

# 산악지역에 GCM 자료를 이용하기 위한 공간 축소방법 개발

김수전\* · 강나래 · 김연수 · 이종소 · 김형수+

\* 콜롬비아대학교  
인하대학교 토목공학과

## Spatial Downscaling Method for Use of GCM Data in A Mountainous Area

Kim, Soojun\* · Kang, Na Rae · Kim, Yon Soo · Lee, Jong So · Kim, Hung Soo<sup>+</sup>

\* Columbia Water Center, Columbia University  
Department of Civil Engineering, Inha university

### 요 약

본 연구에서는 강수의 공간적 편차가 큰 산악지역에서 축소기법을 적용하기 위한 방법론을 마련하고 이를 이용하여 미래 강수특성의 변화를 추정하고자 하였다. 이를 위하여 한반도내 산악지역이라고 할 수 있는 남한강유역을 대상유역으로 선정하였고 일반적인 축소기법 중의 하나인 신경망과 고도자료를 부가자료로 활용하여 유역의 지형적 특성을 반영할 수 있는 SKlm 기법을 연계하여 신경망-SKlm 모형(ANN-SKlm : Artificial Neural Network - Simple Kriging with varying local means)을 구축하였다. 유역내 6개의 기상관측소 지점의 월강수량을 이용하여 신경망-SKlm 기법과 기존 강수량의 공간분포 방법인 Thiessen 및 Ordinary Kriging 을 적용하여 비교·평가하였다. 유역내에 보다 밀도있게 구성되어 있는 25개 강우관측소 지점을 대상으로 각 기법을 평가한 결과 고도자료를 부가자료로 사용하는 SKlm 기법이 가장 우수한 결과를 나타내었다.

**핵심용어** : 기후변화, 축소기법, 신경망, Simple Kriging with varying local means

### Abstract

This study established a methodology for the application of downscaling technique in a mountainous area having large spatial variations of rainfall and tried to estimate the change of rainfall characteristics in the future under climate change using the established method. The Namhan river basin, which is in the mountainous area of the Korean peninsula, has been chosen as the study area. Artificial Neural Network - Simple Kriging with varying local means (ANN-SKlm) has been built by combining artificial neural network, which is one of the general downscaling techniques, and SKlm technique, which can reflect the geomorphologic characteristics like elevation of the study area. The evaluation of SKlm technique was done by using the monthly rainfalls at six weather stations which KMA(Korea Meteorological Administration) is managing in the basin. The ANN-SKlm technique was compared with the Thiessen technique and ordinary kriging(OK) technique. According to the evaluation result of each technique the SKlm technique showed the best result.

**Keywords** : Climatic Change, Downscaling Technique, Neural Network, Simple Kriging with varying local means

## 1. 서론

기후변화는 수문사상의 강도와 빈도 뿐만아니라 수자원의 공간적 시간적 분포에 영향을 미치고 있다(Huntington, 2006). 따라서 기후변화에 의하여 장기간에 걸친 온도상승, 강수량 변화, 강우패턴 변화, 가뭄, 해수면 상승 등으로 이어지며, 하천유량, 수질, 생태, 지하수, 농업, 용설, 수력발전 등 수자원 전반에 걸쳐 영향

을 평가하기 위한 많은 연구가 수행되고 있으며 이는 IPCC에 의하여 통합되고 있으며 정기적으로 평가보고서가 발간(FAR; 1990, SAR; 1995, TAR; 2001, AR4; 2007, AR5; 2013 예정. <http://www.ipcc.ch/>) 되고 있다. 이중 가장 중요한 이슈 중의 하나는 바로 규모축소와 관련한 부분이다. 따라서 기존에 연구자들은 이 부분에서 다양한 축소 기법을 제시하고 결과를 개선하고자 다 음과 같이 많은 노력을 기울이고 있다.

+ To whom correspondence should be addressed.  
sookim@inha.ac.kr

현재까지 축소기법과 관련한 연구는 GCM(General Circulation Model)의 해상도에 대한 문제에서 시작되었다. 따라서 GCM 자료를 수문학 측면에서 활용하기 위한 연구는 크게 동역학적으로 축소하기 위한 연구와 통계학적으로 축소하기 위한 연구로 구분할 수 있다.

동역학적 축소기법은 기상학적 방정식에 의해서 날씨, 기후에 대한 변수와 플럭스를 제공해주는 컴퓨터 프로그램 기반의 수치모형이라 할 수 있다. RCM(Regional Climate Model)이나 LAM(Limited Area Model)을 대표적인 예로 들 수 있으며, GCM을 경계조건으로 해서 물리적 순환과정을 거쳐 고해상도의 기후시나리오를 만드는 과정이다 (Giorgi et al. 2001; Meams et al., 2003). RCM은 대상지역을 고해상도로 모의가 가능하기 때문에 많은 연구(Maurer et al. 2002; Fowler et al., 2005a; Frei et al., 2006; Hurrell et al. 2008; Daly et al. 2008; Meams et al. 2009)에서 활용되었다. 동역학적 축소기법은 기후변화의 영향과 취약성을 지역적 범위에서 평가하고자 전세계적으로 The UK Climate Impacts Programme (Hulme et al. 2002), The PRUDENCE (European Projects; Christensen et al. 2007; Gao et al. 2006; Giorgi et al. 2004), The North American Project NARCCAP (Meams 2004), CRES(Marengo and Ambrizzi 2006) 등의 많은 프로젝트가 진행되었다.

통계학적 축소기법은 저해상도의 GCM과 지역의 관측 자료간의 통계적 상관관계를 이용한다(Wilby et al., 2004; Goodess et al., 2007). 대기의 수문기상변수와 지표면의 강수나 온도의 관계를 이용하는 경우로 Hanssen-Bauer and Førland, 1998; Hellström et al. 2001; Fowler et al. 2007에서 적용하였다. 이와 더불어 Cubasch et al. 1996, Kidson and Thompson, 1998, Hanssen - Bauer et al., 2003, Chu et al., 2008에서는 기압장 (pressure field) 또는 지오폠펜셜(geopotential heights)의 주성분을 추출하여 활용하기도 하였다. 비선형 예측에 주로 쓰는 인공신경망(ANN, artificial neural network)기법을 이용한 연구(Zorita and von Storch, 1999; Yuval and Hsieh, 2003, Dibike and Coulibaly, 2006, Pasini and Langone, 2010)나 정준상관분석(CCA, canonical correlation analysis)을 적용한 사례도 있다(Karl et al., 1990; Wigley et al., 1990; von Storch et al., 1993; Busuioc et al., 2001; Huth, 2002, Tomozeiu et al., 2006, Frias et al. 2006). Kyung et al.(2011)은 KNN(K-Nearest Neighbour) 방법을 적용하기도 하였다.

최근에는 동역학적 축소기법과 통계학적 축소기법을 비교한 연구(Hay and Clark, 2003; Schmidli et al, 2007; Spak et al, 2007; Gutmann et al, 2012)도 많이 제시되고 있으며 각 방법의 장단점을 확인할 수 있다. 하지만 수문학 분야에서는 비교적 시간 및 경제적으로 장점이 있는 통계학적 기법이 더욱 범용적으로 활용되고 있다. 이

러한 이유와 함께 수문분석을 위하여 RCM 자료를 보정의 과정 없이 직접적으로 활용하기는 곤란하다는 문제와 함께 미래 수자원 영향평가를 위하여 필요한 자료를 모두 RCM 자료로 부터 손쉽게 얻을 수 없는 한계로 인하여 수문학자들은 GCM 자료를 전이함수 방법을 사용하여 통계학적으로 축소하는 방법을 선호한다. 하지만 GCM 자료를 사용할 경우 GCM의 해상도로 인한 문제점이 있다. 일반적으로 한개의 격자가 300~500 km 인 GCM은 약 2~4개의 격자가 한반도를 대표하게 된다. 특히 한반도의 경우, 국토의 대부분이 산악지형 (약 70%)으로 인해 지형학적 특성에 큰 영향을 받는 기상현상의 공간적 편차가 상당히 크다고 할 수 있어 축소기법의 적용시에 반드시 지형학적 특성이 고려되어야 한다. GCM 자료를 유역내 기상관측소 지점으로 축소하는 일반적인 축소기법은 유역의 기상특성을 제대로 재현할 수 없다고 할 수 있다.

따라서 본 연구에서는 기후변화가 수자원에 미치는 영향평가를 위하여 반드시 선행되어야 하는 공간적 축소기법을 개선하고자 한다. 이를 위하여 축소기법의 적용시에 지형학적 특성을 고려하는 방법에 대하여 제시하고 기존 방법론과 비교 및 검토하고자 한다.

## 2. 기본 자료 및 방법론

본 연구에서는 GCM 자료를 이용하여 유역내 강우량을 추정하기 위한 방법으로 축소기법의 적용시에 지형학적 특성을 고려할 수 있는 방법론을 제시하고자 하였다. 이를 위하여 비선형 축소기법의 하나인 신경망과 지형학적 특성을 고려할 수 있는 SKlm 방법을 결합한 축소기법을 제시하였다. 그리고 NCEP 자료를 이용하여 본 기법의 결과와 기존의 유역평균강우량을 산정하는 방법인 Thiessen 및 Ordinary Kriging의 결과와 비교 평가하고자 하였다.

### 2.1 기후자료의 수집

#### 2.1.1. Observed climate data

본 연구에서는 한반도의 지형 및 기상 특성을 가장 잘 대표하고 있을 뿐만 아니라 충분한 기간과 양질의 자료 취득이 가능한 남한강 유역을 대상 유역으로 선정하였다(Fig. 1 참고). 유역의 총 면적은 12,577km<sup>2</sup>, 하천의 총 길이는 375km이고 상류 지역은 높이 500m~1,700m 이상의 고원지대, 하류는 높이 500m 내외의 구릉지대에 속한다. 유역내 기상청 관할 기상관측소 중 자료의 유의성 및 신뢰성이 인정될 뿐만 아니라 자료년한이 최소한 30년 이상을 확보하고 있는 기상청 관할 6개 기상관측소(대관령, 충주, 원주, 양평, 이천, 제천)를 선정하였

다. 그리고 본 연구에 의해서 제시된 축소기법의 적용성을 검토하기 위하여 유역내 국토해양부 관할 강우관측소 25개소에 대한 자료를 수집하였다.

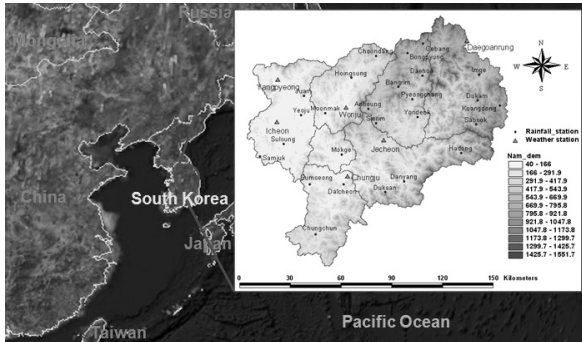


Fig. 1. Study area and the location of stations

### 2.1.2 NCEP-NACAR reanalysis data

미국의 해양대기청 물리학과는 홈페이지를 통해서 NCEP reanalysis data를 포함해서 총 29개의 전구단위 관측데이터를 제공하고 있다. 이 중 기후변화 관련 연구에서 주로 사용되는 NCEP/NCAR Reanalysis 자료는 1948년 1월 1일부터 현재까지 4시간, 일, 월 단위의 온도, 상대습도, 비습도, 해수면 압력, 증발산량, U-wind, V-wind 등을 제공하고 있다. 본 연구에서는 한반도에 해당하는 1973~2008년 까지의 월단위 NCEP 자료를 다운받아 활용하였다.

## 2.2 Methods

본 연구에서는 공간적 축소기법을 위하여 인공신경망(ANN)과 SKlm 기법을 검토하였다. 최근 많은 연구에서 기법들 간의 체계적인 평가를 통해서 비선형적 관계를 고려하는 인공신경망을 이용한 방법이 기존의 다른 방법들에 비하여 탁월하다는 연구결과가 제시되고 있다(Kuligowski and Barros, 1998; Schoof and Pryor, 2001; Yuval and Hsieh 2003). 따라서 기상계열의 비선형 특성을 모의하는데 적용성이 우수할 것이고 판단되는 ANN 기법을 적용하였다. 그리고 공간축소기법의 적용시에 월 강수계열의 공간분포를 위하여 공간 보간 기법으로 다양한 분야에 적용되고 있는 Kriging 기법을 고려하였다.

### 2.2.1 신경망을 이용한 공간축소 기법

인간의 뇌를 구성하는 신경세포로서 뉴런의 신경전달 방법을 모형화 한 신경망은 입력변수와 출력변수 사이의 비선형 관계를 고려할 수 있는 경험적 패턴인식 기법이다. 신경망은 그 특유의 적용성으로 인하여 다양한 분야(Bishop 2000, Picton 2000)에서 활용되고 있으며, 특히 기후과학과 관련한 분야(Hsieh, 2009; Haupt et al.,

2009)에서도 활용성이 인정되고 있다.

본 연구에서는 NCEP 자료를 통한 축소기법을 적용하기 위하여 신경망 모형을 구성하였다.

신경망을 이용한 일반적인 공간축소 절차를 다음과 같이 요약할 수 있다.

- ① NCEP 자료, 기상관측소 지점 기상자료를 수집하여 원하는 출력값을 생성할 수 있는 공통 인자를 추출하고 신경망의 입력자료를 구성한다.
- ② 입력자료(NCEP)와 출력자료를 고려하여 은닉층을 구성하고 연결강도에 의한 네트워크를 구축함으로써 다층신경망을 모형화 한다.
- ③ 출력자료와 비교할 수 있는 관측값(기상관측소)으로부터 목적함수를 구성한다.
- ④ Random seed에 의한 연결강도로부터 출력자료를 생성하고 목적함수를 통하여 관측값과 비교한다.
- ⑤ 오차역전파알고리즘에 의하여 반복적으로 연결강도를 조정함으로써 최적의 연결강도를 구성함으로써 학습을 완료한다.
- ⑥ 예측을 위해서 GCM 자료를 입력자료로 구성하여 학습이 완료된 신경망을 이용함으로써 미래 일기상계열을 모의한다.

### 2.2.2 공간축소된 강수량의 지형적 영향을 고려하는 방법

Simple Kriging에서는 정상성의 가정에 의해 평균  $m$ 은 분리거리  $u$ 에 독립적으로 작용하여 미계측된 모든 지점에 대하여 동일한 값을 갖는다. 하지만 분리거리  $u$  지점에 있는 모든 각 지점에서 부가자료를 활용할 수 있다면 평균  $m$ 은 Varying means  $m^*sk(u)$ 로 대체할 수 있다. 이러한 방법론이 SKlm이며 추정식은 Eqs. (1)과 같다(Goovaerts, 2000).

$$Z^*_{sk}(u) = m^*_{sk}(u) + \sum_{\alpha=1}^{n(u)} \lambda^sk_{\alpha}(u) [Z(u_{\alpha}) - m^*_{sk}(u)] \quad (1)$$

SKlm의 특징은 주자료의 Local mean  $m(u)$ 는 부가자료의  $m^*sk(u)$ 으로 대체한다는 것이다. 이러한 방법론은 다음의 절차에 의해서 적용할 수 있다.

- ① 주자료와 부가자료와의 회귀관계에 의한 Local mean을 계산한다.
- ② 측정값과 Local mean의 관계에 의해 잔차를 계산한다.
- ③ 잔차에 대한 베리오그램을 작성한다.
- ④ 잔차에 대한 크리깅을 수행함으로써 미계측 지점

에 대한 잔차를 추정한다.

- ⑤ Local mean에 잔차를 추가함으로써 미세측 지점에 대한 추정값을 얻는다.

### 3. 모형의 구축 및 적용 결과

#### 3.1 신경망 모형

본 연구에서는 GCM 기후자료를 공간적으로 축소 과정으로 신경망을 구축하기 위해서 입력층으로 NCEP과 GCM에서 동일한 변수로 제공하고 있는 평균온도, 비습도, 풍속, 해수면 평균기압으로 입력하고 출력층으로는 월강수량을 설정하였다. Fig. 2와 같이 입력층 1개, 은닉층 2개, 출력층 1개로 구성된 다층 인공신경망 모형을 구축하였다.

학습기간은 31년간(1973~2003년)의 NCEP 월자료를 활용하였고 약 5년간(2004~2008년)의 자료를 검증기간으로 설정하여 관측자료와 비교하여 구축한 신경망 모형의 적용성을 검토하였다. 여기에서는 신경망-SKlm의 적용성을 검토하는 부분에 초점을 맞추었기 때문에 GCM을 이용한 예측을 수행하지는 않았다. 따라서 6개

기상관측소 각 지점에 대하여 60개월(5년) 동안의 출력 결과를 검증한 결과를 Fig. 3과 같이 나타내었다. 월 강수량이 관측치의 극치값을 잘 재현하지는 못하였지만 대체로 관측치를 잘 모의하는 것으로 나타났다.

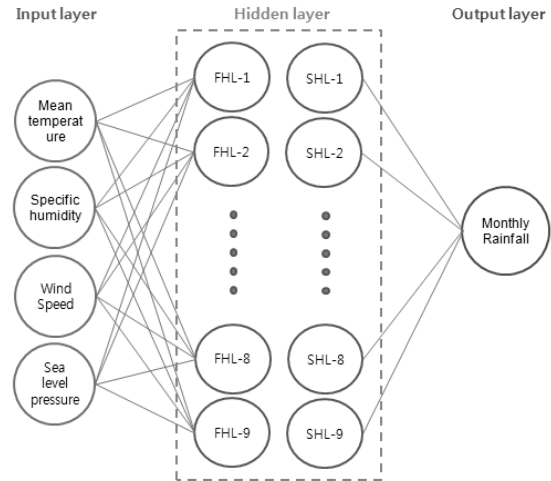
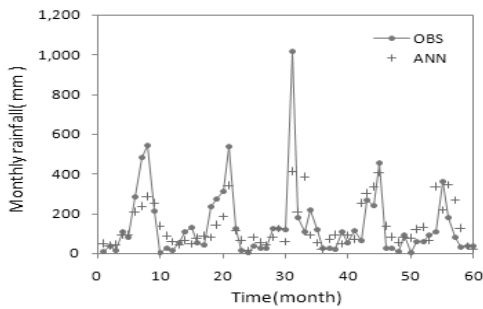
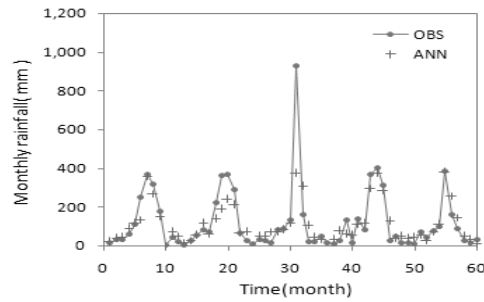


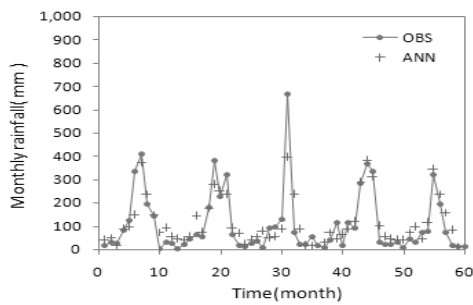
Fig. 2. Construction of ANN model



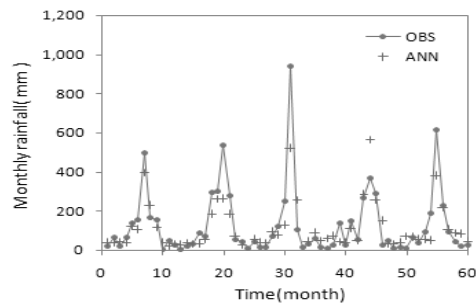
(a) Daegoanrung



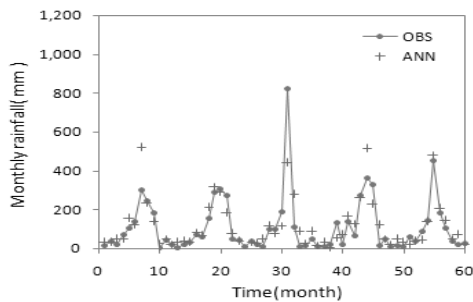
(b) Wonju



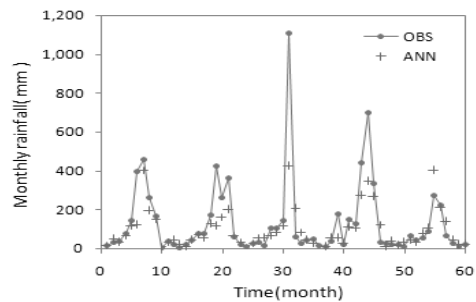
(c) Chungju



(d) Yangpyeong



(e) Icheon



(f) Jecheon

Fig. 3. Comparison of rainfall series by location

본 연구에서 구축한 신경망 모형의 적용성을 검토하기 위하여 일반적인 통계학적 축소기법이라 할 수 있는 다중회귀분석 기반의 SDSM(Statistical Downscaling Model, Wilby R.L. et al., 2002)의 결과와 비교하였다. Table 1과

같이 상관계수 결정계수, 모형효율성계수, RMSE, PVE를 산정하여 검토하여 상대적으로 우수한 결과를 나타내는 기법에 대하여 볼드체로 표시한 결과 전반적으로 ANN이 SDSM 보다 적용성이 있는 것으로 판단되었다.

Table 1. Comparison of ANN and SDSM

		Daegoanrung	Wonju	Chungju	Yangpyeong	Icheon	Jecheon
CC	ANN	<b>0.689</b>	<b>0.851</b>	<b>0.886</b>	<b>0.863</b>	<b>0.854</b>	<b>0.834</b>
	SDSM	0.642	0.802	0.801	0.798	0.798	0.745
R <sup>2</sup>	ANN	<b>0.475</b>	<b>0.724</b>	<b>0.786</b>	<b>0.745</b>	<b>0.729</b>	<b>0.696</b>
	SDSM	0.412	0.643	0.642	0.638	0.637	0.556
ME	ANN	<b>0.963</b>	<b>0.958</b>	<b>0.77</b>	0.034	0.581	<b>0.86</b>
	SDSM	0.962	0.945	0.604	<b>0.064</b>	<b>0.853</b>	0.797
RMSE	ANN	<b>2.208</b>	<b>1.769</b>	<b>13.395</b>	<b>8.503</b>	<b>0.552</b>	<b>1.747</b>
	SDSM	2.879	2.619	14.951	11.659	3.661	4.43
PVE	ANN	0.043	0.029	<b>0.402</b>	<b>0.468</b>	<b>0.582</b>	<b>0.511</b>
	SDSM	<b>0.015</b>	<b>0.026</b>	0.63	0.82	0.765	0.86

### 3.2 SKlm(Simple Kriging with varying local means)의 적용

SKlm은 공간 보간시 부가자료를 활용할 수 있는 기법이다. 본 연구에서는 부가자료로서 수치고도자료(Digital Elevation Model)를 활용하여 공간 보간함으로써 축소기법에 적용하였다. 따라서, 남한강 유역내 6개 기

상관축소에 대한 월별 평균값을 이용하여 고도와 월강수량과의 관계를 월별로 분석하였다. 그 중 2월, 4월, 6월, 8월, 10월, 12월에 대한 회귀분석결과를 Fig. 4와 같이 제시하였다. 결정계수가 최소 0.772에서 최대 0.99 정도로 고도와 월강수량은 강한 상관성이 있음을 확인하였다. 이러한 1차 회귀관계를 이용하여 각 관측소 강수량의 잔차를 산정하고 SKlm기법을 적용하였다.

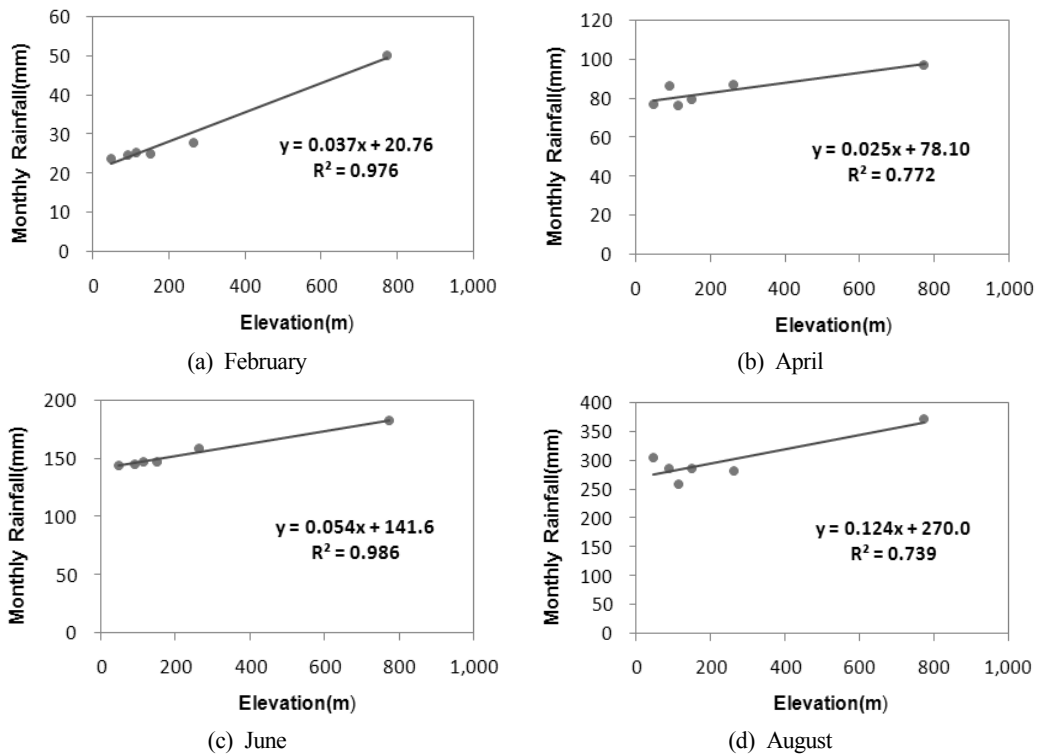


Fig. 4. Relation between elevation and monthly rainfall

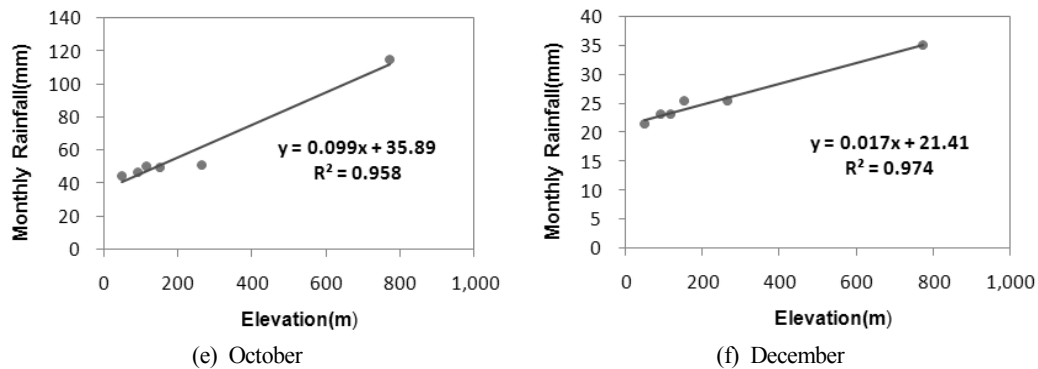


Fig. 4. Relation between elevation and monthly rainfall (continued)

### 3.3 적용 결과의 비교

본 연구에서는 검증 대상 25개의 강우관측소에 대한 SKI<sub>m</sub> 기법의 적용성을 검토하기 위하여 일반적으로 강수를 공간보간하는 기법인 Thiessen Polygon와 Ordinary Kriging(OK)을 함께 적용하여 비교하였다. 여기에서 Fig.

5는 각 기법의 결과를 나타낸다. Thiessen Polygon의 경우 유역의 강수량이 6개의 대푯값으로 나타나게 되고, Ordinary Kriging의 경우 거리의 함수로써 공간보간된 특성을 확인 할 수 있으며, SKI<sub>m</sub>의 경우 고도자료를 부가 자료로 사용하였기 때문에 강수량이 고도의 특성을 반영하고 있는 것을 확인할 수 있다.

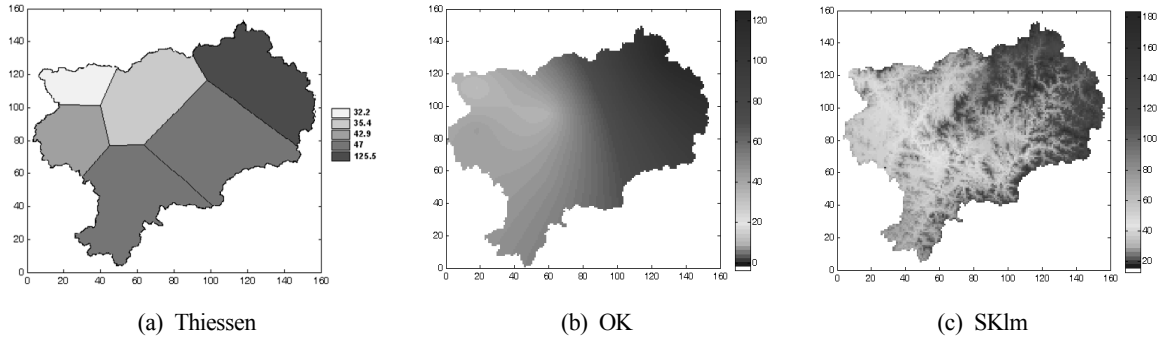


Fig. 5. Spatial interpolation results by each technique

각 기법에 대한 정량적 평가를 위하여 25개 강우관측소 지점에 대한 예측값과 관측값에 대한 상관계수와 결정계수를 산정함으로써 비교하였다(Table 2 참고). 결과적으로 SKlm 기법이 상관계수 0.944, 결정계수 0.894로 적용성이 가장 우수하였다. 그리고 각 관측소에서 계산

된 결정계수를 이용하여 고도에 따른 정확도를 검토한 결과(Fig. 6 참고) 각 방법별로 특징을 살펴 볼 수 있었는데 고도가 높을 경우 SKlm이 가장 우수한 결과를 나타냈지만, 고도가 낮을 경우 각 관측소별로 편차가 크지 않았다.

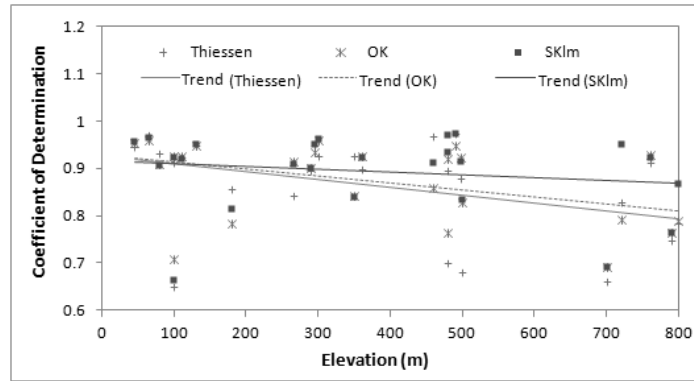


Fig. 6. Trend of R2 dependent on elevation

Table 2. Comparison of spatial interpolation techniques

Station	Elevation (m)	Coefficient of Correlation			Coefficient of Determination		
		Thiessen	OK	SKIm	Thiessen	OK	SKIm
Yeojoo	45	0.973	0.977	0.978	0.946	0.955	0.957
Munmak	65	0.985	0.979	0.983	0.971	0.959	0.966
Mokge	80	0.966	0.953	0.952	0.933	0.909	0.906
Sulsung	100	0.955	0.963	0.961	0.912	0.928	0.924
Dalcheon	100	0.808	0.843	0.816	0.652	0.710	0.665
Samjuk	110	0.962	0.963	0.960	0.925	0.928	0.922
Hoingsung	130	0.974	0.974	0.976	0.949	0.950	0.953
Chungchun	180	0.926	0.886	0.903	0.857	0.784	0.816
Danyang	265	0.918	0.957	0.954	0.842	0.915	0.910
Chundang	290	0.947	0.949	0.950	0.897	0.901	0.902
Pyuchang	295	0.974	0.967	0.976	0.949	0.935	0.953
Jooam	300	0.963	0.980	0.981	0.927	0.961	0.962
Duksan	350	0.963	0.918	0.917	0.928	0.843	0.841
Yeonduk	360	0.948	0.962	0.961	0.899	0.926	0.923
Sinrim	460	0.984	0.927	0.955	0.968	0.860	0.913
Bangrim	480	0.836	0.875	0.966	0.700	0.765	0.934
Anheunh	480	0.947	0.959	0.985	0.896	0.921	0.971
Eumsung	490	0.987	0.974	0.987	0.975	0.948	0.974
Imgae	498	0.937	0.961	0.958	0.878	0.923	0.917
Daehoa	500	0.825	0.910	0.914	0.681	0.828	0.835
Gebang	700	0.814	0.833	0.832	0.662	0.693	0.692
Dukam	720	0.911	0.891	0.975	0.830	0.794	0.951
Goangdong	760	0.955	0.964	0.962	0.912	0.929	0.925
Sabook	790	0.865	0.875	0.875	0.749	0.766	0.766
Hadong	800	0.885	0.888	0.932	0.784	0.789	0.869
평균		0.928	0.933	0.944	0.865	0.873	0.894

이러한 영향은 남한강 유역이 산악지형이기 때문에 고도에 따른 강수량의 편차가 크게 영향을 미치기 때문인 것으로 판단되었다. Table 3에 의하면 남한강 유역의 고도가 최소 El. 40 m, 최고 El. 1,551.7 m로 그 차이가 1,000 m 이상이며 평균 고도는 438.4 m, 표준편차 289.7 m로 고도의 편차가 상당히 크다. 따라서 기존의 평면적 공간보간 방법의 적용시에 추정치의 정확도가 떨어질 수 있다. 특히, 남한강 유역의 기상관측소는 대관령 관측소(El. 772.4 m)를 제외하고 대부분 낮은 고도(El. 300 m미만)에 위치하고 있다. 이렇게 기상관측소가 낮은 지

역에 주로 위치하고 있는 이유는 정확한 자료의 획득보다는 관측시설에 대한 유지관리의 편의성에 초점을 맞추고 있기 때문이며, 국토의 대부분이 산악지형인 한반도의 경우 이러한 문제는 강수량을 과소 추정하는 결과를 야기하고 있을 것으로 판단된다. 따라서 이러한 특성을 감안할 때 산악지형으로서 상대적으로 높은 지역에 기상관측소의 밀도가 낮은 우리나라에 SKIm의 적용성은 우수할 것으로 판단되었다. 또한, 축소기법의 적용시에 우리나라의 지형여건을 고려하여 적용할 수 있는 기법으로 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

Table 3. Geomorphologic characteristics of the Namhan River basin

Elevation(El. m)		Area(km <sup>2</sup> )	Rate(%)	Remark
From	To			
1	200	3,136.4	25.3	Yangpyeong(47.4 m), Icheon(90 m) Chungju(113.7 m), Wonju(150.7 m)
201	400	3,462.8	27.9	Jecheon(263.1 m)
401	600	2,236.6	18.0	
601	800	1,897.1	15.3	Daegoanrung(772.4 m)
801	1000	1,159.9	9.4	
1,001	1,600	506.8	4.1	
Σ		12,399.6	100.0	- Min : 40.0 m - Mean : 438.4 m - Max : 1,551.7 m - Std. dev. : 289.7 m



#### 4. 결론

일반적으로 기후변화 영향평가를 위하여 GCM 자료를 사용할 경우 축소기법을 적용한다. 하지만 산악지역에서 공간적인 편차가 큰 강수의 특성을 재현하는데 기존 축소기법은 한계가 있다. 이러한 문제를 개선하기 위한 방법론으로 신경망 기법과 공간보간시 부가자료로 수치고도모형(DEM)을 사용할 수 있는 SKlm 기법을 함께 적용하였으며 일반적인 공간보간 기법인 Thiessen Polygon 및 Ordinary Kriging 기법과 비교하였다. NCEP 자료를 이용하여 적용성을 검토한 결과 유역의 DEM을 부가자료로 사용하여 적용한 신경망-SKlm이 기존 기법보다 우수한 결과를 나타내었다. 이와 같이 본 연구는 기후변화 영향 평가시 추정자료의 불확실성을 줄이기 위한 방법론으로써 축소기법을 개선하고자 하였다. 이를 위하여 신경망 기법과 SKlm 기법을 연계하여 유역의 지형특성을 고려하여 축소기법을 적용하는 방법론을 제안하였으며, 우리나라와 같은 산악지형에 기존의 방법보다 적용성이 우수한 것으로 판단되었다. 따라서 기후변화 영향 평가를 위하여 축소기법을 적용할 경우 유용한 방법론으로써 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 향후 강수의 공간적 분포 특성을 간접적으로 확인할 수 있는 유출분석과 연계한 연구가 추가적으로 필요할 것으로 판단된다.

#### 감사의 글

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MEST) (No.2011-0028564)

#### References

- Bishop, C (2000). *Neural Networks for Pattern Recognition*, Clarendon Press, UK.
- Busuioc, A, Chen, D, Hellstrom, C (2001). Temporal and spatial variability of precipitation in Sweden and its link with large-scale circulation, *Tellus*. 53A(3), pp. 348-367.
- Chen, TS, Yu, PS, and Tang, YH (2010). Statistical downscaling of daily precipitation using support vector machines and multivariate analysis, *J. of Hydrology*, 385, pp. 13-22.
- Christensen, JH, Carter, TR, Rummukainen, M, Amanatidis, G (2007). Evaluating the performance and utility of regional climate models: the PRUDENCE project, *Climate Change*. 81, pp. 1-6.
- Chu, JL, Kang, H, Tam, CY, Park, CK and Chen, CT (2008). Seasonal forecast for local precipitation over Northern Taiwan using statistical downscaling, *J. of Geophys. Res.*, 113, D12118.
- Cubasch, U, von Storch, H, Waszkewitz, J and E Zorita (1996). Estimates of climate change in Southern Europe using different downscaling techniques, *Clim. Res.*, 7, pp. 129-149.
- Daly, C, RP Neilson, and DL Phillips (1994). A statistical-topographic model for mapping climatological precipitation over mountainous terrain, *J. of Appl. Meteor.*, 33, pp. 140-158.
- Dibike, YB, Coulibaly, P (2006). Temporal neural network for downscaling climate variability and extremes, *Neural Network*, 19, pp. 135-144.
- Frei, C, R Schoell, S Fukutome, J Schmidli, and PL Vidale (2006). Future change of precipitation extremes in Europe: Intercomparison of scenarios from regional climate models, *J. of Geophys. Res.*, 111, D06105.
- Frias, MD, E Zorita, J Fernandez and C Rodriguez- Puebla (2006). Testing statistical downscaling methods in simulated climates, *Geophysical Research Letters*, 33, L19807.
- Fowler, HJ, Blenkinsop, S, and Tebaldi, C (2007). Linking climate change modeling to impacts studies: Recent advances in downscaling techniques for hydrological modeling, *Int. J. of Climatol.*, 27(12), pp. 1547-1578.
- Gao, X, Pal, JS, and Giorgi, F (2006). Projected changes in mean and extreme precipitation over the mediterranean region from a high resolution double nested RCM simulation, *Geophys. Res. Lett.*, 33, L03706.
- Giorgi, F, B Hewitson, J Christensen, C Fu, R Jones, M Hulme, L Mearns, H Von Storch, and P Whetton (2001). *Regional Climate Information, Evaluation and Projections, in Climate Change 2001: The Scientific Basis*, pp. 944, J. T. Houghton et al., Eds., Cambridge University Press.
- Giorgi, F, B, Pal, JS (2004). Mean interannual variability and trends in a regional climate change experiment over Europe. Part I: Present day climate (1961-1990), *Clim. Dyn.*, 22, pp. 733-756.
- Goodess, CM, Anagnostopoulou, C, Bardossy, A, et al. (2007). An intercomparison of statistical downscaling methods for Europe and European regions: Assessing their performance with respect to extreme temperature and precipitation events, *Clim. Change*, in press.
- Goovaerts, P (1997). *Geostatistics for natural resources evaluation*, Oxford University Press, New York.

- Gutmann, Ethan D, Roy M Rasmussen, Changhai Liu, Kyoko Ikeda, David J Gochis, Martyn P Clark, Jimy Dudhia, Gregory Thompson (2012). A comparison of statistical and dynamical downscaling of winter precipitation over complex terrain, *J. of Climate*, 25, pp. 262-281.
- Hanssen-Bauer, I, EJ Førland, JE Haugen, and OE Tveito (2003). Temperature and precipitation scenarios for Norway: Comparison of results from dynamical and empirical downscaling, *Clim. Res.*, 25, pp. 15-27.
- Haupt, S, Pasini, A, and Marzban, C (2009). *Artificial intelligence methods in the environmental sciences*, Springer.
- Hay, LE and Clark, MP (2003). Use of statistically and dynamically downscaled atmospheric model output for hydrologic simulations in three mountainous basins in the western united states, *J. of Hydrology*, 282, pp. 56-75.
- Hellström, C, D Chen, C Achberger, and J Raïsaänen (2001). Comparison of climate change scenarios for Sweden based on statistical and dynamical downscaling of monthly precipitation, *Clim. Res.*, 19, 45-55.
- Hsieh, W (2009). *Machine learning methods in the environmental sciences*, Cambridge University Press, Cambridge, UK,
- Hulme, M, Jenkins, GJ, Lu, X, Turnpenny, JR, Mitchell, TD, Jones, RG, Lowe, J, Murphy, JM, Hassell, D, Boorman, P, McDonald, R and Hill, S (2002). *Climate change scenarios for the United Kingdom: The UKCIP02 scientific report*, Tyndall centre for climate change research, University of East Anglia, Norwich, UK., pp. 120.
- Huntington, TG (2006). Evidence for intensification of the global water cycle: Review and synthesis, *J. of Hydrol.*, 319, pp. 83-95.
- Hurrell, JW, GJ, Holland, and WG, Large (2008). *The nested regional climate model: An approach toward prediction across scales*, Eos. Trans. Amer. Geophys. Union, 89 (Fall Meeting Suppl.).
- Huth, R (2002). Statistical downscaling of daily temperature in central Europe, *J. of Climate*, 15, pp. 1731-1742.
- IPCC (2001). *Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Cambridge University Press, Cambridge
- IPCC (2007). *Climate change 2007, the fourth assessment report (AR4) of the intergovernmental panel on climate change*.
- Karl, TR, Wang, WC, Schlesinger, ME, Knight, RW, Portman, D (1990). A method of relating general circulation model simulated climate to the observed local climate. Part I: Seasonal statistics, *J. of Climate*, 3, pp. 1053-1079.
- Kidson, JW and Thompson, CS (1998). Comparison of statistical and model-based downscaling techniques for estimating local climate variations, *J. of Climate*, 11, pp. 735-753.
- Kyoung, M, Kim HS, Sivakumar, B, Singh VP Ahn KS (2011). Dynamic characteristics of monthly rainfall in the Korean peninsular under climate change, *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 25(4), pp. 613-625.
- Kuligowski, RJ, and AP Barros (1998). Localized precipitation forecast from a numerical weather prediction model using artificial neural networks, *Wea. Forecasting*, 13, pp. 1195-1205.
- Marengo, J, Ambrizzi, T (2006). Use of regional climate models in impacts assessments and adaptations studies from continental to regional and local scales: The CREAS (Regional climate change scenarios for south America) Initiative in South America, *Proceedings of 8 ICSHMO*, Foz do Iguaçu, Brazil, April 24-28, pp. 291-296.
- Mearns, LO, F Giorgi, P Whetton, D Pabon, M Hulme, and M Lal (2003). *Guidelines for use of climate scenarios developed from regional climate model experiments*, technical report, data distrib. Cent., Intergovt. Panel on Clim. Change, Norwich, U. K
- Mearns, LO (2004). *NARCCAP North American Regional climate change assessment program: A multiple AOGCM and RCM climate scenario project over North America*, 12/17/2004. AGU Fall Meeting, San Francisco, USA
- Mearns, LO, W Gutowski, R Jones, R Leung, S McGinnis, A Nunes, and Y Qian (2009). *A regional climate change assessment program for North America*, Eos. Trans. Amer. Geophys. Union, 90.
- Pasini, A and Langone, R (2010). Attribution of precipitation changes on a regional scale by neural network modeling: A Case Study, *Water*, 2, pp. 321-332.
- Picton, P (2000). *Neural networks*, 2nd Edn., Palgrave, Basingstoke, UK,
- Schmidli, J, Goodess, CM., Frei, C, Haylock, MR, Hindecha, Y, Ribalaygua, J, and Schmith, T (2007). Statistical and dynamical downscaling of precipitation: An evaluation and comparison of scenarios for the European Alps, *J. of Geophys. Res.*, 112.
- Schoof, JT and Pryor, SC (2001). Downscaling temperature and precipitation: A comparison of regression-based

- methods and artificial neural networks, *Int. J. of Climatology*, 21, pp. 773-790.
- Spak, S, T Holloway, B Lynn, and R Goldberg (2007). A comparison of statistical and dynamical downscaling for surface temperature in North America, *J. of Geophys. Res.*, 112.
- Tomozeiu, R, Cacciamani, C, Pavan, V, Morgillo, A, Busuioc, A (2006). *Climate change scenarios of surface temperature in Emilia-Romagna (Italy) Obtained using statistical downscaling*, Theoretical and applied climatology.
- Von Storch H, Zorita E, Cubash U (1993). Downscaling of global climate change estimates to regional scales: An application to iberian rainfall in winter time, *J. of Climate*, 6, pp. 1161-1171.
- Wigley, TML, Jones, PD, Briffa, KR, Smith, G (1990). Obtaining sub-grid-scale information from coarse- resolution general circulation model output, *J. of Geophys. Res.*, 95, pp. 1943-1953.
- Wilby, RL, Dawson, CW and Barrow, EM (2002). SDSM - A decision support tool for the assessment of regional climate change impacts, *Environmental modelling software*, 17, pp. 145-157.
- Wilby, RL, SP Charles, E Zorita, B Timbal, P Whetton, and LO Mearns (2004). *Guidelines for use of climate scenarios developed from statistical downscaling methods*, Technical report, Data distrib. Cent., Intergovt. Panel on clim. Change, Norwich, U. K.
- Yuval and Hsieh, WW (2003). An adaptive nonlinear scheme for precipitation forecasts using neural networks, *Wea. Forecasting*, 18, pp. 303-310.
- Zorita, E, and H von Storch (1999). The analogue method as a simple statistical downscaling technique: Comparison with more complicated methods, *J. of Clim.*, 12, pp. 2474-2489.
- 논문접수일 : 2012년 11월 02일
  - 심사의뢰일 : 2012년 11월 03일
  - 심사완료일 : 2013년 02월 14일