

## 인공신경망 알고리즘을 활용한 가뭄 취약지역 분석

## Analysis of Drought Vulnerable Areas using Neural-Network Algorithm

신정훈<sup>1</sup> · 김준경<sup>2\*</sup> · 염민교<sup>3</sup> · 김진평<sup>4</sup>Jeong Hoon Shin<sup>1</sup>, Jun Kyeong Kim<sup>2\*</sup>, Min Kyo Yeom<sup>3</sup>, Jin Pyeong Kim<sup>4</sup><sup>1</sup>Researcher, Safety Inspection for Infrastructure Laboratory, Advanced Institute of Convergence Technology, Suwon, Republic of Korea<sup>2</sup>Director, Safety Inspection for Infrastructure Laboratory, Advanced Institute of Convergence Technology, Suwon, Republic of Korea<sup>3</sup>Senior Researcher, Safety Inspection for Infrastructure Laboratory, Advanced Institute of Convergence Technology, Suwon, Republic of Korea<sup>4</sup>Director, Computer Vision & Artificial Intelligence Laboratory, Advanced Institute of Convergence Technology, Suwon, Republic of Korea

\*Corresponding author: Junkyeong Kim, junkyeong@snu.ac.kr

## ABSTRACT

**Purpose:** In this paper, using artificial neural network algorithm, the Korean Peninsula was analyzed for drought vulnerable areas by predicting weather data changes. **Method:** Monthly cumulative precipitation data were utilized for research areas considering the specific nature areas, and weather data prediction through artificial neural network algorithm was carried out using statistical program R. The predicted data were applied to the Standardized Precipitation Index (SPI) to analyze drought vulnerable areas in the Korean Peninsula. **Result:** In this paper, the correlation coefficient values between real and predicted data are found to be 0.043879 higher on average than the regression results, using artificial neural network algorithms. **Conclusion:** The results of the research are expected to be used as basic research materials for responding to drought.

**Keywords:** Artificial Neural Network, Deep-Learning, Drought, Standardized Precipitation Index (SPI)

## 요약

**연구목적:** 본 연구는 인공신경망 라이브러리 기술을 이용하여, 기상 데이터 변화 예측을 통한 한반도 가뭄 취약지역 분석을 목적으로 하였다. **연구방법:** 연구지역 중 복합 지역의 다양한 기상데이터의 확보가 힘든 특수성을 고려하여 연구지역의 월별 누적강수량 데이터를 활용하였으며, 통계프로그램 R을 이용하여 인공신경망 알고리즘을 통한 기상데이터 추정을 수행하였다. **연구결과:** 본 논문에서 진행한 연구 결과, 실제 데이터와 예측 데이터 간의 상관계수 값은 인공신경망 알고리즘을 활용한 결과가 회귀분석 결과보다 평균 0.043879 더 높은 것으로 확인되었다. **결론:** 연구의 결과는 가뭄 대응을 위한 재난대응 기초 연구 자료로 활용 가능할 것으로 기대한다.

**핵심용어:** 인공신경망, 딥러닝, 가뭄, 표준강수지수(SPI)

Received | 22 April, 2021

Revised | 21 May, 2021

Accepted | 27 May, 2021

 OPEN ACCESS

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted noncommercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## 서론

지구온난화에 따른 기후 변화로 과거에 경험하지 못한 규모의 재난이 빈번히 발생하고 있으며, 피해규모 역시 전 지구적으로 증가하고 있는 추세이다. 특히 기후 변화로 인하여 한반도에서의 강수량이 증가하고 있으나, 강수일수는 줄어들고 있으며, 여름철 외에는 강수일수가 줄어드는 한반도는 해마다 가뭄의 위협을 받고 있다.

국가가뭄정보분석센터에 따르면 가뭄은 홍수와 더불어 한반도를 대표하는 위험 중 하나이다. 가뭄의 진행속도가 느리고, 장주기적이며, 광역적으로 발생하는 특징으로 인하여 구체적인 발생 시기, 장소, 원인을 규명하는 것이 어렵고 그 피해가 광범위하고, 비용손실이 크다.

한반도 기후변화 대응을 위한 남북협력 기반 구축 연구(Korea Environment Institute, 2013)에 따르면 북한의 연평균 강수량은 약 980mm로서 남한의 연평균 강수량인 1,274mm에 비해 약 77%에 불과하다. 북한기상 30년보(Korea Meteorological Administration, 2011)에 따르면 1991년부터 2010년까지 북한에서는 태풍, 홍수, 가뭄 등 총 33건의 기상재난이 발생하여 이로 인한 재난 규모가 세계 9위로 자연재난에 취약한 국가이다.

본 연구에서는 인공지능망 라이브러리 기술을 이용하여 기상 데이터 변화 추정을 통한 한반도 가뭄 취약 지역 분석을 하였다. 연구지역 중 북한 지역의 다양한 기상데이터의 확보가 힘든 특수성을 고려하여 월별 누적 강수량 데이터를 활용하였으며, 통계프로그램 R에서 제공하는 인공지능망 알고리즘을 사용하여 기상데이터를 추정하였다. 추정된 데이터를 사용하여 표준가뭄지수(Standardized Precipitation Index, SPI)를 결정하고, 가뭄 취약지역 분석을 하였다.

본 연구는 인공지능망 알고리즘을 기반으로 월별 누적 강수량을 추정하고 가뭄 지수를 계산하여 가뭄취약 지역을 분석하는 것이다. 연구지역 범위로 남한지역의 종관기상관측 지점 46개소와 북한지역의 북한기상관측 지점 26개소 등 한반도 전역 72개소 지점을 선정하였다. 해당 지점들의 일정기간 이상(남한지역: 1980년~2017년, 북한지역: 1998년~2017년)의 월별 누적 강수량을 추출하여 입력데이터로 지정, 인공지능망 알고리즘의 모델 학습을 진행하였다.

가뭄 지수 선정은 연구지역 중 북한 지역에서 기온과 강수량을 제외한 다양한 기상데이터의 확보가 힘든 특수성을 고려하여, 시간단위별 누가강수시계열을 필요로 하는 표준강수지수(Standardized Precipitation Index, SPI)를 선정하여 계산하였다. 표준강수지수의 계산은 통계계산과 그래픽을 위한 프로그래밍 언어인 R에서 제공되고 있는 'spi' 패키지를 사용 계산하였다.

본 연구에서는 지도학습(Supervised Learning) 알고리즘을 기반으로 연구를 진행하였다. 지도학습은 라벨이 지정된 훈련 데이터(Train Data)를 통해 학습이 이루어지는 학습 모델을 구현한다. 따라서 본 논문에서는 남한지역의 종관기상관측(Automated Synoptic Observing System, ASOS) 지점 46개소에서 얻을 수 있는 1980년 1월 1일부터 2012년 12월 31일까지의 데이터를 훈련데이터로 지정하고, 2013년 1월 1일부터 2017년 12월 31일까지의 데이터를 검증데이터(Test Data)로 하여 사용한 인공지능망 알고리즘을 분석하였다.

분석한 알고리즘을 기반으로 전체 연구 범위인 남·북한 72개소 지점에 대한 월별 누적 강수량 추정을 진행하였다. 추정을 통한 결과와 기존의 결과를 누적하여 월별 누적 강수량 데이터를 인자(Index)로 계산하는 표준강수지수(SPI)를 계산하였다.

Fig. 1은 본 연구의 전반적인 흐름을 나타낸 것으로 기상데이터의 수집, 가공, 추정과 가뭄지수 계산까지 이어지는 도식이다. 기상데이터의 학습과 추정에는 통계프로그램 R을 활용한 neuralnet 알고리즘을 사용하였고, 가뭄지수 계산에는 spi 알고리즘을 사용하였다.

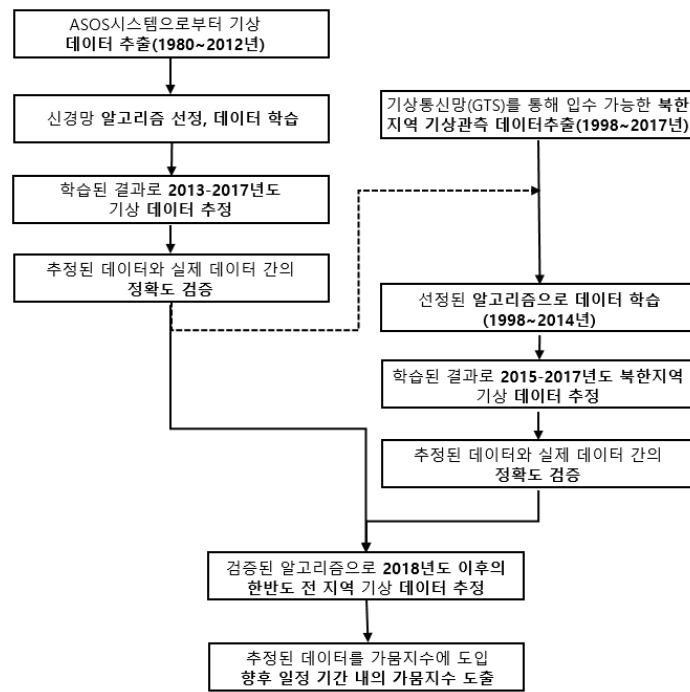


Fig. 1. Research flow diagram

## 이론적 배경

### 가뭄

#### 가뭄의 정의 및 분류

미국 기상국(U.S Weather bureau)에서는 ‘가뭄은 어느 지역의 동식물 생육에 저해를 가져올 정도로 강수의 부족이 매우 심각하게 장기간 지속되는 상태이거나 생활용수와 수력발전에 필요한 용수를 정상적으로 확보하지 못한 상태’로 정의하고 있다. 가뭄(Drought)은 어느 지역에서 일정 기간 이상 평균 이하의 강수로 인해 강수량 부족이 장기화되는 현상이다. 가뭄을 이해할 때 가장 주의해야 하는 것은 물 부족과의 구별이다. 즉, 가뭄은 평균에 대한 물의 부족을 말하고, 물 부족은 필요량에 대한 부족을 말한다. 또한 가뭄은 농작물 생산 및 수자원 확보, 에너지 생산, 생태계 유지에 악영향을 끼치며, 막대한 경제적 피해 및 인명 피해를 유발할 수 있다(Dai, 2011).

가뭄은 크게 4가지로 분류할 수 있다. 첫째로 기상학적 가뭄(Meteorological Drought)이란 일정기간 평균 강수량보다 적은 강수로 인해 건조한 날이 지속되는 것을 말한다. 기상학적 가뭄은 강수 부족을 초래하는 대기 상태가 지역에 따라 상이하므로 각 지역에 따라 고려되어야 한다. 둘째로 농업적 가뭄(Agricultural Droughts)이란 작물의 생육에 필요한 수분 부족을 말하며, 농업 분야에 영향을 미치는 강수량 부족, 실제 증발산량과 잠재증발산량의 차, 토양 수분 부족, 지하수 및 저수지량 부족 등과 같은 기상수문 인자들과 관련되어 있다. 셋째로 수문학적 가뭄(Hydrological Drought)이란 전반적인 수자원 공급의 부족을 말하며 특히 댐이나 저수지, 하천 등의 수량 부족과 연관이 있다. 넷째로 사회경제적 가뭄(Socioeconomic Drought)이란 사회적으로 물의 수요가 증가하여 공급량을 초과하여 발생하는 농업·공업·생활용수 등의 부족을 말하며, 기상

농업수문학적 가뭄 인자와 함께 경제적인 물의 수요 공급과 연관이 있다.

가뭄은 진행 상황 및 심도를 객관적 기준으로 표현할 필요가 있다. 이때 활용하는 객관적 기준이 가뭄지수(Drought Index)이다. 강수량 자료만 활용하는 표준강수지수(Standardized Precipitation Index, SPI), 수문학적 가뭄을 평가하는 Palmer 가뭄지수(Palmer Drought Severity Index, PDSI) 등이 가뭄평가에 사용되고 있다.

Table 1은 가뭄의 대표적 종류 4가지로 구분하고, 각 특성에 맞는 가뭄지수이다.

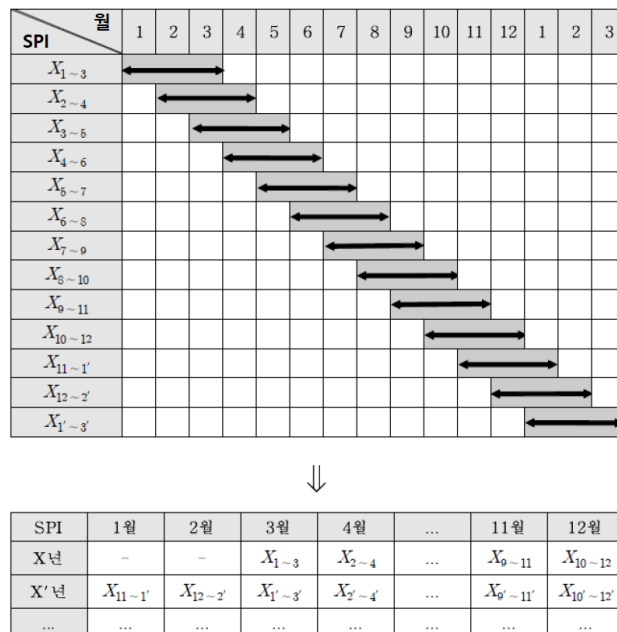
**Table 1.** Four typical drought classifications and drought indexes

Drought Type	Drought Index
Meteorological Drought	SPI(Standardized Precipitation Index; McKee et al., 1993)
Agricultural Droughts	SMDI(Soil Moisture Drought Index; Hollinger et al., 1993)
Hydrological Drought	PHDI(Palmer Hydrological Drought Index: Palmer, 1965)
Socioeconomic Drought	SEDI(Socioeconomic Drought Index: Shi et al., 2018)

**표준강수지수(Standardized Precipitation Index, SPI)**

표준강수지수(Standardized Precipitation Index, SPI)는 Mckee et al.(1993)가 개발한 가뭄지수로 강수량만을 이용하여 가뭄 심도를 산정한다. 표준강수지수는 특정한 시간에 대한 강수량의 평균치와 강수량의 차를 표준편차로 나눈 것이며, 이때 평균치와 표준편차는 과거 강수량 자료로부터 결정된다.

표준강수지수는 특정 시간 척도에 대한 강수량이 전체 분석 기간에 대해 과잉 또는 부족을 나타내며 다음과 같은 순서를 통해 계산된다. 먼저 시간 척도(1, 3, 6, 12개월 등)에 대하여 강수량의 일별 이동누적시계열 365세트를 구성한다. 그 다음 각 일자



**Fig. 2.** SPI 3 Nugar precipitation time series process

에 따라 구성된 365개의 시계열에 적합한 365개의 확률 분포를 추정, 이동누적시계열을 추정된 확률 분포에 따라 누적확률 값으로 변환한다. 끝으로 변환된 누적확률 값에 대한 표준정규분포의 표준화변수 값을 표준강수지수로 산출한다(Park, 2017). Fig. 2은 표준강수지수를 도출하는 내용 중 3개월 시간 척도를 지나는 SPI 3 누가강수 시계열 프로세스를 나타낸 것이다.

강수량 자료는 12개월 이하의 시간간격에 대해서 정규분포의 형태를 띠지 않으므로 표준강수지수를 산정하기 위해서는 지점별 강수량 분포를 정규분포의 형태로 변환시켜야 하므로, 강수량자료의 일반적 분포형을 알아야 한다. 일반적 분포형으로 Gamma 분포를 따르는 것으로 알려져 있다(Edwards et al., 1997). 이러한 Gamma 분포를 활용하여 각각의 변량에 대한 누가확률을 산정하고 표준강수지수에 적용시켜 최종값을 산정한다.

## 인공신경망

### 인공신경망(Artificial Neural Networks)

인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)은 기계학습과 인지과학에서 동물의 뇌신경계를 모방하여 예측 또는 분류를 위해 만들어진 수학 모델이다.

인공신경망의 기본 구조는 자연뉴런(Natural Neurons)이 시냅스(Synapse)를 통하여 신호를 전달받는 과정에서, 신호의 강도가 기준치를 초과할 때 뉴런은 활성화되고, 신경돌기(Axon)를 통해 신호를 방출하듯이, 인공신경망에서 입력(Inputs)은 시냅스에 해당하며 개별신호의 강도에 따라 가중(Weight)되며, 활성화함수(Activation Function)는 인공신경망의 출력(Outputs)을 계산하는 것이다. 즉 인공신경망은 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런이 학습을 통해 시냅스의 결합 세기를 변화시켜, 문제 해결 능력을 가지는 모델 전반을 지칭한다.

인공신경망은 정확한 계산으로 문제에 최적화되어 가는 Supervised Learning과 정확한 계산을 요하지 않는 Unsupervised Learning이 있다. 명확한 해답이 있는 경우에는 Supervised Learning, Data Clustering과 같이 명확한 해답이 없는 경우에는 Unsupervised Learning이 사용된다. 인공신경망은 많은 입력들에 의존하면서 일반적으로 베일에 싸인 함수를 추측하고 근사치를 낼 경우 사용되고, 일반적으로 입력으로부터 값을 계산하는 뉴런 시스템의 상호연결로 표현되고 적응성이 있어 패턴 인식과 같은 기계학습을 수행할 수 있다(Kim, 2015).

### neuralnet

본 논문에서 사용한 인공신경망 알고리즘은 통계프로그램 R에서 제공하는 neuralnet Package이다. 해당 Package는 Fig. 3과 같이 오차역전파법(Backpropagation)을 사용하였으며, 본 논문에서 사용한 neuralnet Package에서는 두 개 이상의 은

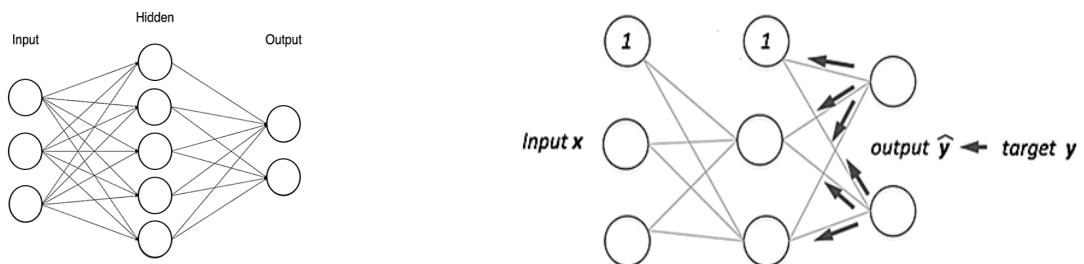


Fig. 3. Artificial neural networks, backpropagation

닉층(Hidden layer)를 설정하여 훈련한 결과 값이 나오도록 가중(Weight)을 조정하여 적용하는 Package이다.

이러한 방법은 여러 비선형 변환기법의 조합을 통해 높은 수준의 추상화를 시도하는 머신러닝(Machine Learning) 알고리즘 집합으로 정의되며, 인간의 신경망 구조를 간략히 흉내 낸 인공신경망에 바탕을 둔 기술이다. 특히 오차역전파법(Backpropagation)과 가중(Weight)을 조정하는 방법은, 이는 미분의 연쇄법칙(Chain Rule)을 이용한 방법으로서, 효율적이고 정확한 분석에 도움이 되는 기술이다.

## 연구내용

### 연구지역 선정

본 논문에서는 한반도 전역의 가뭄 취약 분석을 위하여 북위 33° ~ 43°, 동경 124° ~ 130°에 위치한 한반도 전역으로 설정하였다. 구체적으로 기상청에서 남한 전 국토에 설치, 운영하고 있는 94개소의 종관기상관측 (Automated Synoptic Observing System, ASOS) 지점 중에서 일정 기간 이상의 자료를 확보할 수 있는 46개소의 종관기상관측 지점을 선정하였고, 북한이 세계기상기구(World Meteorological Organization, WMO)에 기상통신망(Global Telecommunication System, GTS)을 통해 제공하는 27개 지상 기상관측 지점 중에서 일정 기간 이상의 자료를 확보할 수 있는 26개의 지상 기상관측 지점을 선정하였다.

### 데이터 수집

본 논문에서 신경망 알고리즘을 이용하여 가뭄 취약지역 분석을 하기 위하여 수집된 데이터는 다음과 같다. 남한지역의 종관기상관측 데이터는 기상청 기상자료개방포털(<http://data.kma.go.kr>)로부터 얻었다. 취득한 데이터는 표준강수지수(SPI)에 필요한 강수량 데이터로 1980년 1월 1일부터 2017년 12월 31일까지 각 지점 별 일 단위 데이터이며, 앞서 연구 지역으로 선별한 46개소의 종관기상관측 지점의 월별 누적 강수량 데이터를 정리, 가공하였다.

북한지역의 기상관측 데이터는 북한이 세계기상기구(World Meteorological Organization, WMO)에 기상통신망(Global Telecommunication System, GTS)을 통해 제공하는 데이터로 기상청 국가기상종합정보 사이트인 날씨누리로부터 얻었다. 취득한 데이터는 표준강수지수(Standardized Precipitation Index, SPI)에 필요한 강수량 데이터로서, 1998년 7월 1일부터 2017년 12월 31일까지 각 지점 별 일 단위 데이터이며, 앞서 연구 지역으로 선별한 26개소의 북한 기상관측 지점의 월별 누적 강수량 데이터를 정리, 가공하였다. 또한 북한 연구 지역으로 선별한 26개소의 북한 기상관측 지점 정보는 국가기후데이터센터로부터 얻었다.

### 인공신경망 알고리즘의 학습 및 분석

본 논문에서는 인공신경망 모델로서 neuralnet을 선정하였다. neuralnet을 구동할 프로그램으로는 통계프로그램 R을 활용하였고, neuralnet packages를 사용하여 연구를 진행하였다. 연구는 앞서 수집된 남한 지역의 기상데이터인 종관기상관측 46개소 데이터를 이용하여 인공신경망 neuralnet 모델을 활용한 월별 누적 강수량 학습 및 정확도 분석을 수행하였다. 모델의 학습을 위한 훈련자료(training data)는 1980년 1월부터 2012년 12월까지 33년간의 자료를 사용하였으며, 2013년 1월부터 2017년 12월까지의 5년간의 모델의 예측자료(test data)와 실제 월별 누적 강수량관측 자료와 비교하여 인공신경망



neuralnet 모델의 검증을 하였다.

사용 데이터 형식은 csv 파일 형식을 사용하였고, 데이터의 Scaling 작업을 위하여 정규화(Normalization) 과정을 거쳤다.

사용 인공지능망 모델인 neuralnet은 역전파(backpropagation)를 사용하는 인공지능 망 모델이다. 또한 오류(error) 선택 및 활성화 함수(activation function) 선택이 가능하여 모델을 유연하게 설정, 학습이 가능한 인공지능망 모델이다.

학습 및 예측을 통한 데이터간의 정확도 분석은 선형 회귀분석과 neuralnet 모델을 통한 분석 결과를 비교 분석하였다. 2013년부터 2017년까지 5년이라는 기간을 바탕으로 분석을 하였고, neuralnet 학습을 진행한 지점인 남한지역 46지점을 동일하게 선정하였다. 선형회귀분석 상관계수와 neuralnet 모델 분석 상관계수와의 차이의 최대값은 0.0829, 최소값은 -0.0105 이다. 46개 지점의 상관계수 차이의 평균은 0.0439 이다.

이러한 결과는 neuralnet 모델을 이용한 분석이 선형회귀분석을 이용한 분석 보다 예측 정확도가 더 높은 것으로 분석하였다.

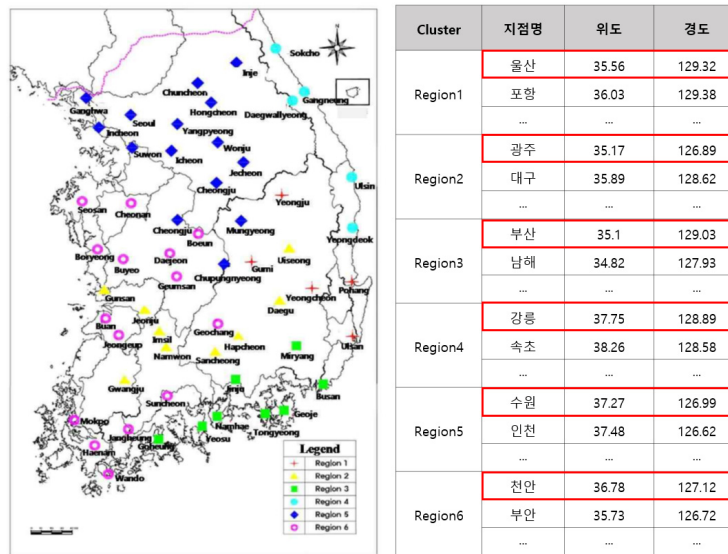


Fig. 4. Cluster analysis results

Fig. 4는 남한 지역의 종관기상관측 지점 중 기뎡요인분석 결과를 이용하여 군집 분석을 실시한 결과(Yoo et al., 2010), 최종적으로 도출한 6개의 군집에서 각 대표하는 지점을 도출한 결과이다.

위에서 도출한 6가지 군집을 대표하는 지점으로 울산, 광주, 부산, 강릉, 수원, 천안을 지정하였다.

### 인공신경망 알고리즘 기반 예측 및 SPI 계산

본 연구에서는 인공지능망 모델로서 neuralnet을 선정하였다. 3.3장에서 진행한 인공지능망 알고리즘의 학습을 기반으로 2018년부터 2022년까지 5년간의 월별 누적 강수량 기상데이터를 예측하였다. 남한지역의 종관기상관측 46개소와 북한지역의 기상관측 26개소 총 72개 지점에 대한 예측을 하였다.

본 연구에서는 가뎡의 진행 상태 및 심도를 객관적인 기준으로 표현하는 가뎡지수로 표준강수지수(Standardized Precipitation Index, SPI)를 선정하였다. 표준강수지수는 강수량만을 이용하여 산정한다. 표준강수지수는 특정한 시간에 대

하여 1, 3, 6, 9, 12개월 단위에 대하여 다양하게 설정할 수 있고, 본 연구에서는 3개월 단위인 SPI 3을 선정하여 계산하였다.

실제 계산은 통계프로그램 R에서 위와 같은 식의 과정을 계산하는 spi package를 이용하였다. 남한지역의 종관기상관측 46개소와 북한지역의 북한 기상관측 26개소 총 72개 지점에 대하여, 인공지능망 알고리즘 예측 결과인 2018년부터 2022년까지 월별 누적 강수량 데이터를 기반으로 SPI 3 계산을 진행하였다.

## 연구 결과

### 인공신경망 알고리즘의 학습 및 분석 결과

본 논문에서는 인공신경망 모델인 neuralnet을 사용하여 연구를 진행하였다. 남한 지역의 기상데이터인 종관기상관측 46개 지점 데이터를 이용하여 1980~2012년도 사이의 월별 누적 강수량 데이터를 훈련자료로 사용하였고, 2013~2017년도 사이의 월별 누적 강수량 데이터를 예측자료로 사용하였다.

6개 지점 중에서 Fig. 4로부터 도출한 6곳의 대표 지점들에 대한 neuralnet 구성과 그 결과를 Figs. 5~9에서 그래프로 표현하였다. 그래프에서 비교하고 있는 두 가지 인자는 각각 실측값(prcp)인 월별 누적 강수량과 인공신경망 모델 학습을 통한 예측값(predic\_prpc)이다.

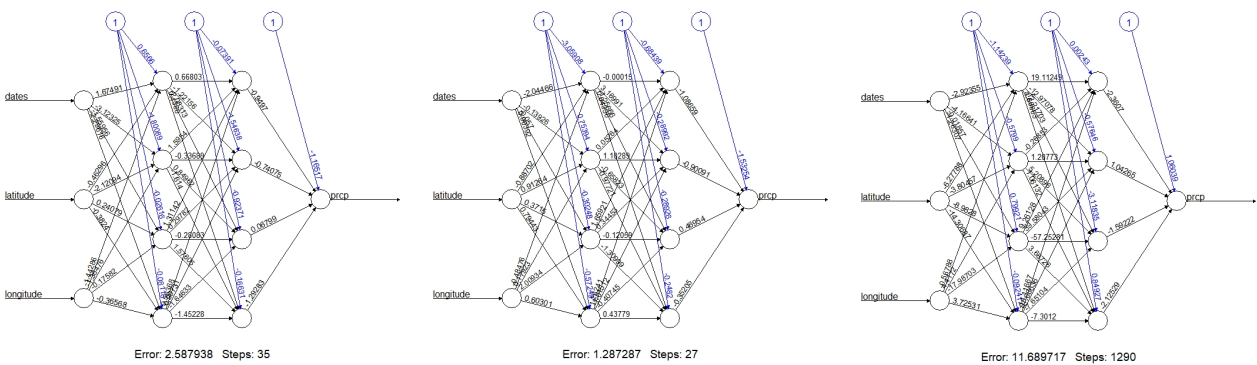


Fig. 5. Neuralnet model in R, Ulsan & Gwangju & Busan

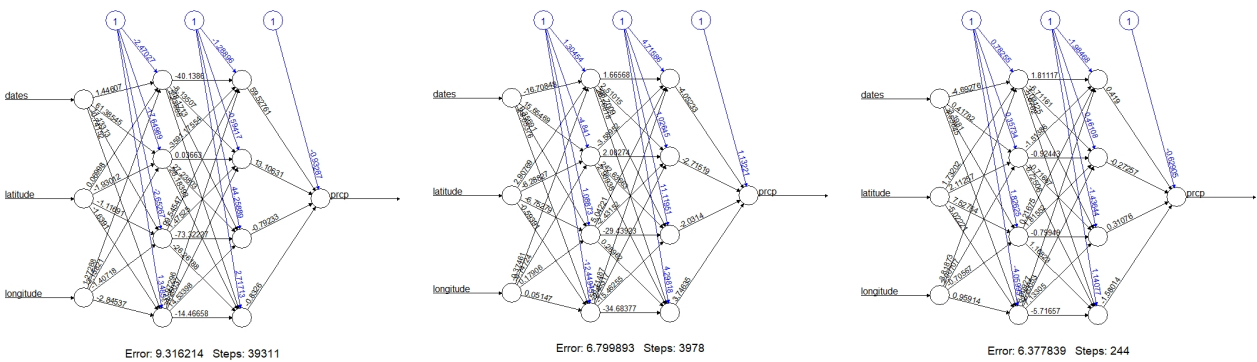


Fig. 6. Neuralnet model in R, Suwon & Gangneung & Cheonan



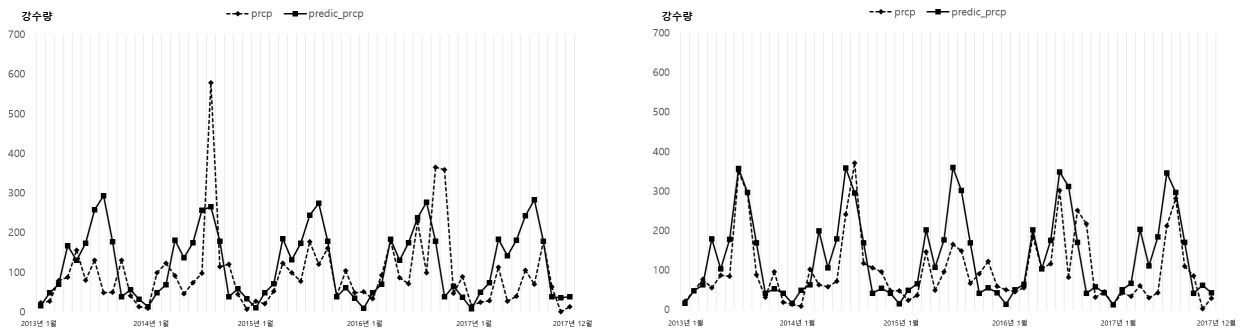


Fig. 7. Artificial neural network learning and analysis results, Ulsan & Gwangju

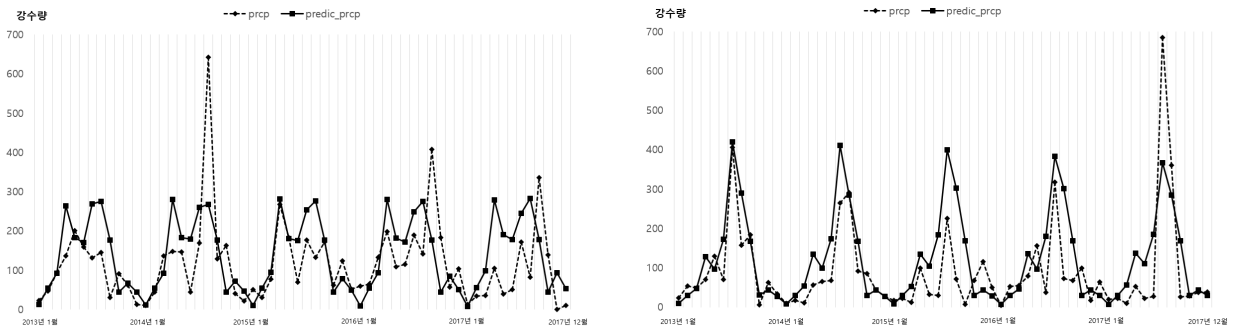


Fig. 8. Artificial Neural Network Learning and Analysis Results, Busan & Suwon

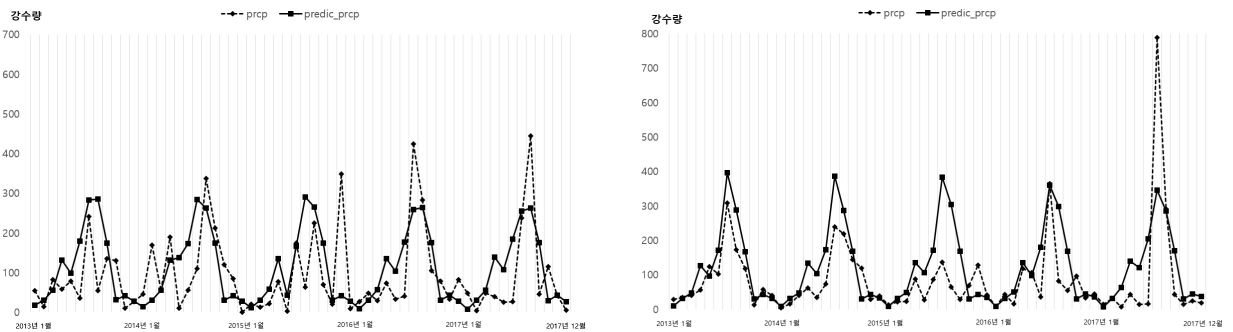


Fig. 9. Artificial Neural Network Learning and Analysis Results, Gangneung & Cheonan

6개 지점들은 실측값들과의 유사성을 가지며 추정되고 있음을 알 수 있다.

위와 같이 6개 지점 모두 계절에 따른 월별 누적 강수량 추정이 가능하며, 이와 실제 데이터와 비슷한 추세를 따라간다는 것을 확인하였다. 실제 데이터의 추세를 보면 이상기후 변화에 따른 강수일수의 집중과 강수량의 증가 현상을 확인할 수 있다. 또한 여름철 집중되고 있는 기후의 특성을 확인할 수 있고, 특성에 따른 가뭄 상태 역시 여름철이 아닌 겨울과 봄이 될 것이라고 추정 가능하다.

### 인공신경망 알고리즘 기반 예측 및 SPI 계산 결과

인공신경망 알고리즘 기반으로 2018년부터 2022년까지 남한 46개 지점과 북한 26개 지점에 대한 월별 누적 강수량을 추

정한 결과는 앞서 알고리즘 학습과 분석을 통한 결과에 기반으로 도출되었다. 일정한 평균값으로 추정하는 것이 아닌, 계절 별 추세를 따르는 형태로 도출되었고, 매년 똑같은 추세를 도출되지 않았다.

추정된 데이터를 기반으로 계산된 SPI 3 값을 분석한 결과 남한지역과 북한지역 모두 매년 상이하지 않은 지역의 값들이 도출되었다. 가뭄에 취약하다고 판단 가능한 척도인 Extremely dry, Severe dry, Moderately dry 이 세 가지 척도를 기준으로 남한 지역에서는 원주, 홍천, 서산, 강릉, 울산, 제주 등 순으로 빈번한 횡수와 SPI 3 평균값이 낮게 도출되었다. 같은 기준으로 북한 지역에서는 개성과 삼지연, 해주, 원산, 강계, 김책 등 순으로 빈번한 횡수와 SPI 3 평균값이 낮게 도출되었다. 또한 남한 지역 같은 경우에는 2018년도부터 2022년에 근접할수록 전체 SPI 3 평균값의 하락이 추정되는 것으로 분석되었지만, 북한 지역 같은 경우에는 일정한 경향성을 보이지 않는 것으로 분석되었다.

### 인공신경망 알고리즘 기반 분석 상관계수와 선형회귀 분석 상관계수 비교 분석

본 논문에서는 Fig. 4로부터 도출한 6곳의 대표 지점들 기준으로, 1980~2012년도 사이의 월별 누적 강수량 데이터를 훈련 자료로 사용하였고, 2013~2017년도 사이의 월별 누적 강수량 데이터의 예측치와 실제 데이터와의 비교 분석을 통하여 선형 회귀와 neuralnet 분석의 상관계수를 도출하였다.

그 결과 neuralnet 분석 상관계수와 선형회귀 분석 상관계수 차이는 Table 2에 정리하였다. 각 지역 별 상관계수 차이는 최대 0.082868, 최소 -0.010531, 평균 0.043879로 neuralnet 분석 결과가 선형회귀 분석 결과보다 실제 데이터와의 정확도가 더 높게 확인되었다.

**Table 2.** Comparing analysis results with regression and neuralnet models

ASOS No.	ASOS Location	Regression Correlation Coefficient	Neuralnet Correlation Coefficient
119	Suwon	0.688659	0.728796
156	Gwangju	0.655062	0.738188
232	Cheonan	0.60756	0.662881
105	Gangneung	0.507658	0.546808
159	Busan	0.578345	0.608325
152	Ulsan	0.53354	0.6091

## 결론

본 연구에서는 남한지역 46개 지점과 북한지역 26개 지점의 강수량 데이터를 사용하여 인공신경망 모델인 neuralnet로써 학습하고, 추정된 강수량 데이터를 표준가뭄지수에 대입함으로써 한반도 지역의 가뭄 취약지역을 분석하였다.

- 1) 본 연구에서는 인공신경망 모델인 neuralnet을 사용하여 1980년부터 2012년까지의 남한 지역의 기상데이터인 종관기 상관측 46개 지점 데이터를 학습데이터(Training Data)로 사용하였고, 2013년부터 2017년까지의 남한 지역의 기상데이터인 종관기상관측 46개 지점 데이터를 비교데이터(Test Data)로 사용하여 neuralnet 모델을 지도학습(Supervised Learning)하였다. 지도학습 결과인 neuralnet 모델과 선형 회귀분석을 비교-분석한 결과, neuralnet 모델이 선형 회귀분

석 결과 실측 데이터와의 상관계수가 평균 0.043879로 더 높게 나타났다. 이러한 결과는 neuralnet 모델을 이용한 분석 방법이 한반도 지역의 월별 누적 강수량 추정에 있어서 선형 회귀분석 보다 더 효과적임을 알 수 있다.

- 2) 본 연구에서는 neuralnet 모델을 사용하여 남한 지역 46개 지점과 북한 지역 26개 지점들을 2018년부터 2022년까지의 기상데이터를 추정하였다. 추정된 데이터가 누적된 남한 지역 46개 지점에 대한 33년간 월별 누적 강수량 데이터와 북한 지역의 26개 지점에 대한 25년간의 월별 누적 강수량 데이터를 기반으로 표준강수지수(SPI 3)를 계산하였다. 계산 결과 -1.0 이하 상태인 Moderately dry, Severe dry, Extremely dry 3 가지 상태가 빈번하게 도출되는 가뭄에 취약한 지역을 분석하였고, 남한 지역 지점들과 북한 지역 지점들을 구분하여 추출하였다. 남한 지역에서는 원주, 홍천, 서산, 강릉, 울산, 제주 등 순으로 빈번하게 가뭄에 취약한 지역으로 분석되었고, 북한 지역에서는 개성과 삼지연, 해주, 원산, 강계, 김책 등 순으로 가뭄에 취약한 지역으로 분석되었다. 특히, 기상학적 가뭄 및 농업적 가뭄을 위해 이용되는 3개월 시간 단위 표준강수지수인 SPI 3 계산값이 계절적인 특성 상 월별 누적 강수량이 적은 겨울과 봄 기간 동안 적게 나타남을 알 수 있었다.

향후에 본 논문의 연구 결과는 가뭄 대응을 위한 재난대응 기초 연구 자료로 활용 가능할 것으로 기대한다. 또한, 한반도 지역에서 변화하는 강수량 데이터의 추정을 통하여 기후변화 적응 작물의 개발 및 보급 등에 대한 근거 자료 등으로 활용이 가능할 것으로 기대된다. 특히 재난규모가 세계 9위로 자연 재난에 취약한 북한 지역에 대한 미래 강수량의 전망은 자연, 산림, 농업, 해양 부문별의 다양한 생태계 및 재난 취약 평가 대비와 미래 기후변화 취약성 평가의 주요 입력 자료로 활용 가능할 것이다.

## Acknowledgement

이 논문은 행정안전부 극한재난대응기반기술개발사업의 지원을 받아 수행된 연구임(2020-MOIS31-014).

## References

- [1] Bae, D.H., Son, K.H., Ahn, J.B., Hong, J.Y., Kim, G.S., Chung, J.S., Jung, U.S., Kim, J.K. (2012). "Development of real-time drought monitoring and prediction system on Korea & East Asia Region." Korean Meteorological Society, Vol. 22, No. 2, pp. 267-277.
- [2] Choi, M., Jennifer, M.J., Martha, C.A., David, D.B. (2013). "Evaluation of drought indices via remotely sensed data with hydrological variables." Journal of Hydrology, Vol. 476, No. 7, pp. 265-273.
- [3] Dai, A. (2011). "Drought under global warming: A review." Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change, Vol. 2, No. 1, pp. 45-65.
- [4] Edwards, D.C., McKee, T.B. (1997). Characteristics of 20th Century Drought in the United States at Multiple Time Series. Master's thesis, Colorado State University, Colorado.
- [5] Fatih, E., Galip, A. (2017). "Data classification with deep learning using tensorflow." (UBMK'17) 2nd International Conference on Computer Science and Engineering, pp. 755-758.
- [6] Grogan, M. (2017). Neuralnet: Train and Test Neural Networks Using R. [https://www.youtube.com/watch?v=Eecg\\_Nt8LLc](https://www.youtube.com/watch?v=Eecg_Nt8LLc).

- [7] Guttma, N.B. (1998). "Comparing the palmer drought index and the standardized precipitation index." *Journal of the American Water Resources Association*, Vol. 34, No. 1, pp. 113-122.
- [8] Hollinger, S.E., Isard, S.A., Welford, M.R. (1993). "A new soil moisture drought index for predicting crop yields." *Environmental Science on Applied Climatology Anaheim CA*, pp. 187-190.
- [9] Jung, S.H., Lee, K.S., Lee, D.E. (2018). "Prediction of river water level using deep-learning open library." *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, Vol. 18, No. 1, pp. 1-11.
- [10] Kim, J.M. (2015) *Neural Network Accelerator Exploiting Both Inter-and Intra-neuron Parallelism*. Master Thesis, Sungkyunkwan University.
- [11] Korea Environment Institute (2013). *A Study on Constructing a Cooperative System for South and North Korea to Counteract Climate Change on the Korean Peninsula 3*.
- [12] Korea Meteorological Administration (2011). *Annual Climatological Report of North Korea*.
- [13] Korea Meteorological Administration (2017). *Annual Climatological Report*.
- [14] Korea Meteorological Administration (2020). *Korean Climate Change Assessment Report 2020*.
- [15] Mathier, L., Perreault, L., Bobe, B., Ashkar, F. (1992). "The use of geometric and gamma-related distribution for frequency analysis of water deficit." *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 6, No. 4, pp. 239-254.
- [16] Mckee, T.B., Doesken, N.J., Kleist, J. (1993). "The relationship of drought frequency and duration of time scales." *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology*, Vol. 17, No. 22, pp. 179-183.
- [17] Michael, E.M., Peter, H.G. (2015). "Climate change and California drought in 21st century." *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 112, No. 13, pp. 3858-3859.
- [18] Nam, W.H., Choi, J.Y., Yoo, S.H., Jang, M.W. (2008). "Application of meteorological drought indices for North Korea." *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers*, Vol. 50, No. 3, pp. 3-15.
- [19] Palmer, W.C. (1965). *Meteorological drought*. Research paper. 45, U.S. Weather Bureau, USA.
- [20] Park, C.E. (2017). "Spatial and temporal aspects of drought in South Korea based on Standardized Precipitation Index (SPI) and Palmer Drought Severity Index (PDSI)." *Journal of Agricultural, Life and Environmental Sciences*, Vol. 29, No. 3, pp. 202-214.
- [21] Shi, H., Chen, J., Wang, K., Niu, J. (2018). "A new method and a new index for identifying socioeconomic drought events under climate change: A case study of the East River basin in China." *Science of the Total Environment*, March 2018, pp. 616-617:363-375.
- [22] So, J.M., Shon, K.H., Bae, D.H. (2015). "Development and assessment of drought damage estimation technique using drought characteristic factors." *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, Vol. 15, No. 2, pp. 93-101.
- [23] Trenberth, K.E., Overpeck, J.T., Solomon, S. (2004). "Exploring drought and its implications for the future. Eos." *Transactions American Geophysical Union*, Vol. 85, No. 3, p. 27.
- [24] Wilhite, D.A., Glantz, M.H. (1985). "Understanding the drought phenomenon: The role of definition." *Water International*, Vol. 10, No. 3, pp. 111-120.
- [25] WMO (2012). *Standardized Precipitation Index User Guide*. WMO-No. 1090.
- [26] Yoo, J.Y., Choi, M.H., Kim, T.W. (2010). "Spatial analysis of drought characteristics in Korea using cluster analysis." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 43, No. 1, pp. 15-24.
- [27] Yoon, H.S., Jo, J.M., Choi, H.J., Hwang, J.S. (2015). *Disaster Risk Assessment Theory*. Moonundang Press.