

기후변화가 서울지역의 기온 및 가뭄에 미치는 영향 평가 : AR4 SRES A2 시나리오를 기반으로

Assessment of Climate Change Effect on Temperature and Drought in
Seoul : Based on the AR4 SRES A2 Senario

경민수* · 이용원** · 김형수*** · 김병식****

Kyoung, Minsoo · Lee, Yongwon · Kim, Hungsoo · Kim, Byungsik

Abstract

This study suggests the assessment technique for climate change effect on drought in Korea based on the AR4 SRES A2 scenario reported in IPCC fourth assessment report in 2007. IPCC provides monthly outputs of 24 climate models through the DDC. One of the models is BCM2 model which was developed at BCCR in Norway and NCEP data is used for downscaling. The K-NN(K-Nearest Neighbor) and ANN(Artificial Neural Network) are selected as downscaling technique to downscale the temperature and precipitation at Seoul station in Korea. K-NN could downscale both temperature and precipitation well. ANN made a good result for temperature, but it gave a divergence result in precipitation. Finally, SPI of Seoul station is computed to evaluate the effect of climate change on drought. BCM2 predicted that temperature will increase and drought severity will increase because of the increased drought spell at Seoul station.

Keywords : climate change, K-NN, ANN, SPI, drought

요 지

본 연구에서는 2007년 IPCC AR4와 함께 제시된 SRES A2 시나리오를 이용해서 기후변화가 한반도 가뭄에 미치는 영향을 평가하기 위한 방안을 제시하고자 한다. IPCC는 DDC를 통해서 총 24개의 기후모형의 결과를 월 단위로 제공하고 있다. 이 중 노르웨이 BCCR의 BCM2 모형과 NCEP 자료를 이용하여 최근린법(K-NN)과 인공신경망(Artificial Neural Network)이론을 적용함으로써, 온도와 강수량을 기상청 산하 서울지점으로 축소하였다. 최근린법의 경우, 온도와 강수량 모두를 축소하는 것이 가능하였지만, 인공신경망이론을 적용하여 축소할 경우, 온도는 비교적 잘 축소하였으나 강수량의 경우는 발산하는 결과를 보였다. 마지막으로 기후변화가 가뭄에 미치는 영향을 평가하기 위해서 최근린법으로부터 축소된 월 단위 강수량을 이용하여 서울지점의 표준강수지수를 산정하였다. BCM2 모형에 의하면 서울지점의 경우, 미래에는 전반적으로 온도가 증가하고 가뭄의 지속기간이 길어짐에 따라 가뭄이 더욱더 심각하게 된다는 결과를 예측하였다.

핵심용어 : 기후변화, 최근린법, 인공신경망, 표준강수지수, 가뭄

1. 서 론

산업혁명이후, 화석연료의 사용증가와 도시화 등으로 인한 기후변화 때문에 극한홍수나 극한가뭄의 발생빈도가 증가하고 있는 것으로 보고되고 있다. 이러한 극한사상을 평가하고 예측하기 위해서 수자원 분야에서는 다양한 노력을 기울이고 있다. 특히, 기후를 변화시키는 주된 원인이 인간의 활동을 IPCC 4차보고서를 통해서 확인되면서 기후변화에 대비하기 위한 다양한 노력이 전 세계적으로 이루어지고 있다. 이러한 활동은 크게 이산화탄소 저감기술과 기후변화에 적응

하기 위한 적응 기술로 나누어져 있으나 현재까지는 주로 이산화탄소 저감 기술에 초점이 맞춰져 있다. 그러나 최근 들어 기후변화의 영향에 대한 적응방안과 관련된 연구에 대한 관심이 지속적으로 증가하고 있으며 특히, 수자원 분야에서는 GCM(General Circulation Model)이나 RCM(Regional Climate Model)으로부터 얻어진 기상자료를 유역내의 수문 관측 지점으로 축소하여 기후변화가 수자원에 미치는 영향을 평가하고자 하고 있다.

GCM이나 RCM을 수자원 분야에서 활용하는데 있어서 중요한 문제는 시·공간적인 분해능이 낮다는 것이다. 따라서

*정희원 · 인하대학교 사회기반시스템공학부 박사과정 (E-mail : gigatg@inha.ac.kr)

**인하대학교 사회기반시스템공학부 석사과정 (E-mail : barberyong@hanmail.net)

***정희원 · 인하대학교 사회기반시스템공학부 부교수 · 공학박사 (E-mail : sookim@inha.ac.kr)

****정희원 · 교신저자 · 한국건설기술연구원 수자원연구실 선임연구원 · 공학박사 (E-mail : hydrokbs@kict.re.kr)

이러한 대기순환모형의 결과를 사용하기 위해서는 시·공간적인 축소기법(Downscaling Techniques)을 통한 규모축소가 필요하다. 축소기법을 적용할 경우, 관측치와 뚜렷한 연관성을 잘 반영할 수 있어야 하며, 이를 위해서 NCEP자료를 사용하게 된다. 이러한 자료들은 미래기후 시나리오를 생성해 내는데 있어서 필요하므로, 기후모형, NCEP, 지상관측 자료에 대한 이용가능성을 고려하여 축소기법을 선택하는 것이 중요하다.

축소기법은 크게 동역학적 축소기법으로 분류되는 RCM을 생성하는 과정과 경험/통계 그리고 통계/역학적 기법을 이용하는 경우로 구분된다. 대표적인 축소모형으로는 추계학적 일기 발생모형인 LARS-WG V 3.0(Semenov and Barrow, 2002)와 통계학적 축소기법인 SDSM V.4.2(Wilby and Dawson, 2007)이 주로 사용되고 있었으나 최근들어 다양한 통계학적 및 추계학적 축소기법에 대한 연구가 진행 중에 있다(김병식, 2005; Stehlik and Bárdossy, 2002; Wetter *et al.*, 2005; Kim *et al.*, 2007; Zhang, 2007). 그 중에 대표적인 것이 예측변수(Predictand)와 예측인자(Predictor)의 비선형 관계를 이용한 축소기법인 인공신경망이론을 이용한 축소기법이다(Olsson, *et al.*, 2004; Shivam, 2004; Solecki and Oliveri, 2004; Tatli *et al.*, 2004). 이러한 신경망 기법의 경우, 국부최적해에 빠지는 오류가 있음에도 다양하게 적용되고 있으며, 이러한 신경망기법의 단점을 해결하기 위한 연구(Tripathi *et al.*, 2006) 또한 진행 되었다.

본 논문에서는 통계적 축소기법인 인공신경망이론과 경험적 축소기법인 최근린법을 이용하여 IPCC 4차보고서(AR4, Fourth Assessment Report)에서 제시한 SRES(Special Report on Emissions Scenarios) A2 시나리오를 국내지점으로 축소하기 위한 방안을 제시하고자 한다.

AR4-보고서에서는 총 23개의 기후모형과 8개의 시나리오를 통해서 온도, 총강우량, 절대습도 등 총 9개의 기상자료를 제시하고 있다. 이 중에서 본 연구에서는 노르웨이 BCCR(Bjerknes Centre for Climate Research)의 BCM2 (Bergen Climate Model Version)의 A2 시나리오를 사용하였다. 기상청에서도 AR4 SRES 기후모형개발에 참여하여 독일의 본대학, MPI-M과 공동으로 ECHO-G 모형을 개발하고 있으나 IPCC로부터 제공받은 ECHO-G모형에는 온도에 대한 모의 부분이 누락되어 있어 본 연구에서 적용하지 못

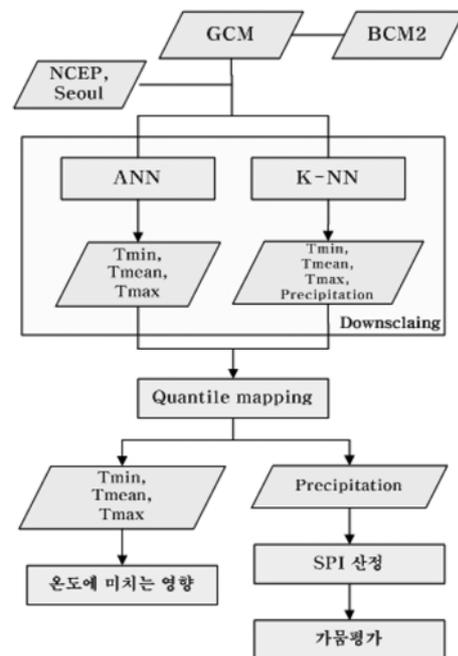


Fig. 1 Study flow chart

하였다.

최종적으로 BCM2로부터 지점으로 축소된 월 강수 자료를 이용하여 표준강수지수(SPI, Standardized Precipitation Index)를 산정함으로써 기후변화가 가뭄에 미치는 영향을 평가하였다. 본 연구에서 적용한 주요단계별 기법 및 내용을 살펴보면 그림 1과 같다.

2. BCM2 모형과 자료현황

2.1 BCM2 모형

IPCC는 기후변화에 대한 정부간 협의체로 1992년 11월 조직을 개편하여 3개 그룹분과(WG; Working Group(실무분과))로 구성된 후 현재까지 운영되고 있다. IPCC는 세계 각국의 정책 결정에 중요한 자료가 되는 기후변화와 관련된 과학적, 기술적 사실에 대한 평가 보고서를 1990년, 1995년, 2001년, 2007년 4차례에 걸쳐 제공하였다. 현재 1,500여명의 과학자가 참여하여 연구를 진행하고 있으며, 지구의 기후변화를 예측할 수 있는 기술을 가지고 있다고 설명하고 있다.

IPCC는 기후변화모형의 결과를 전 세계 연구자들에게 제

Table 1. IPCC DDC AR4 data

Symbol	variable	Unit
huss	surface specific humidity	kg/kg
orog	surface altitude	m
pr	precipitable water	kg/m ² /sec
psl	sea level pressure	Pa
rsds	surface downwelling shortwave radiation	W/m ²
sftlf	land area fraction	%
tas	surface monthly average Tmean	K
tasmax	surface monthly average Tmax	K
tasmin	surface monthly average Tmin	K
uas	zonal surface wind speed (eastward wind speed)	m/s
vas	meridional surface wind speed (northward wind speed)	m/s

공하기 위해서 DDC(Data Distribution Centre)를 운영하고 있으며, IPCC 4차년도 보고서와 함께 제시된 AR4 시나리오 기반의 모형들을 포함해서 2, 3차년도 보고서에서 제시된 시나리오들을 PCMDI(Program for Climate Model Diagnosis and Intercomparison)로부터 지원을 받아 월 단위로 제공하고 있다. 실제로 IPCC 4차년도 보고서에서는 AR4 시나리오를 사용하지는 않았으며, 제시된 AR4 시나리오는 향후에 작성될 보고서에 사용되는 것이 일반적이다. 본 연구에서는 IPCC AR4 시나리오 중 A2 시나리오를 포함하고 있는 노르웨이 BCCR(Bjerknes Centre for Climate Research)의 BCM2(Bergen Climate Model Version)모형을 이용하였다. BCM2 모형의 공간적 해상도는 2.8°이며, 다음 표 1과 같은 기상변수를 월단위로 제공한다.

2.2 NCEP 자료

미국 국립해양대기청인 NOAA(National Oceanic and Atmosphere Administration) 산하 해양대기연구부(OAR; The Office of Oceanic and Atmospheric Research)에서는 ESRL(지구시스템)을 비롯한 7개의 연구소를 운영하고 있다. ESRL은 현재 총 4개의 과(GMD, PSD, CSD, GSD)로 나뉘어져 있다. 이중 미국의 해양 대기청 물리학과(NOAA ESRL-PSD, Physical Sciences Division)에서는 날씨와 기후시스템의 진단을 수행하는 기구로서 기후, 날씨, 수자원과 연관된 장·단기, 예보를 수정 보완하는 역할을 하고 있다. 이를 위해서 전구단위 관측자료를 수집 및 관리하고 있으며 PSD의 홈페이지를 통해서 NCEP Reanalysis 자료를 포함해서 총 29개의 전구단위 관측데이터 제공하고 있다.

본 연구에서 축소기법에 사용한 NCEP/NCAR Reanalysis 자료는 NOAA의 National Center for Environment Prediction 으로부터 제공받아 PSD에서 관리하고 있는 자료이다. 실제로 기후모형의 결과를 유역단위 관측소로 축소하는 과정은 기후모형의 결과로 제시되는 기상변수와 지상관측소의 수문 변수들 사이의 상관관계를 맺는 과정으로 간단히 요약될 수 있다. 그러나 기후모형의 경우, 수치해석에 의해서 모의된 결과이므로 지상관측소의 관측값과 직접적으로 상관관계를 맺기가 불가능하다. 따라서 전 지구를 대상으로 격자단위로 제공되는 NCEP/NCAR Reanalysis 자료가 필요로 하게 된다.

즉, NCEP/NCAR Reanalysis자료와 지상관측소자료를 이용해서 상관관계를 맺은 다음 이러한 설정된 상관관계를 기후모형에서 제시된 기상변수에 적용함으로써 기후모형의 결과를 유역단위 관측소로 축소가 가능하게 되는 것이다. 또한 NCEP/NCAR Reanalysis자료의 경우, 기후모형의 결과에서 제시하는 기상변수와 동일한 기상변수의 관측치를 제공하는 이점이 있다. 현재까지 수자원분야에서는 다양한 축소기법이 개발되어 적용되고 있으며, 어떠한 축소기법을 적용할 것인지는 기후모형을 통해서 제시되는 기상변수와 NCEP/NCAR Reanalysis를 통해서 얻을 수 있는 기상변수의 종류와 상관관계를 맺는 방법에 따라서 결정된다.

2.3 지상 수문기상자료

기상청에서는 전국 약 77개 관측소를 대상으로 1961년부터 현재까지 일 단위 기상자료를 제공하고 있으며(관측소별

로 관측개시일은 상이함), 필요한 경우 시 단위 자료를 구입할 수 있도록 되어 있다. 강우의 경우, 여름철에는 1시간 단위로 관측을 하고 겨울철의 경우 3시간 단위로 관측된 자료를 제공하고 있다. 기상청을 통해서 제공받을 수 있는 기상요소는 9개이다(일 평균기온, 일 최대기온, 일 최저기온, 신적설, 평균풍속, 상대습도, 일조시간, 운량, 날씨).

본 연구에서 인공신경망이론과 최근린법을 이용하여 축소기법의 적용성을 검토한 서울기상관측소는 1961년에 관측을 시작하여 현재에 이르고 있으며, 서울특별시 종로구 송월동에 위치하고 있다.

3. 공간적 축소기법과 표준강수지수

기후모형인 BCM2와 전구단위 관측자료인 NCEP/NCAR Reanalysis자료를 이용해서 서울지점의 월최저온도, 월평균온도, 월최고온도, 월총강수량을 인공신경망이론과 최근린법을 이용해서 공간적인 축소를 하였다.

3.1 인공신경망이론

인공신경망이론은 단순하게 신경망이론이라고도 불리우며 생물학적 신경망의 원리에 근거한 수치적모형이라고 할 수 있다. 통계학적 측면에서 보면 인공신경망이론은 비선형 다변량 회귀분석을 위한 방안으로 입력값과 출력값의 복잡한 관계를 이용하기 위하여 패턴을 찾아가는 과정이라고 할 수 있다. 신경망 이론의 기본이 되는 퍼셉트론(perceptron)은 미국의 Rosenblatt(1958)가 패턴을 분류하기 위하여 제안했던 신경망 모형으로 하나의 뉴런, 즉 처리소자를 가지는 시스템을 의미하며 후에 Rumelhart 등(1986)에 의하여 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron)으로 발전하였다. 다층퍼셉트론은 여러 개의 처리소자를 각 계층에 모형을 구성한 것으로서 입력자료를 받아들이는 입력층(input layer), 결과를 나타내는 출력층(output layer)으로 구성되며 두 개의 층 사이에는 중간층(hidden layer)을 두어 각 패턴마다 필요한 정보를 학습시킬 수 있도록 한 것이다. 본 연구에서는 Feed-forward back-propagation 형태의 인공신경망이론을 적용하였다. Feed-forward backpropagation의 기본개념은 다음 그림 2와 같다.

즉, 입력층에서 입력변수 $X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$ 에 초기 가중치를 적용하여 합산한 값이 은닉층으로 들어간 후, Hidden 함수에 의해서 출력되면, 실제 관측값과의 차이를 평균제곱오차(MSE)에 의해서 계산하게 된다. 이후, 경사감소법(Gradient Descent Method)을 이용해서 평균제곱오차를 줄이기 위하여 가중치를 갱신하게 된다. 경사감소법에서 가중치는 다음 식에 의해서 갱신된다.

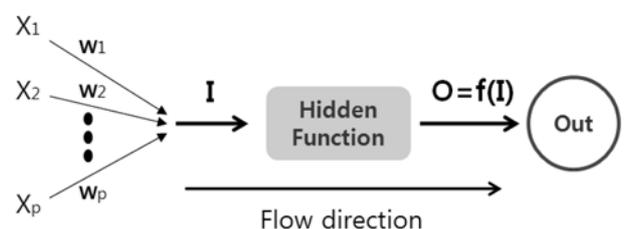


Fig. 2 Concept of feed-forward back-propagation

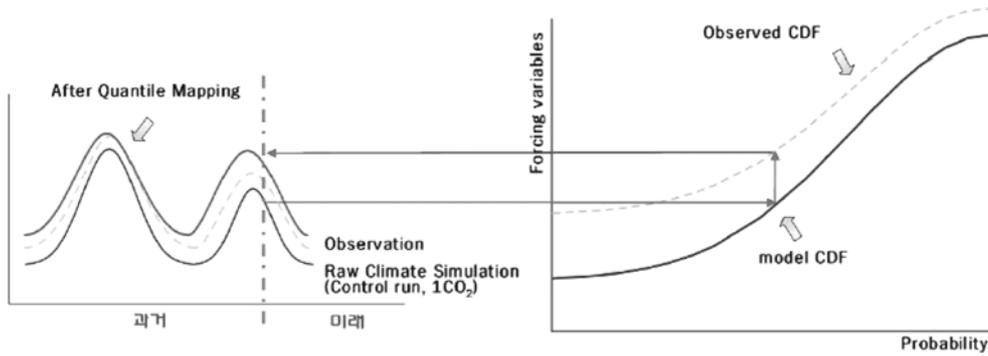


Fig. 3 Concept of quantile mapping(김병식 등, 2008)

$$W_{new} = W_{old} + \alpha(\partial E / \partial W)|_{W_{old}} \quad (1)$$

$$W_{(t+1)} = W_{(t)} + \alpha(\partial E / \partial W)|_{W_{(t)}} + \beta(W_{(t)} - W_{(t-1)})$$

여기서, α 는 Learning parameter 이고, β 는 Momentum 이다. 경사감소법에 의해서 평균제곱오차가 최소화 될 때의 가중치를 산정하여 모형에 적용하였다.

3.2 최근린법

최근린법인 K-NN(K-Nearest Neighbor)은 Casdagli(1992)와 Casdagli and Weigend(1994)에 의해서 제안되었다. 최근린법은 일반적으로 단일변수의 시계열자료를 지체시간(γ)과 위상공간차원(m)을 고려하여 벡터화 한 후, 과거에 발생한 시계열 패턴이 미래에도 발생한다는 가정하에 예측(김형수 등 1998; 권현화과 문영일 2005)또는 분해기법(Sivakumar et al., 2007; 경민수 등, 2008)등에 적용되고 있다. 그러나 본 연구에서는 일반적으로 사용되는 최근린법과는 달리 지체시간과 위상공간차원은 고려하지 않았다. 다만, 과거의 패턴이 미래에도 발생한다는 기본 개념을 바탕으로 축소기법으로 활용하기 위한 방안을 제시하였다. 현재 강우에 영향을 미치는 온도, 비습도, 풍속, 가강수 수분량이 미래에도 같은 영향을 미치게 된다고 가정하여, 미래에 같은 온도, 비습도, 풍속, 가강수 수분량을 가질 경우에 같은 강우가 발생할 것으로 예상하였다. 이를 위하여 관측 자료 중에서 축소하고자 하는 강수에 영향을 주는 관측 기상변수인 온도, 비습도, 풍속, 가강수 수분량 등을 대상으로 다음과 같은 벡터를 구성하여야 한다.

$$Y_t = (a_p, b_p, c_p, \dots, n_p) \quad (2)$$

여기서 n 은 축소하고자 하는 변수에 영향을 주는 기상변수의 개수 이고 t 는 변수들이 시계열자료임을 보여주며 t 개의 Y_t 벡터가 존재함을 의미한다. 또한 최적의 최근린 개수(K)를 계산하기 위하여 관측 자료로부터 제시된 Y_t 벡터를 Training set 인 Y_{tra} 와 Prediction set 인 Y_{pre} 로 나누었다. Y_{pre} 와 Y_{tra} 의 유사성을 알아보기 위하여 두 벡터 사이의 거리 즉, $|Y_{pre} - Y_{tra}|$ 를 모두 계산하였다. 이를 통해서 Y_{pre} 과 가장 유사한 Y_{tra} 이 결정되면, Y_{tra} 인 상황에서 발생한 강우가 Y_{pre} 에서도 발생한다고 보는 것이다. 이때 Y_{pre} 와 유사한 Y_{tra} 의 개수를 가장 유사한 순서에 따라서 변화시켜 가면서 최적의 결과를 주는 Y_{tra} 의 개수가 최근린 개수가 된다. 최근린 개수가 결정이 되면, 기후모형의 결과로부터 제시된

Y_t 과 가장 유사한 값을 가지는 Y_t 를 최근린 개수 만큼 찾아서 각각의 Y_t 에서의 강우량 값을 산술평균함으로써 Y_t' 에서의 강우량을 구하게 된다.

3.3 Quantile mapping

기후변화모형으로부터 축소된 결과들은 실제 관측값과 일정정도 편의를 보이게 된다. 이러한 편의를 보정하기 위하여 가장 일반적으로 사용되는 방법이 Panofsky and Brier(1963)에서 제시한 Quantile mapping이다. Quantile mapping 방법은 유출량을 보정하는 방법으로 주로 사용되었으며(Wood et al., 2004; Hamlet et al., 2003; Hashino et al., 2007), 기후변화 분야와 관련해서는 Durman et al.(2001), Palmer et al.(2004), Fowler et al.(2007) 등에서 GCM자료의 보정을 위해서 사용되었으며, 국내에서도 김병식 등(2008)에서 유역단위로 축소된 일 단위 기상자료의 편의를 보정하였다. 이러한 Quantile mapping의 일반적인 절차는 다음 그림 3과 같다.

3.4 표준강수지수

표준강수지수인 SPI(Standardized Precipitation Index)는 이동누가에 의하여 시간단위별로 누가 강수시계열을 작성하고 적정 확률분포형을 도입하여 표준정규분포에 적용하는 방법으로 Mckee et al.(1993)에 의하여 개발되었으며, 현재의 가뭄뿐 아니라 가뭄이 끝나기에 필요한 강수의 확률결정 또한 가능한 월별지표이다.

SPI를 구하기 위하여 우선 월 강수량 시계열을 지속기간별로 이동평균을 적용하여 지속기간별 강수시계열을 획득한 후 이 시계열을 분석하여 적정 확률분포형을 선정하고 이를 이용하여 개개 변량의 누가확률을 표준 정규분포에 적용시켜 SPI를 산정하게 된다. SPI를 산정하기 위하여 필요한 지속기간으로는 12개월, 6개월, 3개월을 선택하였으며, 분포형은 Guttman(1999)에서 제시한 Pearson Type III를 사용하였다. 모멘트법을 사용하여 월별 모수를 산정하고, Chi-square 검정을 이용하여 적합도 검정을 실시함으로써 최종적으로 Pearson Type III를 적정 분포형으로 선택하였다. 최종적으로 Pearson Type III에 해당하는 누가확률을 표준 정규분포에 적용하여 SPI를 산정하였다. 예를 들면 적정확률분포에 해당하는 누가확률을 P_1 이라고 하면 표준정규분포의 누가확률 P_2 가 P_1 과 같게 되는 Z 값을 구할 수 있고, 이 값이 바로 SPI가 된다. SPI는 이론적으로는 한계값이 없으며, 값 자체에 발생빈도의 개념을 포함하고 있다(류소라 등, 2004).

Table 2. Classification of moisture by SPI

SPI	Moisture
more than 2.00	extremely wet
1.50~1.99	severe wet
1.00~1.49	wet
-0.99~0.99	normal
-1.49~ -1.00	dry
-1.99~ -1.50	severe dry
less than -2.00	extremely dry

지수의 범위에 따른 가뭄상태는 표 2에 나타내었다.

4. 기후변화가 기온 및 가뭄에 미치는 영향평가

BCM2 A2 시나리오의 결과를 기상청 서울관측소의 온도와 강수로 축소하기 위하여 인공신경망이론과 최극린법을 적용하였다. 또한 각각 적용결과와 편의를 보정하기 위하여 Quantile mapping을 진행하였으며, 최종적으로 제시된 월 총강우량을 대상으로 표준강수지수를 산정함으로써 기후변화를 고려한 가뭄의 변화를 살펴보았다. 본 연구에서 사용한 자료별 보유 연 수는 다음과 같다.

- 서울관측소 : 1979~2007

- NCEP : 1979~2007

- BCM2 : 2000~2099

4.1 인공신경망이론을 이용한 축소기법 적용 결과

BCM2모형의 결과를 서울지점의 월총강우, 월평균온도, 월최대온도, 월최저온도로 축소하기 위해서 인공신경망이론을 적용하였다. 모형의 적용성을 평가하기에 앞서 관측자료인 NCEP 자료와 서울지점의 월 총강우, 월평균온도, 월최대온도, 월최저온도와 상관관계를 상관계수(Correlation coefficient)를 산정하여 살펴보았다(표 3).

서울지점의 총강우량의 경우, 가강수 수분량과 가장 큰 상관관계를 보였으며, 비습도나 온도와의 일정정도의 상관관계를 보이고 있음을 알 수 있다. 서울지점의 온도의 경우, NCEP자료의 온도와 일반적으로 0.99 이상의 매우 큰 상관관계를 보이고 있으며, 비습도, 풍속, 가강수 수분량과도 상관관계가 매우 큼을 알 수 있다. 이에 본 연구에서는 NCEP의 모든 기상변수를 이용하여 서울지점의 강우, 온도와 학습을 진행한 후, 학습결과에 대한 검증을 실시하였다. 분석결과, 강우의 경우, NCEP의 모든 기상변수를 사용할 때와 상관관계가 비교적 큰 기상변수(가강수 수분량, 비습도, 월평균온도, 월최저온도)만을 사용할 때 모두 결과가 발산함

Table 3. Correlation coefficient of NCEP and Seoul station data

		NCEP						
		Tas	Tmax	Tmin	huss	uas	vas	Prec. water
Seoul Station	Tot prec.	0.6021	0.5709	0.6365	0.7164	-0.4324	0.5935	0.7471
	Tmin	0.9961	0.9922	0.9960	0.9578	-0.7516	0.8442	0.9366
	Tmean	0.9972	0.9964	0.9924	0.9414	-0.7482	0.8477	0.9163
	Tmax	0.9942	0.9966	0.9847	0.9211	-0.7415	0.8483	0.8925

※NCEP data (monthly average Tmean, monthly average Tmax, monthly average Tmin, specific humidity, eastward wind speed, northward wind speed, precipitable water)

※Seoul station data (monthly total precipitation, monthly average Tmin, monthly average Tmean, average Tmax)

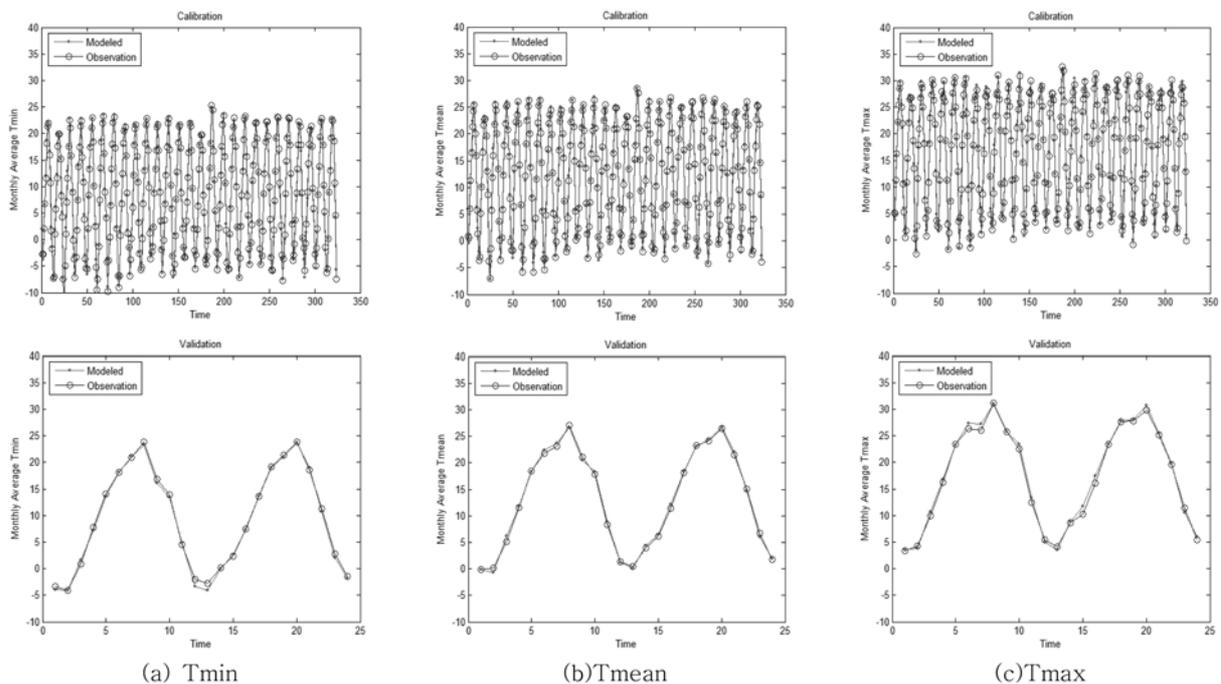


Fig. 4 Calibration and Validation result of ANN (Temperature)

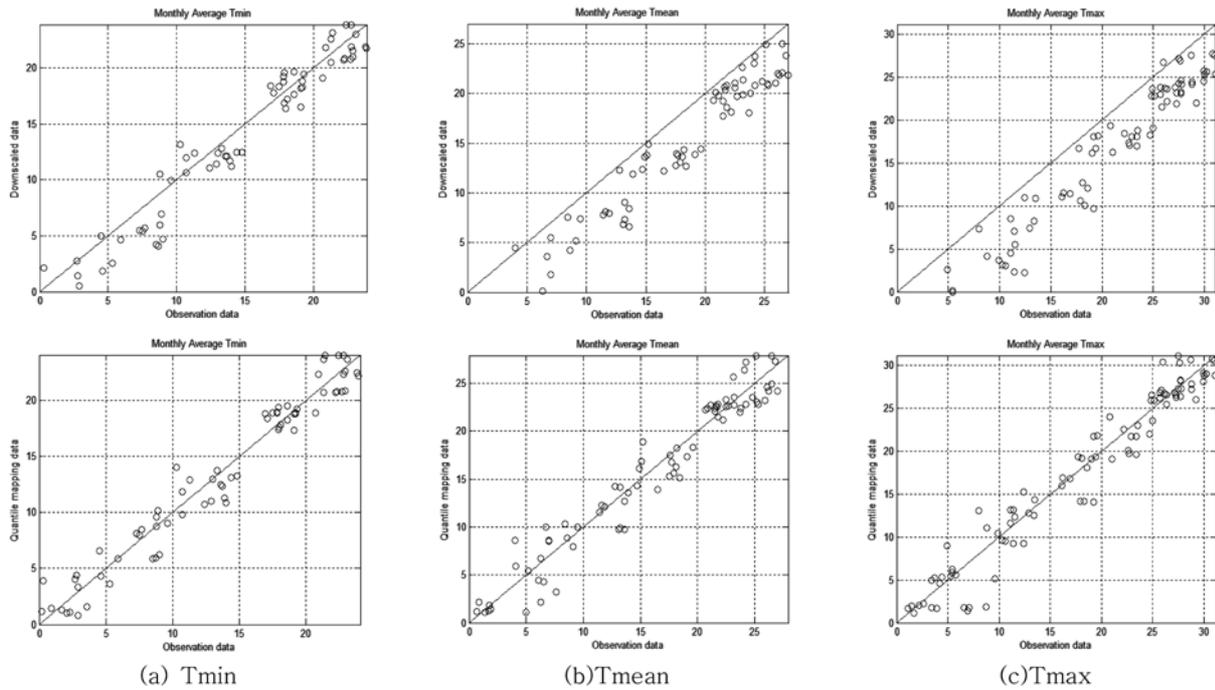


Fig. 5 Quantile mapping result for ANN (Temperature)

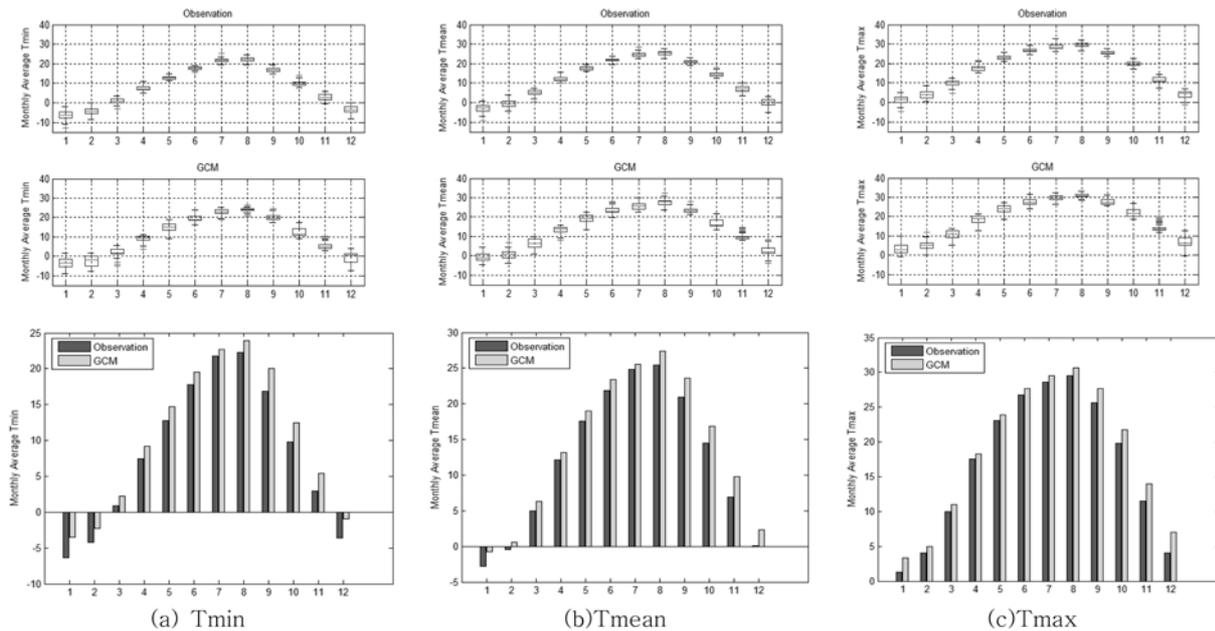


Fig. 6 Seoul station temperature by ANN (Temperature)

을 확인하였다. 이를 통해서 Feed-forward back-propagation 형태의 인공신경망이론을 이용해서 강수량을 축소하는 데는 한계가 있음을 확인하였다. 반면에 온도의 경우, NCEP의 온도만을 사용하는 것이 가장 좋은 결과를 보여주었다. 실제로 상관관계가 0.9 이상인 모든 기상변수를 적용했을 경우보다도 온도만을 사용하여 학습하는 것이 더 좋은 결과를 보임을 확인하였다. 다음 그림은 NCEP의 온도만을 사용해서 학습한 결과 및 검증 결과를 보여준다.

검정 및 검증결과를 바탕으로 BCM2 모형의 결과를 이용하여 2000년에서 2099년까지의 서울지점의 온도를 예측하였다. 기후모형과 적용된 축소기법의 적용성을 평가하기 위하여 2000년~2007년까지의 자료를 비교하였다. 비교결과 편이가 발생하고 있는 것을 알 수 있으며, 이러한 편이를 보정하기 위하여 Quantile mapping을 적용하였다(그림 5).

Quantile mapping을 통하여 제시된 BCM2 모형에 의한 서울지점의 온도는 다음과 같다.

각각의 온도를 대상으로 월별로 상자그림(Box plot)을 확인한 결과 이상기온이 발생할 가능성이 커지게 됨을 확인하였다. 특히 3월과 11월에는 각각 이상저온현상과 이상고온현상이 발생할 가능성이 커지게 됨을 알 수 있다. 또한 각각의 온도를 월별로 평균을 해서 살펴보면 모든 월의 온도가 상승한 것을 알 수 있으며, 이는 본 연구에서 A2 시나리오를 사용했기 때문인 것으로 생각된다.

4.2 최근린법을 이용한 축소기법 적용결과

최근린법을 이용하여 기후변화시 서울지점의 온도를 예측하였다. 온도의 경우, 인공신경망이론을 이용하는 경우와 마찬가지로 서울지점의 온도에 영향을 주는 NCEP의 기상변수

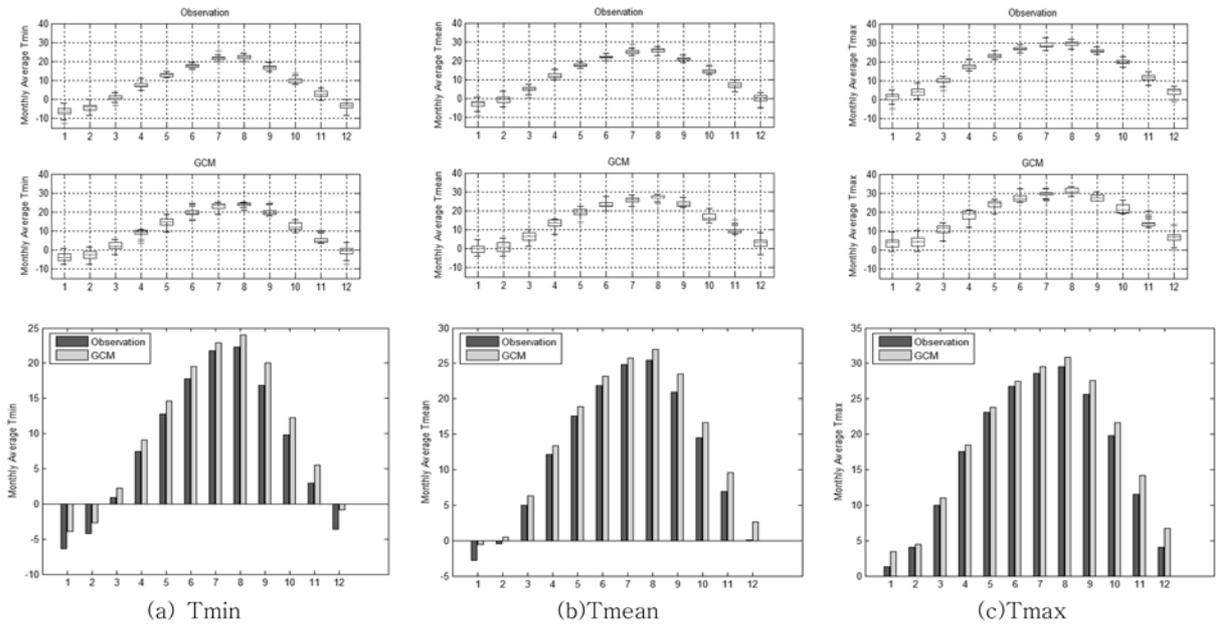


Fig. 7 Seoul station temperature by K-NN (Temperature)

로는 온도만을 사용하는 것이 가장 좋은 결과를 보였으며, 이때의 최근린 개수는 7로 산정되었다. 또한 최근린법을 이용하여 BCM2를 축소한 결과 역시 편의가 발생하여 이를 Quantile mapping을 이용하여 보정하였으며, 최종결과는 그림 7과 같다.

BCM2 모형의 결과를 최근린법을 이용하여 서울지점의 온도로 축소할 경우, 인공신경망이론을 이용해서 축소한 결과와 비교할 때, 월별 평균값은 크게 변화가 없는 것으로 나타났다. 다만, 상자그림에 의한 결과에서 인공신경망이론에 의한 축소 결과와 동일하게 11월에는 이상고온을 보일 가능성이 증가하였으나, 3월에 이상저온이 발생할 가능성은 현재와 비교해서 크게 차이가 없음을 확인하였다.

최근린법은 통계적 특성을 사용하는 인공신경망이론과는 다르게 자료의 패턴을 이용하기 때문에 인공신경망이론을 이용한 축소기법에 비해서 보다 안정적인 결과를 얻을 수 있는 장점이 있다. 따라서 강우를 축소할 경우, 발산하는 현상은 발생하지 않으며, 일반적으로 과소추정되어 편의가 발생하는 경우가 있다(Srinivas and Srinivasan, 2005). 그러나 이러한 편의는 Quantile mapping을 이용해서 보정할 수 있다. 이에 본 연구에서는 BCM2모형의 모의 결과를 서울지점의 월 총강우량으로 축소하는데 적용하였다.

온도의 경우, 서울지점의 온도와 NCEP의 온도가 0.99이상의 상관계수를 보이고 있으나 서울지점의 강우는 NCEP의 기상변수들 중 가장 상관계수가 큰 가강수수분량과의 상관계수가 0.75 정도이다. 따라서 서울지점의 월 총 강우를 얻기 위하여 NCEP에서 제공하는 모든 기상변수에 가중치를 적용하여 축소를 진행하였다. 즉, 3.2절에서 Y_{tpre} 와 Y_{itra} 의 유사성을 알아보기 위하여 두 벡터 사이의 거리 즉, $|Y_{tpre} - Y_{itra}|$ 를 계산할 때, 상관계수(표 3)에 해당하는 값을 가중치로 고려하여 거리를 계산하였다. 이에 따른 검정시 최적의 최근린개수는 9개로 산정되었으며, 검정 및 검증에 따른 결정계수는 각각 0.596과 0.567로 비교적 낮은 값을 보였다(그림 8). 이는 모의값이 비교적 큰 관측값들을 잘 재현하지 못하기 때문인 것으로 생각되며, K-NN적용시 최근린

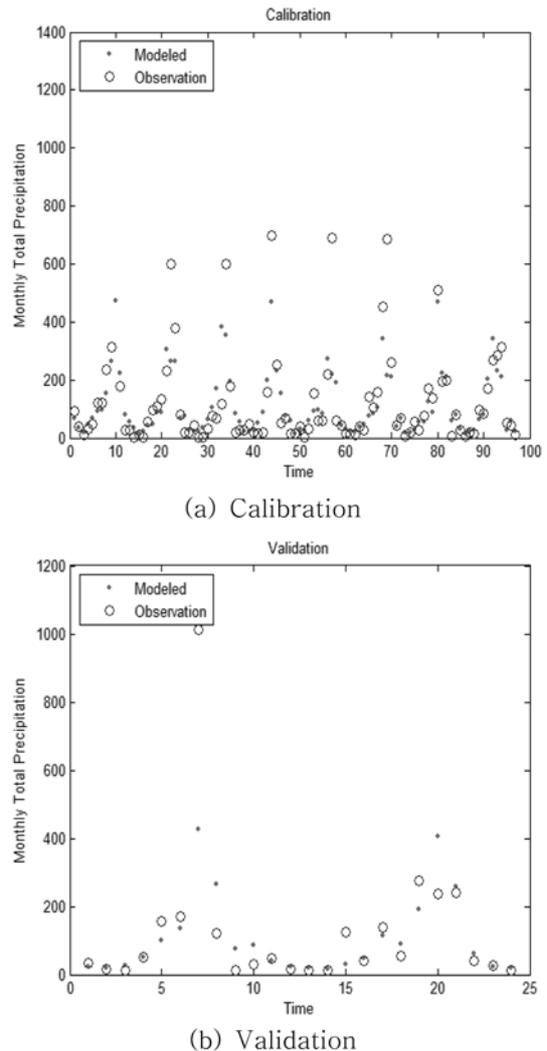
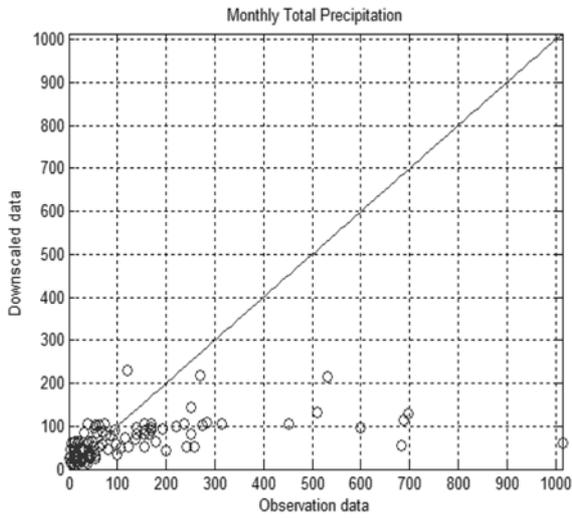
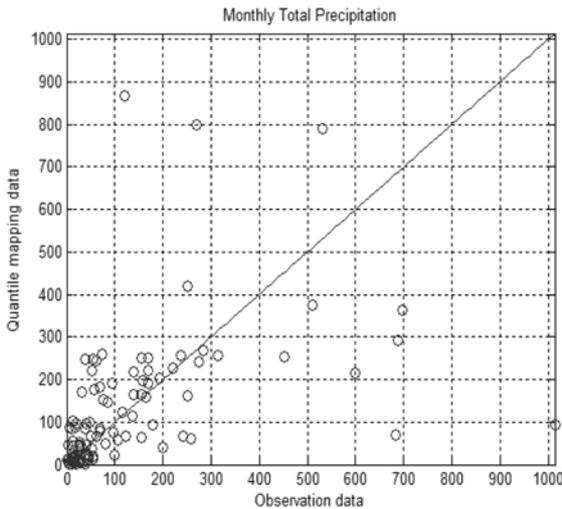


Fig. 8 Calibration and Validation result of K-NN (Precipitation)

개수(K)만큼의 결과를 평균을 내어서 사용하기 때문으로 판단된다. 그러나 기문에 중요한 갈수기에는 어느 정도 모의결과가 관측값을 잘 재현하고 있는 것을 알 수 있으며, 과소 추정되는 값 또한 Quantile mapping을 통해서 보정이 가능



(a) Downscaled data



(b) Quantile mapping data

Fig. 9 Quantile mapping result for K-NN (Precipitation)

하다.

K-NN을 이용하여 BCM2모형으로부터 2000년에서 2009년까지의 서울지점의 강수량을 산정하여 서울지점의 관측 강우와 비교한 결과(그림 9(a)), BCM2로부터 산정된 결과 100 mm이상의 강우에서 K-NN에 의해서 축소된 결과가 관측값보다 과소 추정되고 있음을 알 수 있다. 이러한 편의를 보정하기 위해서 Quantile mapping을 적용하였다(그림 9(b)).

그림 9(b)를 보면, 관측값과 모의값이 대칭을 이루고 있는 것을 알 수 있다. 기후변화와 관련하여 중요한 것은 어떤 특정강우 사상이 언제 발생하느냐 보다는 기후변화로 인하여 전반적으로 강우의 양이 어떻게 변하는지가 더 중요하고, 전반

Table 4. Statistical characteristic of observations and QM data

	Observation data	Quantile mapping data
maximum	1,014	866
minimum	2.1	3.0
average	120.9	120.3
standard deviation	173.8	153.7

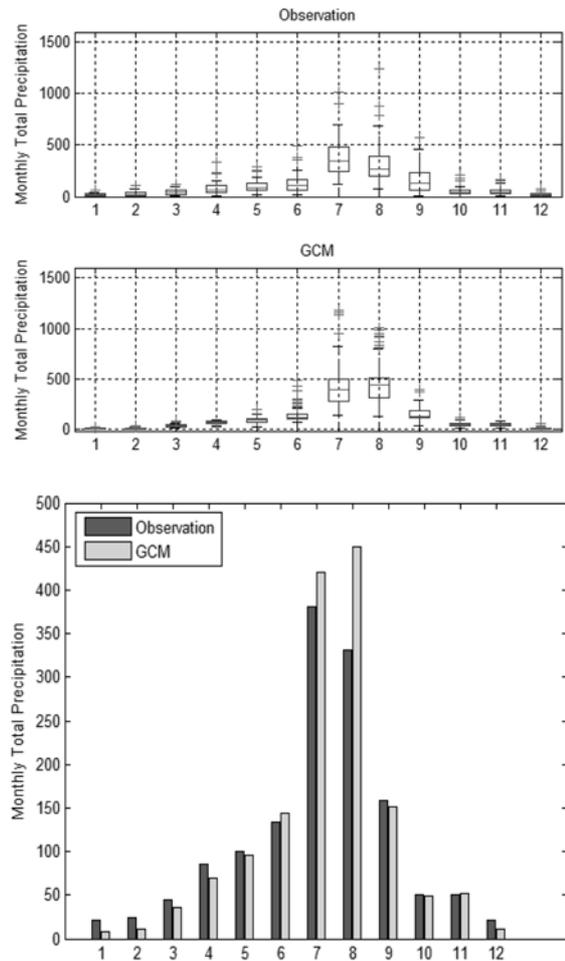


Fig. 10 Seoul station temperature by K-NN (Precipitation)

적으로 모의된 결과가 강우의 통계적 특성에 있어서 큰 차이가 없다면 적용이 가능한 것으로 판단된다. Quantile mapping한 결과와 관측치의 통계값을 비교하면 표 4와 같다.

BCM2를 K-NN에 의해서 서울지점으로 축소된 결과를 그림 10에 나타내었다. 겨울철인 12월부터 봄철인 5월까지 는 강수량이 감소하고 7월, 8월은 전반적으로 강수량이 증가 하고 있음을 알 수 있다. 특히 과거에는 7월의 평균 강우량이 가장 컸으나 BCM2모형에 의하면 8월의 평균 강우량이 가장 크게 나타났다. 연평균 강수량은 과거 관측자료에 의하면 1,401 mm로 산정되었고 BCM2모형에 의한 미래의 연평균 강수량은 1,498 mm로 산정되어 다소 증가하는 것으로 나타났다. 또한 7월에는 과거에는 발생하지 않았던 1,000 mm가 넘는 강우가 미래에는 발생할 수 있으며, 8월에도 상대적으로 큰 강우가 발생할 가능성이 현재에 비해서 증가함을 알 수 있다.

4.3 가뭄분석

기후변화가 가뭄에 미치는 영향평가를 위해서 서울지점으로 축소된 강우량을 대상으로 표준강수지수를 산정하였다. 표준강수지수를 대상으로 가뭄지속기간(drought spell)을 산정하였다. 가뭄지속기간은 가뭄지수로부터 산정될 수 있으며, 표준강수지수를 이용할 경우, 표준강수지수가 지속적으로 0보다 작고 최소값이 -1보다 작은 경우를 의미한다(Dubrovsky et al., 2008). 본 연구에서는 서울지점의 1961년부터 2008

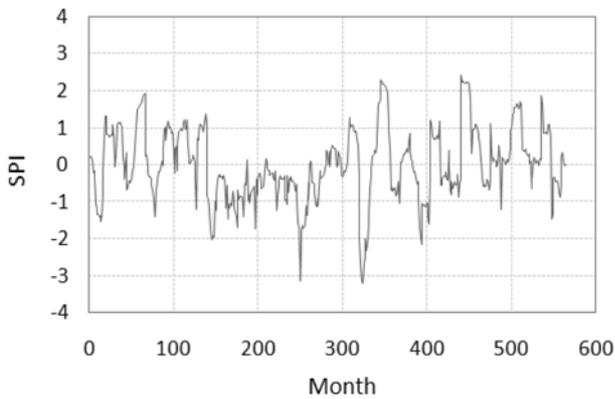


Fig. 11 SPI for Observation : SPI(12)

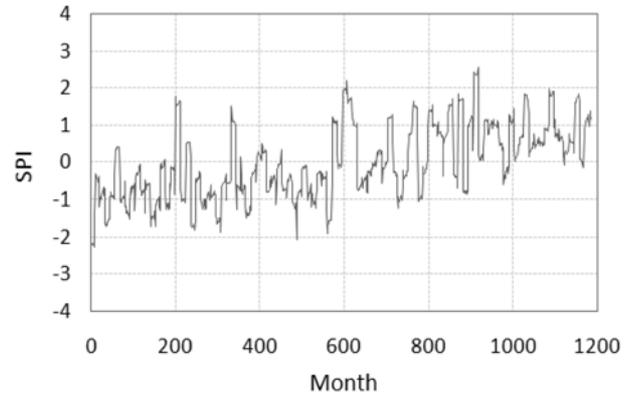


Fig. 12 SPI for BCM2 : SPI(12)

년까지의 표준강수지수와 BCM2로부터 산정된 2000년에서 2099년까지의 표준강수지수로부터 구한 가뭄지속시간에 따른 분석결과를 이용하여 가뭄의 기간, 누가강도, 평균강도, 최대강도를 산정함으로써 기후변화를 고려할 경우, 가뭄의 변화를 평가하였다(표 5~표 8). 그림 11, 12는 지속시간 12개월을 적용하여 산정된 표준강수지수를 보여준다.

가뭄을 지속시간에 따라서 분류한 후, 지속시간에 따라 분류된 가뭄의 평균 누가강도, 평균 강도, 평균 최대강도를 표 5와 같이 산정하였다. 표 5에서 보는바와 같이 표준강수지수 산정을 위해서 가정하는 지속시간이 길어질 수록 가뭄의 발생횟수와 평균강도는 감소하였으나 누가강도는 증가하였다. 또한 기후변화가 가뭄에 미치는 영향을 평가하기 위해서

Table 5. Index of drought spell (all drought duration)

	SPI(3)		SPI(6)		SPI(12)	
	Observation (1961~2008)	BCM2 (2000~2099)	Observation (1961~2008)	BCM2 (2000~2099)	Observation (1961~2008)	BCM2 (2000~2099)
Number of Drought	49	89	38	70	22	42
Accumulate intensity	-2.67	-2.63	-3.13	-3.44	-7.01	-7.02
Average intensity	-1.39	-1.46	-1.35	-1.34	-1.34	-1.23
Maximum intensity	-1.52	-1.60	-1.49	-1.48	-1.54	-1.34

Table 6. Index of drought spell (each drought duration) : SPI(3)

Drought Duration (Month)	# of drought		Accumulate intensity		Average intensity		Maximum intensity	
	Observation (1961~2008)	BCM2 (2000~2099)						
1	29(59.2%)	54(60.7%)	-1.30	-1.43	-1.30	-1.43	-1.30	-1.43
2	10(20.4%)	16(18.0%)	-2.95	-2.86	-1.47	-1.43	-1.66	-1.63
3	5(10.2%)	10(11.2%)	-4.45	-4.70	-1.48	-1.57	-1.76	-1.98
4	1(2.0%)	6(6.7%)	-5.87	-6.52	-1.47	-1.63	-1.69	-2.07
5	3(6.2%)	-	-7.60	-	-1.52	-	-2.04	-
6	1(2.0%)	3(3.4%)	-12.74	-8.46	-2.12	-1.41	-3.73	-2.10

Table 7. Index of drought spell (each drought duration) : SPI(6)

Drought Duration (Month)	# of drought		Accumulate intensity		Average intensity		Maximum intensity	
	Observation (1961~2008)	BCM2 (2000~2099)						
1	20(52.6%)	36(51.4%)	-1.22	-1.29	-1.22	-1.29	-1.22	-1.29
2	9(23.7%)	16(22.9%)	-2.62	-2.71	-1.31	-1.36	-1.40	-1.54
3	2(5.3%)	3(4.3%)	-4.30	-4.24	-1.43	-1.41	-1.72	-1.77
4	4(10.5%)	4(5.7%)	-7.20	-5.40	-1.80	-1.35	-2.37	-1.82
6	2(5.3%)	5(7.1%)	-10.22	-8.79	-1.70	-1.46	-2.28	-1.60
7	1(2.6%)	3(4.3%)	-13.21	-10.40	-1.89	-1.49	-2.21	-1.70
9	-	2(2.9%)	-	-12.31	-	-1.37	-	-2.20
11	-	1(1.4%)	-	-16.65	-	-1.51	-	-2.02

Table 8. Index of drought spell (each drought duration) : SPI(12)

Drought Duration (Month)	# of drought		Accumulate intensity		Average intensity		Maximum intensity	
	Observation (1961~2008)	BCM2 (2000~2099)						
1	9(41%)	19(45.2)	-1.17	-1.10	-1.17	-1.10	-1.17	-1.10
2	5(22.8%)	3(7.1%)	-2.64	-2.25	-1.32	-1.12	-1.38	-1.16
3	-	2(4.8%)	-	-3.09	-	-1.03	-	-1.06
4	1(4.5%)	2(4.8%)	-5.58	-4.42	-1.39	-1.10	-1.70	-1.16
6	1(4.5%)	1(2.4%)	-6.77	-12.38	-1.13	-2.06	-1.45	-2.27
7	1(4.5%)	1(2.4%)	-12.4	-8.16	-1.77	-1.17	-2.02	-1.27
8	1(4.5%)	2(4.7%)	-10.58	-9.03	-1.32	-1.13	-1.52	-1.23
10	-	1(2.4%)	-	-11.74	-	-1.17	-	-1.26
11	-	4(9.5%)	-	-17.59	-	-1.60	-	-2.02
12	4(18.2%)	4(9.5%)	-23.79	-17.55	-1.72	-1.46	-2.50	-1.78
13	-	2(4.8%)	-	-18.90	-	-1.45	-	-1.68
17	-	1(2.4%)	-	-23.36	-	-1.37	-	-1.72

가뭄의 특성을 가뭄의 지속기간에 따라서 정리하였다(표 6~표 8). 표준강수지수(3)을 이용해서 평가할 경우, 기후변화의 영향이 가뭄의 지속기간에 따라서 매우 다양하게 나타나고 있음을 알 수 있다. 반면에 표준강수지수(6)과 표준강수지수(12)의 경우에는 가뭄기간 중에 발생하는 가뭄의 심도는 현재에 비해서 미래에 다소 줄어드나 지속기간이 긴 가뭄의 발생가능성의 증가함에 따라 향후에는 가뭄이 더욱더 심하게 될 것이라고 예측할 수 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 기상청 산하 서울 관측소, NCEP자료, BCM2 A2 시나리오를 이용하여 인공신경망이론과 최근린법을 이용하여 미래 서울지점의 온도와 강우를 월 단위로 예측하였다. 또한 이러한 결과를 바탕으로 기후변화가 가뭄에 미치는 영향평가 기법을 제시하였다. 이를 통해서 얻은 결론은 다음과 같다.

1. IPCC DDC로부터 제공되는 AR4 SRES 모형을 국내지점의 온도로 축소할 경우, 인공신경망과 최근린법모두 적용이 가능하였으나 강수의 경우에는 최근린법만 적용이 가능하였다.
2. 축소결과 서울지점의 온도는 점차 증가하고 있음을 알 수 있으며, 이는 A2 시나리오를 사용했기 때문인 것으로 생각된다. 또한 축소기법에 따라서 일부 차이를 보였으나 11월과 3월에 이상고온과 이상저온이 발생할 가능성이 커지게 됨을 확인하였다.
3. 축소결과 서울지점의 연평균 강수량은 1,401 mm에서 1,498 mm로 큰 차이를 보이지 않았으나 가뭄에 영향을 미치는 봄, 겨울철 강수는 전반적으로 감소하게 됨을 알 수 있다.
4. BCM2 A2 시나리오에 의해서 서울지점으로 축소된 월 총강우를 이용하여 표준강수지수를 산정한 결과, 표준강수지수(6)과 표준강수지수(12)에서 긴 지속기간을 가지는 가뭄의 발생빈도가 증가하고 있음을 알 수 있으며, 이를 통

해서 미래에는 가뭄이 더욱 심각해질 것이라는 예측을 할 수 있다.

본 연구에서는 BCM2 A2 시나리오를 이용해서 기후변화가 한반도 가뭄에 미치는 영향에 대한 평가방안을 제시하였으나, 연구 결과에 있어서는 절대적이라고는 얘기할 수 없다. 왜냐하면 전세계적으로 수많은 기후모형과 축소기법들이 개발되어 있으며, 어떠한 기후모형과 축소기법을 쓰느냐에 따라서 결과가 다소 다르게 나타날 수 있기 때문이다. 따라서 국내에 적합한 기후모형과 축소기법을 선정하는 방법에 대한 연구가 필요하며, 이러한 연구를 바탕으로 본 연구에서 제시된 평가기법을 활용한다면 더욱더 신뢰성 있는 결과를 제시할 수 있을 것이다. 또한 국내의 모든 기상청 지점을 대상으로 미래의 표준강수지수를 산정함으로써 기후변화가 가뭄의 공간적 분포에 미치는 영향도 평가할 수 있을 것으로 생각한다.

감사의 글

본 연구는 건설교통부 한국건설교통기술평가원의 이상기후 대비시설기준강화 연구단에 의해 수행되는 2005 건설기술기반구축사업(05-기반구축-D03-01)에 의해 지원되었습니다.

참고문헌

- 경민수, 벨리시바쿠마르, 김형수, 김병식(2008) 카오스를 이용한 일 강우자료의 시간적 분해. **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제41권, 제9호, pp. 959-967.
- 권현환, 문영일(2005) 상태-공간 모형과 Nearest Neighbor 방법을 통한 수문시계열 예측에 관한 연구. **대한토목학회 논문집**, 대한토목학회, 제25권, 제4B호, pp. 275-283.
- 김병식(2005) **기후변화에 따른 유역의 수문요소 및 수자원 영향 평가**. 박사학위논문, 인하대학교.
- 김병식, 김보경, 경민수, 김형수(2008) 기후변화가 극한강우와 I-D-F 분석에 미치는 영향 평가. **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제41권, 제4호, pp. 379-394.
- 김형수, 최시중, 김중훈(1998) DVS 알고리즘을 이용한 일 유량 자료의 예측. **대한토목학회 논문집**, 대한토목학회, 제18권, 제

- II-6호, pp. 563-570.
- 류소라, 유철상(2004) 수정표준강수지수의 제안 및 적용, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제37권, 제7호, pp. 553-567.
- Casdagli, M. (1992) Chaos and deterministic versus stochastic nonlinear modeling, *Journal of the Royal Statistical Society, Statistics in Society, Series B* 54, pp. 303-324.
- Casdagli, M. and Weigend, A. (1994) Exploring the Continuum Between Deterministic and Stochastic Modelling, Forecasting the Future and Understanding the Past, Eds. A.S. Weigend and N.A. Gershenfeld, SFI Studies in the Sciences of Complexity, Proc. Vol. XV, Addison-Wesley, pp. 993.
- Dubrovsky, M., Svoboda, M. D., Tranka, M., Hayes, M.J., Wilhite, D.A., Zalud, Z., and Hlavinka, P. (2008) Application of relative drought indice in assessing climate-change impacts on drought conditions in Czechia. *Theoretical and Applied Climatology*, in press.
- Durman, C.F., Gregory, J.M., Hassell, D.C., Jones, R.G., and Murphy, J.M. (2001) A comparison of extreme European daily precipitation simulated by a global and a regional climate model for present and future climates. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, Royal Meteorological Society*, Vol. 127, No. 573, pp. 1005-1015.
- Fowler, H.J., Kilsby, C.G., and Stunell, J. (2007) Modeling the impacts of projected future climate change on water resources in north-west England. *Hydrologic & Earth System Sciences, EGU*, Vol. 11, No. 3, pp. 1115-1126.
- Guttman, N.B. (1999) Accepting the Standardized Precipitation Index. *Journal of the American Water Resources Association*, Vol. 35, No. 2, pp. 311-322.
- Hamlet, A.F., Lettenmaier, D.P., and Snover, A. (2003) Climate change streamflow scenarios for critical period water planning studies: A technical methodology. *Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE*, in review.
- Hashino, T., Bradley, A.A., and Schwartz, S.S. (2007) Evaluation of bias-correction methods for ensemble streamflow volume forecasts. *Hydrology and Earth System Science, EGU*, Vol. 11, pp. 939-950.
- Kim B.S., Kim H.S., Seoh B.H. and Kim, N.W. (2007) Impact of climate change on water resources in Yongdam Dam Basin, Korea. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 21, No. 4, pp. 355-373.
- McKee, T.B., Doesken, N.J., and Kleist, J. (1993) The relationship of drought frequency and duration to time scales. Preprints, *8th Conference on Applied Climatology*, 17-22 January, Anaheim, California, pp. 179-184.
- Olsson, J., Uvo, C. B., Jinno, K., Kawamura, A., Nishiyama, K., Koreeda, N., Nakashima, T., and Morita, O. (2004) Neural networks for rainfall forecasting by atmospheric downscaling. *Journal of hydrology Engineering*, Vol. 9, No. 1, pp. 1-12.
- Palmer, R., Wiley, M., and Kameenui, A. (2004) Will climate change impact water supply and demand in the puget sound?, Department of Civil and Environmental Engineering University of Washington, Seattle WA.
- Panofsky, H.A. and Brier, G.W. (1963) Some application of Statistics to Meteorology, Pennsylvania State University, University Park, Pennsylvania, pp. 224.
- Rosenblatt, F. (1962) Principles of Neurodynamics. Spartan. New York.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., and Williams, R.J. (1986) Learning internal representation by error propagation. in Rumelhart, D.E., McClelland, J. (Eds), *Parallel Data Processing*, MIT Press, Vol. 1, pp. 318-362.
- Semenov, M.A. and Barrow, E.M. (2002) LARS-WG : A Stochastic Weather Generator for use in climate impact studies, Vol. 30.
- Shivam, T. (2004) *Downscaling of general circulation models to assess the impact of climate change on rainfall of indian*, ME Dissertation, Indian Institute of science, Bangalore, India.
- Sivakumar, B., Sorooshian, S., Gupta, H.V., and Gao, X. (2001) A chaotic approach to rainfall disaggregation. *Water Resources Research, AGU*, Vol. 37, No. 1, pp. 61-72.
- Solecki, W.D. and Oliveri, C. (2004) Downscaling climate change scenarios in an urban land use change models. *Journal of environmental management*, Vol. 72, No. 1-2, pp. 105-115.
- Srinivas, V.V., Srinivasan, K. (2005) Matched block bootstrap for resampling multiseason hydrologic time series. *Hydrological Process*, Vol. 19, Issue 18, pp. 3659-3682.
- Stehlik, Jiri and Bardsossy, András. (2002) Multivariate stochastic downscaling model for generating daily precipitation series based on atmospheric circulation. *Journal of hydrology*, Vol. 256, No. 1-2, pp. 120-141.
- Tatli, H., Dalfes, H.N., and Mentis, S. (2004) A statistical downscaling method for monthly total precipitation over Tutkey. *International journal of climatology, Royal Meteorological Society*, Vol. 24, No. 2, pp. 161-180.
- Tripathia, S., Srinivasa, V.V., and Nanjundiah, R.S. (2006) Downscaling of precipitation for climate change scenarios: A support vector machine approach. *Journal of Hydrology*, Vol. 330, Issues 3-4, pp. 621-640.
- Wetterhall, F., Halldin, S., and Xu, C.Y. (2005) Statistical precipitation downscaling in central Sweden with the analogue method. *Journal of Hydrology*, Vol. 306, No. 14, pp. 174-190.
- Wilby, R.L. and Dawson, C.W. (2007) SDSM 4.2 : A decision support tool for the assessment of regional climate change impacts Vol. 4.2.
- Wood, A.W., Leung, L.R., Sridhar, V., and Lettenmaier, D.P. (2004) Hydrologic implications of dynamical and statistical approaches to downscaling climate model outputs. *Climatic Change*, Vol. 62, Issue 1-3, pp. 189-216.
- Zhang, X.C. (2007) A comparison of explicit and implicit spatial downscaling of GCM output for soil erosion and crop production assessments. *Climatic change*, Vol. 84, No. 3-4, pp. 337-363.

(접수일: 2009.1.20/심사일: 2009.2.24/심사완료일: 2009.3.5)