

GCM 및 상세화 기법 선정을 고려한 충주댐 유입량 기후변화 영향 평가

김철겸[†] · 박지훈^{**} · 조재필^{**†}

^{*}한국건설기술연구원, 수자원하천연구소, ^{**}APEC기후센터, 응용사업본부

Future Climate Change Impact Assessment of Chungju Dam Inflow Considering Selection of GCMs and Downscaling Technique

Kim, Chul Gyum^{*}, Park, Jihoon^{**} and Cho, Jaepil^{**†}

^{*}Hydro Science and Engineering Research Institute, Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology, Ilsan, Korea

^{**}Department of Climate Application, APEC Climate Center, Busan, Korea

ABSTRACT

In this study, we evaluated the uncertainty in the process of selecting GCM and downscaling method for assessing the impact of climate change, and influence of user-centered climate change information on reproducibility of Chungju Dam inflow was analyzed. First, we selected the top 16 GCMs through the evaluation of spatio-temporal reproducibility of 29 raw GCMs using 30-year average of 10-day precipitation without any bias-correction. The climate extreme indices including annual total precipitation and annual maximum 1-day precipitation were selected as the relevant indices to the dam inflow. The Simple Quantile Mapping (SQM) downscaling method was selected through the evaluation of reproducibility of selected indices and spatial correlation among weather stations. SWAT simulation results for the past 30 years period by considering limitations in weather input showed the satisfactory results with monthly model efficiency of 0.92. The error in average dam inflow according to selection of GCMs and downscaling method showed the best result when 16 GCMs selected raw GCM analysis were used. It was found that selection of downscaling method rather than selection of GCM is more important in overall uncertainties. The average inflow for the future period increased in all RCP scenarios as time goes on from near-future to far-future periods. Also, it was predicted that the inflow volume will be higher in the RCP 8.5 scenario than in the RCP 4.5 scenario in all future periods. Maximum daily inflow, which is important for flood control, showed a high changing rate more than twice as much as the average inflow amount. It is also important to understand the seasonal fluctuation of the inflow for the dam management purpose. Both average inflow and maximum inflow showed a tendency to increase mainly in July and August during near-future period while average and maximum inflows increased through the whole period of months in both mid-future and far-future periods.

Key words: Climate Change, Downscaling, Uncertainty, Chungju Dam, SWAT

1. 서 론

기후변화에 따른 다양한 분야에서의 영향을 과학적으로 평가하고 적용 가능한 적응 대책을 수립하기 위해서는 전체적인 과정에서의 불확실성이 고려되어야 한다. 수문분야

에서의 기후변화에 따른 영향평가는 온실가스 농도에 따른 시나리오 선정, 온실가스 농도를 조건으로 하여 전지구의 기후를 격자단위로 모델링하기 위한 GCM (Global Climate Model)의 선정, GCM으로부터 모의된 저해상도의 전망 자료를 대상 지역에 적용하기 위해 필요한 편이보정 (Bias Correction)과 시·

[†]Corresponding author: jpcho89@gmail.com

Received February 27, 2018 / Revised March 7, 2018 / Accepted March 19, 2018

공간적인 상세화 (downscaling) 기법 선정, 수문 전망을 위한 수문모형 선정, 그리고 유역 특성을 반영한 매개변수 선정 등 여러 단계에서 결정되는 시나리오, GCM, 상세화 기법, 수문모형 등의 선택에 따라서 서로 다른 결과가 나타나게 된다. 불확실성에 기인한 서로 상반된 결과는 미래 기후변화에 따른 수자원 관련 정책을 수립함에 있어서 적응 대책에 대한 의사결정을 불가능하게 하는 요인으로 작용할 수도 있다.

이와 같은 기후변화 영향평가에 있어서의 불확실성은 평가의 전체 과정에서 단계에 따라 점차적으로 증가된다. 해외 선행연구들에 의하면, GCM에 의한 불확실성을 전체 과정에서 발생하는 불확실성의 주요 원인으로 제시하고 있다 (Wilby and Harris, 2006; Kay et al., 2009). 국내에서는 시나리오와 GCM 관련 불확실성이 전체 불확실성의 80% 이상을 차지하며, 그 중에서도 시나리오 관련 불확실성이 전체 불확실성의 50% 이상인 것으로 제시된 바 있다 (Lee, 2014). 이처럼 GCM의 선정이 수자원 전망의 불확실성 관점에서 중요함에도 불구하고 국내의 선행 연구들은 단일 GCM을 기반으로 미래를 전망하거나 (Park et al., 2009; Ahn et al., 2014), 다중 GCM을 사용하더라도 Representative Concentration Pathways (RCPs) 자료 대신 이전의 Special Report on Emissions Scenarios (SRES) 자료를 사용하고 있다 (Son et al., 2010; Jeong et al., 2013; Park et al., 2014; Jun and Kim, 2015). 사용된 상세화 기법으로는 Change Factor (CF) 기법 (Jeong et al., 2013; Park et al., 2014), 전이함수를 이용하여 공간적으로 상세화하고 일기상발생기를 이용하여 시간적으로 상세화하는 조합 (hybrid) 기법 (Bae et al., 2011), 인공신경망 기법 (Ahn et al., 2014) 등이 적용된 바 있으나, 상세화 기법의 선정에 따른 불확실성 평가에 대한 연구는 찾아보기 힘들다.

따라서 본 연구에서는 국내 유역을 대상으로 기후변화 영향평가를 수행함에 있어서 GCM과 상세화 기법의 선정에 따른 영향을 분석하고자 한다. 또한 기후변화 정보를 선정하는데 있어 사용자 중심의 절차를 고려하여 미래 온실가스 시나리오에 따른 수문 변화를 전망하고자 한다.

2. 연구방법

2.1 대상유역 및 사용자 중심의 기후정보 선정 방법

대상유역은 충주댐 상류지역으로서, 유역면적은 약 6,648 km²이고 유로연장은 375 km에 달한다. 충청북도·강원도·경상북도 등 3개 도와 13개 시·군을 포함하고,

전국토의 약 6.7%를 차지하고 있다 (Korea Water Resources Corporation, 2005).

충주댐 유역에 대한 미래 기후변화 자료로서 APEC기후센터에서 제공하는 29개 GCM을 사용하였다. 상세화 자료는 기상청의 60개 기상관측소에 대하여 Simple Quantile Mapping (SQM) (Cho et al., 2018) 및 Spatial Disaggregation-Quantile Delta Mapping (SDQDM)(Eum and Cannon, 2017)의 두 가지 통계적 방법을 이용하여 생산된 자료를 사용하였다.

제공된 29개 GCM 및 2개의 상세화 기법 중에서 댐 상류 유입량 영향평가 목적에 적합한 GCM과 상세화 기법의 선정은 상세화 자료와 함께 제시된 분석결과를 이용하여 선정하였다. 편이보정 전의 29개 원시 GCM에 대한 평가를 통해서 강수량 및 기온의 순단위 시·공간적 재현성이 낮은 GCM을 이후 분석 과정에서 제거함으로써 최종 GCM을 선정하였다. 한편 상세화 기법은 수문 전망에 중요하다고 판단되는 극한기후지수 (Climate Extreme Indices)에 대한 과거기간의 재현성 평가, 미래기간에 대한 원시 GCM의 전망이 상세화 과정을 통해 얼마나 왜곡되는지를 평가하는 미래기간 시그널 왜곡도 평가, 관측지점 간의 공간상관성에 대한 재현성 평가를 통해 선정하였다. 상세화 기법의 선정에 위해 27개 기후지수 중에서 Table 1과 같이 전체 유출량과 밀접한 관계가 있는 총강수량 (prcptot)와 홍수량과 밀접한 관계가 있는 일최대강수량 (rx1day)을 평가를 위한 주요 지표로 선정하였다.

Table 1. List of climate extreme indices used for evaluation of downscaling technique

ID	Description	Unit
Prcptot	Annual total PRCP in wet days (daily PRCP ≥ 1mm)	mm
Rx1day	Annual maximum 1-day precipitation	mm

2.2 기후변화 영향 평가방법

2.3.1 유역모델링 적용

충주댐 유입량 모의를 위한 모델링 기법으로 이미 충주댐 유역을 비롯하여 국내 유역에 대해 적용성이 충분히 검토된 SWAT (Soil and Water Assessment Tool) 모형을 이용하였다. SWAT은 미국 농무성 (USDA-ARS)에서 개발한 연속형 준분포형 유역모형으로 (Arnold et al., 1993), 대규모의 복잡한 유역에서 장기간에 걸친 다양한 종류의 토양과 토지이용 및 토지관리 상태에 따른 물과 유사, 농업화학물질의 거동에 대한 토지관리방법의 영향을 예측

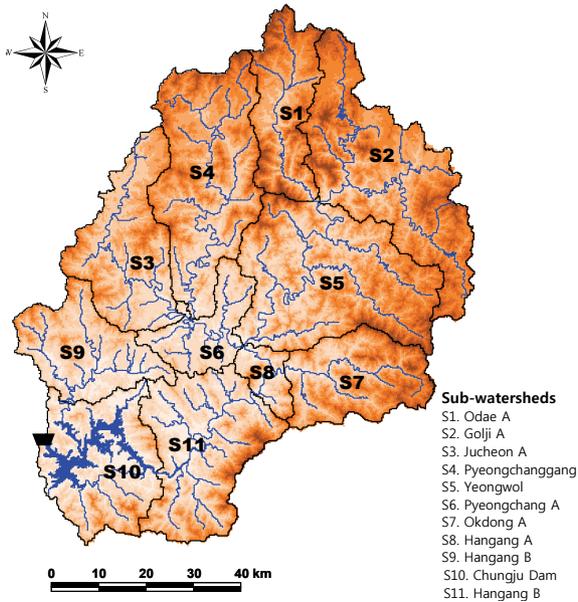


Fig. 1. Sub-watershed delineation of the study watershed.

하기 위한 모형이다 (Neitsch et al., 2011). 국내에서는 2000년대 중반부터 본격적으로 활용되고 있는데, 유역 내 유출모의 및 물 수지 해석, 지표수-지하수 연계해석, 지하수 함양량 분석, 수질 모의 및 비점오염 해석, 미래 기후변화 영향 평가 등 수량·수질 관련 분석·평가 도구로서 유용하게 적용되고 있다.

본 연구에서는 Kim et al. (2011)과 같이, SWAT 모형의 적용을 위해 수질오염총량관리 단위유역의 말단과 주요 합류점을 기준으로 11개 소유역으로 구분하였다 (Fig. 1).

유출 및 증발산량 산정에 필요한 강수량과 기상자료들은 비교적 양질의 자료가 구축되어 있는 기상청 관할의 5개 관측소 (대관령, 원주, 영월, 충주, 제천)에 대한 지점별 일 관측자료 (강수량, 최고/최저기온, 평균풍속, 평균상대습도)를 활용하였으며, 입력자료 중 태양복사량 자료는 다음과 같이 Angstrom 공식 (Allen et al., 1998)에 의해 일조시간으로부터 환산하여 적용하였다.

$$R_s = \left(a_s + b_s \frac{n}{N} \right) \cdot R_a \quad (1)$$

여기서, R_s 는 태양복사량 ($\text{MJ}/\text{m}^2 \cdot \text{day}$), n 은 실제 일조 시간 (hour), N 은 최대가능 일조시간 (hour), R_a 는 외기복사량 ($\text{MJ}/\text{m}^2 \cdot \text{day}$), a_s 는 회귀상수로서 흐린날 ($n=0$) 지표면에 도달하는 외기복사량의 비율, $a_s + b_s$ 는 맑은날 ($n=N$) 지표면에 도달하는 외기복사량의 비율이다.

2.3.2 과거 재현성 평가

사용자 중심의 기후정보 선정절차를 통해 결정된 GCM과 상세화 기법이 댐 유입량의 과거 재현성에 도움이 되는지를 평가하기 위해 다음과 같은 절차를 수행하였다.

먼저 GCM에 의한 불확실성을 살펴보기 위하여 1) 29개 GCM을 모두 사용하는 경우, 2) 원시 GCM 평가를 통해 선정된 GCM을 모두 사용하는 경우, 3) 원시 GCM 평가를 통해 배제된 모든 GCM을 사용하는 경우, 4) 원시 GCM 평가에서 가장 낮은 시·공간적 재현성 평가 결과를 보인 단일 모형만을 사용한 경우를 비교·평가하였다. 또한 상세화 기법에 따른 불확실성을 살펴보기 위해서 선정된 동일한 GCM들에 대하여 SQM 및 SDQDM에 의한 과거 재현성을 비교·평가하였다.

재현성에 대한 평가는 각 경우의 GCM과 상세화 기법으로부터 생산된 기후자료를 검·보정된 SWAT 모형의 입력자료로 하여 과거기간에 대한 유입량을 계산하고, 이를 동일 기간 동안에 관측 기상자료를 입력으로 하여 계산된 유입량과 비교하였다.

2.3.3 미래 댐 유입량 전망

다중 GCM 기반의 기후변화 시나리오 상세화 자료를 이용하여 충주댐 지점에서의 유입량을 평균 개념의 다중모형앙상블 (Multi-Model Ensemble, MME) 값으로 계산하였다. 또한 최소 및 최대 유입량 사이의 불확실성을 고려하여 미래기간별 시나리오별 유입량의 변화를 월단위로 분석하였다. 다중모형 앙상블 기법은 단일 모형이 가지는 결정론적 미래 전망에 대한 한계를 보완하기 위해 특성이 다른 여러 모형에 의해 생산된 전망들의 평균적인 값에 더하여 다중모형에 의해 발생할 수 있는 전망 범위를 동시에 제시함으로써 미래 전망에 대한 신뢰도를 높이고 불확실성에 대한 정보를 동시에 제공하기 위해 필요하다. 본 연구에서는 사용된 GCM별 가중치를 고려하지 않고 단순 평균한 값을 사용하였으며, RCP 시나리오 및 기간별 다중 GCM으로부터 계산된 유입량을 상호 비교하여 미래기간에 대한 유입량의 변화를 전망하였다.

3. 연구 결과

3.1 사용자 중심의 기후정보 선정

GCM의 선정은 강수량만을 고려하는 경우, 기온만을 고려하는 경우, 강수량과 기온을 동시에 고려하는 경우에 따라서 선택되는 GCM이 다를 수 있다. 본 연구에서는 유출량에 직접적인 영향을 미치는 강수량만을 고려하여 GCM을 선정하였다. Fig. 2는 한반도의 60개 기상관측지점에 대하여 30년

Table 2. Selected Global Climate Models(GCMs) for downscaling procedure

No	GCMs	Resolution (Degree)	Institution	Variables of Historical, RCP 4.5, and RCP 8.5					
				PR	TX	TN	WD	SR	RH
1	CCSM4	1.250×0.942	National Center for Atmospheric Research	○	○	○			
2	CESM1-BGC	1.250×0.942		○	○	○			
3	CESM1-CAM5	1.250×0.942		○	○	○			
4	CMCC-CM	0.750×0.748	Centro Euro-Mediterraneo per I Cambiamenti Climatici	○	○	○			
5	CNRM-CM5	1.406×1.401	Centre National de Recherches Meteorologiques	○	○	○			
6	CSIRO-Mk3-6-0	1.875×1.875	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation in collaboration with the Queensland Climate Change Centre of Excellence	○	○	○			
7	FGOALS-g2	2.8125×3	LASG, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences; and CESS, Tsinghua University	○	○	○			
8	HadGEM2-AO	1.875×1.250	Met Office Hadley Centre	○	○	○			
9	HadGEM2-CC	1.875×1.250		○	○	○	○	○	○
10	HadGEM2-ES	1.875×1.250		○	○	○	○	○	○
11	IPSL-CM5B-LR	3.750×1.895	Institut Pierre-Simon Laplace	○	○	○			
12	MIROC5	1.406×1.401	Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology, Atmosphere and Ocean Research Institute and National Institute for Environmental Studies	○	○	○			
13	MPI-ESM-LR	1.875×1.865	Max Planck Institute for Meteorology (MPI-M)	○	○	○			
14	MPI-ESM-MR	1.875×1.865		○	○	○			
15	MRI-CGCM3	1.125×1.122	Meteorological Research Institute	○	○	○			
16	NorESM1-M	2.500×1.895	Norwegian Climate Centre	○	○	○			

PR: precipitation, TX: maximum temperature, TN: minimum temperature, WD: wind speed, SR: solar radiation, RH: relative humidity

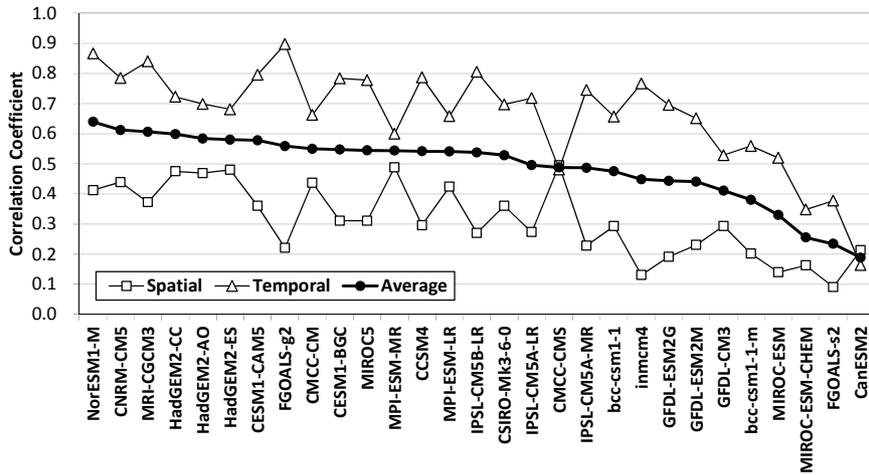


Fig. 2. Reproducibility evaluation result of raw GCMs in consideration of spatial and temporal correlation coefficient.

평균의 순단위 강수량에 대한 시·공간적 재현성 결과를 보여 준다. 29개 모든 GCM에서 공간적 재현성이 시간적 재현성과 비교하여 낮은 상관계수 결과를 보였다. 시간 및 공간적인 상관계수의 평균을 기준으로 GCM 순위를 결정한 경우 NorESM1-M이 가장 좋은 시·공간적인 재현성 결과를 보인 반면에 CanESM2가 가장 낮은 재현성 결과를 보였다. 따라서 본 연구에서는 상관계수 값을 기준으로 Table 2와 같이 상위 16개 GCM을 선정하였다.

Table 3은 60개 관측지점의 과거관측과 비교하여 SQM과 SDQDM 상세화 방법에 의한 prcptot 및 rx1day에 대한 재현성 평가 결과이다. SQM 방법이 prcptot 및 rx1day에 대하여 모두 관측과 비교하여 5% 미만의 오차를 보이고 있다. 반면 SDQDM은 관측자료와 비교하여 연강수량 및 일최대강수량의 경우 각각 26.6% 및 40.7% 작게 모의하는 결과를 보여 상대적으로 재현성이 낮게 나타났다.

Table 4는 RCP 4.5 시나리오의 근 미래 (2010~2039) 기간 동안에 과거기간과 비교하여 증가 또는 감소된 양을 의미하는 시그널 (signal)과 과거기간의 평균에 시그널을 더한 총량 (total)에서의 오차 (Error)를 비교한 결과이다. 원시 (Raw) GCM과 상세화 기법의 시그널 자체의 오차를 살펴보면 prcptot 및 rx1day에 대하여 SDQDM이 낮은 값을 보여 원시 GCM의 시그널을 적게 왜곡하는 결과를 보였다. 그러나 재현성 평가 결과에 시그널을 더한 총량 관점에서의 오차를 살펴보면, 관측 평균에 원시 GCM의 시그널을 더한 값 (OBS_{historical} + Raw GCM_{signal})을 참값으로 고려할 때 SQM이 SDQDM과 비교하여 좋은 결과를 보였다. 이는 재현성 과정에서 발생하는 오차가 시그널 왜곡도에서 발생하는

Table 3. Comparison of median values of selected climate extreme indices according to different downscaling techniques

Indices	OBS _{historical}	SQM _{historical}	SDQDM _{historical}
Prcptot	1310.17	1310.57 (0.03%)	962.32 (-26.55%)
Rx1day	135.92	131.32 (-3.38%)	80.54 (-40.74%)

오차와 비교하여 현저히 크기 때문이다. 따라서 총강수량이 유출량에 미치는 영향을 고려할 때 왜곡도만을 고려하기 보다는 재현성에 왜곡도를 포함한 총량적인 관점에서 고려하는 것이 중요하다.

Fig 3은 60개 관측소 사이의 관측 및 두 가지 상세화 방법에 의한 variogram 결과를 보여 준다. 공간 상관성과 관련하여서도 SQM 방법이 관측에 의한 variogram과 비슷한 경향을 보여 SDQDM 보다 높은 재현성 결과를 보였다. 따라서 본 연구에서는 SQM 상세화 방법을 선정하였다.

3.2 유역 모델링 적용성 분석

충주댐에 대한 보정 및 검정은 Kim et al. (2011)의 기존 연구 결과를 활용하였다. SWAT과 같이 준분포형 (semi-distributed) 모형의 경우는 유역내 여러 지점들에 대한 모의 정확성이 전제되어야 하므로 다지점에 대한 검정이 수반되어야 할 것이다. 따라서, 본 연구에서는 보정과 검정에 대해 동일 기간 (2005~2009년)을 설정하고, 공간적인 검정을 위해 다지점을 선정하여 모의결과를 비교 검토하였다. 따라서, 충주댐 지점에 대해 보정한 후 상류측의 주천과 영춘 지점에 대해 검정하였다. 다만, 주천과 영춘 두 지점은

갈수기에 결측이 많고, 일부 관측자료의 신뢰성에 문제가 있어, 비교적 자료가 양호한 기간의 관측치를 대상으로 모의치와 비교하였다.

Fig 4는 충주댐 지점에서의 2005~2007년에 대한 모의유량을 관측유입량과 비교한 것으로서, 갈수기 및 홍수기의 유량 변화를 잘 모의하는 것으로 나타났다. 전체 보정기간인 2005~2009년에 대한 일유량의 보정 결과, Nash-Sutcliffe (1970) 모형 효율지수 (ME) 0.72, 평균절대오차 (MAE) 1.21 mm, 상대평균절대오차 (RMAE) 0.54로 나타났다.

Fig 5(a)는 2007년 4월에서 10월까지의 기간에 대한 주천 수위관측소 지점에서의 일유량을 비교한 것이며, Fig 5(b)는 2006년 4월에서 10월까지의 기간에 대한 영춘 지점에서의 일유량을 나타낸 것이다. 두 지점 모두 4~6월 저수기 유량을 과소 산정하는 결과를 보였다. 주천 지점에 대해서는 ME 0.66, MAE 1.92 mm, RMAE 0.50으로 나타났으며, 영춘 지점은 ME 0.76, MAE 2.14 mm, RMAE 0.63으로 나타났다. 따라서 보정에서 검토되었던 유역 최종 출구점인 충주댐 지점뿐만 아니라 주천과 영춘을 비롯한 상류측 여러 지점들에 대해서도 신뢰성 있는 장기간의 유량 모의가 가능함을 판단할 수 있었다. 과거기간의 가장 정확한 기상 및 유량 자료를 이용하여 SWAT 모형의 매개변수를 최적화하였더라도 기후변화 영향 평가를 위해서 필요한 상세화 전망 자료를 적용하기 위해서는 여러 제한적인 요소들이 고려되어야 한다. 우선 관측자료를 이용하여 모형을 검·보정하는 경우에는 대관령, 원주, 영월, 충주, 인제의 5개 관측소 자료를 사용하였다. 하지만 영월 관측소의 경우에는 관측기간이 짧아 상세화 자료가 제공된 60개 관측소에 포함되지 않아 영월 관측

소에 의해 영향을 받는 소유역들에 대해서는 가장 가까운 거리에 위치한 인제 관측소 자료를 대신 사용해야 한다. 또한 SWAT 모형에서는 가용 기상변수에 따라서 최고기온, 최저기온, 일사량, 풍속 및 상대습도의 5개 자료를 필요로 하는 Penman-Monteith, 최고기온, 최저기온 및 일사량 자료만을 필요로 하는 Priestley-Taylor, 최고기온 및 최저기온 자료만을 필요로 하는 Hargreaves 중에서 선택하여 잠재증발산량을 산정할 수 있다. 모형의 매개변수 결정을 위해서는 가장 정확한 것으로 알려져 있는 Penman-Monteith 방법을 이용하였지만 선정된 16개 GCM 중 2개 GCM만이 Penman-Monteith 방법에 필요한 5개 기상 자료를 제공하고 있다. 따라서 본 연구에서는 미래기후 영향평가를 위해서 GCM 사이의 일관성을 고려하여 Hargreaves 방법을 사용하였다. Fig 6은 결정된 매개변수를 고정하고 관측소 조정 및 증발산량 산정 방법을 변경한 후 과거 30년 (1986~2015) 동안 계산된 충주댐 유입량과 관측 유입량을 비교한 것이다. 30년 동안의 월단위 유출량을 이용하여 별도로 계산한 모형 효율지수 (ME) 및 결정계수 (R^2)가 각각 0.92와 0.93의 값을 보여주어 사용된 모형이 장기간의 월단위 유출량의 변화를 잘 재현하는 것으로 나타났다.

3.3 기후변화에 따른 영향 평가

3.3.1 과거 재현성 평가

Fig 7은 관측자료를 사용하여 계산된 30년 평균 월단위 유입량 (Observed)과 SQM 상세화 기법을 기반으로 하여 29개 GCM을 모두 사용한 경우 (All 29 GCMs with SQM), 원시 GCM

Table 4. Performance comparison of downscaling techniques by considering both median values for historical period and relative changes (signals) for the future period (RCP 4.5, 2010~2039)

Indices		Historical	RCP 4.5 S1: 2010-2039			
			Signal	OBS _{historical} + Raw GCM _{signal}	SQM _{historical} + SQM _{signal}	SDQDM _{historical} + SDQDM _{signal}
Prcptot	OBS/ Raw GCM	1335.46	25.29	1335.5		
	SQM	1310.57	108.35 [328.4%]		1418.9 (6.2%)	
	SDQDM	962.32	39.92 [57.8%]			1002.2 (-25.0%)
Px1day	OBS/ Raw GCM	137.84	1.92	137.8		
	SQM	131.32	12.02 [526.9%]		143.3 (4.0%)	
	SDQDM	80.54	4.17 [117.6%]			84.7 (-38.5%)

[]: % error in signal, (Downscale_{signal} - Raw GCM_{signal}) / Raw GCM_{signal} × 100
 (): % error in total, {Downscale - (OBS + Raw GCM)} / (OBS + Raw GCM) × 100

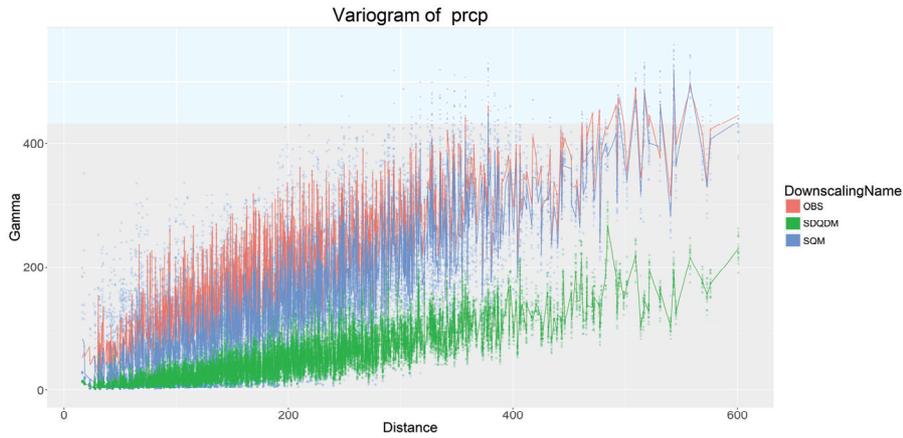


Fig. 3. Variogram of precipitation.

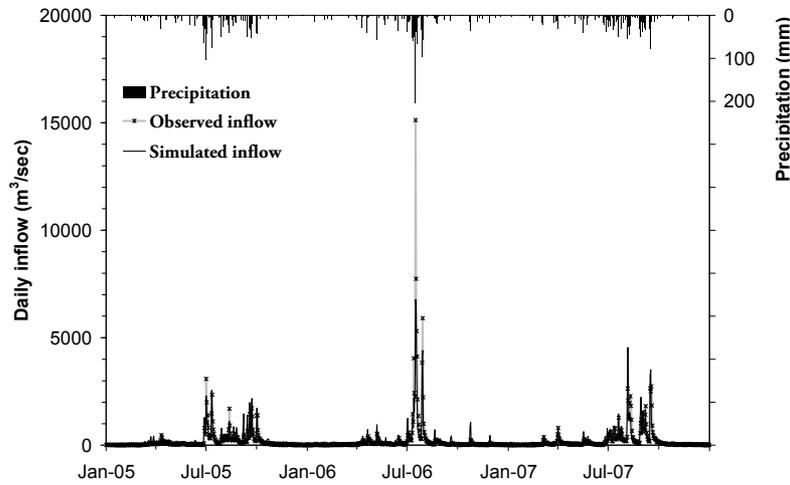


Fig. 4. Observed and simulated daily inflow at the Chungju Dam during 2005~2007.

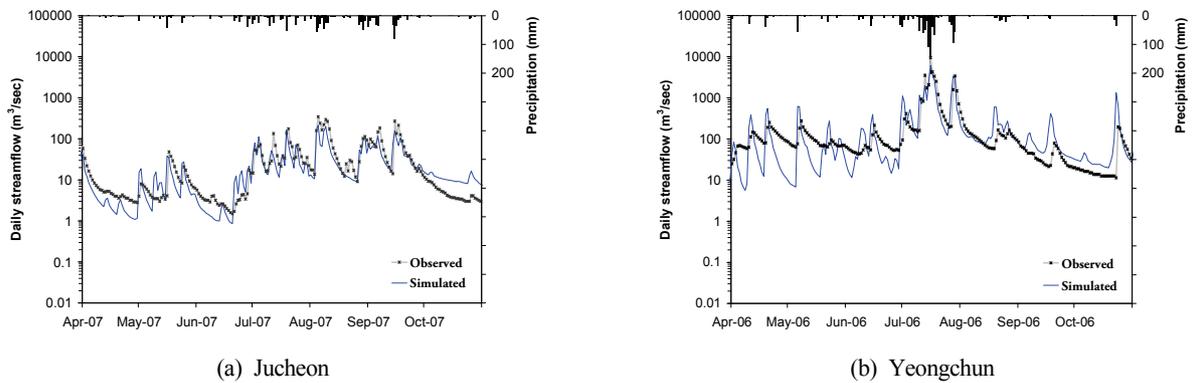


Fig. 5. Comparison of observed and simulated daily streamflow at the Jucheon and Yeongchun stations.

평가를 통해 선정된 16개 GCM을 사용한 경우 (Best 16 GCMs with SQM), 원시 GCM 평가를 통해 배제된 13개 GCM을 사용한 경우 (Worst 13 GCMs with SQM), 원시 GCM 평가에서 가장 낮은 시·공간적 재현성 평가 결과를 보인 CanESM2만을 사용한 경우 (CanESM2 with SQM)의 4가지 경우와, 선정된 16개 GCM을 고정하고 SDQDM 기법을 기반으로 계산된 유입량 (Best 16 GCMs with SDQDM)을 비교한 것이다.

우선 SQM 기법을 사용한 4가지 경우 모두 7월을 제외하고 모든 월에서 관측과 비슷한 재현성 결과를 보였다. SQM을 기반으로 한 4가지 경우 모두 그래프 상에서는 비슷한 결과를 보였는데 이는 상세화 절차 중 수행되는 편이보정 (Bias Correction)을 통해 사용된 모든 GCM이 관측에 비슷하게 보정되었기 때문이다. 하지만 4가지 경우에 대해 총오차 (Total Error) 및 평균제곱근오차 (RMSE)를 계산한 결과는 Table 5에서와 같이 단일 모형을 사용한 CanESM2가 총오차 및 RMSE 모두 가장 높은 값을 보였고, Worst 13 GCMs, All 29 GCMs, Best 16 GCMs 순으로 오차가 줄어드는 결과를 보여 원시 GCM을 통해 선정된 16개 GCM을 사용한 경우가

유입량 재현성 평가에 있어 가장 좋은 결과를 보였다. 따라서 상세화 기법이 고정되어 있는 경우, 모든 GCM을 사용하는 것보다 원시 GCM 평가를 통해 선정된 GCM들을 사용하는 것이 과거 재현성을 향상시킴을 알 수 있다.

그리고 원시 GCM 평가를 통해 선정된 16개 GCM을 동일하게 사용하되 SQM 및 SDQDM 상세화 기법만을 변경한 경우에는 SQM이 SDQDM과 비교하여 현저하게 월단위 유입량의 과거 재현성이 우수하게 나타났다. 이는 GCM 선정에 따른 4가지 경우보다 더 크게 차이를 보이고 있어, 상세화 자료를 유역 모델링에 활용하는 경우 GCM의 선정보다는 상세화 기법의 선정이 전체적인 재현성 평가에 있어서 중요한 것으로 나타났다.

3.3.2 미래 댐 유입량 전망

Fig. 8은 앞서 선정된 16개 GCM과 SQM 상세화 기법을 이용하여 충주댐 미래 유입량의 변화를 기간별, RCP 시나리오 별로 전망한 것이다. 이때 유입량은 16개 GCM의 기후자료로부터 모의된 다중모형앙상블 (MME) 값을 적용하였다.

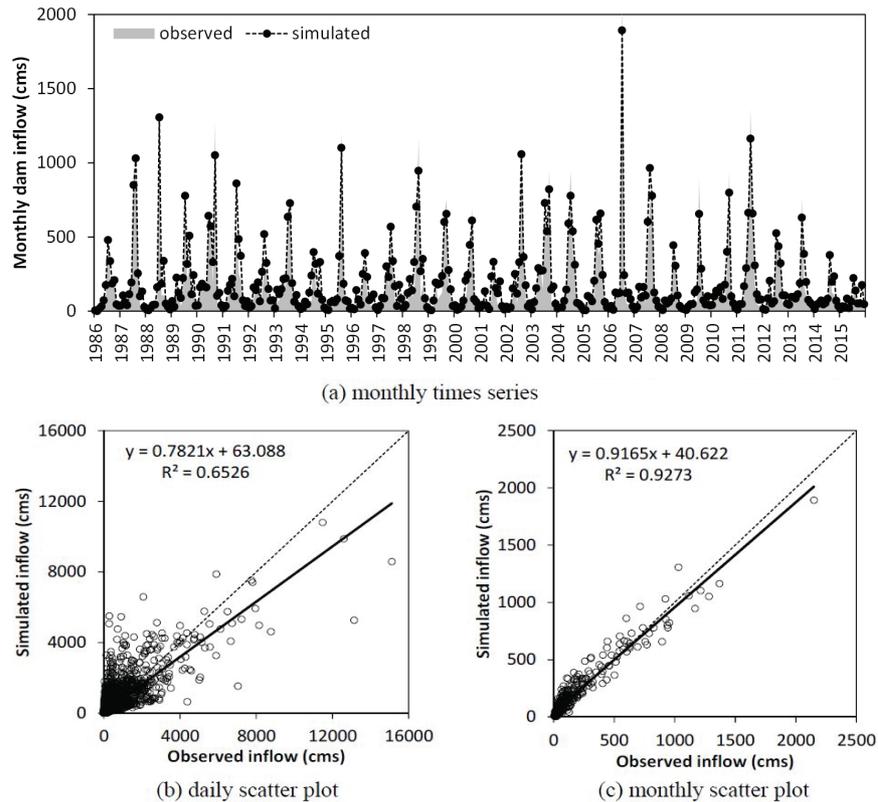


Fig. 6. Performance results using 30 years(1986~2015) of inflow at the Chungju Dam by considering 4 weather stations and Hargreaves methods.

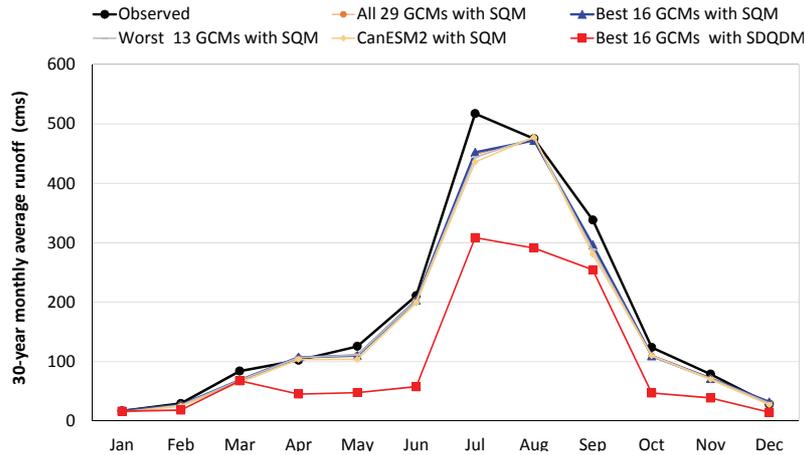


Fig. 7. Reproducibility result according to the selection of different GCMs and downscaling technique.

Table 5. Comparison of errors according to the selection of different GCMs and downscaling technique

Error	All 29 GCMs with SQM	Best 16 GCMs with SQM	Worst 13 GCMs with SQM	CanESM2 with SQM	Best 16 GCMs with SDQDM
RMSE	25.2	23.9	26.9	30.7	102.2
Total Error	-8.0	-7.7	-8.5	-10.3	-43.3

모든 시나리오에서 근 미래 (2010~2039)보다는 중간 (2040~2069) 및 먼 미래 (2070~2099) 기간에 유입량이 증가하는 경향을 보였다. 또한 모든 미래기간에 대하여 RCP 8.5 시나리오가 RCP 4.5 시나리오와 비교하여 유입량의 증가가 높을 것으로 전망되었다. 가장 낮은 전망은 8.8%로서 RCP 4.5 시나리오의 근 미래기간에 발생한 반면 가장 높은 전망은 29.3%로서 RCP 8.5 시나리오의 먼 미래기간에 발생하였다. 16개 GCM 중 근 미래기간에 유입량이 감소하는 것으로 전망되는 GCM이 있었으나 (RCP 4.5에서는 HadGEM2-CC와 CCSM4, RCP 8.5에서는 MRI-CGCM3와 CCSM4), 나머지 기간에 대해서는 모든 GCM들이 과거기간의 MME와 비교하여 모두 증가하는 결과를 보였다.

월별로 가장 큰 일단위 유입량은 홍수 관리 측면에서 중요하며 가장 큰 유입량이 발생하는 8월을 중심으로 살펴본 결과는 Fig. 8(b)과 같다. 근 미래기간에는 평균 유입량의 변화와 비슷하게 증가하는 경향을 보이고 있으나 먼 미래의 경우는 RCP 4.5 시나리오의 경우 52.7%의 증가율을 보여 평균 강수량의 증가율인 22.8%보다 두 배 이상의 높은 값을 보였다. 또한 중간 미래 및 먼 미래기간의 경우 평균 유입량과는 다르게 RCP 4.5 시나리오에서 RCP 8.5 시나리오보다

높은 증가율을 보였다. 즉 먼 미래로 갈수록 일 최대 유입량이 평균 유입량과 비교하여 큰 폭으로 증가할 수 있으므로, 홍수 관리 측면에서 이에 대한 고려가 필요함을 의미한다.

댐 운영 측면에서는 연간 총 유입량의 변화보다 시기별 유입량의 변동 특성을 이해하는 것이 중요하다. Fig. 9는 RCP 시나리오 및 미래기간별 월단위 유입량의 과거기간 대비 변화를 보여준다. GCM별 결과 차이가 강우가 집중되는 여름철에 넓은 범위를 보여 GCM에 따른 불확실성이 갈수기에 비해 높은 것으로 나타났다. 근 미래기간에 대해서는 RCP 시나리오 모두 7월 및 8월을 중심으로 유입량이 증가하는 경향을 전망하였다. 반면 중간 미래에서 먼 미래로 갈수록 유입량의 증가가 전체 기간 동안에 발생하는 경향을 보였다.

Fig. 10은 월별 발생한 일단위 최대 유입량의 과거기간 대비 미래기간의 변동성을 보여준다. 앞서 살펴본 평균 유입량과 비슷하게 8월을 중심으로 여름철에 높은 불확실성 범위를 보이고 있으며 근 미래에서는 7월 및 8월의 우기를 중심으로 증가하는 경향을 보이나 먼 미래로 갈수록 전 기간에 걸쳐 일 단위 최대 유입량이 증가하는 경향을 보였다.

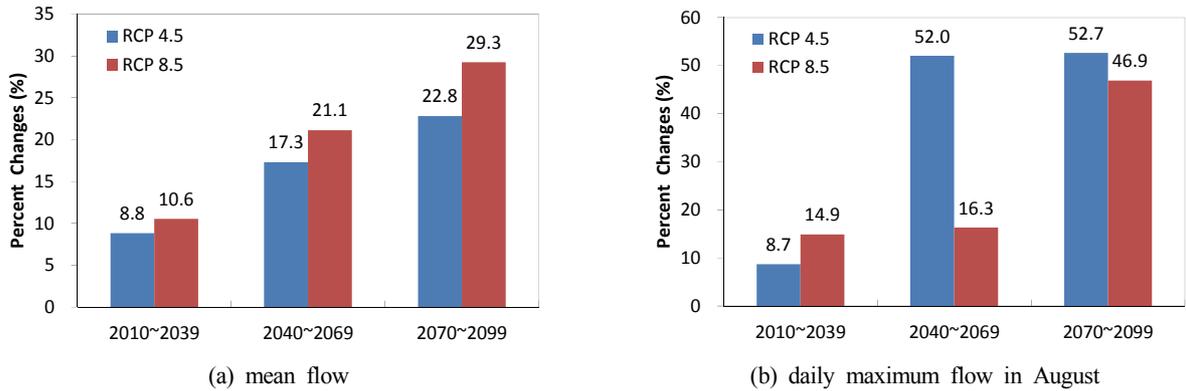


Fig. 8. Percent changes in dam inflow according to RCP scenarios and future periods.

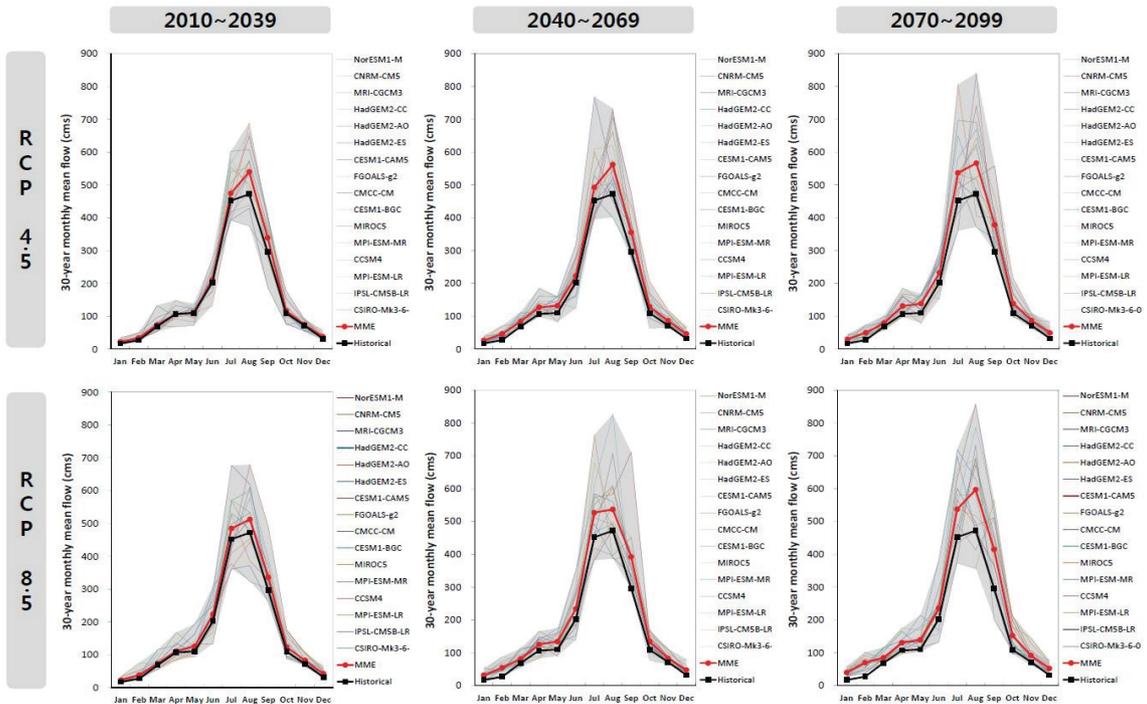


Fig. 9. Changes in 30-year average monthly dam inflow according to RCP scenarios and future periods.

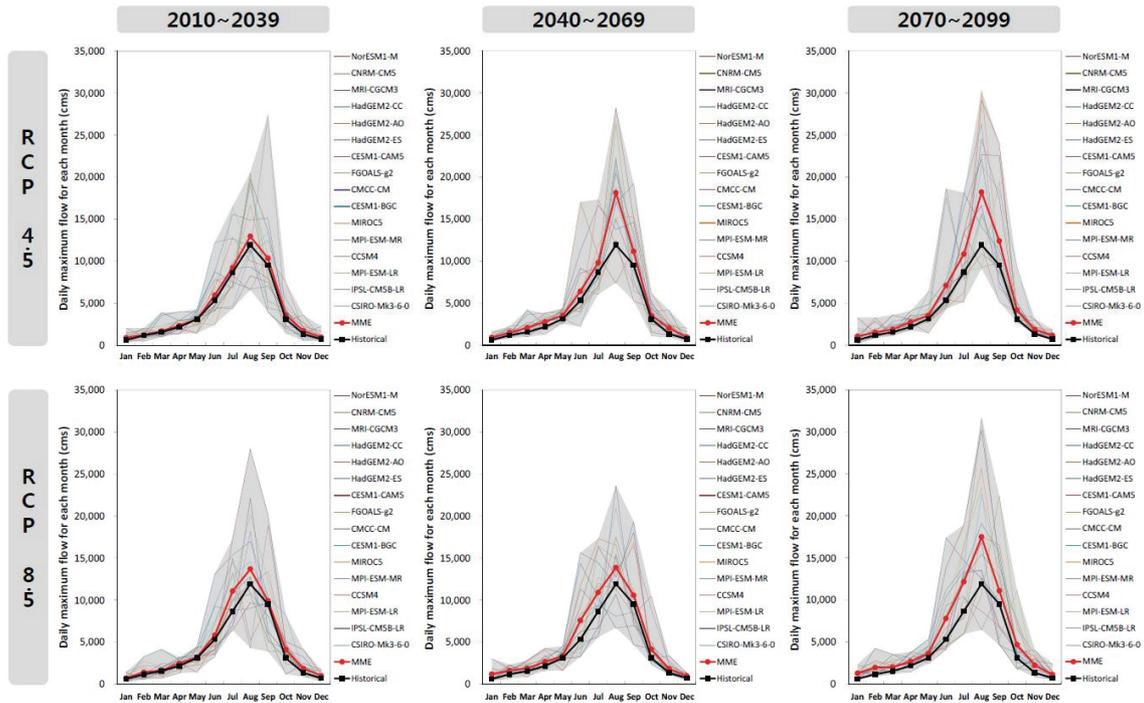


Fig. 10. Changes in 30-year average daily maximum dam inflow for each month according to RCP scenarios and future periods.

4. 결 론

본 연구에서는 충주댐 유역을 대상으로 사용자 중심의 기후변화 정보가 댐 유입량의 재현성에 미치는 영향을 분석하기 위해 기후변화 영향 평가를 위한 적정 GCM 및 상세화 기법 선정과정에서의 불확실성을 평가하였다.

충주댐 유역에 대한 유입량 산정은 국내 유역에 대해 적용성이 충분히 검토된 SWAT (Soil and Water Assessment Tool) 모형을 이용하였다. SWAT 모델링에 사용되는 기상 자료를 적용하는 과정에서 GCM과 상세화 기법의 선정에 따른 모형 결과를 과거기간에 대한 유입량과 비교함으로써 재현성 평가를 위한 오차를 분석하였다.

GCM 선정에 따른 오차는 단일 모형을 사용한 CanESM2가 총오차 및 RMSE 모두 가장 높은 값을 보였고, 평가를 통해 배제된 13 GCM을 사용한 경우, APEC기후센터에서 제공하는 29개 모든 GCM을 사용한 경우, 평가를 통해 선정한 16개 GCM을 사용한 순으로 오차가 줄어드는 결과를 보여, 원시 GCM을 통해 선정된 16개 GCM을 사용한 경우가 유입량

재현성이 가장 좋게 나타났다. 상세화 기법에 따른 재현성 평가 결과는 원시 GCM 평가를 통해 선정된 16개 GCM을 동일하게 사용하되 SQM 및 SDQDM 상세화 기법만을 변경한 경우 SQM이 SDQDM과 비교하여 월단위 유입량의 과거 재현성에 있어서 탁월한 결과를 보였다. 전체적으로 상세화 자료를 유역 모델링에 활용하는 경우 GCM의 선정보다는 상세화 기법의 선정이 전체적인 재현성 평가에 있어서 중요한 것으로 나타났다.

마지막으로 다중모형앙상블 (MME)을 기반으로 RCP 시나리오 및 미래기간별 평균 댐 유입량의 변화량을 분석하였다. 모든 RCP 시나리오에서 근 미래보다는 중간 및 먼 미래기간에 유입량이 증가하는 경향을 보였다. 또한 모든 미래기간에 대하여 RCP 8.5 시나리오가 RCP 4.5 시나리오와 비교하여 유입량의 증가가 높은 것으로 전망되었다. 가장 낮은 전망은 8.8%로서 RCP 4.5 시나리오의 근 미래기간에 발생한 반면 가장 높은 전망은 29.3%로서 RCP 8.5 시나리오의 먼 미래기간에 발생하였다. 또한 홍수 관리 측면에서 가장 높은 유입량이 발생하는 8월을 중심으로 일단위 유

입량 중 최대값을 중심으로 미래 변화량을 예측하였는데, 먼 미래로 갈수록 일 최대 유입량이 평균 유입량과 비교하여 두 배 이상의 높은 변화율을 보였다. 댐 운영 측면에서는 연간 총 유입량의 변화보다 시기별 유입량의 변동 특성을 이해하는 것이 중요하며, 평균 유입량 및 일단위 최대 유입량 모두 근 미래기간에 대해서는 RCP 시나리오 모두 7월 및 8월을 중심으로 유입량이 증가하는 경향을 보였다. 반면 중간 미래에서 먼 미래로 갈수록 평균 및 일단위 최대 유입량 모두 전체 기간에 걸쳐 증가하는 경향을 보였다.

본 연구는 기존의 제한된 기후자료를 이용한 단편적인 미래 전망과 비교하여 사용자의 목적에 적합한 GCM과 상세화 기법의 적용을 통해 과거기간에 대한 유입량의 재현성 및 미래기간에 대한 변화량 예측에 있어서 신뢰성 높은 정보를 제공할 수 있다. 또한, 다중모형 기반의 불확실성 정보를 제공함으로써 의사결정에 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

사 사

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 연구비 지원 (18AWMP-B083066-05)으로 수행되었습니다.

REFERENCES

- Ahn SR, Ha R, Yoon SW, Kim SJ. 2014. Evaluation of future turbidity water and eutrophication in Chungju Lake by climate change using CE-QUAL-W2. *Journal of Korea Water Resources Association* 47:145-159.
- Allen RG, Pereira LS, Raes D, Smith M. 1998. Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop water requirements. *FAO Irrigation and drainage paper* 56. FAO Rome. 300:D05109.
- Arnold JG, Allen PM, Bernhardt G. 1993. A comprehensive surface-groundwater flow model. *Journal of Hydrology* 142:47-69.
- Bae DH, Jung IW, Lee BJ, Lee MH. 2011. Future Korean water resources projection considering uncertainty of GCMs and hydrological models. *Journal of Korea Water Resources Association* 44:389-406.
- Cho J, Cho W, Jung I. 2018. rSQM: Statistical downscaling toolkit for climate change scenario using non parametric quantile mapping [Internet]. [place unknown]; [cited 2018 Feb 24]. Available from: <https://cran.r-project.org/web/packages/rSQM/index.html>.
- Eum HI, Cannon AJ. 2017. Intercomparison of projected changes in climate extremes for South Korea: Application of trend preserving statistical downscaling methods to the CMIP5 ensemble. *International Journal of Climatology* 37:3381-3397.
- Jeong HG, Kim SJ, Ha R. 2013. Assessment of climate change impact on storage behavior of Chungju and the regulation dams using SWAT model. *Journal of Korea Water Resources Association* 46:1235-1247.
- Jun H, Kim S. 2015. Future trend analysis of hydrologic time series in Chungju Dam basin using quantile regression. *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation* 15:275-283.
- Kay AL, Davies HN, Bell VA, Jones RG. 2009. Comparison of uncertainty sources for climate change impacts: flood frequency in England. *Climatic Change* 92:41-63.
- Kim CG, Park SW, Kim NW. 2011. Analyzing Hydrological Transport Characteristics of Nonpoint Source Pollutants Using SWAT. *Applied Engineering in Agriculture* 27:905-915.
- Korea Water Resources Corporation. 2005. Multipurpose Dam Management Practice Manual.
- Lee JK. 2014. Scenario selection and uncertainty quantification for climate change impact assessments in water resource. NDSL [Internet]. [cited 2018 Feb 26]. Available from: <http://www.ndsl.kr/ndsl/search/detail/article/articleSearchResultDetail.do?cn=DIKO0013439455>.
- Nash JE, Sutcliffe JV. 1970. River flow forecasting through conceptual models. Part 1: A discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10(3): 282-290.
- Neitsch SL, Arnold JG, Kiniry JR, Williams JR. 2011. Soil and water assessment tool theoretical documentation version 2009. Texas Water Resources Institute.
- Park J, Kwon JH, Kim T, Heo JH. 2014. Future Inflow Simulation Considering the Uncertainties of TFN Model and GCMs on Chungju Dam Basin. *Journal of Korea Water Resources Association* 47:135-143.
- Park JY, Park MJ, Ahn SR, Kim SJ. 2009. Watershed modeling for assessing climate change impact on stream water quality of Chungju Dam watershed. *Journal of Korea Water Resources Association* 42:877-889.
- Son KH, Lee BJ, Bae DH. 2010. Assessment on flood characteristics changes using multi-GCMs climate scenario. *Journal of Korea Water Resources Association* 43:789-799.
- Wilby RL, Harris I. 2006. A framework for assessing uncertainties in climate change impacts: Low-flow scenarios for the River Thames, UK. *Water Resources Research* 42.