불확실성을 고려한 기후변화 시나리오의 선정

이재경 · 김영오*

서울대학교 건설환경공학부

(접수: 2011년 12월 5일, 수정: 2012년 2월 27일, 게재확정일: 2012년 3월 14일)

Selecting Climate Change Scenarios Reflecting Uncertainties

Jae-Kyoung Lee and Young-Oh Kim

Department of Civil and Environmental Engineering, Seoul National university, Seoul 151-742, Korea

(Received: 5 December 2011, Revised: 27 February 2012, Accepted: 14 March 2012)

Abstract Going by the research results of the past, of all the uncertainties resulting from the research on climate change, the uncertainty caused by the climate change scenario has the highest degree of uncertainty. Therefore, depending upon what kind of climate change scenario one adopts, the projection of the water resources in the future will differ significantly. As a matter of principle, it is highly recommended to utilize all the GCM scenarios offered by the IPCC. However, this could be considered to be an impractical alternative if a decision has to be made at an action officer's level. Hence, as an alternative, it is deemed necessary to select several scenarios so as to express the possible number of cases to the maximum extent possible. The objective standards in selecting the climate change scenarios have not been properly established and the scenarios have been selected, either at random or subject to the researcher's discretion. In this research, a new scenario selection process, in which it is possible to have the effect of having utilized all the possible scenarios, with using only a few principal scenarios and maintaining some of the uncertainties, has been suggested. In this research, the use of cluster analysis and the selection of a representative scenario in each cluster have efficiently reduced the number of climate change scenarios. In the cluster analysis method, the K-means clustering method, which takes advantage of the statistical features of scenarios has been employed; in the selection of a representative scenario in each cluster, the selection method was analyzed and reviewed and the PDF method was used to select the best scenarios with the closest simulation accuracy and the principal scenarios that is suggested by this research. In the selection of the best scenarios, it has been shown that the GCM scenario which demonstrated high level of simulation accuracy in the past need not necessarily demonstrate the similarly high level of simulation accuracy in the future and various GCM scenarios were selected for the principal scenarios. Secondly, the "Maximum entropy" which can quantify the uncertainties of the climate change scenario has been used to both quantify and compare the uncertainties associated with all the scenarios, best scenarios and the principal scenarios. Comparison has shown that the principal scenarios do maintain and are able to better explain the uncertainties of all the scenarios than the best scenarios. Therefore, through the scenario selection process, it has been proven that the principal scenarios have the effect of having utilized all the scenarios and retaining the uncertainties associated with the climate change to the maximum extent possible, while reducing

*Corresponding Author: Kim, Young-Oh, Department of Civil and Environmental Engineering, Seoul National university, 1 Gwanak-ro, Gwanak-gu, Seoul 151-742, Korea.

Phone : +82-2-880-8916, Fax : +82-2-887-8354

E-mail : yokim05@snu.ac.kr

the number of scenarios at the same time. Lastly, the climate change scenario most suitable for the climate on the Korean peninsula has been suggested. Through the scenario selection process, of all the scenarios found in the 4th IPCC report, principal climate change scenarios, which are suitable for the Korean peninsula and maintain most of the uncertainties, have been suggested. Therefore, it is assessed that the use of the scenario most suitable for the future projection of water resources on the Korean peninsula will be able to provide the projection of the water resources management that maintains more than 70~80% level of uncertainties of all the scenarios.

Keywords: climate change uncertainty, climate change scenario, scenario selection, maximum entropy, principal scenario

1. 서 론

기후변화 연구는 불확실한 미래를 전망하는 과정이므로 ‘불확실성 (uncertainty)’은 모든 기후변화 영향평가의 키워드임에 분명하다. 1990년부터 발표된 IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) 보고서에서 전망한 기온은 보고서마다 계속 상승하는 추세를 나타내고 있을 뿐만 아니라, 기온상승의 폭이 해마다 점점 더 커져 기후변화에 따른 불확실성도 증가하고 있다. 또한 기후변화 연구는 그 특성상 GCM (Global Circulation Model), RCM (Regional Circulation Model), 상세화기법 (downscaling technique), 강우-유출모형 등 여러 단계를 거쳐 수행되기 때문에 그만큼 불확실성은 증폭될 수밖에 없다. 기존 기후변화 연구들이 기후변화 시나리오의 불확실성에 대하여 어느 정도 인식을 함께 하고 있으나, 기후변화 수행단계별로 불확실성 정량화하여 기후변화 시나리오의 불확실성을 나타내는 연구들이 진행되었을 뿐이다 (Katz, 2001; Kay *et al.*, 2009; Prudhomme *et al.*, 2009).

과거 연구에 의하면 기후변화 연구에서 발생하는 여러 가지 불확실성들 중 기후변화 시나리오에 의한 불확실성이 가장 클 것으로 알려져 있다 (Wolock *et al.*, 1999; Wilby *et al.*, 2006; Kay *et al.*, 2009; Prudhomme *et al.*, 2009). 따라서 어떠한 기후변화 시나리오를 사용하느냐에 따라 미래 수자원 전망에 많은 영향을 미칠 수밖에 없다. 과거 연구를 살펴보면 아쉽게도 하나의 GCM 시나리오만을 사용하여 전망이나 영향평가 등을 수행한 경우가 흔하게 발견된다. 선택된 단일 시나리오가 수십 년 뒤의 미래에서 그대로 발생한다는 가정을 믿는 사람은 없을 것이다. 반면, 미래에 발생 가능한 모든 경우의 수를 고려하기 위해서는 원칙적으로 IPCC에서 제공하는 GCM 시나리오 모두를 활용하여야 할 것이다. 그러나 이는 연구 목적으로는 가능할지 모르나 실무에서 의사결정을 하기 위해서는 비현실적인 대안이라 할 수 있다. 그러므로 우리는 대안으로 다양한 경우의 수를 최대한 표

현할 수 있도록 몇 개의 시나리오를 선택하여야 한다. 지금까지 기후변화 시나리오를 선정하는 객관적 기준은 명확하지 않았으며, 임의로 또는 연구자의 주관적 판단에 따라 (예를 들어 연구 대상국가에서 개발한 GCM이나 고해상도의 GCM 등을 선정하는 등) 시나리오를 선정하여 왔다. 가장 객관적인 방법으로는 각 GCM의 과거 모의능력을 평가하여 이 중 가장 좋은 정확도를 보여주는 GCM을 선정하는 것인데, 본 연구에서는 이 방법의 문제점을 지적하고 새로운 대안으로 다양한 모의능력을 포괄적으로 활용할 수 있는 선정과정을 제안하고자 한다. IPCC에서는 4차보고서에 다양한 GCM 시나리오를 발표하면서 이들 모두가 동등한 발생 가능성이 있음을 표명하였기 때문에 모의능력이 좋은 GCM만을 사용하는 것은 IPCC의 기본원칙에도 위배되기 때문이기도 하다.

본 논문의 목적은 첫째, 군집분석 (cluster analysis)을 통하여 기후변화 시나리오의 불확실성을 유지하면서 그 개수를 효율적으로 줄일 수 있는 방안을 제시하고자 한다. 둘째, maximum entropy를 이용하여 기후변화 시나리오의 불확실성을 정량화하고자 한다. 이를 이용하여 새로운 시나리오 선정과정에 의해 채택된 주 (principal) 시나리오가 최적 (best) 시나리오보다 기후변화 불확실성을 효과적으로 유지함을 증명하고자 한다. 마지막으로 위의 결과를 바탕으로 한반도에 적합한 기후변화 시나리오를 미래 수자원 관리에 필요한 온도와 강수량을 중심으로 제시하고자 한다.

본 논문의 구성은 2장에서는 대상유역과 현재 IPCC에서 제공되는 있는 기후변화 시나리오를 살펴보고 분석하였고, 3장에서는 시나리오 개수를 줄여 주 시나리오를 선정하는 시나리오 군집분석과 시나리오 선정을 검토하고 적용하였으며, 4장에서는 maximum entropy 이론으로 시나리오 불확실성을 정량화 하여 비교하였다. 5장에서는 위의 결과들을 바탕으로 미래 한반도 수자원 관리에 적합한 기후변화 시나리오를 제시하였다. 마지막으로 6장에서는 논문의 결론에 대하여 서술하였다. 본 논문에서 GCM 시나리오는 배

출 시나리오를 기반으로 한 GCM에서 모의된 기후변화 시나리오를 의미한다.

2. 기후변화 시나리오의 검토

2.1. 대상구역의 선정

본 논문에서는 대상유역을 한반도 (대한민국만을 대상으로 함)로 선정하여 기후변화 시나리오의 선정 및 불확실성 정량화를 수행하였다. 우리나라는 위도상으로 북위 33~43°, 경도상으로 동경 124~132°에 속하는 온대 기후지역이며, 총면적은 99,646 km²이다 (통일연구원, 2009).

과거 (1970~2008년) 한반도의 연평균 강수량은 1318.52 mm year⁻¹이며, 표준편차는 247.26 mm year⁻¹이다. 월평균 강수량은 109.88 mm month⁻¹, 표준편차는 103.88 mm month⁻¹이며, 최고 월평균 강수량은 632.52 mm month⁻¹, 최저 월평균 강수량은 6.60 mm month⁻¹이다. 과거 (1980~2008년) 한반도의 연평균 기온은 12.40°C year⁻¹이며, 최고 월평균 기온은 27.71 month⁻¹, 최저 월평균 기온은 -4.80 month⁻¹이다.

2.2. 기후변화 시나리오의 평가

지난 20여 년간 기후현상에 대한 이해가 증진되고 더불어 컴퓨터 모의기술이 발전함에 따라 여러 선진 국가에서는 미래 기후를 전망하기 위한 GCM을 개발하여 그 결과를 국제사회에 제시하고 있다. 대표적인 예가 IPCC 4차 보고서에서 제공하고 있는 GCM 시나리오들인데, 총 8개의 배출시나리오 (IPTO2X, IPTO4X, 20C3M, COMMIT, PICTL, SRA1B, SRA2, SRB1)를 바탕으로 한 15개국 25개 GCM에서 모의된 148개 시나리오들이다. GCM 시나리오를 생산하는 기관 (국가)을 살펴보면, BCC (중국), BCCR (노르웨이), GISS, NCAR, GFDL (이상 미국), INGV (이탈리아), INM (러시아), IPSL (프랑스), CSIRO (오스트리아), MPI-M (독일), MIUB METRI M&D (독일/한국), CCCma (캐나다), MRI, NIES (이상 일본), UKMO (영국)이 있다.

본 연구에서는 IPCC 4차 보고서에 제출된 GCM 시나리오들을 대상으로 하였으며, 과거 2000년 이전의 과거에 대하여 모의한 20C3M 배출시나리오와 2000년 이후 미래에 대해 전망한 A와 B 배출시나리오를 대상으로 총 71개의 시나리오를 선정하였다. 이들 GCM 시나리오들은 IPCC Data Distribution Centre (www.ipcc-data.org)에서 직접 다운로드 받았는데, 20C3M 배출시나리오의 기간은 1970년 1월부터 1999년 12월까지, A와 B 배출시나리오의 기간은 2001년 1월부터 2009년 12월까지이다. 다음으로 GCM 시나리오별로 한반도를 포함하는 격자내 값을 단순평균하여 월별 기온과 강

Fig. 1. Monthly average precipitation time series of various GCM scenario in the Korean Peninsula (bold black line: observation, bold black dash line: average of GCM scenarios) ; (a) Time series of monthly average precipitation (20C3M emission scenario) from January 1970 to December 1999, (b) Time series of monthly average precipitation (A and B emission scenario) from January 2001 to December 2008.

수량을 산정하였다. Fig. 1(a)는 20C3M에 대한 GCM 시나리오의 월평균 강수량 (1970년 1월~1999년 12월)을 나타낸 것이며, Fig. 1(b)는 A와 B에 대한 GCM 시나리오의 월평균 강수량 (2001년 1월~2009년 12월)을 나타낸 것이다. 20C3M과 A & B GCM 시나리오를 살펴보면, GCM 시나리오마다 매우 다르게 강수량을 모의하고 있으며, 특히 모든 GCM 시나리오에서 홍수기 한반도 기상 특성인 여름철 집중 강수량을 전혀 따라가지 못하고 있어 치수 (flood mitigation) 목적으로 GCM을 사용하기에는 아직 무리가 있음을 알 수 있었다. 반면 이수기 (water use period, 10월~다음해 6월)에는 어느 정도 모의의 정확성이 있는 모형들이 발견되어 물공급 측면에서는 활용이 가능할 것으로 판단된다. Fig. 2의(a)와 (b)는 Fig. 1과 동일한 기간의 20C3M, A, B에 대한 GCM 시나리오의 월평균 기온을 나타낸 것이다. 기온에서는 GCM 시나리오간의 차이가 있긴 하나 강수에 비해 상대적으로 대부분의 GCM 시나리오는 실측값의 경향을 잘 따르는 것으로

Fig. 2. Monthly average temperature time series of various GCM scenario in the Korean Peninsula (bold black line: observations, bold black dash line: average of GCM scenarios) ; (a) Time series of monthly average temperature (20C3M emission scenario) from January 1970 to December 1999, (b) Time series of monthly average precipitation (A and B emission scenario) from January 2001 to December 2008.

나타났다. 특히 기온에서는 모든 배출시나리오가 관측값보다 평균 3.4°C 정도 일정하게 (constantly) 낮게 과소모의 (underestimation)하는 것으로 나타나 각 배

출시나리오별로 이에 대한 편차보정 (bias-correction) 만 이루어진다면 기온 시나리오의 모의 정확성이 매우 향상될 것으로 판단된다. 또한 본 연구에서는 A와 B 배출시나리오별 평균 GCM 시나리오를 비교하였다.

Table 1을 살펴보면, Table 1(a)에서 과거 모의를 나타내는 20C3M 배출시나리오 연평균 강수량은 77.67 mm year⁻¹로서 실측값의 연평균 강수량 (108.90)의 71.3% 정도이며, 미래 전망을 나타내는 A2, B1, A1B 배출시나리오별 연평균 강수량은 73.69~78.40 mm year⁻¹로서 실측값의 연평균 강수량 (113.55 mm)의 70%도 되지 않는다는 것을 알 수 있다. 기온은 과거 모의기간에는 실측값을 잘 모의하고 있으나, 미래 전망기간에서는 실측값보다 다소 과소모의 (underestimation)되고 있음을 알 수 있다. Table 1(b)에서 이수기만을 살펴보면, 강수량에서는 모든 배출시나리오의 평균값이 실측값보다 약간 크며, 실측값의 경향을 훨씬 잘 따르는 것으로 나타났으며, 기온의 경우는 전기간과 마찬가지로 실측값보다 과소모의하는 것으로 나타났다. 따라서 앞서 언급한 바와 같이 GCM 강수 시나리오는 배출시나리오와 상관없이 치수목적에 위해 사용하기에는 아직 이르나 이수목적으로 사용하기에는 어느 정도 타당성이 있는 것으로 판단된다. 기온에서는 전체기간과 동일하게 여전히 과소모의되고 있음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 차후 GCM 시나리오 분석에 있어서 이수기만을 대상으로 분석하였다.

3. 기후변화 시나리오 선정을 위한 새로운 접근

3.1. 시나리오 군집분석

본 연구에서는 한반도에 적합한 불확실성을 유지한

Table 1. Basic statistics of monthly average precipitation and temperature in each emission scenario.

(a) Statistics for the entire period

		20C3M	Obs ¹	A1B	A2	B1	Obs ²
Precipitation (mm month ⁻¹)	ave.	77.67	108.9	75.16	73.69	78.40	111.68
	stdev	27.93	98.79	27.33	29.16	28.13	119.16
Temperature (month ⁻¹)	ave.	12.23	12.23	9.74	9.09	9.56	12.64
	stdev.	9.41	9.05	9.28	9.63	9.19	8.85

* Obs¹: from Jan. 1970~Dec. 1999, Obs²: from Jan. 2001~Dec. 2008

(b) Statistics for the dry season

		20C3M	Obs ¹	A1B	A2	B1	Obs ²
Precipitation (mm month ⁻¹)	ave.	68.83	58.81	62.95	61.32	66.51	53.36
	stdev	24.26	42.15	21.04	23.13	21.13	41.21
Temperature (month ⁻¹)	ave.	3.83	7.09	4.43	3.58	4.27	7.63
	stdev.	6.62	6.38	6.52	6.78	6.38	6.30

기후변화 시나리오를 선정하기 위하여 시나리오에 군집분석을 적용하였다. 즉, 군집분석을 통하여 IPCC에서 제공하는 수십 개의 모든 (all) 시나리오를 사용하는 대신 이를 대표할 수 있는 몇 개의 주요 시나리오만을 선정하였다. 시나리오 개수를 줄여서 사용해야 하는 이유는 크게 두 가지이다. 첫째로 기후변화 시나리오를 사용함에 있어서 모든 시나리오 중 가장 모의능력이 뛰어난 몇 개의 최적 (best) 시나리오를 사용하는 것이 아니라, 모든 시나리오를 대표할 수 있는 주 (principal) 시나리오를 사용해야 한다는 것이다. 그 이유는 과거나 현재 모의능력이 뛰어난 기후변화 시나리오가 미래에도 뛰어나다는 확신이 없기 때문이다 (Raisanen, 2006). 이는 기후변화의 대표적 특징인 비정상성 (nonstationarity)의 기본개념이기도 하다. 이에 대한 증명은 5절에 자세히 설명할 예정이다. 둘째로 IPCC에서 제공하는 수십 개의 시나리오를 모두 사용하여 기후변화 영향평가를 수행한다는 것은 연구 목적으로는 가능할지 모르나 실무에서는 매우 비효율적이기 때문이다. 본 연구에서 제안하는 시나리오 선정과정은 시나리오의 수를 줄이더라도 모든 시나리오

가 가지고 있는 불확실성을 최대한 유지할 수 있는 방법이라는 특징이 있다.

본 연구에서는 시나리오 선정과정을 시나리오 군집분석과 군집별 대표 시나리오 선정으로 구성하였다 (Fig. 3). 시나리오 군집분석은 모든 시나리오를 비슷한 특성끼리 가진 기후변화 시나리오별로 그룹화 하는 방법이다. 군집분석에서는 비슷한 경향의 시나리

Fig. 3. The selection procedure of principal scenarios.

Table 2. Results of cluster analysis in each emission scenario.

Cluster	20C3M	A1B	A2	B1
1	CCCma-CGSMT47 CCCma-CGSMT63 MPI-M-ECHAM5 NIES-MIROC32medres	BCCR-BCM	GFDL-CM20, GFDL-CM21 INM-CM3, MRI-M-CGCM232 NCAR-PCM	BCCR-BCM, CSIRO-Mk30 GFDL-CM20, GISS-AOM
2	CNRM-CM3, GFDL-CM21 GISS-AOM, INM-CM30 MRI-CGCM232, NCAR-PCM	CCCma-CGSMT47 CCCma-CNCM3, GFDL-CM21 GISS-AOM, GISS-E-H MIUB-ECHO-G MRI-M-CGCM232 NCAR-CCSM3, UKMO-HadCM3 UKMO-HadGEM1	CNRM-CM3, GISS-E-R IPSL-CM4, MUIB-ECHO-G UKMO-HadGEM1	CCCma-CGSMT63 INM-CM30, MPI-M-ECHAM5 MRI-M-CGCM232 NIES-MIROC32medres
3	BCCR-BCM, GISS-E-H MIUB-ECHO-G	CSIRO-Mk30, INGV-SXG2005 IPSL-CM4	BCCR-BCM	LAGS-FGOAL
4	IPSL-CM4, UKMO-HadCM3 UKMO-HadGEM1	LAGS-FGOAL	CSIRO-Mk3	UKMO-HadCM3
5	CSIRO-Mk30, LAGS-FGOAL	INM-CM30, MPI-M-ECHAM5 NCAR-PCM NIES-MIROC32medres	CCCma-CGSMT47 MPI-M-ECHAM5, NCAR-CCSM3 NIES-MIROC32medres UKMO-HadCM3	GFDL-CM21, GISS-E-R IPSL-CM4, NCAR-CCSM3

된 시나리오를 모두 사용한 결과를 얻을 수 있도록 하며, 또한 여러 군집으로 구분함으로써 다양한 경향의 시나리오를 포함할 수 있는 장점이 있다. 다음 단계인 군집별 대표시나리오 선정에서는 각 군집화 된 시나리오에서 가장 대표될 수 있는 시나리오를 선정하도록 객관적인 지표를 제시하였다.

우선 군집분석에 대해 살펴보면, 군집분석 중 비계보적 방법을 선택하였다. 비계보적 방법은 계보적 방법에 비해 관측값이 많아도 빠르게 처리할 수 있으며, 누구나 쉽게 적용가능하고, 모든 자료에 적용이 가능하다는 장점이 있다. 하지만 거리의 정의, 초기군집수의 정의에 따라 결과가 달라질 수 있다. 본 논문에서는 비계보적 방법 중 가장 보편적으로 사용되는 k-means 방법을 이용하였다. 또한 ‘차원의 저주 (curse of dimensionality)’를 극복하기 위해 Wang *et al.* (2006)이 제시한 characteristic-based clustering을 적용하였다. Characteristic-based clustering은 GCM 시나리오와 같은 고차원 시계열의 자료를 통계적인 특성만을 이용하여 차원을 줄여 수행하는 방법이다. 본 연구에서는 8개의 통계적 특성 (평균, 표준편차, Lag-1&2&3 autocorrelation, Box-Pierce, 첨도, 왜도)를 이용하였으며, 이를 적용한 결과는 Table 2 및 Fig. 4와 같다. 다시 말하면, 동일한 군집에 소속되었다는 것은 위의 8개 통계특성을 고려한 결과, 평균적으로 가장 유사하게 분류된다는 것을 의미한다.

Table 2는 20C3M과 A&B 배출시나리오에 대한 군집결과이다. 20C3M 배출시나리오에서는 cluster 1에는 4개, cluster 2는 6개, cluster 3에는 3개, cluster 4에는 3개, cluster 5에는 2개의 GCM 시나리오가 각각 포함되었다. 특히 cluster 1에서는 캐나다의 CCCma-CGSMT47과 CCCma-CGSMT63이 동일한 센터인 CCCma에서 생산되어 동일한 군집에 포함되었으며, cluster 4에서는 영국의 UKMO-HadCM3와 UKMO-HadGEM1이 동일한 센터인 UKMO에서 생산되어 동

Fig. 4. Cluster time series in 20C3M emission scenario.

일한 군집에 포함되었다. A&B 배출시나리오에서도 CCCma, GISS, GFDL 등이 동일한 군집에 속하는 것으로 나타났다. 즉, 동일한 국가와 센터에서 생산된 GCM 시나리오가 같은 군집에 포함되는 것으로 나타나 어느 정도 모형의 물리적 유사성도 고려하고 있음을 알 수 있었다.

3.2. 군집별 대표 시나리오의 선정

다음으로 각 군집마다 대표 시나리오를 선정하여야 한다. 본 연구에서는 각 군집에 속하는 시나리오들의 모의능력을 평가하여 가장 모의 정확성이 좋은 시나리오를 대표 시나리오로 선정하였다. GCM 시나리오 정확성 평가와 선정에 관련된 연구를 살펴보면, Murphy (1996), Wilks (2005), Reichler *et al.* (2008), Gleckler *et al.* (2008), Winter *et al.* (2009)와 Chiew *et al.* (2009)은 GCM 시나리오와 관측값의 평균에 대하여 (Root) Mean Square Error에 기반을 둔 지수를 개발하거나 직접 RMSE를 이용하여 GCM 시나리오의 모의능력을 평가하였으며, Douglass *et al.* (1999)은 모형과 관측값의 평균차에 scaling factor를 주는 방법을 이용하였다. Suhlka *et al.* (2000)과 Kleeman (2002)은 entropy 이론을 사용한 relative entropy로 적합한 GCM 시나리오를 선정하였으며, 이밖에도 GCM 시나리오와 관측값의 상관계수를 이용한 연구 (Epstein and Murphy, 1989; Murphy, 1989), potential predictability variance fraction을 이용한 연구 (Ma *et al.*, 1999; Boer, 2004; Boer *et al.*, 2008) 등이 발표되었다.

몇몇 연구에서는 GCM 시나리오 모의 정확성에 따라 skill score를 산정하고 등수를 매기기도 하였다. Taylor (2001)은 모형과 관측값의 표준편차와 상관계수 (correlation)를 이용한 diagram을 도시하여 모형의 모의능력을 분석하고, 이를 이용한 skill score를 제시하여 GCM 시나리오별 score를 산정하였다. Perkins *et al.* (2007)와 Pitman *et al.* (2008)은 GCM 시나리오와 관측값의 확률밀도함수의 일치성을 이용한 skill score를 산정하여 모의 정확성에 따라 GCM 시나리오의 등수를 매겨서 제시하였다.

본 연구에서는 대표적인 몇 개의 시나리오 선정방법을 살펴보았으며, 다음과 같다.

(1) 확률밀도함수를 이용한 방법

확률밀도함수를 이용한 방법 (이하 PDF method)은 Perkins *et al.* (2007)에 의해 제안되었는데 실측값과 GCM 시나리오 모의값의 확률밀도함수를 추정하여 이를 비교함으로써 GCM 시나리오의 모의정확성을 평가하는 방법이다. 즉, 이 방법은 두 값의 분포가 얼마나 가까운지를 파악하는 방법으로 가까울수록 GCM 시나리오의 모의능력이 우수함을 나타낸다.

Fig. 5. The concept of the PDF method.

이 방법은 우선 적용기간에 대한 실측값과 GCM 시나리오에 적합한 확률밀도함수를 추정하고 적합도 검정을 수행한다. 다음으로 각 GCM 시나리오의 확률밀도함수와 실측값의 확률밀도함수를 이용하여 각 GCM 시나리오에 대한 skill score를 산정하게 되며, skill score는 다음과 같다 (Fig. 5 참조).

$$S_{\text{score}} = \sum_{i=1}^n \min(p_x^m(x_i), p_x^o(x_i)) \quad (1)$$

여기서 x_i 는 i 번째 quantile의 확률변수 (probability variable), n 은 실측값과 GCM 확률밀도함수의 전체 quantile 수, S_{score} 는 GCM 시나리오의 skill score, $p_x^m(x_i)$ 는 GCM 시나리오의 확률밀도함수, $p_x^o(x_i)$ 는 실측값의 확률밀도함수이다. Fig. 5과 같이 두 확률밀도함수의 겹치는 부분이 넓어질수록 skill score값이 1에 가까워져 두 확률밀도함수는 일치하며, GCM 시나리오의 모의능력이 우수하다는 것을 의미한다.

(2) Taylor diagram을 이용한 방법

Taylor diagram은 Taylor (2001)에 의해 제안된 방법으로서 GCM 시나리오와 실측값이 얼마나 가까운지를 도식화하여 나타낼 수 있는 방법이다. GCM 시나리오와 실측값 사이의 유사성을 공간상관계수 (R), 정규화된 (normalized) 표준편차 ($\hat{\sigma}_m$), 평균을 제거한 정규화된 (normalized centered) 제곱근오차 ($\tilde{E}'$)를 이용하여 정량화 할 수 있으며, 식은 다음과 같다.

$$\tilde{E}'^2 = 1 + \hat{\sigma}_m^2 - 2\hat{\sigma}_m R \quad (2)$$

여기서 $\hat{\sigma}_m$ 는 평균을 제거한 정규화된 제곱근오차, $\hat{\sigma}_m$ 는 정규화된 표준편차 ($= \sigma_m / \sigma_o$; σ_m : GCM 시나리오의 분산, σ_o : 실측값의 분산), R 은 공간상관계수이다. 이를 코사인법칙 ($c^2 = a^2 + b^2 - 2ab \cos \phi$)에 대입하여 diagram을 그릴 수 있다.

또한 Taylor diagram을 이용한 방법에서는 skill score

를 이용하여 GCM 시나리오의 모의능력을 정량화하여 나타낼 수 있는데 skill score는 1인 경우에는 GCM 시나리오와 실측값이 완벽히 일치하는 경우이며, 0인 경우에는 GCM 시나리오의 모의능력이 전혀 없다고 할 수 있다.

Skill score는 GCM 시나리오와 실측값의 분산비와 상관계수비로 구성되어 있으며, 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째 skill score는 correlation-penalty skill score로서 분산에 더 중점을 두고 살펴보는 skill score이며 식은 다음과 같다.

$$S = \frac{4(1+R)}{(\hat{\sigma}_m + 1/\hat{\sigma}_m)^2(1+R_0)} = \frac{4}{(\hat{\sigma}_m + 1/\hat{\sigma}_m)^2} \times \frac{(1+R_0)}{(1+R_0)} \quad (3)$$

두 번째 skill score는 variance-penalty skill score로서 correlation-penalty skill score와 달리 상관계수에 더 중점을 두는 skill score이며, 식은 다음과 같다.

$$S = \frac{4(1+R)^4}{(\hat{\sigma}_m + 1/\hat{\sigma}_m)^2(1+R_0)^4} \quad (4)$$

여기서 R_0 은 상관계수가 가질 수 있는 가장 큰 값이다.

3.2.1. 선정방법의 정리

본 연구에서는 GCM 시나리오의 모의능력을 평가하는 방법에 대해 살펴보았다. 평균, 분산, 상관계수 등을 이용한 방법은 오차나 비를 이용하여 GCM 시나리오의 모의능력을 평가하고 있으며 (mean bias, mean ratio, mean RMSE, Taylor diagram, potential predicability), 이들 지표로부터 GCM 시나리오와 실측값의 기본 통계특성이 얼마나 가까운지를 간단히 파악할 수 있다. 확률밀도함수를 이용하는 방법 (PDF method, relative entropy, brier score, ranked probability score)은 GCM 시나리오와 실측값 분포가 얼마나 가까운지를 파악하는 방법으로 가까울수록 GCM 시나리오의 모의능력이 우수함을 나타낸다. PDF method와 relative entropy는 두 값에 대한 확률밀도함수의 quantile 차이 (difference)함을 이용하여 skill score를 계산하나, brier score와 ranked probability score는 quantile 차이에 대한 RMSE를 계산하여 skill score를 얻게 된다. 특히, Brier score와 ranked probability score는 확률론적 예보의 정확성 평가에 널리 쓰이고 있는 방법이다 (Wilks, 2005).

본 연구에서는 각 GCM 시나리오 평가방법들의 특징을 쉽게 비교하기 위해 Table 3과 같이 정리하여 제시하였다. 본 연구에서 제시된 GCM 시나리오 평가방법은 각 연구에서 GCM 시나리오에서 파악하고자 하는 특징, 연구목적, 가용한 자료들에 따라 선택적으

Table 3. Summarization of scenarios selection methodologies.

Difference		Ratio	RMSE
Mean	•Mean Bias	•Mean Ratio	•Mean RMSE
Standard deviation	-	•Taylor Diagram (X - Y axis) •Potential Predictability	-
Correlation	-	•Taylor Diagram (Circle)	-
Quantiles	•PDF method •Relative Entropy	-	•Brier Score •Ranked Probability Score

로 사용되어야 할 것이다.

예를 들어 GCM 시나리오의 효율성 (efficiency)에 초점을 둔다면, 평균과 표준편차를 이용한 MSE를 이용하면 된다. 효율성을 보기 위한 대표적인 지수가 MSE이며, 모형의 분산과 실측값과 모형의 bias로 구성된 MSE는 모형의 분산과 bias가 작을수록 효율성은 높아지게 된다. 또한 GCM 시나리오의 분포형태나 극치값의 모의능력에 초점을 둔다면 quantiles를 이용하는 평가방법을 이용하면 된다. 더욱이 quantiles를 이용하는 방법은 평균 (분산)의 차를 이용한 평가방법도 포함할 수 있다.

3.2.2. 선정과정의 적용

본 연구에서는 GCM 시나리오의 선정에 있어서 크게 두 가지로 나누어 선정하고자 한다. 첫 번째는 각 배출시나리오별로 최적 (best) 시나리오를 선정하는 것이며, 두 번째는 본 연구에서 제안한 대로 각 군집별로 하나의 시나리오를 선정하는 것이다.

본 절에서는 우선 각 배출시나리오별로 최적 시나리오를 선정하였다. GCM 시나리오의 선정에는 PDF method를 이용하였다. 그 이유는 첫째로 관측값과 GCM 시나리오의 분포를 통하여 각각 자료의 분포형태를 파악하고, 둘째로 관측값과 GCM 시나리오의 평균과 분산을 비교하고, 셋째로 관측값과 GCM 시나리오의 극치모의능력과 일치정도를 파악가능하기 때문이다. 마지막으로 과거와 미래 시나리오의 변화를 비교하는데 있어서 분포의 변화나 이동 등을 통하여 쉽게 분석가능하기 때문이다.

본 연구에서는 배출시나리오에서는 20C3M, A, B 배출시나리오 모두를 사용하였으며, 강수 시나리오와 온도 시나리오에 대하여 각각 PDF method를 적용하였다. 강수 시나리오에서는 앞서 언급한 바와 같이 이 수기만을 대상으로 하여 확률밀도함수로 3변수 log-normal distribution을 추정하였으며, 유의성 검정 (5% 유의수준)을 모두 통과하였다. 20C3M 배출시나리오의 강수 시나리오에 대하여 확률밀도함수를 추정한 결과는 Fig. 6(a)과 같다. 기온 시나리오에서는 기온 시나리오의 특성상 bimodal 형태를 나타내고 있어,

Fig. 6. pdfs of precipitation and temperature scenarios (20C3M emission scenario) ; (a) pdfs of GCM precipitation scenarios, (b) pdfs of GCM temperature scenarios.

gaussian kernel density function을 이용하여 분포를 추정하였다. 기온 시나리오에서는 분포추정을 쉽게 하기 위하여 GCM 시나리오에서 제공되는 형태인 kelvin (K) 단위의 기온자료를 그대로 사용하였으며, 추정된 분포는 Fig. 6(b)과 같다.

(1) 최적 시나리오의 선정

최적의 GCM 시나리오를 선정하기 위해서 다음과 같은 기준으로 적용하였다. 우선 온도 시나리오는 정확도가 높은 GCM 시나리오들이 다수 존재하였기 때문에 PDF method에서 skill score가 80% 이상인 GCM 시나리오들을 모두 선정하였다. 다음 단계로 선택된

Table 4. The best scenarios selected in each emission scenario.

Emission	GCM scenario	Precipitation skill score	Temperature skill score
20C3M	CNRM-CM3	0.924	0.891
	MRI-CGCM232	0.901	0.913
	UKMO-HadCM3	0.876	0.803
	NIES-MIROC32medres	0.833	0.952
	MPI-M-ECHAM5	0.800	0.899
A1B	CCCma-CNCM3	0.883	0.818
	MRI-M-CGCM232	0.809	0.881
	NIES-MIROC32medres	0.710	0.931
	MPI-M-ECHAM5	0.678	0.887
	INGV-SXG2005	0.676	0.914
A2	CNRM-CM3	0.931	0.830
	MRI-M-CGCM232	0.831	0.878
	NCAR-CCSM3	0.756	0.823
	UKMO-HadGEM1	0.735	0.818
	MPI-M-ECHAM5	0.690	0.943
B1	MRI-M-CGCM232	0.852	0.876
	NIES-MIROC32medres	0.852	0.876
	MPI-M-ECHAM5	0.719	0.889
	NCAR-CCSM3	0.718	0.801
	BCCR-BCM	0.580	0.827

Table 5. The principal scenarios selected in each emission scenario.

Cluster	20C3M	A1B	A2	B1
1	NIES-MIROC32 medres(4)	BCC-BCCM(15)	BCCR-BCM(7)	CSIRO-Mk30(9)
2	CNRM-CM3(1)	GISS-E-H(18)	MRI-M-CGCM232(2)	IPSL-CM4(14)
3	MIUB-ECHO-G(11)	IPSL-CM4(19)	CNRM-CM3(1)	MRI-M-CGCM232(1)
4	UKMO-HadCM3(7)	LAGS-FGOAL(8)	CSIRO-Mk30(8)	LAGS-FGOAL(7)
5	CSIRO-Mk30(10)	NIES-MIROC32 medres(3)	UKMO-HadCM3(12)	UKMO-HadCM3(11)

* (): rank-order of skill score in each emission scenario

GCM들 중, 강수 시나리오에 대한 PDF method의 skill score가 높은 순으로 5개의 GCM 시나리오를 최종적으로 선정하였다. Table 4는 배출시나리오별 최종 선정된 GCM 시나리오 및 강수와 온도 시나리오에 대한 skill score를 나타낸다. 일반적으로 강수 시나리오보다 기온 시나리오의 모의정확성이 높으나 CNRM-CM3 등 몇몇 GCM 시나리오는 강수 시나리오의 모의정확성이 더 높게 나타났다. 이는 강수와 기온 시나리오에 적용한 확률분포가 다르고 강수는 상대적으로

로 모의가 잘되는 이수기만을 대상으로 했기 때문으로 판단된다.

(2) 주 시나리오의 선정

주 시나리오의 선정은 최적 시나리오와 동일한 기준으로 각 군집에서 하나의 GCM 시나리오를 선정하였다. 우선 온도 시나리오의 PDF method skill score가 80% 이상인 GCM 시나리오들을 모두 선정한 후, 강수 시나리오의 PDF method skill score가 가장 높은

GCM 시나리오를 최종적으로 선정하였다. Table 5는 배출시나리오별 최종 선정된 주 시나리오와 시나리오별 skill score 순위를 나타내고 있다. 최적 시나리오와 달리 매우 다양한 skill score를 가진 GCM 시나리오가 선정되었음을 알 수 있다.

주 시나리오는 각 배출시나리오별로 다양한 모의능력을 가진 GCM 시나리오를 포함하고 있기 때문에 전체 시나리오를 대표할 수 있는 시나리오라고 할 수 있다. 따라서 기후변화 연구에서 주 시나리오를 사용하면 시나리오를 모두 사용하지 않고도 마치 모든 시나리오를 사용한 결과를 나타낼 수 있다.

4. 기후변화 시나리오의 불확실성 정량화

현재 전세계적으로 기후변화 시나리오의 불확실성을 체계적이고 객관적으로 정량화할 수 있는 연구가 매우 미진한 상황이다. 따라서 본 연구에서는 앞서 선정한 주 시나리오가 최적 시나리오보다 모든 시나리오의 불확실성을 효과적으로 유지함을 증명하기 위해, 불확실성을 정량화하는데 널리 사용되는 maximum entropy를 이용하여 기후변화 시나리오의 불확실성을 정량화하고자 한다. Maximum entropy의 기본개념은 다음과 같다.

4.1. 불확실성 정량화 방법: Maximum entropy

Entropy는 Shannon (1948)에 소개한 ‘정보이론 (information theory)’ 제시되었으며, 확률분포의 불확실성을 정량화하는데 많이 사용되는 측정방법이다. Entropy는 불확실성을 정량화한 값을 의미하며, 기본식은 다음과 같다.

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n p_i \log(p_i) \quad (5)$$

여기서 H 는 entropy, X 는 무작위 변수 (random variable), 는 상황 (state) i 의 발생확률, n 은 전체 상황의 수이다.

Jaynes (1957)은 Shannon (1948)이 제시한 entropy를 바탕으로 maximum entropy 이론을 발표하였다. Jaynes (1957)는 불확실성을 정량화함에 있어서 사용 가능한 정보가 주어진 경우에, maximum entropy를 이용하면 편차 (bias)를 최소화할 수 있음을 증명하였다. Maximum entropy는 어떤 정보가 주어지면, 이를 바탕으로 불확실성을 최대화하여 정량화하는 방법이다. Maximum entropy에서 주어진 정보는 constraint 형식으로 포함되게 된다. Maximum entropy의 기본식을 보면 다음과 같다 (Gay and Estrada, 2010).

$$\max_p H(X) = -\sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (6)$$

subject to

$$\text{moment-consistency constraint: } \sum_{i=1}^n p_i f_k(x_i) = y_k, \\ (k = 1, 2, \dots, m)$$

$$\text{normalization constraint: } \sum_{i=1}^n p_i = 1, (p_i \geq 0)$$

식(6)을 unconstraint condition하에서 풀기 위해 Langrangian multiplier를 적용하여 최종 정리하면, $\hat{p}_i$ 를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\hat{p}_i = \frac{\exp\left[-\sum_{k=1}^m \lambda_k f_k(x_i)\right]}{\sum_{i=1}^n \exp\left[-\sum_{k=1}^m \lambda_k f_k(x_i)\right]} \quad (7)$$

식(7)의 maximum entropy 분포 $\hat{p}_i$ 는 닫힌 형태 (closed form)의 식이 아니므로 매개변수 (parameter) λ , μ 와 p_i 를 추정하기 위해서는 수치해석적인 기법이 필요하다.

4.2. 불확실성 정량화를 위한 maximum entropy의 적용

본 논문에서는 기후변화 시나리오에 대한 불확실성을 maximum entropy를 이용하여 정량화하여 비교하였다. 본 논문에서는 각각의 시나리오가 시나리오의 변동을 나타내는 표준편차를 시나리오 대푯값으로 가지며, 시나리오 앙상블에서 대푯값의 최저값은 a , 최고값은 b 으로 하였다. 이에 대하여 maximum entropy를 구하면 다음과 같다.

$$H(X) = -\int_b^a f(x) \ln f(x) dx \quad (8)$$

subject to

$$\text{normalization constraint: } \int_b^a f(x) dx = 1$$

$$H(X) = -\int_b^a f(x) \ln f(x) dx = -\int_b^a \frac{1}{b-a} \ln \frac{1}{b-a} dx \\ = -\ln(b-a)$$

식(8)을 이용하여 배출시나리오별로 강수 시나리오에 대하여 모든 시나리오, 주요 시나리오, 최적 시나리오의 불확실성을 maximum entropy를 이용하여 불확실성을 정량화하였으며, 그 결과는 Table 6과 같다.

Table 6은 배출시나리오별로 불확실성을 정량화하였다. 그 결과를 살펴보면, 20C3M 강수 시나리오에

Table 6. Maximum entropy in each emission scenario.

Scenario	Range	20C3M			A1B		
		All	Principal	Best	All	Principal	Best
Precipitation	max	46.51	40.40	46.51	45.22	41.08	33.62
	min	24.83	24.83	36.78	20.16	25.30	25.30
Maximum entropy		3.08	2.75	2.28	3.22	2.76	2.12
Scenario	Range	A2			B1		
		All	Principal	Best	All	Principal	Best
Precipitation	max	45.22	35.51	35.51	50.78	34.34	50.78
	min	12.52	12.52	27.60	19.98	19.98	30.85
Maximum entropy		3.49	3.14	2.07	3.43	2.66	2.99

* **bold**: maximum entropy close to all scenario

Table 7. The ratio of observations included in ranges of each emission scenario.

Scenarios	A1B	A2	B1
All	87.50%	76.56%	68.75%
Principal	76.56%	60.94%	56.25%
Best	51.56%	53.13%	53.13%

서 모든 시나리오의 maximum entropy는 3.08, 주요 시나리오는 2.75, 최적 시나리오는 2.28로서, 주 시나리오는 모든 시나리오의 불확실성을 89.3% ($= 2.75 \div 3.08 \times 100(\%)$) 설명할 수 있다는 의미이며, 최적 시나리오는 모든 시나리오의 불확실성을 74.0% ($= 2.28 \div 3.08 \times 100(\%)$) 설명할 수 있다는 의미이다. 이는 주 시나리오가 모든 시나리오의 불확실성을 더 잘 설명하고 있다고 할 수 있다. 이러한 결과는 B1 배출시나리오를 제외한 A, B 시나리오에서도 동일한 결과를 나타냈다. B1 배출시나리오에서는 최적 시나리오가 주요 시나리오보다 조금 더 설명력이 뛰어났다 (Table 7 참조).

5. 한반도에 적합한 기후변화 시나리오 제시

본 논문에서는 이수기를 대상으로 최적 시나리오와 주 시나리오를 선정하여 어떤 시나리오가 더 나은지 비교하였다. 최적 시나리오에서 과거와 미래를 기준으로 살펴보면, 과거 모의능력이 우수했던 GCM시나리오가 미래 전망까지 우수하다고 확신할 수 없음을 나타낸다 (Fig. 7 참조). 20C3M 배출시나리오에서 모의정확성이 상위에 있던 UKMO-HadCM3는 A1B와 A2 배출시나리오에서는 모의정확성 (기온 시나리오 기준)이 하위로 낮아지는 것으로 나타났으며, 20C3M 배출시나리오에서 모의정확성이 하위였던 BCCR-BCM과 LAGS-FGOAL은 A1B와 A2에서 각각 모의정확성이

Fig. 7. Changes of rank-order between 20C3M and A & B emission scenarios.

중위권으로 올라가는 것으로 나타났다. 또한 Table 8과 같이 과거모의인 20C3M 배출시나리오를 기준으로 미래 전망인 A와 B 배출시나리오에서 최적 시나리오와 주 시나리오가 얼마나 관측값을 잘 표현하는가를 비교해보면, 주 시나리오가 더 관측값을 잘 포함하고 있음을 알 수 있다.

이와 같이 본 논문에서 제시한 시나리오 선정과정을 이용하여 시나리오를 채택하는 경우, 매우 객관적으로 시나리오를 선정할 수 있음을 확인하였다. 따라

Table 8. The principal scenarios appropriate for the Korean Peninsula.

Rank	20C3M
1	NIES-MIROC32medres
2	CNRM-CM3
3	MIUB-ECHO-G
4	UKMO-HadCM3
5	CSIRO-Mk30

서 본 논문에서는 한반도에 적합한 기후변화 시나리오를 Table 8와 같이 제시한다.

6. 결 론

본 연구에서는 새로운 시나리오 선정과정을 통하여 채택한 주 시나리오만을 사용하더라도 불확실성을 유지한 채로 모든 시나리오를 사용한 효과를 나타낼 수 있음을 증명하였다. Maximum entropy를 이용하여 불확실성을 정량화하는 방법을 제시하고 이를 이용하여 주요 시나리오가 모든 시나리오의 불확실성을 가장 잘 설명하고 있음을 나타냈다. 또한 시나리오 선정과정을 통하여 채택된 주 시나리오가 한반도 수자원 분야에 적합한 시나리오임을 증명하였다. 본 연구에서 수행한 세부 연구를 살펴보면 첫째, 기후변화 시나리오의 수를 효율적으로 줄일 수 있는 방안을 제시하였다. 시나리오 선정과정은 시나리오 군집분석과 군집별 대표 시나리오 선정으로 이루어진다. 우선 시나리오 군집분석 기법을 검토하여 기후변화 시나리오에 적합한 시나리오의 통계적 특성을 이용하는 K-means clustering 방법을 제시하고 적용하였다. 또한 군집별 대표 시나리오 선정방법을 분석·정리하여 표로 제시하여 시나리오 선정을 원하는 연구자가 연구목적·방향 등에 알맞게 선택하여 사용할 수 있도록 하였다. 시나리오 선정에서는 시나리오 선정방법 중 하나인 PDF method를 이용하여, 모든 시나리오에서 모의 정확성이 가장 좋은 몇몇 시나리오를 선정한 최적 시나리오와 본 연구에서 제안한 주 시나리오를 선정하였다. 최적 시나리오 선정에서는 과거 모의 정확성이 높은 GCM 시나리오가 미래에도 높은 모의 정확성을 유지하지 않음을 보였으며, 주 시나리오에서는 매우 다양한 GCM 시나리오가 선정되었음을 보였다.

둘째, maximum entropy를 이용하여 기후변화 시나리오의 불확실성을 정량화하는 방법을 제시하였다. 본 연구에서는 maximum entropy가 기후변화 시나리오의 불확실성을 정량화하는데 적합함을 보였으며, 이를 이용하여 모든 시나리오, 최적 시나리오, 주 시나리오의

불확실성을 정량화하고 비교하였다. 비교결과, 주 시나리오가 최적 시나리오보다 모든 시나리오의 불확실성을 효과적으로 유지하고 설명할 수 있음을 증명하였다. 따라서 시나리오 선정과정을 이용하여 선정한 주 시나리오가 시나리오의 수를 줄이면서 모든 시나리오를 사용한 결과를 얻을 수 있고, 특히 기후변화가 시나리오가 가지고 있는 불확실성을 최대한 유지할 수 있음을 증명하였다.

셋째, 한반도에 적합한 기후변화 시나리오를 제시하였다. 시나리오 선정과정을 통하여 IPCC에서 제공되는 모든 시나리오 중 불확실성을 유지하면서 한반도에 적합한 몇 개의 주요 기후변화 시나리오를 제시하였다. 따라서 미래 수자원 전망에서 한반도에 적합하다고 선정된 주 시나리오를 활용하면 모든 시나리오를 사용한 불확실성의 70~80% 이상을 유지한 수자원 전망결과를 얻을 수 있을 것으로 사료된다.

본 논문에서는 IPCC에서 제공된 GCM 시나리오에 충실하게 기반하여 수행되었으며, 향후 GCM의 발전으로 향상된 GCM 시나리오나 높은 해상도와 한반도 지역특성이 잘 반영된 RCM을 이용하여 수행한다면 불확실성을 더 잘 반영하는 한반도 대표 기후변화 시나리오를 제시할 수 있을 것이다.

감사의 글

본 연구는 서울대학교 공학연구소와 SIR BK건설사업단, 그리고 국토해양부 한국건설교통기술평가원의 2009 건설기술혁신사업인 ‘기후변화에 의한 수문 영향분석과 전망’ 과제에 의해 지원되었습니다.

참고문헌

- 통일연구원, 2009: 2009 The outline of the North Korea, 통일연구원.
- Boer, G. J., 2004: Long time-scale potential predictability in an ensemble of coupled climate models, *Climatic Dynamics*, **23**, 23-44.
- _____, and S. J. Lambert, 2008: Multi-model decadal potential predicability of precipitation and temperature, *Geophysical Research Letters*, **35**, L05706.
- California Environmental Protection Agency, 2006: *Climate Action Team Report to Governor Schwarzenegger and the Legislature*, Climate Action Team. 16-25.
- Chiew, F. H. S., J. Teng, J. Vaze, and D. G. C. Kirono, 2009: Influence of global climate model selection on runoff impact assessment, *Journal of Hydrology*, **379**, 172-180.
- Cover, T. M. and J. A. Thomas, 1991: *Elements of*

- Information Theory*, Wiley. 13-54.
- Douglass, A. R., M. J. Prather, T. M. Hall, S. E. Strahan, P. J. Rasch, L. C. Sparling, L. Coy, and J. M. Rodriguez, 1999: Choosing meteorological input for the global modeling initiative assessment of high-speed aircraft. *Journal of Geophysical Research*, **104**(27), 545-564.
- Epstein, E. S., and A. H. Murphy, 1989: Skill scores and correlation coefficients in model verification, *Monthly Weather Review*, **117**, 572-581.
- Gay, C., and F. Estrada, 2010: Objective probabilities about future climate are a matter of opinion, *Climatic Change*, **99**, 27-46.
- Gleckler, P. J., K. E. Taylor, and C. Doutriaux, 2008: Performance metrics for climate models. *Journal of Geophysical Research*, **113**, D06104.
- Intergovernmental Panel on Climate Change, 2007: *Climate change 2007: Synthesis report*. IPCC.
- Jaynes, E. T., 1957: Information theory and statistical mechanics, *The Physical Review*, **106**(4), 620-630.
- Katz, R. W., 2002: Techniques for estimating uncertainty in climate change scenarios and impact studies, *Climate Research*, **20**, 167-185.
- Kay, A. L., H. N. Davies, V. A. Bell, and R. G. Jones, 2009: Comparison of uncertainty sources for climate change impacts: flood frequency in England, *Climatic Change*, **92**, 41-63.
- Kleeman, R., 2002: Measuring dynamical prediction utility using relative entropy, *Journal of the Atmospheric Sciences*, **59**, 2057-2072.
- Ma, K., and J. Cao, 1999: Climatic noise and potential predictability of monthly mean temperature over China. *Meteorology and Atmospheric Physics*, **69**, 231-237.
- Murphy, A. H., 1989: Skill scores based on the mean-square error and their relationships to the correlation coefficient, *Monthly Weather Review*, **116**, 2417-2424.
- _____, 1996: General decompositions of MSE-based skill scores: Measures of some basic aspects of forecast quality, *Monthly Weather Review*, **124**, 2353-2369.
- Perkins, S. E., and A. J. Pitman, 2009: Do weak AR4 models bias projections of future climate changes over Australia?, *Climatic Change*, **93**, 527-558.
- _____, _____, N. J. Holbrook, and J. Meaneney, 2007: Evaluation of the AR4 climate models' simulated daily maximum temperature, minimum temperature, and precipitation over Australia using probability density functions, *Journal of Climate*, **20**, 4356-4376.
- Pitman, A. J., and S. E. Perkins, 2008: Regional projections of future seasonal and annual changes in rainfall and temperature over Australia based on skill-selected AR4 models, *Earth Interactions*, vol. **12**, DOI: 10.1175/2008EI260.1.
- Prudhomme, C., and H. Davies, 2009: Assessing uncertainties in climate change impact analyses on the river flow regimes in the UK. Part 2: future climate, *Climatic Change*, **93**, 197-222.
- Raisanen, J., 2007: How reliable are climate models?. *Tellus*, **59A**, 2-29.
- Reichler, T., and J. Kim, 2008: How well do coupled models simulate today's climate?, *Bulletin of the American Meteorological Society*, **89**, 303-311.
- Shannon, C. E., 1948: A Mathematical Theory of Communication, *Bell System Technical Journal*, **27**, 379-423.
- Shukla, J., T. Delsole, M. Fennessy, J. Kinter, and D. Paolino, 2006: Climate model fidelity and projections of climate change, *Geophysical Research Letters*, **33**, L07702.
- Taylor, K. E., 2001: Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram, *Journal of Geophysical Research*, **106**(D7), 7183-7192.
- Wang, X., and K. Smith, 2006: Characteristic-based clustering for time series data, *Data Mining and Knowledge Discovery*, **13**, 335-364.
- Wilby, R. L., and I. Harris, 2006: A framework for assessing uncertainties in climate change impacts: Low-flow scenarios for the River Thames, U.K., *Water Resources Research*, **42**, W02419.
- Wilks, D. S., 2005: *Statistical methods in the atmospheric sciences*, 2nd edition, Academic Press, New York. 648pp.
- Winter, C. L., and D. Nychka, 2009: Forecasting skill of model averages, *Stochastic Environmental Resources Risk Assessment*, DOI 10.1007/s00477-009-0350-y.
- Wolock, D. M., and G. J. McCabe, 1999: Estimates of runoff using water-balance and atmospheric general circulation models, *Journal of the American Water Resources Association*, **35**, 1341-1350.