미래 확률강우량 및 인공신경망을 이용한 산사태 위험도 분석 기법 개발 및 검증

이명진^{1·3} · 이사로^{2*} · 전성우¹

Landslide Hazard Mapping and Verification Using Probability Rainfall and Artificial Neural Networks

Moung-Jin LEE^{1·3} · Sa-Ro LEE^{2*} · Seong-Woo JEON¹

요 약

본 연구에서는 지리정보시스템(GIS)을 기반으로 확률강우량과 인공신경망을 적용하여 2006년 태풍 에위니아에 의하여 발생한 강원도 인제 덕적리 지역의 산사태 취약성도 및 미래 위험도를 작성 및 검증하고자 한다. 산사태 취약성 및 위험도와 관련된 요인으로는 지질, 지형도(경사, 경사방향, 곡률도), 토양도(토양 지형, 토질, 토양 배수, 토양 모재 및 유효토심), 임상도(영급, 경급, 소밀도 및 수종) 등을 GIS 기반의 공간 데이터베이스로 구축하였다. 전체 산사태 발생 위치는 694개소이며 이중 50%는 인공신경망의 산사태 발생 지역으로 적용하였으며, 나머지 50%는 취약성도 및 위험도 검증에 활용하였다. 산사태 발생 강우량 임계치는 1일 202mm 및 3일 누적 449mm로 적용하였다. 확률강우량은 1973년부터 2006년까지의 실측 강우량을 정리하여 2106년까지 목표연도별(1년, 3년, 10년, 50년 및 100년) 산사태 취약성도를 작성하였다. 연구결과 연구지역은 강우량의 증가에 의하여 미래 산사태 가능성이 지속적으로 증가하였다. 향후 본 연구는 강우량의 변화에 의한 산사태 위험성 분석에 한 축을 차지 할 수 있다는 점에서 중요성이 있다고 하겠다.

주요어 : 지리정보시스템, 인공신경망, 확률강우량, 산사태 위험도

ABSTRACT

The aim of this study is to analyse the landslide susceptibility and the future hazard

2012년 3월 23일 접수 Received on March 23, 2012 / 2012년 5월 21일 수정 Revised on May 21, 2012 / 2012년 5월 24일 심사완료 Accepted on May 24, 2012

1 한국환경정책·평가연구원 국가기후변화적응센터 Korea Adaptation Center for Climate Change, Korea Environment Institute

2 한국지질자원연구원 지질조사연구실 Geological Mapping Department, Korea Institute of Geoscience & Mineral Resources

3 연세대학교 지구시스템과학과 Department of Earth System Sciences, Yonsei University

* Corresponding Author E-mail : leesaro@kei.re.kr

in Inje, Korea using probability rainfalls and artificial neural network (ANN) environment based on geographic information system (GIS). Data for rainfall probability, topography, and geology were collected, processed, and compiled in a spatial database using GIS. Deokjeok-ri that had experienced 694 landslides by Typhoon Ewinia in 2006 was selected for analysis and verification. The 50% of landslide data were randomly selected to use as training data while the other 50% being used for verification. The probability of landslides for target years (1 year, 3 years, 10 years, 50 years, and 100 years) was calculated assuming that landslides are triggered by 1-day rainfall of 202 mm or 3-day cumulative rainfalls of 449 mm.

KEYWORDS : *Geographic Information System, Artificial Neural Network, Probability Rainfall, Landslide Hazard*

서론

산사태는 집중호우, 태풍 또는 지진 등의 급격한 자연환경의 변화에 의하여 일시에 사면의 일부가 무너져 내려오는 현상이다. 우리나라는 매년 6월과 9월 사이의 우기가 집중되어 있다. 우리나라는 주로 이 시기에 산사태가 발생하며, 이로 인한 인명 및 재산피해도 날로 증가하고 있는 실정이다. 최근에는 기후변화에 의하여 수백 mm의 국지성 폭우가 내리는 강우강도가 증가하는 극단적 기후사상이 잦아지고 있다. IPCC(Intergovernmental Panel on Climate Change)에서 2007년 발간된 “제4차 기후변화 평가 보고서”는 온실가스 배출감축과 같은 노력으로 기후변화 현상을 완화시켜도 기후변화는 기존 배출된 온실가스에 의하여 향후 수세기 이상 계속 진행될 것으로 예측하였다. 이러한 기후변화로 인한 극단적 기후사상인 태풍, 폭설 및 집중호우와 같은 강우량이 특정 시기의 쏠림 현상은 증가할 것이며 지속적으로 산사태 발생을 유발할 것이다. 기후 변화를 고려하여 향후 발생이 증가할 것으로 예상되는 산사태에 대한 다각적이고 종합적인 원인 분석이 필요하다. 산사태 발생 가능성 및 위험성 평가를 통하여 산사태 발생 피해를 최소한으로 줄일 수 있다.

국내외 산사태와 강우관계에 대한 연구에 대하여 홍원평 등(1990)은 1977년부터 1987년까지 강우로 기인되는 우리나라 산사태 형태별 특징을 연구하였다. 김정수 등(2006)은 우리나라 자연사면의 산사태가 강우로 인하여 발생하는 기하형상을 연구하였다. 해외의 경우 Collison *et al.*(2000)은 GIS를 활용하여 기후변화에 따른 산사태 발생 빈도를 분석하였다. Borgatti and Soldati(2010)은 이탈리아 지역의 기후변화를 고려한 강우량 변화를 실제 산사태 발생과 연계하여 파악하였다. 이러한 기존의 연구는 강우량과 산사태의 관계를 정량적으로 분석하기 위한 초기의 연구이며, 미래 강우량 변화에 따른 산사태 발생 위치를 파악하는 연구는 진행되지 못하였다.

본 연구의 목적은 미래 확률강우량 및 인공신경망을 적용하여 강원도 인제 지역의 향후 실질적인 산사태 위험도를 분석하고자 한다. 이를 위하여 첫째, 2006년 태풍 에웨니아 및 빌리스에 의한 집중호우에 의하여 산사태가 발생한 강원도 인제 지역을 연구지역으로 선정하였다. 둘째, 연구지역의 산사태 관련 항목을 선정하여 GIS 형태로 구축하였다. 셋째, 인공신경망을 적용하여 2006년 기준 산사태 취약성도를 작성하였다. 넷째, 연구지역의 1일(202mm) 및 3일(449mm) 누적강우량을 적용하여 미래 목표연도별(1, 3, 10, 50 및 100년) 확률강우량을 산정하였다. 다섯째, 산

정된 확률강우량을 적용하여 연구지역의 목표년도별 산사태 위험도를 작성하였다. 여섯째, 2006년 산사태 발생 자료를 바탕으로 미래 목표년도별 산사태 위험도를 검증하였다.

연구 이론

1. 산사태 취약성, 가능성 및 위험도 구분

산사태 분석 단계에서의 취약성(Susceptibility)은 산사태가 발생한 지역에서 산사태 유발관련 요인을 분석하여 그 지역이 얼마나 산사태 발생에 취약한가를 분석하는 것이다. 산사태 위험성(Hazard)은 어떤 지역의 산사태 취약성의 경우, 지진 등의 산사태 유발요인의 발생 가능성을 더해 그 지역에서 산사태가 얼마나 잘 일어날 수 있는지를 분석하는 것이다. 그리고 산사태 피해(Risk)는 산사태 취약성 혹은 위험성에 인명, 시설물

등 피해요소를 같이 고려한 것으로 산사태로 인해 인명 및 시설물의 피해 가능성이 얼마인가를 분석하는 것이다(Lee and Min 2001; 이명진, 2011). 이를 식으로 표현하면 아래 식 (1), (2) 및 (3)과 같다. 이러한 3단계의 분석 과정 중 본 연구에서는 산사태의 취약성과 가능성을 분석하였다. 본 연구에서는 취약성을 계산하기 위하여 산사태 발생 관련 항목(지질도, 지형도, 토양도 및 임상도)등 개별 항목을 추출하였다. 이러한 관련 항목을 인공신경망에 적용하였다. 또한 위험도를 계산하기 위한 Impact factors로 미래 강우 사상의 변화(확률강우량)를 적용하였다.

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

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

FIGURE 1. Probability rainfall analysis procedures

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

2. 확률강우량

확률강우량은 과거의 강우량 자료를 바탕으로 동일 강우량이 발생 할 수 있는 목표연도 기준의 빈도를 계산하는 것이다. 확률강우량 변화에 따른 미래 기후변화를 간접적으로 예측하는 방법으로 본 연구에서는 확률강우량을 적용하였다. 확률강우량은 지속시간별 일간 최대치 수문자료를 이용하여 특정 재현기간에 해당하는 빈도해석을 통하여 계산된다. 확률강우량을 바탕으로 매개변수를 추정하여 확률강우량의 변화를 미래 강우량의 변화로 타 연구 결과에 적용 할 수 있다. 그림 1은 확률강우량을 산정하는 빈도해석 과정 및 매개변수 계산과정을 나타낸 것이다. 기상자료 해석에 일반적으로 사용되는 확률분포형으로 gamma 분포형, GEV(General Extreme Value)분포형, Gumbel 분포형, log-Gumbel 분포형, lognormal 분포형, log-Pearson type III 분포형, Weibull 분포형, Wakeby 분포형이 있다. 확률분포형의 매개변수의 추정 방법은 여러 가지가 있으나 수문학 관련 일반적으로 빈

도해석 시 널리 사용되는 모멘트법(method of moments: MOM), 최우도법(method of maximum likelihood: ML), 확률가중모멘트법(method of probability weighted moments: PWM)을 적용한다. 본 연구에서는 확률분포형으로 Gumbel 분포 및 매개변수를 추정에는 모멘트법(method of moments: MOM)을 적용하였다.

3. 인공신경망

인공신경망이란, 인간의 두뇌 작용을 신경 세포들 간의 연결 관계로 모델링한 것이다. 인간의 뇌에 대한 정보처리 과정을 단순히 모방해보자는 취지에서 출발하였으며 생물학적 뉴런(neuron)의 구조 및 기능을 단순화하여 수학적 모델로 표시하고 이 뉴런 모델을 상호 연결시켜 망을 형성한 것이다. 인공신경망은 자신이 가진 데이터로부터의 반복적인 훈련 과정을 거쳐 데이터에 숨어 있는 패턴을 찾아내는 모델링 기법이고, 계층구조를 갖는 수많은 프로세싱 요소로 이루어진 수학적 모델이며 신경망이론의 다양한 아키텍처를 이용하여 예측모델을 생성한다. 인공신경망의 기본요소는 처리 노드이며, 여러 개의 노드가 각각의 층

FIGURE 2. The architecture of the artificial neural network

별로 배열되며 하나의 층으로부터 노드들의 출력은 층간 가중치를 통해서 확대 또는 감소되어 또 다른 층의 노드로 전달된다. 이러한 인공신경망에서 사용되는 노드의 입력 값은 전 층으로부터의 출력값과 층간 가중치를 곱한 값들의 합이다. 본 연구에서 사용된 인공신경망 프로그램은 Hines *et al.*(1997)에 의해 MATLAB으로 개발된 역전파 인공신경망 프로그램을 기초로 하여 산사태 취약성에 적합하도록 수정 및 보완하여 사용하였다(그림 2).

인공신경망에서 적절한 학습데이터의 선정은 분석 결과에 영향을 주기 때문에 정량적인 기준으로 선정되어야 한다. 시공간상에 발생하는 사건의 예측도는 반드시 검증작업이 수행되어야 하며, 검증자료는 동일한 공간에서 다른 시간에 발생한 사건이어야 한다(오현주, 2010). 따라서 본 연구에서는 연구지역 전체 694개 산사태를 50%씩 나누어 훈련용과 검증용으로 분류 및 이용하여 취약성도 및 위험도를 작성하고 검증하였다. 전체 산사태는 동일 공간에 존재하지만, 강우에 의한 정밀 발생 시간적 차이가 존재한다.

4. 산사태 위험도 분석

산사태 위험도 분석은 인공신경망을 이용하여 구축된 산사태 취약성에 미래 확률강우량을 통하여 계산된 매개변수와 연산하여 계산된다(식 4). PH 산사태 위험도, PS 산사태 취약성도, Ti 산사태 발생 강우량의 임계치(1일(202mm) 및 3일(449mm), a와 b는 미래 확률 강우량에 의하여 계산된 매개변수 이다(표 3, Nefeslioglu *et al.* 2011).

$$P_{H(i,j)} = P_s * e^{-\frac{a(i,j) - Ti}{b(i,j)}} \quad (4)$$

연구지역 및 데이터베이스 구축

1. 연구지역

연구지역은 2006년 7월 14일부터 태풍 에위니아에 의하여 산사태가 발생한 지역으로 인제군에서 발생한 피해의 공식집계는 인명피해는 사망 17명, 실종 12명으로 총 29명이다. 재산피해는 약 5천억원이며 산사태는 대

FIGURE 3. Study area map and landslide location map

부분 14일(1일)과 17일(누적 3일)에 집중적으로 발생하였다(인제군청, 2006). 인제군 내에서 주요 피해가 발생한 지역은 한계리, 덕산리, 덕적리, 가리산리, 하추리, 귀둔리 및 북리 등이며 주로 설악산의 계곡을 이루는 하천에서 피해가 발생하였다. 이 가운데에서 상세연구 대상지역은 인제 읍내로부터 약 5km 정도 동북쪽 지역에 위치한 덕적리 지역으로 694개의 산사태가 발생한 지역이다. 강원도 인제 지역 산사태 전체 발생 중 일부를 대상으로 하였다. 지리좌표는 동경 $128^{\circ} 11' 00'' \sim 128^{\circ} 18' 00''$, 북위 $38^{\circ} 2' 30'' \sim 38^{\circ} 60' 30''$ 사이에 위치한다(그림 3).

2. 공간 데이터베이스 구축

산사태가 발생하는 다양한 사건들은 여러 요인들의 복잡한 특성과 연관되어 발생한다. 따라서 사건의 예측분석을 위해서는 관련 요인들을 지리정보 환경의 공간 데이터베이스로 구축하는 것이 첫 번째 작업으로 수행되어야 한다. 공간 데이터베이스 구축을 위해 먼저 자료를 수집 후 입력자료의 구축형태를 점, 선, 면으로 설정, 공간자료의 속성 값 설정, 좌표계 설정 및 축척에 따른 공간해상도를 설정하였다. 좌표계는 Bessel 1841타원체를 기준으로 한 TM(Transverse Mercator)은 동

부원점 $127^{\circ} E$ 를 사용하였다. 또한 모든 자료의 공간 데이터베이스 구축은 ArcGIS 9.3를 이용하여 구축하였다.

연구지역인 인제 지역의 산사태 취약성 및 위험도 분석을 위해 수집된 자료는 표 1과 같이 산사태 분포도, 지형도, 토양도, 임상도 및 지질도이다. 산사태 발생 위치는 우선적으로 항공사진 및 현장조사를 통하여 파악하였다. 지형자료로서는 1:5,000 수치지형도를 자료변환 후 내삽의 과정을 거쳐 수치표고모델(DEM)을 작성하였다. 이렇게 작성된 수치표고모델로부터 경사도, 경사방향도, 곡률도를 작성하였다. 경사도는 지형의 기울기를 나타내며, 경사 방향도는 지형사면의 경사방향을 나타낸다. 곡률도의 경우, 0값을 기준으로 음의 값으로 갈수록 경사면의 형태가 오목한 것을 나타내며, 양의 값으로 갈수록 경사면의 형태가 볼록하다. 0은 경사면의 형태가 평탄한 것을 나타낸다. 토양자료는 1:25,000 정밀 토양도로부터 토양 지형도, 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

TABLE 1. Data layer related to landslide of study area

Classification	Factors	Data Type	Scale
Geological Hazard	Landslide	Point	1:5,000
Topographic Map	Slope	Polygon	1:5,000
	Aspect		
Geological Map	Curvature	Polygon	1:50,000
	Geology		
Forest Map	Timber diameter	Polygon	1:25,000
	Timber type		
	Timber density		
	Timber age		
Soil Map	Topography	Polygon	1:25,000
	Soil drainage		
	Soil material		
	Soil thickness		
	Soil texture		

1:25,000 임상도로부터 임상 종류도, 임상 경도, 임상 영급도, 임상밀도도, 등을 구축하였다. 임상 종류 도는 나무의 종류를 나타내며, 임상 경도 도는 나무의 지름을, 임상 영급도는 나무의 수령을, 임상 밀도도는 나무의 밀도를 각각 나타낸다. 지질자료는 1:250,000 지질도로부터 암상분포도를 구축하였다.

산사태와 관련 있는 모든 요인들은 표 1과 같이 공간 데이터베이스로 구축하였고 입력자료의 축적을 고려하여 5m×5m 크기의 격자로 설정하였으며, 연구지역의 격자수는 덕적리는 $2,088 \times 1,139$ 으로 총 격자수는 2,378,232 이다.

연구결과 및 검증

1. 미래 확률강우량 및 매개변수

본 연구에서 확률강우량을 분석한 지역은 강원도 인제 지역이다. 보다 정확한 미래 확률강우량 분석을 위해서 과거 강우자료의 정확도 및 자료의 양이 중요한 영향을 미친다. 그렇기 때문에 시계열 과거 강우자료의 획득 및 분석이 선행되어야 한다. 획득된 자료는 기상청으로부터 시간 단위로 제공 받았다. 인제지역 기상관측지점의 시간별 강우량 자료를 1973년 1월 1일부터 2006년 12월 31일 까

지 획득하였다. 전체 획득된 자료는 일별 시간단위 강우량 자료이다. 시계열 자료를 분석하는 목적은 기술, 예측 설명 및 제어의 네가지이다. 시계열 분석에서는 과거의 자료로부터 얻어진 변화의 패턴이 미래에도 유지될 것이라는 가정에서 예측하는 것이다. 그러므로 시계열 분석을 위해서는 누적되어 있는 과거 자료의 정확한 분석이 필요하다.

연구지역은 2006년 태풍 예위니아에 의하여 7월 14일 일일 최대 강우량(202mm)을 기록하였다. 3일 누적 강우량은 449mm 이다. 본 연구에서의 확률강우량 산정은 FARD2006 빈도해석 프로그램(국립방재연구원, 1998)을 활용하였다.

표 2 및 표 3은 2가지 발생 강우량을 적용하였을 때의 재현기간별 발생 확률을 의미한다. 목표연도 1년, 지속시간 1일의 132.9mm가 의미하는 것은 연구지역에 1일 동안 132.9mm 이상의 강우량이 발생하기 위해서는 1년 빈도라는 확률을 의미한다. 같은 맥락에서 목표연도 100년, 지속시간 3일의 447.8mm가 의미하는 것은 연구지역에 3일 동안 100년 빈도라는 것이다. 즉, 본 연구에서 1일 최대 강우량인 202mm와 3일 누적 강우량 449mm를 적용하여 본다면, 연구지역에서 1일 최대 강우량이 202mm가 될 수 있는 경

TABLE 2. Recurrence interval of probability rainfall(mm)

Recurrence interval	1 Day	3 Day
1 year	132.9	163.5
3 year	156.9	199.5
10 year	217.4	290.0
50 year	291.5	400.9
100 year	322.9	447.8

TABLE 3. Day and 3 day accumulation recurrence interval of parameters

1 Day parameter	a	b	3 Day parameter	a	b
1 year	38.95	69.74	2 year	28.85	56.28
3 year	47.95	81.51	3 year	33.71	65.17
10 year	70.79	110.98	10 year	46.06	87.49
50 year	98.99	146.96	50 year	61.28	114.76
100 year	110.94	162.19	100 year	67.74	126.30

우는 10년(217.4mm)에 한번 가능하다는 것을 의미하며, 동일한 방법으로 3일 누적 강우량이 449mm 발생할 확률은 100년(447.7mm)이 지나도 발생하지 않지만, 발생 확률은 목표연도의 증가에 따라서 지속적으로 증가함을 나타낸다. 이러한 결과의 해석은 목표연도의 증가는 보다 많은 시간 및 가능성의 동시 증가를 의미하며 결국 일정 강우량의 경우는 목표연도가 증가하면 발생 할 수 있는 확률이 증가한다는 것을 의미한다. 표 3은 1일 및 3일 확률강우량을 적용하여 매개변수를 산정하였다.

2. 인공신경망

역전파 알고리즘의 훈련과정은 산사태 발생 지역과 발생하지 않은 지역을 신경망에 정확히 인지시키는 작업으로써 이를 통하여 인공신경망은 출력층에 대한 결과 즉, 산사태와 관련된 각 요인별 가중치를 계산하게 된다. Paola and Schowengerdt(1995)에 따르면, 트레이닝 샘플은 샘플의 개수보다는 대표하는 지역을 잘 선택하는 것이 중요하다고 하였다. 그래서 산사태 발생 지역의 전체 셀 개수 중 50%만 랜덤 추출하여 산사태 발생 지역으로

트레이닝 하였고, 산사태와 관련된 13개의 요인들의 값은 0.1에서 0.9 사이의 값을 갖도록 정규화 하였다. 이는 인공신경망에서 추론능력의 향상을 위해 사용하는 시그모이드 함수가 0에서 1사이의 값을 갖기 때문이다. 따라서 역전파 알고리즘에 의해 기대되는 산사태 취약값은 0.9가 되고, 기대되는 출력값과 실제 출력값 사이의 오차를 0.1까지 줄여 나가기 위해 반복적인 역전파 알고리즘 훈련을 통하여 가중치를 결정하였다(표 4). 가중치를 계산하기 위해 인공신경망 구조는 13(input layer)×28(hidden layer)×1(output)로 설정하였고, 목표 오차에 도달하기 전의 최대 반복횟수는 5,000번, 학습율은 0.01로 설정하여 요인들의 상대적 가중치를 계산하였다. 계산된 가중치를 각 요인에 부여하여 연구지역 전체에 대한 산사태 취약성도를 작성하였다(그림 4). 훈련지역을 무작위로 10회 선정하여 계산한 요인별 상대적 가중치는 표 4와 같고 경사도, 토양 배수, 토양 모재, 및 소밀도 순으로 높게 나타났다. 요인들의 상대적 가중치를 각 요인에 부여하여 도출된 취약지수는 시각적 해석을 위해 Low(1~57%), Medium(58~75%), High(76~87%) 및 Very

TABLE 4. Weight of each factors calculated by neural network

Run	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mean	S.D.	N.W.
Factors													*
Aspect	0.0655	0.0736	0.0599	0.0701	0.0674	0.0869	0.0560	0.0781	0.0882	0.0796	0.0725	0.0108	1.0000
Curvature	0.0773	0.0711	0.0802	0.0745	0.0710	0.0692	0.0741	0.0694	0.0688	0.0753	0.0731	0.0038	1.0077
Slope	0.0884	0.0824	0.0890	0.0873	0.0823	0.0818	0.0984	0.0810	0.0946	0.0885	0.0874	0.0058	1.2046
Geology	0.0829	0.0655	0.0699	0.0677	0.0741	0.0750	0.0720	0.1031	0.0819	0.0762	0.0768	0.0108	1.0593
Timber diameter	0.0820	0.0850	0.0737	0.0555	0.0682	0.0760	0.0899	0.0743	0.0763	0.0687	0.0750	0.0097	1.0335
Timber density	0.0746	0.1028	0.0846	0.0844	0.0902	0.0594	0.0697	0.0815	0.0559	0.0909	0.0794	0.0146	1.0947
Timber type	0.0545	0.0886	0.0804	0.0861	0.0846	0.0603	0.0668	0.0730	0.0826	0.0565	0.0733	0.0130	1.0112
Timber age	0.0807	0.0724	0.0738	0.0693	0.0784	0.0781	0.0571	0.0816	0.0616	0.0880	0.0741	0.0094	1.0216
Soil drainage	0.0783	0.0736	0.0928	0.0797	0.0868	0.0941	0.0826	0.0863	0.0849	0.0775	0.0837	0.0066	1.1535
Soil thickness	0.0735	0.0657	0.0744	0.0720	0.0730	0.0744	0.0809	0.0715	0.0713	0.0708	0.0728	0.0038	1.0030
Soil material	0.0885	0.0735	0.0879	0.0905	0.0802	0.0812	0.0871	0.0718	0.0694	0.0740	0.0804	0.0078	1.1086
Soil texture	0.0735	0.0777	0.0667	0.0774	0.0732	0.0770	0.0792	0.0571	0.0810	0.0660	0.0729	0.0075	1.0048
Topography	0.0801	0.0682	0.0668	0.0855	0.0706	0.0866	0.0862	0.0713	0.0835	0.0881	0.0787	0.0085	1.0849

* Normalized weight with respect to geology

S.D. : Standard deviation

FIGURE 4. Landslide susceptibility map based on artificial neural network

high(88~100%)로 등급화하여 산사태 취약성도를 작성하였다(그림 4).

3. 산사태 취약성도 및 위험도

산사태 위험도 분석은 식 (4)와 같이 취약

성도에 가능성 요인을 고려하여 산정하는 것이다. 본 연구에서는 Impact factors를 확률강우량을 반영하여 산사태 위험도를 작성하였다. 또한 연구지역 중 덕적리 지역의 산사태 발생 가중치를 인공신경망을 통하여 산정하였

TABLE 5. Changes in grade area ratio: neural network

Thresholds	Class	Low(1~57%)	Medium(58~75%)	High(76~875)	Very High(88~100%)
202	Susceptibility	10.94	58.19	23.44	7.42
	1	10.47	54.24	24.41	10.88
	3	10.02	50.63	25.14	14.21
	10	9.59	47.22	25.04	18.15
	50	9.09	43.54	25.06	22.31
	100	8.74	40.49	24.14	26.62
449	1	10.86	41.61	40.11	7.42
	3	10.36	38.25	40.32	11.07
	10	10.13	34.81	39.85	15.20
	50	9.66	33.45	41.69	15.20
	100	9.09	30.54	40.71	19.66

FIGURE 5. Landslide hazard map threshold 202mm at 1 Year

FIGURE 6. Landslide hazard map threshold 202mm at 100 Year

FIGURE 7. Landslide hazard map threshold 449mm at 1 Year

FIGURE 8. Landslide hazard map threshold 449mm at 100 Year

다(그림 5, 6, 7, 8). 마지막으로 산사태 취약성도에 확률강우량 변화에 따른 미래 기후변화 사상을 적용하여 재현기간별 산사태 위험도를 작성하였다. 산사태 위험도의 경우 확률강우량 임계치 202mm를 적용한 목표연도 1년, 3년, 10년, 50년 및 100년까지의 전체 연구지역 면적대비 등급 중 Very high는 취약성도에서는 7.42%에서 목표연도 증가에 따라서(1년 : 10.88%, 3년 : 14.21%, 10년 18.15%, 50년 : 22.31% 및 100년 : 26.62%) 100년에는 약 19.2% 증가하였다. 또한 임계치 449mm를 적용한 경우(1년 : 7.42%, 3년 : 11.07%, 10년 15.20%, 50년 : 15.20% 및 100년 : 19.66%) 100년에는 약 12.24%가 증가하였다. 전체적으로 목표연도 증가에 따라서 상대적으로 산사태에 안전한 Low 지역은 감소하고 Very High 및 High 지역은 증가하였다(표 5).

4. 검증

본 연구에서 빈도비 모델을 이용하여 도출된 침수피해 취약성도는 추정(assessment)값에 해당되므로 검증이 필요하다. 이를 위해 Success Rate Curve(SRC) 방법을 이용하였다. SRC는 가능성도에서 얻어진 가능지수 값을 등면적당 검증용 산사태 발생한 곳의 비율값으로 표현하였다. 그 결과 SRC는 그림 8과 같다. 그래프의 X축에는 산사태 취약성 및 위험지수가 높은 지역을 상위 퍼센트로 나열한 값이고, Y축은 산사태가 위치한 하위 퍼센트 값을 나타낸 것이다. 예를 들어, X축의 값이 1%일 때 Y축의 값이 100%라면 산사태 취약성도 및 위험도에서 이들의 가능성이 높게 나타난 1%의 픽셀 안에 산사태의 위치가 모두 속한다는 것을 의미하며 또한 이들의 예측이 올바르게 되었음을 의미한다(그림 9). 보다

FIGURE 9. Success rate curve of landslide susceptibility map for each model neural network

정량적인 검증을 위해 AUC(Area Under the Curve)방법을 이용하였다. AUC 방법은 SRC 방법을 개선한 것으로, SRC 방법에 의한 결과검증 곡선의 면적을 구하는 것으로써 X축과 Y축을 1:1로 곱하면 그 SRC 아래의 면적을 구할 수 있고 이 면적이 넓을수록 산사태 발생 가능성도의 예측 정확도를 알 수 있다.

산사태 위험도의 경우 확률강우량 임계치 202mm를 적용한 목표연도 1년, 3년, 10년, 50년 및 100년의 AUC 검증 결과(1년 : 68.97%, 3년 : 72.35%, 10년 72.70%, 50년 : 74.97% 및 100년 : 75.05%)는 취약성도 69.20%에 비하여 목표연도 100년은 약 5.90%의 정확도가 증가 하였다. 또한 임계치 449mm를 적용한 경우(1년 : 69.35%, 3년 : 72.78%, 10년 71.95%, 50년 : 70.45% 및 100년 : 75.25%) 100년에는 약 6.05%의 정확도가 증가하였다.

결론 및 토의

본 연구에서는 확률강우량 변화에 따른 미래 기후사상 변화를 예측하는 방법을 선정하였다. 공간통계 모형 중 인공신경망 기법을 산사태 취약성 및 미래 위험도 분석에 적용하였다. 확률강우량은 과거 기상자료를 바탕으로 목표연도별 강우빈도를 통하여 미래 강우량을 예측하였다. 또한 인공신경망은 비선형 관계를 규명하고 입력자료에 대한 정규분포 가정이 없기 때문에 복잡한 지질현상 발생 예측분석에 적합하다.

산사태 취약성도 및 위험도의 동일 등급간의 면적 변화는 목표연도가 증가함에 따라서 산사태에 상대적으로 안전한 등급인 Low 및 Medium은 감소하고, 위험등급인 High와 Very High는 지속적으로 증가하였다. 이러한 결과를 고려했을 때, 연구지역은 현재 산사태 발생을 저감하는 사방활동이 없다면 지속적으로 산사태 발생 위험이 증가할 것으로 분석되었다. 또한 정확도 검증을 수행한 결과에서도 취약성도에 비하여 목표연도의 증가는 정

확도가 증가하였다. 또한 미래 확률강우량 임계치 202mm 및 449mm를 적용하였을 경우 449mm를 적용한 경우 정확도가 높게 나타났다. 이는 전술된 강우와 산사태의 관계에서 당일 강우량 보다 3일 누적 강우량이 목표연도별 전체 산사태 발생에 보다 많은 영향을 주는 것을 파악 할 수 있었다.

본 연구를 통하여 산사태, 강우량 및 지형 공간정보간의 관계를 파악할 수 있었다. 미래 강우량 변화를 적용함으로써 연구지역에서의 지역별 향후 산사태 위험성을 예측할 수 있었다. 미래 강우량 변화를 고려한 산사태 위험도의 결과가 보다 구체적으로 활용되기 위해서는 정확성 높은 미래 기후변화를 예측하는 연구가 선행되어야 한다. 미래를 예측하는 것은 불가피하게 불확실성을 포함하게 된다. 불확실성을 줄이는 연구를 통하여 정확한 미래 기후변화를 예측하고 이를 개별 미래 예측 연구에 적용함으로써 정확성 높은 연구결과를 도출 할 수 있다.

지속적으로 발생하는 집중호우는 향후 증가할 것으로 예상된다. 정확한 기후변화 및 강우량 변화를 예측 및 지속적인 산사태 발생에 대한 자료의 누적이 이루어진다면 GIS 및 공간 통계적 분석 방법을 통하여 쉽고 편리하게 산사태 위험성 분석이 가능하다. 또한 산사태의 종류나 지역의 특성에 맞는 가중치를 계산할 수 있을 것이다. 최종적으로 산사태에 영향을 미치는 요인의 가중치와 이를 바탕으로 하는 취약성도 및 위험도에서 불필요한 요인을 제거해 줌으로서 예측 있어서 불필요한 시간과 노력을 줄일 수 있다. 이를 바탕으로 효율적인 산사태 예방에 사용될 수 있을 것이다.

감사의 글

본 연구는 한국환경정책·평가연구원의 2012년도 기본연구과제 중 “기후변화 적응 정보 통합지원 체계구축에 관한 연구”의 지원으로 이루어 졌으며 이에 감사를 드립니다. **KAGIS**

참고문헌

- 김경수, 송영석, 조용찬, 김원영, 정교철. 2006. 지질조건에 따른 강우와 산사태의 특성분석. 대한지질공학회지 16(2):201-214.
- 국립방재연구소. 1998. 강우분석 프로그램의 개발. 행정자치부 국립방재연구소.
- 국립방재연구소. 2007. 강우분석 프로그램의 개선 및 활용. 소방방재청 국립방재연구소.
- 백경혜, 이명진, 강병진. GIS를 활용한 KMA-RCM의 규모 상세화 기법 개발 및 검증. 한국지리정보학회지 14(3):136-149.
- 오현주. 2010. GIS와 인공지능망을 이용한 금-은 광물 부존적지 선정 및 검증. 한국지리정보학회지 13(3):1-13.
- 이명진, 이사로, 원중선. 2004. GIS와 원격탐사를 이용한 강릉지역 산사태 연구(I): 산사태 발생 위치와 영향인자의 상관관계 분석. 자원환경지질 37(4):425-436.
- 이명진, 이정호. 2011. GIS를 이용한 기후변화 연동 지하수 함양량 산정 모델 개발 및 검증. 한국지리정보학회지 14(3):36-51.
- 이사로, 이명진, 원중선. 2004. GIS 및 원격탐사를 이용한 2002년 강릉지역 태풍 루사로 인한 산사태 연구(II): 확률기법을 이용한 강릉지역 산사태 취약성도 작성 및 교차 검증. 자원환경지질 37(5):521-532.
- 이사로, 이명진, 원중선. 2005. 인공지능망 및 GIS를 이용한 강릉지역 산사태 발생 요인의 가중치 분석. 지질학회지 41(1):101-111.
- 이사로, 이명진, 원중선. 2005. 인공지능망을 이용한 강릉지역 산사태 취약성 분석 및 검증. 자원환경지질 38(1):33-43.
- 이승춘. 2009. 기후변화에 따른 확률강우량의 지역적 변동성 분석. 단국대학교 대학원 석사학위논문. 97쪽.
- 이용준, 박근애, 김성준. 2006. 로지스틱 회귀분석 및 AHP 기법을 이용한 산사태 위험지역 분석. 대한토목학회논문집 26(5):861-867.
- 인제군청. 2006. 재해대장(산사태). 인제군청 산림녹지과.
- 홍원평, 김윤원, 김상규, 한정건, 김마리아. 1990. 강우로 기인되는 우리나라 사면활동의 예측. 대한토질공학회지 6(2):55-63.
- Borgatti, L. and M. Soldati. 2010. Landslides as a geomorphological proxy for climate change: a record from the Dolomites (northern Italy). Geomorphology 120(1-2):56-64.
- Collison, A., S. Wade, J. Griffiths and M. Dehn. 2000. Modelling the impact of predicted climate change on landslide frequency and magnitude in SE England. Engineering Geology 55:205-218.
- Hines, J.W., L.H. Tsoukalas and R.E. Uhrig. 1997. Fuzzy and Neural Approaches in Engineering. John Wiley and Sons, New York, USA. 210pp.
- Lee, S., K. Min. 2001. Statistical analysis of landslide susceptibility at Yongin, Korea. Environmental Geology 40(9):1095-1113.
- Nefeslioglu, H.A., C. Gokceoglu, H. Sonmez and T. Gorum. 2011. Medium-scale hazard mapping for shallow landslide initiation: the Buyukkoy catchment area (Cayeli, Rize, Turkey). Landslides doi: 10.1007/s10346-011-0267-7.
- Paola, J.D. and R.A. Schowengerdt. 1995. A review and analysis of backpropagation neural networks for classification of remotely-sensed multi-spectral imagery. International Journal of Remote Sensing 16(16): 3033-3058. **KAGIS**