



# 미래 기상 시나리오에 대한 편의 보정 방법에 따른 지역 기후변화 영향 평가의 불확실성

## Uncertainty in Regional Climate Change Impact Assessment using Bias-Correction Technique for Future Climate Scenarios

황세운<sup>\*,\*\*</sup> · 허용구<sup>\*\*\*,†</sup> · 장승우<sup>\*\*</sup>

Hwang, Syewoon · Her, Young Gu · Chang, Seungwoo

### ABSTRACT

It is now generally known that dynamical climate modeling outputs include systematic biases in reproducing the properties of atmospheric variables such as, precipitation and temperature. There is thus, general consensus among the researchers about the need of bias-correction process prior to using climate model results especially for hydrologic applications. Among the number of bias-correction methods, distribution (e.g., cumulative distribution function, CDF) mapping based approach has been evaluated as one of the skillful techniques. This study investigates the uncertainty of using various CDF mapping-based methods for bias-correction in assessing regional climate change impacts. Two different dynamically-downscaled Global Circulation Model results (CCSM and GFDL under ARES4 A2 scenario) using Regional Spectral Model for retrospective period (1969-2000) and future period (2039-2069) were collected over the west central Florida. Total 12 possible methods (i.e., 3 for developing distribution by each of 4 for estimating biases in future projections) were examined and the variations among the results using different methods were evaluated in various ways. The results for daily temperature showed that while mean and standard deviation of Tmax and Tmin has relatively small variation among the bias-correction methods, monthly maximum values showed as significant variation (~2°C) as the mean differences between the retrospective simulations and future projections. The accuracy of raw precipitation predictions was much worse than temperature and bias-corrected results appeared to be more significantly influenced by the methodologies. Furthermore the uncertainty of bias-correction was found to be relevant to the performance of climate model (i.e., CCSM results which showed relatively worse accuracy showed larger variation among the bias-correction methods). Concludingly bias-correction methodology is an important source of uncertainty among other processes that may be required for climate change impact assessment. This study underscores the need to carefully select a bias-correction method and that the approach for any given analysis should depend on the research question being asked.

**Keywords:** bias-correction; CDF mapping; uncertainty; climate change impact assessment

### 1. 서 론

기후변화와 그에 따른 분야별 영향에 대한 관심이 급증하면서 신뢰도 높은 미래 기후 정보 생산을 위한 연구가 활발히 진행 중이다. 이러한 기후변화 연구는 기후변화에 관한 정부간 협의체(Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC)에서 선정한 미래 인류 활동 양상에 따른 온실가스 배출 시나리오(예, ARES4)를 토대로 한 기후 모델 적용을 기본으로 한다. 하지만

이 기후 모델 산출물은 장기 미래의 기상 시나리오 선정과 대기 현상에 대한 불안정한 물리적 이해, 그리고 컴퓨터 계산 능력의 한계 등으로 인한 불확실성을 내포하고 있으므로(Kunkel et al., 2006) 미래 기후 정보를 활용하기에 앞서 그 불확실성을 정량화하고 최소화 하기 위한 방법론의 개발과 적용이 필요하다(Hwang and Kang, 2013). 특히 기후 모델의 불확실성이 큰 강수량과 밀접한 영향을 가지는 수자원 관리에 대해 시나리오 기반 기후 모델 결과를 효율적으로 활용하기 위해서는 평가 과정의 불확실성을 정량화하고 최소화하는 과정이 필수적이라 할 것이다.

기후변화에 따른 미래 수자원의 양적 질적 영향 평가가 활발히 이루어지면서, 전지구 및 지역 기후 모델(General Circulation Model(GCM) 및 Regional Climate Model(RCM)) 결과의 효율적 활용을 위한 다양한 방법론이 제시되고 있다. 일반적으로 수자원에 대한 기후변화 영향 평가를 위해서는 기후 모델링 결과로부터 수문·수질 모델의 적용에 이르기까지 기상 정보에 대

\* 플로리다대학교 수자원연구소  
 \*\* 플로리다대학교 농공학과  
 \*\*\* 퍼듀대학교 농공학과  
 † Corresponding author Tel.: +1-540-250-1102  
 Fax: +1-352-392-6855  
 E-mail: yher@enc.purdue.edu

2013년 5월 2일 투고  
 2013년 6월 27일 심사완료  
 2013년 7월 5일 게재확정

한 몇 가지 후처리 과정이 적용된다. 우선 역학적 기후 모델의 경우, 적용되는 특정 모수화 (parameterization) 및 물리적 대기 기작 (physical schemes)의 불확실성에 의한 일률적 편향 (systematic bias)을 가지므로 과거 관측자료와 통계적 기법을 이용한 1) 편의 보정 (bias correction)이 선행 작업으로 요구된다 (Ehret et al., 2012). 또한 지역 단위 영향 평가를 위해 요구되는 기상 자료의 공간 해상도는 GCM 산출물 해상도 (100~300 km)에 비해 높기 때문에 2) 공간 상세화 과정을 통한 고해상도 자료의 생산이 필수적이다 (Mearns et al., 2001; Hwang et al., 2011). 이러한 과정들에 있어 기법의 선정에 따른 결과의 다양성은 과정별 불확실성을 의미하며 이에 대한 정량적 평가와 고찰은 기후변화 연구의 신뢰도 및 실효성을 향상시키기 위한 필수 과제일 것이다.

지금까지 공간 상세화 기법 (통계적 방법 (statistical downscaling)과 동역학적 모델을 이용한 방법 (dynamical downscaling))에 대한 불확실성 (Fowler et al., 2007; Wilby et al., 2000; Maraun et al., 2010; Hwang and Graham, 2013)과 수문 모형의 종류와 특성에 따른 불확실성에 대한 연구 (Jiang et al., 2007; Bae et al., 2011, Xu, 1999)는 활발히 진행되어 온 반면 편의 보정 방법에 따른 수문 영향 분석 결과의 불확실성에 대한 연구는 상대적으로 미비하다. 편의 보정 방법은 과거 관측 자료의 기본 통계량 (평균, 분산 등)에 대한 동기간 기후 모델 결과의 편의 정도를 일률적으로 또는 월별로 적용하는 기본적인 방법 (국내 연구 사례: Park et al., 2010; Yun et al., 2011; Chung et al., 2009)에서부터 확률분포함수 (Probability Distribution Function, PDF) 또는 누적 분포 함수 (Cumulative Distribution Function, CDF)를 이용하는 방법 (Wood et al., 2004; Piani et al., 2010; Park et al., 2012; Jee et al., 2012)에 이르기까지 다양하다. Teutschbein과 Seibert (2012)는 RCM 결과 보정을 위해 선형 비례 (linear scaling), 분산 비례 (variance scaling), power 변환 (power transformation), 분포 보정 (distribution mapping) 등의 편의 보정 방법을 적용하여 그 성능을 비교한 결과 누적 분포 함수를 이용한 분포 보정 방법이 가장 뛰어나다는 결론을 도출한 바 있다. 하지만 이 방법은 한정된 자료를 이용하여 최적 CDF를 도출하는 과정에서 발생하는 오차 (특히 극값 (extremes)에 대해, Thembl et al., 2011)가 CDF 생성 방법과 편의 추정 방법에 따라 다를 수 있으므로 이에 대한 고찰과 개선이 필요하다 (Lenderink, 2010; Li et al., 2010).

더불어 기후 모델 (RCM)의 월단위 산출물의 활용이 주를 이루는 가운데, 변수의 시·공간적 변동성 (spatiotemporal variability)을 물리적으로 재현할 수 있는 일 단위 및 시간 단위의 고해상도 산출물을 이용한 기상 변수의 고차원 특성 변화에 대한 연구의

필요성이 대두되고 있다 (Maurer and Hidalgo, 2008; Hwang et al., 2011). 월 단위 기후 모델 결과를 보정 후 일 단위로 시간 상세화 (temporal downscaling/disaggregation) 할 경우 (Maurer and Hidalgo, 2008; Hidalgo et al., 2008)에 비해 편의 보정을 통하여 일 단위 기후 모델 자료를 이용하는 경우, 모델 결과를 보다 적극적으로 활용 할 수 있다는 장점이 있지만, 고해상도 시공간에 대한 모의치의 오차는 저해상도에 비해 상대적으로 크므로 결과 활용 시 고려해야 한다.

본 연구에서는 CDF를 이용한 일 단위 기후모델 편의 보정 방법들에 대해 소개하고 이를 고해상도 (10 km×10 km) 지역 기후 모델 일 단위 산출물 (일 강수량, 일 최대 최저 기온)에 적용하여 CDF 기반 편의 보정 방법에 따른 결과의 다양성에 대해 고찰하였다. 미국 플로리다 중서부에 위치한 템파 (Tampa) 지역을 대상으로 2개의 GCM 자료를 초기 및 경계조건으로 한 지역 기후 모델 결과를 수집하여, 과거 기간 (1969~2000)에 대해 모델 성능을 평가하였으며 미래기간 (2039~2069)에 대한 모의 결과를 이용하여 기후변화 정도를 평가하였다.

## II. 대상 지역

본 연구에서는 고해상도 미래 기상 정보를 활용하기 위해 최근

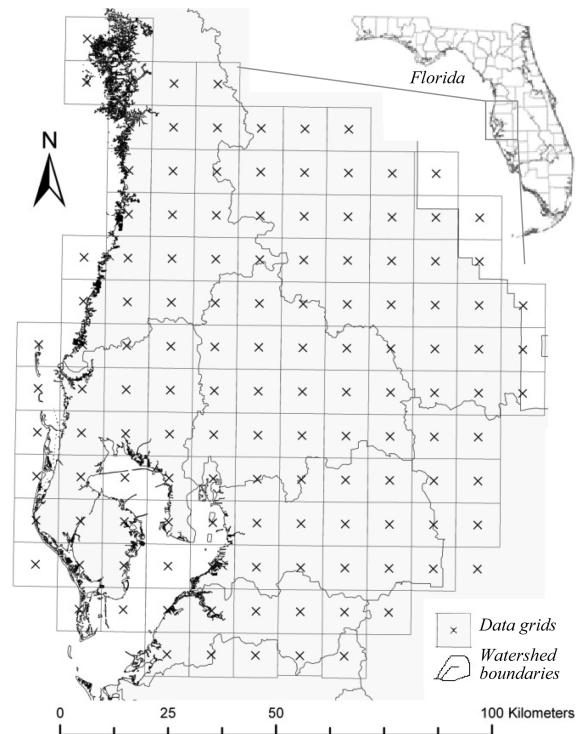


Fig. 1 The study area and grid configurations of regional climate modeling used in the study

2개 GCM에 대한 공간 상세화 연구가 진행 중인 미국 플로리다 주 증서부 지역 (Fig. 1) 을 대상 지역으로 선정하였다. 이 지역은 연중 온난하며 전 지역에 걸친 지표 고도차 (< 100 m)가 작아 완만한 지형적 특성을 가진다는 점에서 국내 실정과 차이가 있으나, 강수량과 기온에 대한 강한 계절성을 가지는 몬순기후 특성을 가지고 있으며 해양에 둘러 쌓인 지리적 특성이 한반도와 유사하다.

대상 지역의 연 평균 강수량은 약 1,174.8 mm이며, 연 평균 최대 기온은 약 27.8 °C, 연 평균 최저 기온은 약 17.9 °C 정도이며, 강우에 대한 증발률이 70 %를 초과한다 (Hwang et al., 2011). 주로 우기 (6월~9월)에 발생하는 태풍과 대류성 강우는 단 기간에 매우 지협적으로 발생하므로 그 예측과 대응이 어려워 지역 수자원 관리국에서는 이를 대비할 수 있는 다양한 연구를 수행하고 있다.

### III. 기상 자료 및 시나리오

#### 1. 기상 관측 자료

일반적으로 기후 모델은 특정 격자 단위의 지역 평균값을 모의한다. 이에 기후 모델 결과의 효율적 보정을 위해서는 동해상도의 지역 평균 관측 자료가 필요할 것이다. 특히 우기에 발생하는 대류성 강우 사상 (convective storm)의 경우 그 강도 및 지속 시간 등의 특성이 지협적이며 근거리에 대해서도 상이할 수 있으므로 일반적인 점 관측 자료를 기후 모델 결과 자료와 비교 분석하는 것은 무리가 있다 (Hwang, 2012). 이에 본 연구에서는 다양한 기상 변수에 대한 기후 모델 결과를 바탕으로 지상 관측 자료의 자료 동화 기법 (data assimilation)을 통해 미국 전 지역을 대상으로 생산된 격자 단위 관측자료 (Maurer et al., 2002)

를 수집하여 사용하였다. 이 자료의 기후모델 결과 보정에 대한 적용성에 대해서는 앞선 연구에서 검증된 바 있다 (Hwang, 2012). 본 연구에서는 과거 50년 기간 (1950~1999)에 대한 일 강수량 및 일 최대·최저 기온 자료가 사용되었으며 자료 해상도는 약 12 km×12 km이다.

#### 2. 기후 모델 결과 자료

미국 플로리다 주립 대학 (Florida State University)의 해양-대기 모의 연구 센터 (Center for Ocean-Atmospheric Prediction Studies, COAPS)에서는 주로 미국 남동부 지역을 대상으로, 기후 모델 결과를 바탕으로 한 기후 변화와 그 영향 평가 연구가 진행 중이며 다양한 시나리오 (예: 온실 가스 배출 시나리오와 토지 피복 변화)를 적용한 기후 모델링 결과를 제공하고 있다 (<http://coaps.fsu.edu/CLARReS10/index.shtml>). 최근 A2 시나리오에 대한 CMIP3자료 중 2개 GCM (CCSM, GFDL) 결과를 RCM의 일종인 RSM (Regional Spectral Model)을 이용하여 10 km 해상도 단위로 상세화한 기후 변화를 고려한 기상 자료를 제공하고 있다. 제공되는 기상 인자는 시 강수량, 일 최대·최저 기온을 비롯하여 습도, 풍속 등 다양하다. 본 연구에서는 2절에서 소개한 대상 지역에 대한 일 단위 모델결과 자료 (baseline control run: 1969~2000, future projection: 2039~2069)를 추출하여 사용하였으며 (Fig. 1), CMIP3 자료 중 CCSM과 GFDL 모델 결과를 이용하였다.

### IV. 편의 보정 방법

기본적인 CDF를 이용한 보정 방법에 대해 미래 기간에 대한 편의 추정 방법 (4가지)과 각각에 대한 CDF 생성에 사용되는 자

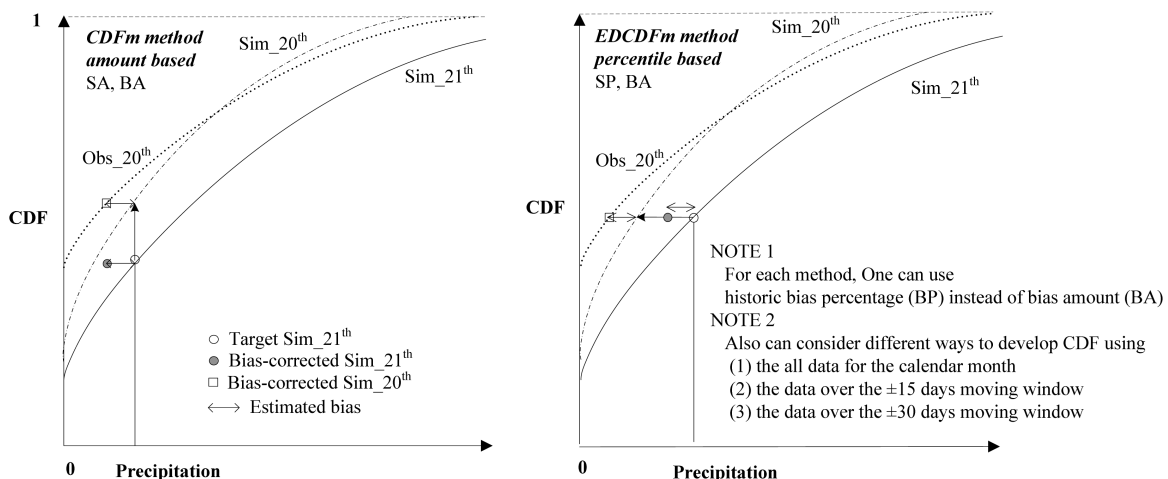


Fig. 2 Schematic representation of bias-correction procedures

**Table 1 Bias-correction techniques considered in the study (combination of methods for bias estimation and CDF development)**

Retrospective simulation (1969-2000)				Future simulation (2039-2069)			
ID	Methods for		Abbrev.	ID	Methods for		Abbrev.
	Bias estimation	CDF development			Bias estimation	CDF development	
BC1	SA, BA	on a monthly basis	CDFm_motnhly	BC1	SA1, BA3	on a monthly basis	CDFm_motnhly
				BC2	SA, BP4		CDFm_P_motnhly
				BC3	SP2, BA		EDCDFm_motnhly
				BC4	SP, BP		EDCDFm_P_motnhly
BC2	SA, BA	±15 days moving window	CDFm_15	BC5	SA, BA	±15 days moving window	CDFm_±15
				BC6	SA, BP		CDFm_P_±15
				BC7	SP, BA		EDCDFm_±15
				BC8	SP, BP		EDCDFm_P_±15
BC3	SA, BA	±30 days moving window	CDFm_30	BC9	SA, BA	±30 days moving window	CDFm_±30
				BC10	SA, BP		CDFm_P_±30
				BC11	SP, BA		EDCDFm_±30
				BC12	SP, BP		EDCDFm_P_±30

1. SA (Simulation Amount based): bias for retrospective simulations corresponding to future simulations
2. SP (Simulation Percentile based): bias for retrospective simulations corresponding to the percentile of each future simulation
3. BA (Bias Amount based): bias amount estimated using SA/SP is applied to future simulations
4. BP (Bias amount based): bias percentage for retrospective simulation is applied to future simulations

료 기간을 세분 (3가지)하여 총 12가지 방법을 고안하여 적용하였으며 Fig. 2는 각 방법을 도식으로 모사하고 있으며 Table 1은 이들 방법들을 정리한 것이다. 편의 추정 방법은 미래 기간에 대한 보정을 위해 적용되므로 과거 기간에 대한 보정에는 3가지 다른 CDF를 이용한 방법만 적용된다.

### 1. 누적 분포 함수 보정 방법론

과거 기간에 대한 관측 및 모의 결과의 CDF 비교를 통해 추정된 편의 정도를 미래 시나리오에 적용하는 방법을 미래 시점의 모의치의 크기 (prediction amount)에 따른 편의 추정 방법 (CDF-mapping, CDFm)과 모의치의 백분위 (prediction percentile)에 따른 편의 추정 방법 (EquiDistance CDF-mapping, EDCDFm)으로 나누고 각각에 대해 편이 정도를 다시 편이량 (bias amount based)과 모의치에 대한 편이의 비율 (bias percentage based)을 고려하는 두 가지 방법으로 세분하여 본 연구에서는 편이량을 적용하는 방법을 각각 CDFm과 EDCDFm, 편이 비율을 적용하는 방법에 대해 각각 CDFm\_P과 EDCDFm\_P라 칭하도록 한다.

첫 번째 방법 (CDFm)은 Wood et al. (2004)이 GCM 자료의 월단위 강우자료를 편의 보정을 위하여 고안한 방법으로 과거 기간에 대한 일 모의치  $x_c$ 와 이에 대한 편의 보정 결과값  $x'_c$ 는 다음 Eq. (1)로 나타낼 수 있다.

$$x'_c = CDF_{obs}^{-1}(CDF_{sim,c}(x_c)) \quad (1)$$

여기서  $CDF_{obs}^{-1}(\cdot)$ 와  $CDF_{sim,c}(\cdot)$ 는 각각 관측치의 누적분포 함수의 역함수와 과거 기간에 대한 모의치에 대한 누적분포 함수를 의미한다. 추정된 편이 ( $x'_c - x_c$ )는 미래 기간에 대한 모의치 ( $x_s$ )에 대해 다음과 같이 적용된다.

$$x'_s = \{x_{c,min} \leq x_s \leq x_{c,max} | CDF_{obs}^{-1}(CDF_{sim,c}(x_s))\} \quad (2)$$

과거기간의 모의치 범위를 초과하는 미래 기간의 모의치에 대해서는 최적 분포 함수 추정을 통한 외삽 (extrapolation) 등의 기법을 이용하여 적용하기도 하지만, 여기서는 Eq. (3)과 Eq. (4)와 같이 과거기간의 최대 최저 모의치의 편이가 동일하다고 가정하였다.

$$x'_s = \left\{ x_{c,max} \leq x_s \leq x_s + \left( CDF_{obs}^{-1}(CDF_{sim,c}(x_{c,max})) - x_{c,max} \right) \right\} \quad (3)$$

$$x'_s = \left\{ x_s < x_{c,min} | x_s + \left( CDF_{obs}^{-1}(CDF_{sim,c}(x_{c,min})) - x_{c,min} \right) \right\} \quad (4)$$

단, Eq. (4)에서  $x'_s$ 가 음(-)의 값으로 산정될 경우는 보정 결과는 0으로 간주한다. 더불어 과거기간에 대한 모의 결과의 강우 발생 일수가 관측치보다 작을 경우 부족한 강우 일수를 임의로 발생시켜 CDF 비교에 포함하여 강우 발생 빈도를 보정하였으며

계산된 강우 일수의 차이는 미래 기간의 모의 결과에도 적용하여 과거와 미래 기간에 대한 모의 결과의 차이와 과거 기간에 대한 모의 결과 오차를 함께 반영할 수 있도록 하였다. 과거 기간에 대한 모의 강우 일수 (비율)는 Eq. (1)과 Eq. (2)를 통해 관측치와 같게 되고 미래 기간의 보정 결과는 원 모의 결과의 차이를 반영하게 된다. 또한 기후 모델 원 결과는 작은 규모의 강우 사상 ( $<0.1$  mm) 발생 빈도가 크게 모의 되는 경향이 있으며, 모델 산출물 (output)은 격자 단위 면적 평균 값을 의미하기 때문에 결과의 강우 일수는 일반적으로 점 관측 자료에 비해 크며 이 오차는 CDF를 비교/보정하는 방법에 의해 효과적으로 제거된다 (Hwang et al., 2011).

두 번째 방법으로 모의치의 백분위에 대한 편의를 적용하는 방법 (EDCDFm)은 Li et al. (2010)에 의해 미래 기간에 대한 보정 결과가 원 모의 결과의 분산과 왜곡도를 반영하지 않고 일괄 보정하는 CDFm의 단점을 보완하기 위해 고안된 방법으로 다음 Eq. (5)와 같이 표현되며, 미래기간의 모의치 값 대신에 백분위를 사용하기 때문에 위 방법에서 나타나는 미래 기간 극우 사상 (extreme event)의 편의에 대한 가정이 불필요하다. 따라서 미래 극값 (예: 모의 기간 최대치)에 대한 편의는 다른 중간 범위의 모의치와 동일한 방법으로 과거기간에 대한 모의 최대치에 대한 편의가 보정에 적용된다.

$$x'_s = x_s + \left( \begin{matrix} CDF_{sim\_c}^{-1} ( CDF_{sim\_s} ( x_s ) ) \\ - CDF_{obs}^{-1} ( CDF_{sim\_s} ( x_s ) ) \end{matrix} \right) \quad (5)$$

CDFm\_P와 EDCDFm\_P는 CDFm과 EDCDFm에서 추정된 편 의  $x'_c - x_c$  대신, 모의치에 대한 편의의 비율인  $(x'_c - x_c)/x_c$ 을  $x_s$ 에 적용하는 방법으로 과거기간의 극값 모의치가 큰 편의를 가질 경우 추정된 편의를 일률적으로 미래 모의치에 적용하기 보다, 상대적인 편의를 적용하는 것이 보다 효율적이라는 점에서 고안된 방법이다. 앞서 언급한 바와 같이 이들 방법은 미래 기간에 대한 모델 결과의 편의를 현 기후를 모의하는 모델의 성능을 고려하여 추정하는 것이므로 과거기간에 대한 모델 결과를 보정하는 데는 사용되지 않는다.

## 2. 누적 분포 함수 생성 방법

본 연구에서는 앞서 소개된 몇 가지 가정에 따른 편의 추정 방법의 적용과 더불어 관측자료 및 모의기간을 추가로 세분하여 과거 기간에 대한 누적분포 함수인  $CDF_{obs}^{-1}(\cdot)$ 와  $CDF_{sim\_c}(\cdot)$ 를 생성하여 적용하였다. 기본적으로 편의 보정은 월별로 생성된 CDF (12개)를 이용하여 각 월에 대한 보정을 독립적으로 수행한다 (Chen et al., 2011). 하지만, 계절성이 뚜렷하여 월별 변동성이 큰 강수량의 경우, 월별 편의 보정은 우기와 건기의 경계 기간의 모의치 대한 보정에 있어 한계가 있다. 예를 들어, 대상 지역의 경우 5월과 6월의 평균 강수량은 크게 차이가 있으며 이 전과 이후 기간의 강수 특성을 비교해 볼 때 우기와 건기의 경계 기간이므로 5월과 6월의 CDF는 크게 다른 특성을 가지게 되지

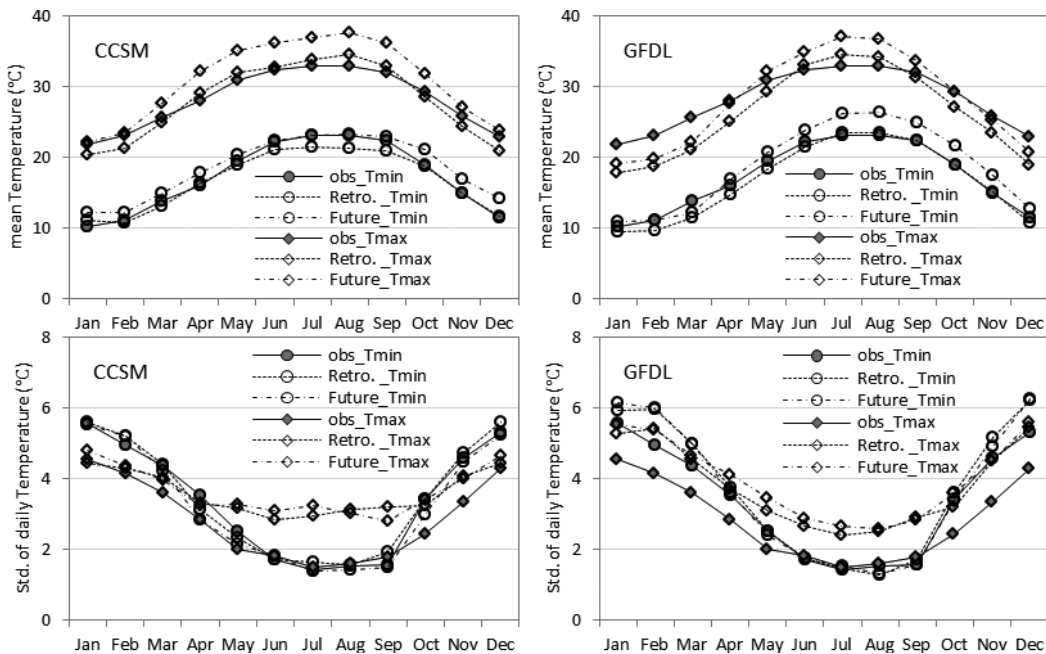


Fig. 3 Annual cycle of the averaged mean (upper row) and standard deviation (bottom row) of daily Tmax and Tmin over the study domain for downscaled CCSM (left column) and GFDL (right column). 'Retro.' and 'Future' in the legend indicate the predictions for the periods, 1969–2000 and 2039–2069, respectively

만 5월 31일과 6월 1일의 일 모의 결과를 차이가 큰 다른 CDF를 적용하여 보정할 경우 기대 밖의 변동성을 가지게 될 확률이 크다 (Leander and Buishand, 2007). 그 대안으로 특정 일의 모의치 보정을 위해 모의 해당일 근처의 이동 기간 (예:  $\pm 15$ 일, Abatzoglou and Brown, 2012)에 대한 자료를 이용하여 CDF 생성 후 편의를 보정하는 방법이 있으며, 이는 각각의 일에 대한 CDF (약 365개)를 생성해야하기 때문에 계산량은 비교적 많지만 일 강우사상의 변동성과 연속 특성을 고려하는데 효과적일 수 있다. 본 연구에서는 이에 대한 고찰을 위해 월별 CDF를 적용하는 방법에 더불어  $\pm 15$ 일 (총 31일)과  $\pm 30$  (총 61) 이동 기간에 대한 CDF를 이용하여 4.1절에서 기술한 각 방법들에 적용하였다.

## V. 결과 및 고찰

### 1. 기온 모의 결과

Fig. 3은 두 기후 모델의 보정 전 일 최대·최저 기온 ( $T_{max}$ ,  $T_{min}$ ) 모의 결과의 월 평균과 월별 표준 편차를 관측자료와 비교한 것이다. 대체적으로 두 모델이 최대 기온과 최저 기온의 월별 통계적 특성과 계절성을 잘 모의하고 있는 한편, 우기 (6월~9월)에 대한 최대 기온의 표준 편차가 CCSM의 경우  $1\sim 2\text{ }^{\circ}\text{C}$  GFDL의 경우  $0.8\sim 1.2\text{ }^{\circ}\text{C}$  가량 과대 추정되고 있는 것을 알 수 있다. 미래 기간에 대한 최대·최저 기온의 월 평균은 과거 기간

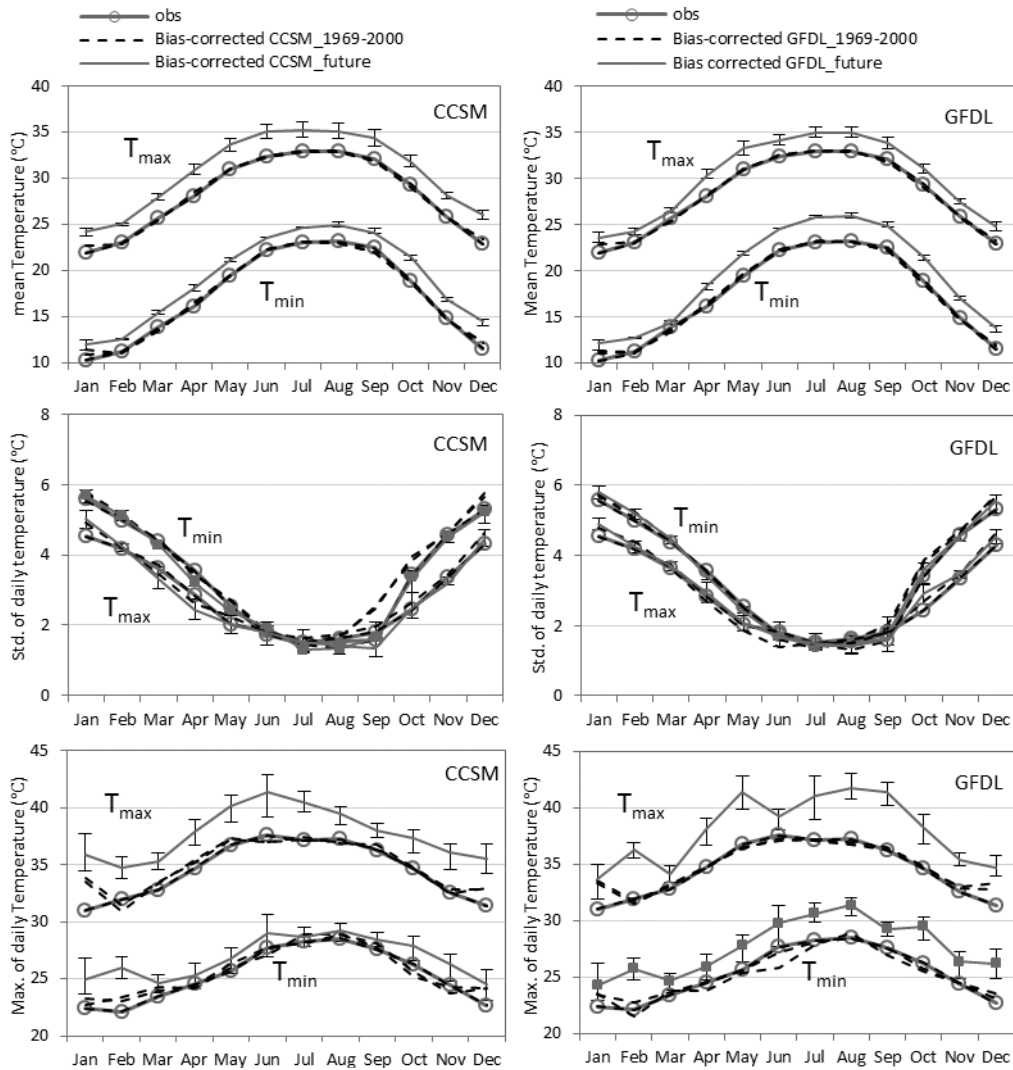


Fig. 4 Bias-corrected results; Annual cycle of the averaged mean (upper row), standard deviation (mid row) and maximum of daily temperature (bottom row) of bias-corrected daily  $T_{max}$  and  $T_{min}$  over the study domain for downscaled-CCSM (left column) and GFDL (right column). 'Retro.' and 'Future' in the legend indicate the predictions for the periods, 1969–2000 and 2039–2069, respectively

에 비해 CCSM의 경우 각각 평균 2.8 °C와 1.8 °C, GFDL 결과의 경우 2.0 °C와 2.1 °C 증가하는 것으로 나타났으며 최대·최저 기온의 일 변동성은 두 모델 결과 모두 과거 기간에 비해 크게 차이가 없는 것으로 나타나 (평균 표준편차 차이 <math>\pm 0.2\text{ }^\circ\text{C}</math>) 대상지역에 대한 미래 기온 증가에 대해서는 일관된 결과를 도출할 수 있었다. 또한 월 평균 최대·최저 기온의 계절별 차이 (10~18 °C)는 일 변동성의 계절별 차이 (2.1~4.9 °C)에 비해 작은 분산을 가지는 것으로 나타났다.

한편 편의 보정된 과거 기간에 대한 모의 결과는 관측치의 자료 기간에 대한 모든 통계적 특성 (평균, 분산, 첨도, 왜곡도)을 따르게 되며 미래 기간에 대한 모의 결과에 대해서는 보정 방법에 따라 추정된 편의 정도가 다르게 적용되므로 그 결과의 차이를 보여준다 (Fig. 4). 일 최대·최저 기온은 평균에 비해 작은 분산을 가지는 통계적 특성 (Fig. 3)에서도 볼 수 있듯이 그 일별 변동성이 작으며 기후모델의 편의 정도가 심하지 않기 때문에 편의 보정 방법에 따른 결과의 다양성은 비교적 작은 것으로 판단된다. 하지만, 최대·최저 기온의 극값의 경우인 기간 최대치에 대한 보정결과는 보정 방법에 따라 최대·최저 기온은 CCSM의 경우 평균 2.3 °C와 2.0 °C, GFDL은 2.0 °C, 1.9 °C의 차이를 보여 그 보정 결과의 차이가 큰 범위를 보이고 있다.

## 2. 강수량 보정 결과

다양한 강수량의 분석 기준 (평균, 표준편차, 천이확률, 최대 연속 (무) 강우 일수 및 발생 시기, 5일 최대 강수량 등)에 대해 우기 (6월~9월)와 건기 (10월~5월)로 기간을 구분하여 결과를 분석하여 비교하였으며, 논문에서는 그 중 편의 보정 따른 결과의 불확실성이 크게 나타나는 통계량들을 중심으로 기술하였다.

Fig. 5는 box plot을 이용하여 대상 지역 내 우기와 건기의 평균 강수량에 대한 기후 모델 모의 결과와 보정된 결과를 편의 보정 방법별로 비교하고 있다. Box plot은 각각의 결과의 최대, 최소, 50분위값 및 25분위, 75분위 값을 나타낸다. 보정 전 모델의 결과에서 CCSM의 결과는 우기와 건기 모두 관측된 평균 강수량에 비해 과소 모의되는 것으로 나타났으며, GFDL의 경우 우기에는 과소, 건기의 경우 관측치보다 과대 모의되는 것으로 나타났다. 특히, 보정 전 모델 결과 중 GFDL의 경우 우기의 대상 지역 평균 일 강수량이 5.0 mm로 관측치 (6.2 mm)에 비해 1.2 mm 크게 모의되었으며, CCSM의 경우 5 mm 이상 작게 모의된 것으로 나타나 모델의 성능에 큰 차이를 보였다. 누적 분포 함수 (CDF) 생성 방법에 따른 편의 보정 결과, CCSM과 GFDL 모두 편의가 잘 보정된 한편, 월별 CDF를 이용하였을 때보다  $\pm 15$  일,  $\pm 30$ 일 이동 기간을 적용하였을 때 우기 (건기) 평균 강수량이 상대적으로 작게 (크게) 추정되는 경향을 보였다. 하지만 이

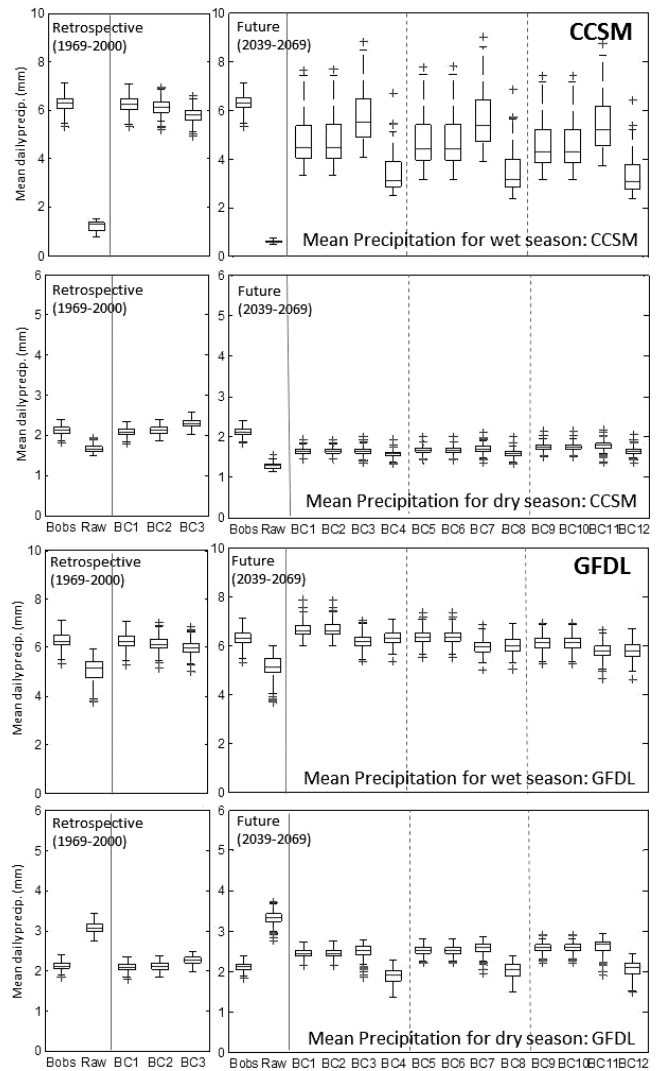


Fig. 5 Comparison of the mean daily CCSM (upper two rows) and GFDL (bottom two row) precipitation for the wet season (June to September) and dry season (October through May) over the study domain

는 관측치의 비교 기준이 이동 기간이 아닌 특정 기간 (우기와 건기)에 대한 관측 통계량이라서 절대적 보정 성능으로 평가하는 것은 무리가 있다. 단, 편의 보정을 위한 시간 단위를 계절별 또는 연단위로 확대할 경우 발생할 수 있는 보정 결과의 차이를 간접적으로 보여준다.

편의 보정을 적용한 경우, 미래 기간 (2039~2069)에 대한 모의 결과는 CCSM의 경우 우기와 건기 평균 강수량이 과거 기간 (1969~2000)에 비해 각각 0.6 mm, 0.4 mm 감소하는 것으로 모의 되었으며, GFDL의 경우 각각 0.2 mm, 0.3 mm 증가하는 것으로 나타나 서로 상반되는 결과를 보여주고 있다. 미래 기간 우기에 대한 CCSM의 편의 보정 결과는 백분위 편의 비율을

이용한 방법 (EDCDFm\_P; BC4, BC8, BC12)이 다른 방법을 이용한 결과에 비해 27 %~39 % (평균 1.9 mm) 낮게 나타났다. GFDL의 경우 같은 방법을 이용한 결과 (EDCDFm\_P; BC4, BC8, BC12)가 건기에 18 %~23 % (0.7 mm) 낮게 나타나 우기와 건기에 대한 다양성이 CCSM 결과와 다르게 나타났다. CDF의 생성 시 이동 기간 ( $\pm 15$ 일,  $\pm 30$ 일)을 적용할 경우 CCSM의 모의 결과는 우기와 건기 모두 월별 CDF를 이용한 결과와 큰 차이를 보이지 않았다. 하지만 GFDL의 모의 결과는 우기의 경우, 월별 CDF를 이용하였을 때보다  $\pm 15$ 일,  $\pm 30$ 일 이동 기간을 적용하였을 때 평균 강수량이 상대적으로 작게 추정되는 경향을 보였으며, 건기의 경우 이동 기간을 적용한 결과가 다소 크게 나타났다.

Fig. 6은 우기와 건기에 대한 일 강수량 모의 및 보정 결과의 표준편차 (일 변동성)를 비교한 것이다. 과거 기간 관측치에 대해 CCSM과 GFDL 모델 결과는 각각 6.5 mm, 4.3 mm 낮게 모의되었으며, 이 편이는 보정 방법간의 큰 차이 없이 ( $< 0.8$  mm) 잔여 편의 1 mm 이내로 대부분 잘 제거되었다. 미래 기간에 대한 모의 결과, CCSM의 경우 평균 강수량에 대한 결과 (Fig. 5)와 유사하게 누적 분포 함수 (CDF) 생성 방법에 따른 차이는 상대적으로 작았으나 ( $< 0.6$  mm) 이동 기간 ( $\pm 60$ 일)에 대한 CDF를 이용한 경우가, 월별 CDF를 이용하는 경우에 비해 우기 (건기) 강수량 일 변동성이 크게 (작게) 보정되는 경향을 보였으며, 보정 방법 간의 결과 폭은 2.8 mm로 크게 나타났다. 특히, 평균 강수량의 경우와 같이 백분위 편의를 이용한 방법 (EDCDFm\_P; BC4, BC8, BC12)의 표준편차가 가장 작게 나타났으며, 백분위 편의 크기를 이용한 방법 (EDCDFm; BC3, BC7, BC11)의 표준편차가 가장 크게 나타났다. 반면, GFDL의 경우 CDF 생성 방법으로  $\pm 30$  이동 기간 자료를 활용하는 경우가 월별 자료를 사용하는 경우에 비해 평균 1.9 mm 낮게 나타났으며, 보정 방법 간의 차이에서도 백분위 편의를 이용한 방법 (EDCDFm; BC3, BC7, BC11)의 경우가 평균 1 mm 낮게 나타났다. 건기의 경우 대상 지역 평균 표준편차가 7.5 mm로 두 모델 모두 평균 오차 1 mm 이내로 비교적 잘 모의하였으며 보정된 결과, 오차는 0.4 mm 이내로 더욱 감소하였으며 과거 및 미래 기간에 대한 보정 방법에 따른 결과는 유의한 차이를 보이지 않았다.

평균적인 강수량과 일 강우의 변동성에 대한 분석과 더불어 본 연구에서는 강우의 연속성에 대한 분석을 위해 강우 발생 일애 대한 연속 강우 발생 확률 (천이 확률, wet to wet Transition Probability (TP11))을 산정하여 비교 하였다 (Fig. 7). 연속 강우 천이 확률에 대한 비교 결과, 평균 강수량이 과소 모의된 CCSM의 경우 연속 강우 발생 확률 또한 평균 29 % 낮게 나타

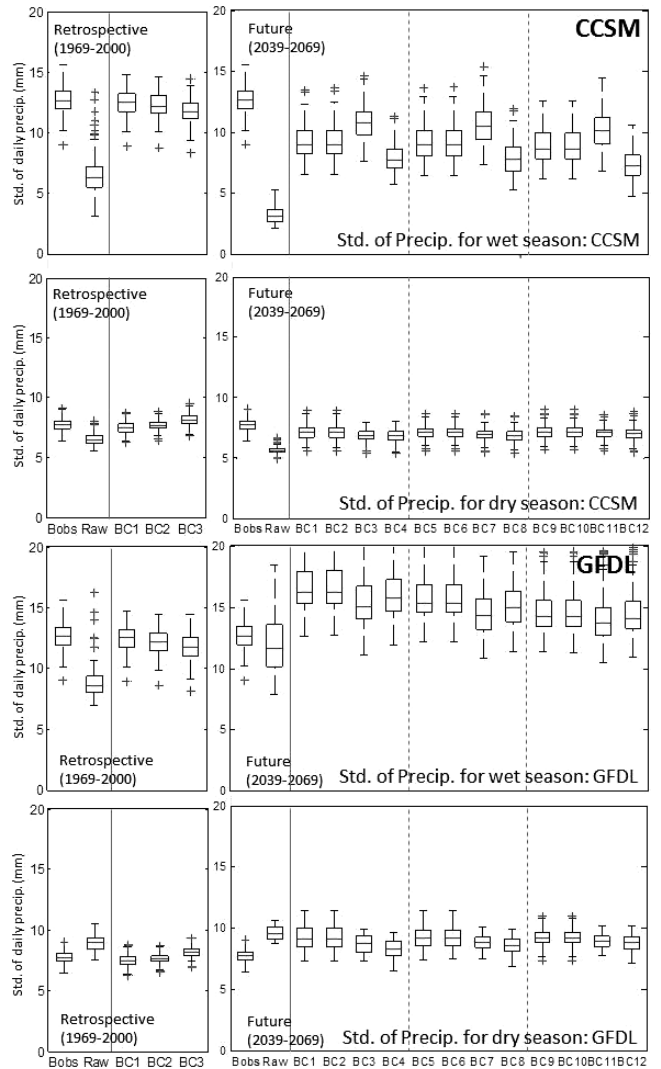


Fig. 6 Comparison of the standard deviation of daily CCSM (upper two rows) and GFDL (bottom two rows) precipitation for the wet and dry season over the study domain

났으며 GFDL의 경우는 관측치의 천이 확률과 비교하여 평균 3 % 이내의 오차로 비교적 정확한 모의 결과를 보였다. 원 모델 결과의 오차는 편의 보정에 의해 대부분 제거 되었으나, CCSM 결과는 편의 보정 방법에 무관하게 관측치에 비해 평균 6 % 가량 낮게 나타났다. 미래 기간에 대한 모의 결과, 편의 보정 방법 간 차이도 크지 않은 것으로 나타났으나, 연속 강우 확률이 CCSM과 GFDL 각각 22 %, 4% 감소하는 것으로 나타나 GFDL의 경우 강수량의 평균과 일 변동 증가 (Fig. 5와 Fig. 6)를 함께 고려할 때, 미래 기간에 대한 폭우 사상의 강도가 커질 것을 추정해 볼 수 있다. 이론적으로 CDF를 이용한 편의 보정 방법은 모의 결과의 분포를 조정하므로 모의된 시계열의 시간적 특성 (예:



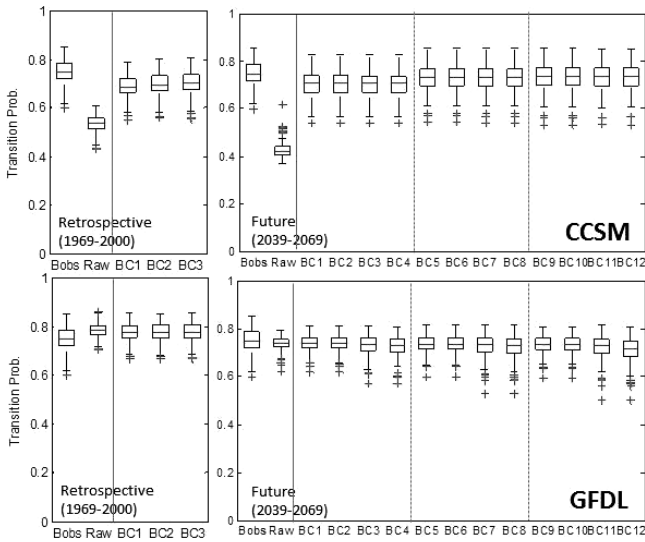


Fig. 7 Comparison of wet to wet Transition Probabilities over the 172 sub-basins for retrospective (1969-2000, left column) and future (2039-2069, right column) CCSM (upper row) and GFDL (bottom row) precipitation for wet season

강우 발생 시기 및 강우 연속성에 대해서는 보정 역할을 하지 못하지만 (Hwang et al., 2011), 앞서 방법론 (IV.1장)에서 기술한 바와 같이 강우 발생 빈도를 임의로 보정하는 과정에서 강우 연속성에 대한 오차를 감소시키는 결과를 보여주고 있다.

Fig. 8과 Fig. 9는 모의 기간 중 최대 연속 강우 일수 (wet-spell length)와 최대 연속 무강우 일수 (dry-spell length)를 비교한 것이다. 이 결과는 가뭄과 홍수 등의 기상 재해 발생 위험도에 대한 기본적인 평가 기준으로 활용될 수 있다는 점에서 의미가 있다. 그러나 모의 결과는 격자 단위 (10 km×10 km) 자료로서 공간 평균 자료이므로 일반적인 관측소 자료 (point (station) data) 보다 연속 강우 일수가 과대 추정될 수 있다는 점을 유의해야한다. 분석 결과, CCSM 모의 결과는 최대 연속 강우 일수가 평균 14일 가량으로 관측치에 비해, 5일에서 많게는 26일까지 짧게 나타났으며, 최대 연속 무강우 일수는 40일 이상으로 관측치에 비해 평균 8일 가량 길게 나타났다. 반면 GFDL의 경우 최대 연속 강우 일수가 평균 27일 가량으로 관측치에 비해 평균 4일 가량 길게 나타났으며, 최대 연속 무강우 일수는 평균 25일로 오히려 짧게 나타났다. 편의 보정을 통하여 원 모델과 관측치의 차이는 대체로 잘 제거되었으나, GFDL의 경우 최대 연속 강우 일수의 오차를 크게 개선하지 못하였다. 미래 기간의 GFDL모델 결과의 경우 편의 보정 방법에 따라 최대 연속 무강우 일수의 예측에 큰 차이가 있는 것으로 나타났다. GFDL 모델의 EFCDFm (BC3, BC7, BC11)과 EFCDFm\_P (BC4, BC8, BC12)의 예측 결과는 CDFm (BC1, BC5, BC9)과 CDFm\_P

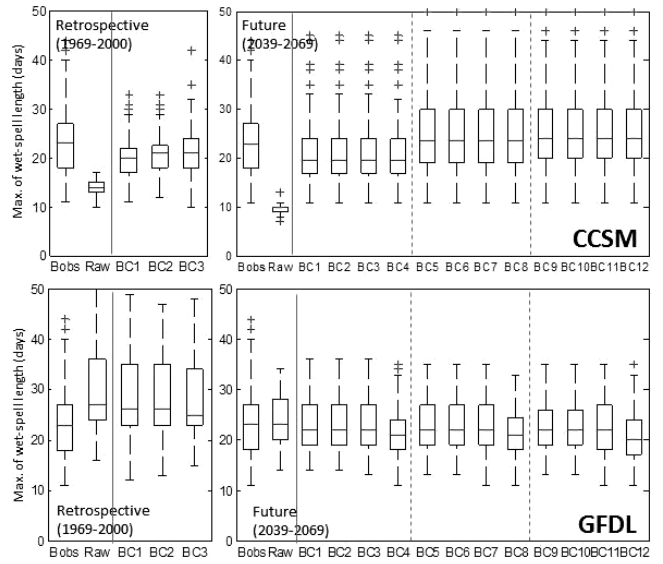


Fig. 8 Maximum wet-spell length of CCSM (upper row) and GFDL (bottom row) daily precipitation over the retrospective simulation (1969-2000, left column) and future (2039-2069, right column) projection period

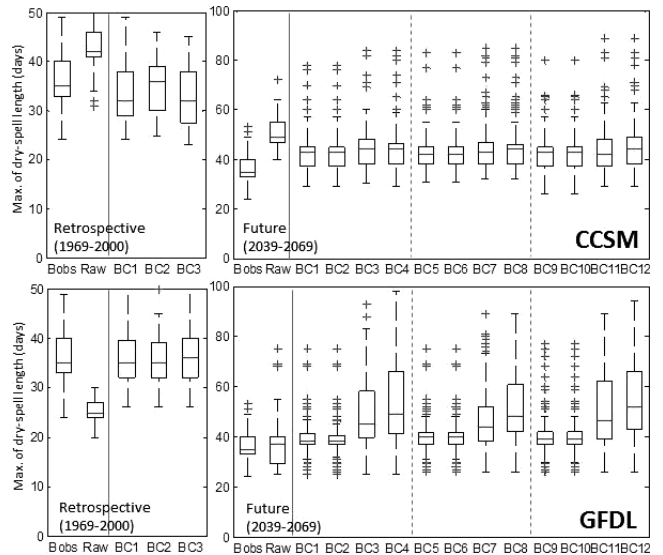


Fig. 9 Maximum dry-spell length of CCSM (upper row) and GFDL (bottom row) daily precipitation over the retrospective simulation (1969-2000, left column) and future (2039-2069, right column) projection period

(BC2, BC6, BC10)에 비해 과대 추정되는 것으로 나타났다. 하지만 CCSM과 GFDL의 최대 연속 강우 일수 및 CCSM의 최대 연속 무강우 일수의 경우에는 편의 보정에 따른 큰 차이가 나타나지 않았다. 또한, 앞서 기술한 바와 같이 CDF 보정 방법은 강우 발생 시점이나 연속 강우의 특성에 대해 관여하지 않으므로 연속 (무) 강우 일수에 대한 직접적 영향이 없을 것이나, 강우 일

수를 임의로 보정함에 따라 연속 사상 기간이 관측치에 근사해지는 것을 확인 할 수 있다.

## VI. 요약 및 결론

본 연구에서는 두 개의 전지구 기후 모델 (CCSM, GFDL) 결과를 동역학적 지역 기후 모델인 RSM을 이용하여 공간 상세화한 일 강수량과 기온에 대한 기후 변화 정보를 CDF의 생성방법 및 편의 추정 방법을 고려한 12가지 방법을 적용하여 편의 보정을 수행하였다. 과거 기간에 따른 지역 기후 모델의 결과와 모델의 편의 보정을 통한 월 평균기온, 일 기온 분산, 기온 극값, 월 평균 강수량, 일 강수량 분산, 천이 확률, 최대 연속 강우 일수 및 최대 연속 무강우 일수에 대해 평가하였으며, 미래 기간에 대해 편의 보정 방법에 따른 결과의 다양성을 평가하였다.

1. CCSM과 GFDL 모델 모두 최대 기온과 최저 기온의 월별 통계적 특성과 계절성을 잘 모의하고 있으며, 미래기간에 대한 일 최대·최저 기온은 1.8 °C ~ 2.8 °C 증가하는 것으로 나타났으며 최대·최저 기온의 일 변동성은 두 모델 모두 현재 기간에 비해 큰 차이가 없는 것으로 나타났다.

2. 과거 기간 일 최대·최저 기온의 일 변동성은 평균 기온에 비해 작게 나타나며, 미래 기간에 대해서는 두 모델 모두 편의 보정 방법에 따른 결과의 다양성은 비교적 작은 것으로 나타났다. 하지만 최대·최저 기온의 극값의 경우인 기간 최대치에 대한 미래 기간의 보정 결과는 보정 방법에 따라 약 1.9 °C ~ 2.3 °C의 차이를 나타냈다.

3. 과거 기간에 대한 강수량 모의 결과는 CCSM의 경우 우기 일 평균 강수량을 약 5 mm 과소 모의하는 등 강우 사상의 크기 및 발생 빈도가 작거나 적게 모의되어 본 연구 지역에 대한 모델 정확도가 GFDL에 비해 현저히 낮았으나, 편의 보정을 통해 일 강수량의 평균 오차가 1 mm 이내로 개선되는 것으로 나타났다.

4. 미래 기간에 대한 우기와 건기의 평균 강수량 모의 결과는 CCSM모델의 경우 과거 기간에 비해 0.6 mm, 0.4 mm 이상 감소하는 것으로 모의 되었으며, GFDL의 경우 0.2 mm, 0.3 mm 증가하는 것으로 나타나 서로 상반된 결과를 보이며, 편의 보정 방법에 따라 미래 기간에 대한 결과의 불확실성이 큰 것으로 나타났다.

5. 평균 강수량과 강수량의 일 변동성은 과거 기간에 대해 다른 CDF 생성 방법을 적용시 전반적으로 오차를 잘 제거하는 한편, 월별 CDF를 이용한 경우에 비해 이동 기간에 대한 CDF를 적용한 방법의 경우, 그리고 장 기간의 자료를 이용한 CDF (즉, ±30일 자료)를 이용한 경우가 우기 (건기) 강수량 보정결과의 평균과 분산이 기간별 관측 통계량에 비해 다소 낮게 (높게) 추정

되는 경향을 보였다.

6. 미래 기간에 대한 강수량 일 변동성 모의 결과, CDF 생성 방법에 따른 차이는 상대적으로 작았으나 (< 0.6 mm) 편의 추정 방법에 따라 결과의 폭이 2.8 mm로 크게 나타났다.

7. 편의 보정 후 연속 강우 발생 확률은 미래 기간에 대한 모의 결과 편의 보정 방법에 따라 큰 차이를 보이지 않았으나, 연속 강우 확률이 CCSM과 GFDL 모두 감소하는 것으로 나타나 GFDL의 경우 강수량의 평균과 일 변동 증가를 함께 고려할 때 미래 기간에 대한 폭우 사상의 강도가 커질 것으로 추정된다.

8. 최대 연속 강우 일수와 최대 연속 무강우 일수의 경우, 편의 보정을 통해 원 모델의 오차를 잘 제거하였으나, GFDL의 연속 강우 일수의 경우에는 개선 정도가 작은 것으로 나타났으며, 미래 기간 GFDL의 최대 연속 무강우 일수의 경우 편의 보정 방법에 따른 결과의 차이가 크게 나타났다.

많은 한계점을 가지는 기후 모델 결과를 다양한 분야에 효과적으로 사용하기 위하여 다양한 후처리 과정의 방법론이 연구되고 있다. 본 연구 결과는 지역 기후 모델 산출물을 이용한 기후 변화 연구에 선행되어야 할 후처리 과정 중 모델 결과의 편의를 보정하는 방법에 따른 불확실성을 제시하였다. 이 밖에도 기후 변화 영향 평가에 대한 연구 결과의 신뢰도를 향상시키고 그 활용성을 향상시키기 위해서는 기후 모델 및 미래 시나리오의 불확실성을 비롯하여 지역 상세화 과정 등의 후처리 과정의 불확실성을 정량적 이해하고 개선하기 위한 지속적 노력이 필요할 것이다.

## REFERENCES

1. Abatzoglou, T. J., and J. T. Brown, 2012. A comparison of statistical downscaling methods suited for wildfire applications. *International Journal of Climatology* 32: 772-780.
2. Bae, D. H., I. W. Jung, and D. P. Lettenmaier, 2011. Hydrologic uncertainty in climate change from IPCC AR4 GCM simulations of the Chungju basin, Korea. *Journal of Hydrology* 401(1-2): 90-105.
3. Chen, J., F. P. Brissette, and R. Leconte, 2011. Uncertainty of downscaling method in quantifying the impact of climate change on hydrology. *Journal of Hydrology* 401: 190-202.
4. Chung, S. O., 2009. Prediction of paddy irrigation demand in Nakdong River basin using regional climate model outputs. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 51(4): 7-13 (in Korean).

5. Ehret, U., E. Zehe, V. Wulfmeyer, K. Warrach-Sagi, and J. Liebert, 2012. HESS Opinions “Should we apply bias correction to global and regional climate model data?”. *Hydrology and Earth System Sciences* 16(9): 3391–3404.
6. Fowler, H. J., S. Blenkinsop, and C. Tebaldi, 2007. Linking climate change modeling to impacts studies: recent advances in downscaling techniques for hydrological modeling. *International Journal of Climatology* 27: 1547–1578.
7. Hidalgo, H. G., M. D. Dettinger, and D. R. Cayan, 2008. Downscaling with constructed analogues: daily precipitation and temperature fields over the United States, California Energy Commission, PIER Energy-Related Environmental Research. CEC-500-2007-123.
8. Hwang, S., 2012. Utility of gridded observations for statistical bias-correction of climate model outputs and its hydrologic implication over west central Florida. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 54(5): 91–102.
9. Hwang, S., and W. Graham, 2013. Development and comparative evaluation of a stochastic analog method to downscale daily GCM precipitation. *Hydrology and Earth System Sciences Discuss* 10: 2141–2181.
10. Hwang, S., and M. S. Kang, 2013. Uncertainty of the processes and methodologies for climate change impact assessment. *Magazine of the Korean Society of Agricultural Engineers* 55(1) (in Korean).
11. Hwang, S., W. Graham, J. L. Hernández, C. Martinez, J. W. Jones, and A. Adams, 2011. Quantitative spatiotemporal evaluation of dynamically downscaled MM5 precipitation predictions over the Tampa Bay region, Florida. *Journal of hydrometeorology* 12(6): 1447–1464.
12. Jee, Y. K., J. H. Lee, and S. D. Kim, 2012. Climate change impacts on agricultural water in Nakdong-river watershed. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 54(3): 149–157 (in Korean).
13. Jiang, T., Y. D. Chen, C. Xu, Chen, X., X. Chen, and V. P. Singh, 2007. Comparison of hydrological impacts of climate change simulated by six hydrological models in the Dongjiang Basin, South China. *Journal of Hydrology* 336: 316–333.
14. Kunkel K. E., X-Z. Liang, J. Zhu, and Y. Lin, 2006. Can CGCMs simulate the 20th century “warning hole: in the central United States? *Journal of Climate* 19: 4137–4153.
15. Leander, R., and T. A. Buishand, 2007. Resampling of regional climate model output for the simulation of extreme river flows. *Journal of Hydrology* 332: 487–496.
16. Lenderink, G. 2010. Exploring metrics of extreme daily precipitation in a large ensemble of regional climate model simulations. *Climate Research* 44: 151–166.
17. Li, H., J. Sheffield, and E. F. Wood, 2010. Bias correction of monthly precipitation and temperature fields from Intergovernmental Panel on Climate Change AR4 models using equidistant quantile matching. *Journal of Geophysical Research* 115: D10101.
18. Maraun, D., F. Wetterhall, A. M. Ireson, R. E. Chandler, E. J. Kendon, M. Widmann, S. Brienen, H. W. Rust, T. Sauter, M. Themeßl, V. K. C. Venema, K. P. Chun, C. M. Goodess, R. G. Jones, C. Onof, M. Vrac, and I. Thiele-Eich, 2010. Precipitation downscaling under climate change: Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user. *Reviews of Geophysics* 48(3): RG3003.
19. Maurer, E. P., and H. G. Hidalgo, 2008. Utility of daily vs. monthly large-scale climate data: an intercomparison of two statistical downscaling methods. *Hydrology and Earth System Sciences* 12: 551–563.
20. Maurer, E. P., A. W. Wood, J. C. Adam, D. P. Lettenmaier, and B. Nijssen, 2002. A Long-term hydrologically-based data set of land surface fluxes and states for the conterminous United States. *Journal of Climate* 15(22): 3237–3251.
21. Mearns, L. O., W. Easterling, C. Hays, and D. Marx, 2001. Comparison of agricultural impacts of climate change calculated from high and low resolution climate change scenarios: Part I, The uncertainty due to spatial scale. *Climatic Change* 51: 131–172.
22. Park, G. A., J. Y. Park, H. J. Shin, M. J. Park, and S. J. Kim, 2010. Impact of climate change on paddy water storage during storm periods. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 52(6): 27–37 (in Korean).
23. Park, J., M. S., Kang, I. Song, 2012. Bias correction of RCP-based future extreme precipitation using a quantile

- mapping method; for 20-weather stations of South Korea. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 54(6): 133-142 (in Korean).
24. Piani, C., J. O. Haerter, E. Coppola, 2010. Statistical bias correction for daily precipitation in regional climate models over Europe. *Theor. Appl. Climatol.* 99: 187-192.
25. Teutschbein, C., and J. Seibert, 2012. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *Journal of Hydrology* 456-457: 12-29.
26. Themßl M. J., A. Gobiet, and A. Leuprecht, 2011. Empirical-statistical downscaling and error correction of daily precipitation from regional climate models. *International Journal of Climatology* 31: 1530-1544.
27. Wilby, R. L., L. E. Hay, W. J. Gutowski Jr., R. W. Arritt, E. S. Takle, Z. Pan, G. H. Leavesley, and M. P. Clark, 2000. Hydrological responses to dynamically and statistically downscaled climate model output. *Geophysical Research Letters* 27: 1199-1202.
28. Wood, A.W., L. R. Leung, V. Sridhar, and D. P. Lettenmaier, 2004. Hydrologic implications of dynamical and statistical approaches to downscaling climate model outputs. *Climatic Change* 15(62): 189-216.
29. Xu, C-Y., 1999. Climate change and hydrologic models: a review of existing gaps and recent research developments. *Water Resources Management* 13: 369-382.
30. Yun, D. K., S. O., Chung, and S. J. Kim, 2011. Climate change impacts on paddy water requirement. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 53(4): 39-47 (in Korean).