	-1.195	0.105	-1.300	0.050	0.002	0.228	-5.694
	7	380	78.675	1081171	39.520	1.991	0.689	-1.042	1.731	0.003	0.010	0.111	15.581
	8	0	0.000	334	0.012	0.000	NaN	0.000	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	9	9	1.836	277772	10.153	0.184	-1.695	0.088	-1.784	0.111	0.002	0.336	-5.301

[n]0: Water, 1: Fluvial alluvium, 2: Alluvial-Colluvium, 3: Okcheon system residuum formation, 4: Colluvium, 5: Diluvium, 6: Valley alluvium, 7: Granite residuum, 8: Alluvium, 9: Phyllite residuum formation.

Table 9. Relationship between landslide and soil effective thickness.

Class		Landslide occ. points (W^+)[a]	%occ. (W^+)	No. of pixels in domain (W^+)[b]	%Domain (W^+)	Likelihood Ratio (W^+)[c]	W^+	W^-	C^d	$S^2(W^+)^e$	$S^2(W^-)^f$	$S(C)^g$	$C/S(C)^h$
	Water	5	1.035	93309	3.411	0.304	-1.192	0.024	-1.217	0.200	0.002	0.450	-2.706
Effective thickness	0~20cm	0	0.000	24796	0.906	0.000	NaN	0.009	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	20~50cm	8	1.656	253999	9.284	0.178	-1.724	0.081	-1.804	0.125	0.002	0.357	-5.061
	50~100cm	386	79.917	1351688	49.408	1.617	0.481	-0.924	1.405	0.003	0.010	0.114	12.368
	100~150cm	84	17.391	1011984	36.991	0.470	-0.755	0.271	-1.026	0.012	0.003	0.120	-8.542

Table 10. Relationship between landslide and wood type.

Class		Landslide occ. points (W^+)[a]	%occ. (W^+)	No. of pixels in domain (W^+)[b]	%Domain (W^+)	Likelihood Ratio (W^+)[c]	W^+	W^-	C^d	$S^2(W^+)^e$	$S^2(W^-)^f$	$S(C)^g$	$C/S(C)^h$
Wood type[o]	0	69	14.286	1366826	49.961	0.286	-1.252	0.538	-1.790	0.014	0.002	0.130	-13.767
	1	194	40.166	427123	15.612	2.573	0.945	-0.344	1.289	0.005	0.003	0.093	13.883
	2	20	4.141	72863	2.663	1.555	0.441	-0.015	0.457	0.050	0.002	0.228	1.999
	3	133	27.536	504172	18.429	1.494	0.402	-0.118	0.520	0.008	0.003	0.102	5.104
	4	1	0.207	9684	0.354	0.585	-0.536	0.001	-0.538	1.000	0.002	1.001	-0.537
	5	21	4.348	63783	2.331	1.865	0.623	-0.021	0.644	0.048	0.002	0.223	2.886
	6	13	2.692	52883	1.933	1.392	0.331	-0.008	0.339	0.077	0.002	0.281	1.205
	7	28	5.797	201222	7.355	0.788	-0.238	0.017	-0.255	0.036	0.002	0.195	-1.308
	8	2	0.414	23482	0.858	0.482	-0.729	0.004	-0.733	0.500	0.002	0.709	-1.035
	9	0	0.000	2829	0.103	0.000	NaN	0.001	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	10	2	0.414	8326	0.304	1.361	0.308	-0.001	0.309	0.500	0.002	0.709	0.436
	11	0	0.000	862	0.032	0.000	NaN	0.000	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	12	0	0.000	1721	0.063	0.000	NaN	0.001	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN

[o]0: Non-forest, 1: Rigida pine, 2: Pine, 3: Needle and broad, 4: Artificial broad leaf tree, 5: Korea nut pine, 6: Larch, 7: Broad leaf tree, 8: Field, 9: Cultivated land, 10: Chestnut tree, 11: Poplar, 12: Ranch.

Table 11. Relationship between landslide and wood diameter.

Class		Landslide occ. points (W^+)[a]	%occ. (W^+)	No. of pixels in domain (W^+)[b]	%Domain (W^+)	Likelihood Ratio (W^+)[c]	W^+	W^-	C^d	$S^2(W^+)^e$	$S^2(W^-)^f$	$S(C)^g$	$C/S(C)^h$
Wood diameter[p]	0	71	14.700	1395720	51.017	0.288	-1.244	0.555	-1.799	0.014	0.002	0.129	-14.000
	1	34	7.039	185867	6.794	1.036	0.035	-0.003	0.038	0.029	0.002	0.178	0.214
	2	347	71.843	1118780	40.894	1.757	0.563	-0.742	1.305	0.003	0.007	0.101	12.899
	3	31	6.418	35409	1.294	4.959	1.601	-0.053	1.654	0.032	0.002	0.186	8.908

[p]0: Non-forest.
1: Very small diameter; wood diameter is below 6cm and timbers occupy less than 50%.
2: Small diameter; wood diameter is 6 16cm and timbers occupy less than 50%.
3: Medium diameter; wood diameter is 16 28cm and timbers occupy less than 50%.

Table 12. Relationship between landslide and wood age.

Class		Landslide occ. points (W^+)[a]	%occ. (W^+)	No. of pixels in domain (W^+)[b]	%Domain (W^+)	Likelihood Ratio (W^+)[c]	W^+	W^-	C^d	$S^2(W^+)^e$	$S^2(W^-)^f$	$S(C)^g$	$C/S(C)^h$
Wood age[q]	Non-forest	71	14.700	1394858	50.986	0.288	-1.244	0.554	-1.798	0.014	0.002	0.129	-13.990
	1st age	34	7.039	186729	6.825	1.031	0.031	-0.002	0.033	0.029	0.002	0.178	0.186
	2nd age	280	57.971	745670	27.256	2.127	0.755	-0.549	1.303	0.004	0.005	0.092	14.136
	3rd age	67	13.872	373110	13.638	1.017	0.017	-0.003	0.020	0.015	0.002	0.132	0.149
	4th age	30	6.211	33775	1.235	5.031	1.616	-0.052	1.667	0.033	0.002	0.189	8.840
	5th age	1	0.207	1634	0.060	3.466	1.243	-0.001	1.245	1.001	0.002	1.001	1.243

[q]1st age: More than 50% 1 10 years old timber, 2nd age: More than 50% 11 20 years old timber, 3rd age: More than 50% 21 30 years old timber, 4th age: More than 50% 31 40 years old timber, 5th age: More than 50% 41 50 years old timber.

Table 13. Relationship between landslide and wood density.

Class		Landslide occ. points (W^+)[a]	%occ. (W^+)	No. of pixels in domain (W^+)[b]	%Domain (W^+)	Likelihood Ratio (W^+)[c]	W^+	W^-	C^d	$S^2(W^+)^e$	$S^2(W^-)^f$	$S(C)^g$	$C/S(C)^h$
Wood density[r]	Non-forest	105	21.739	1581587	57.811	0.376	-0.978	0.618	-1.596	0.010	0.003	0.110	-14.467
	Loose	363	75.155	993807	36.326	2.069	0.727	-0.941	1.668	0.003	0.008	0.105	15.841
	Moderate	14	2.899	137308	5.019	0.578	-0.549	0.022	-0.571	0.071	0.002	0.271	-2.106
	Dense	1	0.207	23074	0.843	0.245	-1.405	0.006	-1.411	1.000	0.002	1.001	-1.409

[r]Loose: Less than 50% timber area, Moderate: Less than 51 70% timber area, Dense: More than 71% timber area.

Table 14. Relationship between landslide and lithology.

Class		Landslide occ. points (W^+)[a]	%occ. (W^+)	No. of pixels in domain (W^+)[b]	%Domain (W^+)	Likelihood Ratio (W^+)[c]	W^+	W^-	C^d	$S^2(W^+)^e$	$S^2(W^-)^f$	$S(C)^g$	$C/S(C)^h$
Lithology[s]	Ochw	9	1.863	369448	13.504	0.138	-1.981	0.126	-2.107	0.111	0.002	0.336	-6.261
	Jbgr	363	75.155	1527904	55.849	1.346	0.297	-0.575	0.872	0.003	0.008	0.105	8.279
	Jjtm	85	17.598	114751	4.194	4.196	1.434	-0.151	1.585	0.012	0.003	0.120	13.259
	Kad	8	1.656	26274	0.960	1.725	0.545	-0.007	0.552	0.125	0.002	0.357	1.548
	Qa	18	3.727	687198	25.119	0.148	-1.908	0.251	-2.159	0.056	0.002	0.240	-8.989
	Ocmu	0	0.000	10201	0.373	0.000	NaN	0.004	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN

[s]Ochw: Pebble bearing argilaceous and calcareous schist limestone and dolomite at base, Jbgr: Biotite granite, biotite granodiorit, Jjtm: Jugjeonri two mica adamellit, Kad: Acidic dyk, Qa: Alluvium, Ocmu: Greenish grey to dark grey phyllite, biotite schist, metamorphosed sandstone and quartzite.

Table 15. Relationship between landslide and distance from lineament.

Class		Landslide occ. points (W+)[a]	%occ. (W+)	No. of pixels in domain (W+)[b]	%Domain (W+)	Likelihood Ratio (W+)[c]	W+	W-	C[d]	S^2(W+)[e]	S^2(W-)[f]	S(C)[g]	C/S(C)[h]
Lineament[t]	50m	348	72.050	72847	26.628	2.706	0.995	-0.965	1.961	0.003	0.007	0.101	19.334
	100m	86	17.805	57662	21.077	0.845	-0.169	0.041	-0.209	0.012	0.003	0.119	-1.760
	150m	28	5.797	37334	13.647	0.425	-0.856	0.087	-0.943	0.036	0.002	0.195	-4.844
	200m	13	2.692	24999	9.138	0.295	-1.222	0.069	-1.291	0.077	0.002	0.281	-4.591
	250m	3	0.621	17150	6.269	0.099	-2.312	0.059	-2.370	0.333	0.002	0.579	-4.093
	300m	1	0.207	12509	4.572	0.045	-3.095	0.045	-3.140	1.000	0.002	1.001	-3.136
	350m	1	0.207	9892	3.616	0.057	-2.860	0.035	-2.895	1.000	0.002	1.001	-2.892
	400m	1	0.207	7976	2.916	0.071	-2.645	0.028	-2.672	1.000	0.002	1.001	-2.670
	450m	0	0.000	6370	2.329	0.000	NaN	0.024	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	500m	1	0.207	5066	1.852	0.112	-2.191	0.017	-2.208	1.000	0.002	1.001	-2.205
	550~1400m	1	0.207	21767	7.956	0.026	-3.649	0.081	-3.730	1.000	0.002	1.001	-3.726

[t]Each of class is buffered at regular intervals.

Table 16. Relationship between landslide and land cover.

Class		Landslide occ. points (W+)[a]	%occ. (W+)	No. of pixels in domain (W+)[b]	%Domain (W+)	Likelihood Ratio (W+)[c]	W+	W-	C[d]	S^2(W+)[e]	S^2(W-)[f]	S(C)[g]	C/S(C)[h]
Land cover	No data	0	0.000	6616	0.242	0.000	NaN	0.002	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	Water	0	0.000	7740	0.283	0.000	NaN	0.003	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	Urban	0	0.000	33156	1.212	0.000	NaN	0.012	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN
	Forest	403	83.437	1849608	67.608	1.234	0.210	-0.671	0.881	0.002	0.013	0.122	7.198
	Grass	61	12.629	279360	10.211	1.237	0.213	-0.027	0.240	0.016	0.002	0.137	1.751
	Agriculture	19	3.934	550080	20.107	0.196	-1.631	0.184	-1.816	0.053	0.002	0.234	-7.758
	Barren	0	0.000	9216	0.337	0.000	NaN	0.003	0.000	NaN	0.002	NaN	NaN

[a]Total pixels in study area: 2735776, [b]Total number of landslide occurrences: 483.
[c]%occ./%domain, [d]Contrast,
[e]Variance of W+, [f]Variance of W-.
[g]Standard deviation of contrast, [h]Studentized value of contrast.

료된다. 하지만 배수가 좋지 않은 경우에도 산사태가 발생했다는 것은 짧은 시간에 내리는 집중 호우시에는 입자와 입자사이에 공극이 작아 물이 침투할 만한 시간적 여유가 없어 즉시 사면파괴로 발전하지 않지만, 며칠에 걸쳐 서서히 물을 흡수한 매질은 단위중량을 증가시켜 결국 사면이 붕괴되는 현상으로 사료된다. 결국 배수가 좋은 상태에서의 파괴를 1차 붕괴현상으로 사료되며, 배수가 좋지 않은 상태에서의 파괴현상을 1차 파괴이후에 발생한 2차 파괴현상으로 사료된다.

토양 모재의 경우(Table 8), 화강암 잔적층에서 산사태 우도비 값이 높게 나타났으며, 나머지는 1미만의 낮은 우도비 값이 나타났다. 이러한 현상은 화강암이 풍화될 경우 풍화가 심부까지 뻗어 마사토화된다. 마사토화된 화강암은 그 배수 능력이 매우 양호하여, 집중호우시 결국 매질의 단위중량을 증가 시켜 파괴현상으로 발전하게 된다고 사료된다. 하성 충적층, 붕적층 등이 산사태 발생 확률이 낮게 나타났다. 이는 지형 및 지질과 관련된다고 사료되며, 붕적층의 경우는 일단 붕괴로 형성된 지역이 다시 붕괴할 확률이 적다는 것을 보여준다.

유효 토심의 경우(Table 9), 실제 토양 두께와 다르나 실제 토양 두께를 구할 수 있는 자료가 없어 유효토심을 토양 두께와 비례하다고 판단하고 이용하였다. 분석 결과 유효 토심이 50~100cm에서 산사태 우도비 값이 높게 나타났으며, 나머지는 0.5 미만에 낮은 우도비 값이 나타났지만, 토심이 50cm 이상지역이 전체 면적에 85%가 넘어 이렇다 할 결론은 내릴 수가 없었다.

4.3. 산사태와 임상과의 관계

산사태와 임상 관련 요인 즉 임상, 영급, 경급, 밀도와의 관계를 살펴보면, 임상의 경우(Table 10), 리기다소나무림, 소나무림, 잣나무림 등에서 우도비 값이 높게 나타났으며, 비산림지에서 우도비 값이 낮게 나타났다. 이는 산사태가 주로 산에서 발생하고 이것은 산림지에서 발생한다고 봤을 때 이러한 결과가 나왔다고 할 수 있다.

경급의 경우(Table 11), 중경목과 대목에서 산사태가 우도비 값이 높게 나타났고, 소경목 및 치수에서 낮은 우도비 값이 나타났다. 이러한 경우는 초기 예상 결과에 반대되는 현상이며, 결과 값을 이해하기 위해 지형도로부터 추출한 DEM을 갖고 중첩해 보았다. 그 결과 경급의 분포가 치수 및 소경목인 경우 낮은 고도 즉 평지에 분포하고 있으며, 중경목 및 대경목은 산지에 분포하고 있어 이러한 결과를 나타낸다고 사료된다.

영급의 경우(Table 12), 2영급, 4영급, 5영급이 2 이상의 높은 산사태 우도비 값을 나타났다. 이러한 경우도 초기 예상 결과에 반대되는 현상이며, 결과 값을 이해하기 위해 지형도로부터 추출한 DEM을 갖고 중첩해 보았다. 그 결과 1영급, 3영급 등이 경우 낮은 고도 즉 평지에 분포하고 있으며, 2영급, 4영급, 5영급 등이 산지에 분포하고 있어 이러한 결과를 나타낸다고 사료된다.

밀도의 경우(Table 13), 밀도가 높은 지역보다 낮은 지역이 산사태 우도비 값이 높게 나타났다. 이는 나무의 밀도가 산사태와 발생확률과 관련성이 매우 높다고 사료된다.

4.4. 산사태와 암상 및 선구조와의 관계

산사태와 암상과의 관계(Table 14)를 살펴보면, Jjtm(jugjeonri two mica adamellite), Kad(acidic dyke) 지역에서 우도비 값이 높게 나타났지만, 연구 지역이 협소한 관계로 1:50,000 축척의 지질도를 사용한 결과 암상의 종류가 다양하지 않아 암상과의 관계도 좀 더 많은 자료의 분석이 요구된다.

산사태와 선구조와의 관계(Table 15)를 살펴보면, 버퍼링이 50m인 지역에서 우도비 값이 2.7이상의 높은 산사태 발생 확률을 나타냈다. 나머지 지역에서는 1이하의 낮은 우도비 값을 나타냈다. 이러한 결과는 선구조에 의한 영향권이 대략 50m 이내에 있음을 확인할 수 있었으며, 선구조가 산사태 발생 확률과 관련성이 높음을 확인할 수 있었다.

4.5. 산사태와 토지이용과의 관계

산사태와 토지이용과의 관계(Table 16)를 살펴보면, 산림에서 높게 나타나고, 기타 나대지, 초지, 논, 도시 등의 지역에서 낮게 나타났다. 이는 산사태가 주로 산에서 발생하고 이것은 산림지에서 발생한다고 봤을 때 이러한 결과가 나왔다고 할 수 있다.

5. 산사태 취약성도 작성 및 검증

본 연구지역인 보은군에 대한 산사태 취약성도 작성 및 평가를 위해 weights of evidence 값을 주어 이를 산사태 가능성 평가결과에 중첩하여 연구지역의 전체적인 산사태 위험성을 평가하였다. 본 연구에서 고려된 경사, 경사방향, 곡률, 토질, 모재, 배수, 유효심도, 지형, 임상, 영급, 경급, 밀도, 암상, 선구조로부터의 거리 토지이용 등의 요인과 산사태와의 상관관계를 weights of

evidence을 이용하였다. 이러한 산사태 위험성 평가를 위해 산사태 취약성 지수(LIS: Landslide susceptibility index)를 구하였는데, 산사태 취약성 지수는 산사태와 각 요인과의 관계인 C값을 각 요인에 등급값으로 하여 식 (22)과 같이 각 요인에 대해 가중치를 1로 같이 주고 모두 더한 값이다. 즉 상관관계 분석 결과 (Table 2-Table 16)에 있어서 우도비 값(W^+)에 자연로그를 취하여 양과 음의 weights 값을 구하고, 이러한 weights 값을 서로 빼주어 constant 값을 구한 것으로서, 우도비 값이 0의 값을 가지면 상관성이 없고, - 값을 가지면 음에 상관관계를, + 값을 가지면 양의 상관관계를 나타낸다. 이렇게 계산된 비율 값을 각 요인의 등급 값으로 하였다.

$$LSI=\sum F_{ir}\ (F_{ir}: \text{각 요인의 종류별 등급값}) \qquad (22)$$

이렇게 계산된 산사태 취약성 지수 값으로 산사태 취약성도는 Fig. 19와 같다. 취약성도에서 산사태 취약성 지수 값의 구분은 등 간격으로 하였다.

이렇게 작성된 산사태 취약성도를 검증하고 계산된 산사태 취약성 지수의 기존 산사태 발생을 설명하는 능력을 정량적으로 표현하기 위하여 추정능력(success rate; Chung and Fabbri, 1989)을 계산하였다. 추정능력을 계산하기 위하여, 산사태 취약성 지수 값을 그대로 사용하지 않고 상대적 순위(rank)를 계산하여 10% 별로 값을 재분류하여 그 범위에 포함되는 기존 산사태 발생 위치의 셀 수를 계산하여 상대적 비율을 계산하였다. 상대적 순위를 사용할 경우, 각 범위가 연구지역 전체에서 차지하는 비율이 같기 때문에 서로 비교하기에 수월하며, 다른 모델을 사용하여 계산된 결과

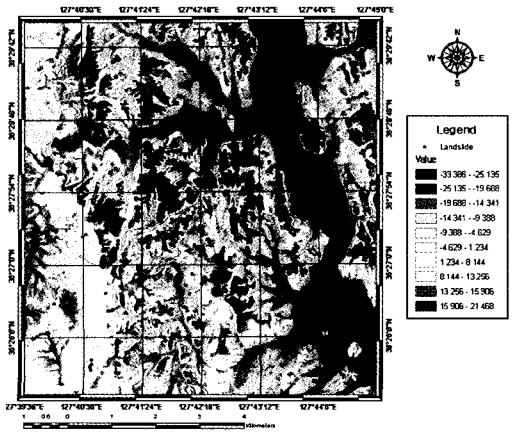

Fig. 19. Landslide susceptibility map using weights of evidence analysis.

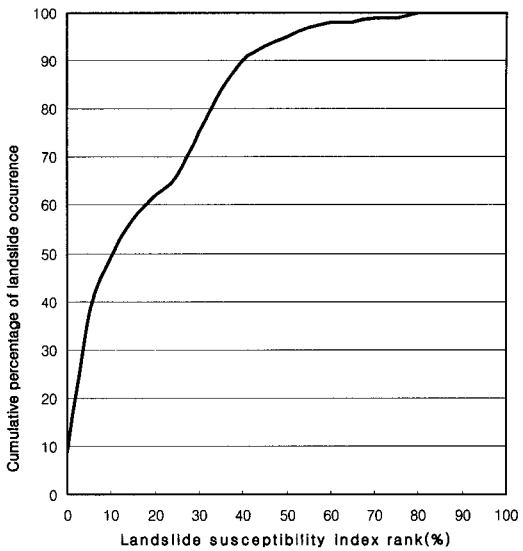

Fig. 20. Illustration of cumulative frequency diagram showing landslide susceptibility index rank(x-axis) occurring in cumulative percent of landslide occurrence(y-axis).

와 비교할 수 있다. 추정능력을 보게 되면(Fig. 20), 산사태 취약성 분포도에서 상위 10%를 선택할 경우 전체 산사태의 49%가 포함되며, 상위 20%를 선택할 경우 전체 산사태의 62%가 포함되었다. 이러한 분석 결과 및 향후 발생할 산사태는 과학적이고 체계적인 관리가 필요하며, 그러기 위해서는 GIS를 기본 바탕으로, 산사태의 위험성을 평가 및 관리할 수 있는 시스템을 구현해야 한다.

6. 결론 및 토의

본 연구에서는 산사태 취약성 분석을 위해 연구지역인 보은 지역에 대해 항공사진, 현장에서 측정한 GPS 값을 이용한 산사태 위치 파악 및 관련 요소들의 데이터베이스 구축을 하였다. 이렇게 구축된 데이터베이스를 이용하여 베이지안 확률방법인 weights of evidence 방법을 이용한 취약성 분석을 실시하였다.

연구지역인 보은 지역에 대해서는 항공사진 및 현지조사를 통해 얻은 GPS값을 이용하여 산사태 위치를 파악하고 1:5,000 지형도, 1:25,000 정밀토양도, 1:25,000 임상도, 1:50,000 지질도, Landsat TM 영상 등을 GIS를 이용하여 데이터베이스로 구축하고 여기서 산사태 발생 요인인 경사, 경사방향, 곡률 등은 지형도에서, 토질, 모재, 배수, 유효토심, 지형 등은 토양도에서, 임상, 경급, 영급, 밀도 등은 임상도에서, 암상은 지질도

에서 추출하였다. 또한 산사태 발생 시 피해요소로 고려될 수 있는 철도, 도로, 건물, 시설물 등은 1:5,000 지형도를 이용하여 데이터베이스로 구축하였다. 이렇게 구축된 데이터베이스를 이용하여 확률 기법인 weights of evidence를 적용하여 산사태 취약성을 분석하였다. 분석된 취약성도는 계산된 산사태 취약성 지수의 기존 산사태 발생을 설명하는 능력을 정량적으로 표현하기 위하여 추정능력을 계산하여 검증을 실시하였다. 지형공간정보와 산사태와의 연관성 분석 결과, 지형자료의 경우, 사면경사가 22° 이상일 경우, 사면방위가 북향일 경우, 곡률이 음일 경우 산사태 발생확률이 높게 나타났다. 토양자료의 경우, 배수가 잘될수록, 산사태 발생확률이 높았다. 그리고 임상자료의 경우, 수종이 잣나무일 경우 높게 나타났으며, 경급과 영급은 높을수록 산사태 발생확률이 높게 나타났다. 이는 식생이 산사태 발생에 밀접한 관련이 있지만, 그 분포여하에 따라 결과는 반대로 나타날 수 있음을 보여주는 결과이다.

본 연구에서는 다른 방법과 비교할 수 있도록 베이지안 확률방법인 weights of evidence 방법이라는 새로운 분석방법을 적용하여 산사태와 관련 요인과의 상관관계를 보다 정량적으로 분석할 수 있었다. 본 방법은 산사태와 관련 요인간의 관계를 확실히 파악할 수 있었으며, 등급값 설정시 주관적인 방법에 비해 정량적이고, 객관적인 상관관계를 제시할 수 있었다. 본 연구에서는 기존 산사태 발생자료 전체를 사용하여 취약성도를 작성하였고 작성된 값은 일종의 평가(assessment) 값에 해당되는데, 예측(prediction)을 위해서는 타당성 검증과정(validation)이 필요하다. 이러한 연구결과를 바탕으로 산사태 관련 주제도들에 대해서 다른 연구지역 및 다른 공간 통합 방법의 수행을 통한 예측 및 예측결과의 타당성 검증에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다.

본 연구를 통해 산사태와 지형공간정보간의 관계를 파악할 수 있었으며, 도출된 결과가 산사태 분석에 구체적으로 활용되기 위해서는 전국을 대상으로 산사태가 발생한 지역에 대해 적용 및 분석이 이루어져야 하며, 산사태 분석에 중요한 부분을 차지하는 산사태 발생 자료의 정확한 위치 선정이 뒤따라야 할 것이다. 그러기 위해서는 이전 및 향후 발생할 산사태를 과학적이고 체계적으로 관리할 필요성이 있으며, 관리를 위한 방법으로서 방대한 양의 자료를 처리할 수 있는 GIS를 기본 개념으로 제시하고자한다. 최근 고해상도 영상의 보급이 확대됨에 따라 산사태 예측에 중요한 자료인 기존 산사태 발생위치는 영상을 통해서 정확하게 구축될 수 있을 것으로 기대된다. 본 연구에 사용된 지형, 토양, 임상 등의 지형공간정보는 이미 전국을 대상으로 대부분 구축되어 있는 상태이기 때문에 지형공간정보와 산사태 발생과의 연관성에 대한 구체적인 연구가 진행된다면 빠른 시간에 산사태 예측 및 예방에 기여할 수 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

김원영, 한대석, 김윤종, 유일현, 이봉주, 정교철, 김경수 (1996) 환경지질 조사연구(남포, 부여, 서천, 함열). 한국자원연구소, p. 114-147.

김윤종, 김원영, 유일현, 이사로, 민경덕 (1994) 지질 피해 예상 및 절취 난이도 분석을 위한 GIS 응용연구. 지질공학회지, v. 4, n. 1, p. 43-55.

이사로 (1999) 지리정보시스템(GIS)을 이용한 산사태 취약성 분석 기법 개발 및 적용 연구. 연세대학교 박사학위 논문, p. 92-132.

Agterberg, F.P., Bonham-Carter, G.F., Cheng, Q. and Wright, D.F. (1993) Weights of evidence modeling and weighted logistic regression for mineral potential mapping. In: Davis JC, Herzfeld UC (eds) Computers in Geology, 25 Years of Progress. Oxford University Press, Oxford, p. 13-32.

Agterberg, F.P., Bonham-Carter, G.F. and Wright, D.F. (1990) Statistical pattern integration for mineral exploration. In: Gaal, G, Merriam DF (eds) Computer Applications in Resource Estimation Prediction and Assessment for Metals and Petroleum, Pergamon Press, Oxford, 121p.

Alok, P. and Hale, M. (2000) GIS based weights of evidence analysis of multi class spatial data for predictive mineral mapping: A case study from Aravalli province, western india. Proc. Fourteenth International Conference on Applied Geologic Remote Sensing, Las Vegas, Nevada, p. 377-384.

Asadi, H. H. and Hale, M. (2000) A predictive GIS model for mapping potential gold and base metal mineralization in Takab area, Iran. Computers & Geoscience, v. 27, p. 901-912.

Bonham-Carter, G.F. (1994) Geographic Information Systems for geoscientist, modeling with GIS. Pergamon Press, Oxford, 398p.

Bonham-Carter, G.F., Agterberg, F.P. and Wright, D.F. (1988) Integration of geological datasets for gold exploration in Nova Scotia. Photogrammetic Engineering and Remote Sensing, v. 54, p. 1585-1592.

Bonham-Carter, G.F, Agterberg, F.P. and Wright, D.F. (1989) Weights of evidence modeling: a new approach to mapping mineral potential In: Agterberg FP, Bonham-Carter GF (eds) Statistical Applications in the Earth Sciences. Geological Survey Canada Paper 89-9, p. 171-183.

Burton, A. and Bathurst J.C. (2001) Physically based modelling of shallow landslide sediment yield at a catchment scale. Environmental Geology, v. 35, p. 89-99.

Chung, C.F. and Fabbri, A.G. (1989) Probabilistic pre-

diction models for landslide hazard mapping. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, v. 65, p. 1389-1399.

Dai, F.C., Lee, C.F., Li, J. and Xu, Z.W. (2001) Assessment of landslide susceptibility on the natural terrain of Lantau Island, Hong Kong. Environmental Geology, v. 40, 381-391.

Emmanuel, J., Carranza, M. and Hale, M. (2000) Geologically constrained probabilistic mapping of gold potential, Baguio district, Philippines. Natural Resources Research, v. 9, p. 237-253.

Gokceoglu, C. and Aksoy, H. (1996) Landslide susceptibility mapping of the slopes in the residual soils of the Mengen region (Turkey) by deterministic stability analyses and image processing techniques. Engineering Geology, v. 44, p. 147-161.

Guzzetti, F, Carrarra, A., Cardinali, M. and Reichenbach, P. (1999) Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. Geomorphology, v. 31, p. 181-216.

Harris, J.R. Wilkinson, L. and Grunsky, E.C. (2000) Effective use and interpretation of lithogeochemical data in regional mineral exploration programs: application of Geographic Information Systems(GIS) technology. Ore Geology Reviews, v. 16, p. 107-143.

Larsen, M. and Torres-Sanchez, A. (1998) The frequency and distribution of recent landslides in three montane tropical regions of Puerto Rico. Geomorphology, v. 24, p. 309-331.

Lee, S. and Min, K. (2001) Statistical analysis of landslide susceptibility at Yongin, Korea. Environmental Geology, 40, 1095-1113.

Lee, S., Choi, J. and Min K. (2002a) Landslide susceptibility analysis and verification using the Bayesian probability model. Environmental Geology, v. 43, p. 120-131.

Lee, S., Chwae, U., and Min K. (2002b) Landslide susceptibility mapping by correlation between topography and geological structure: the Janghung area, Korea. Geomorphology, v. 46, p. 149-162.

Luzi, L., and Floriana, P. (1996) Application of statistical and GIS techniques to slope instability zonation (a:50,000 Fabriano geological map sheet). Soil Dynamics and Earthquake Engineering, v. 15, p. 83-94.

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.

Venkataraman, G., Madhavan, B.B., Ratha, D.S., Antony, J.P., Goyal, R.S., Banglani, S. and Roy, S.S. (2000) Spatial modeling for base-metal mineral exploration through integration of geological data sets. Natural Resources Research, v. 9, p. 27-42.

2003년 10월 15일 원고접수, 2004년 4월 16일 게재승인.