



PREFACE

It is our pleasure to present this report on the APEC Climate Center (APCC)'s research activities in 2013, which has been a very productive year for our Center.

APCC has expanded its research scope, in response to regional societal and scientific needs. While building expertise in climate prediction remains a priority, we are extending our reach to include policy-relevant climate applications and value-added climate information products.

APCC has accelerated efforts to better our service to the region. As one of the main services provided by APCC, the MME 3-month prediction information has been productively applied by scientists in developing countries that are unable to produce their own prediction information. Furthermore, in order to better prepare for climate-related hazards in a timely manner, APCC launched its 6-month MME prediction service in September 2013. We also began to release forecasts of the Boreal Summer Intraseasonal Oscillation (BSISO), starting from July 2013, as the world's first operational BSISO forecast service. Our researchers also achieved great success in publishing their papers in noted academic journals. Dr. Ok-Yeon Kim, for example, published a paper in *Climate Dynamics* and her research was later selected as one of the Research Highlights by another distinguished journal, *Nature Climate Change*. The following research report provides more information about our research outcomes from 2013.

We will continue to promote the best use of our research outcomes in various scientific and application areas. Our successes and achievements would not have been possible without the support of our valued partners. In this regard, I extend my thanks to you and I hope you enjoy this 2013 Research Report.

Chin-Seung Chung
Director, APEC Climate Center

CONTENTS

001

APCC 계절예측정보 활용을 위한 수자원계절예측 기술 개발

■ 정일원 | 기후변화연구팀

1. 서론	4
2. 수자원계절예측 프레임워크	8
3. 연구 자료 및 방법	9
3.1 연구대상유역	9
3.2 월 강수 및 기온 관측자료	11
3.3 APCC MME seasonal forecast	12
3.4 월물수지 모형(Monthly water balance model)	14
3.5 물수지 모형의 매개변수 검보정	17
3.6 다중모형앙상블 (multimodel ensemble) 기법	19
3.7 예측성 검증	22
4. 연구내용	23
4.1 월물수지모형의 정확도 평가	23
4.2 BMA를 이용한 모형별 가중치 산정	26
4.3 유출량 모의에서의 BMA와 SMA 비교	28
4.4 수자원계절예측의 예측성 분석	31
5. 주요 결과 및 향후과제	39



APCC 계절예측정보 활용을 위한 수자원계절예측 기술 개발

정일원 | 기후변화연구팀

ABSTRACT

Reliable seasonal hydrologic forecasts are essential for managing water resources, especially drought detection and mitigation, reservoir operation, energy planning for hydropower plants, water supply management, and many other related activities. Recent advances in dynamical seasonal climate forecasts using coupled atmosphere-ocean-land General Circulation Models (CGCMs) can provide reliable information to predict hydrological conditions at longer lead-times (up to 6 months). In this context, dynamic-model-based seasonal hydrologic prediction can play an important role in transferring advanced scientific knowledge from the climate research community to end-users in society, such as water resource managers and decision-makers.

This study developed a Multi-Model Ensemble (MME)-based seasonal hydrologic forecasting technique which generates forecasts with up to 3-months lead-time based on APEC Climate Center (APCC) MME climate forecasts for eight dam basins in South Korea. This seasonal hydrologic forecasting technique employs five monthly water balance models, namely ABCD, Guo, VUB, WBM, and Xiong. Applying the monthly water balance models has certain advantages: simple model structures, easy implementation, reliable performance for monthly runoff simulation, and minimal requirements in terms of climate forcing data. In particular, inputs to the water balance models, such as monthly temperature and precipitation can be obtained directly from the APCC MME climate forecasts.

This study added a simple temperature-based snow accumulation and snow melt module and the Hamon's potential evapotranspiration calculation module into the original water balance models to consider snow dynamics and water loss from evapotranspiration. The Shuffle Complex Evolution (SCE) algorithm developed by the University of Arizona (SCE-UA) was used to calibrate the parameters of the water balance models. Five water balance models were calibrated with three distinct objective functions (for a total 15 models) to account for parameter uncertainty in hydrologic forecasts.

Bayesian model averaging (BMA) and a simple model averaging (SMA) were employed to generate more skillful forecasts by weighting the individual forecasts from the fifteen water balance models. BMA is a statistical scheme for probabilistic MME prediction that is more skillful and reliable than the original ensemble members produced by several competing water balance models alone. The BMA scheme was applied to the transformed hydrologic ensemble members to obtain a single set of BMA weights for each basin using all the data points from the reforecast period (hindcast period).

This study used Spearman rank correlations of the streamflow forecasts and observations as the forecast skill score. For quantitative verification of the performance of the seasonal hydrologic forecasts in detecting above-normal flow and below-normal flow for the dry (November through May) and wet (June through October) seasons, the frequency bias index (FBI), false alarm ratio (FAR), probability of detection (POD), and Critical Success Index were computed, based on a 2×2 contingency table.

This study attempted to answer the following research questions using the MME-based seasonal



hydrologic forecasting technique; (1) Do APCC MME seasonal climate forecasts have sufficient skill to provide useful hydrologic forecasts over South Korea?; (2) Does the predictability of seasonal hydrologic prediction vary depending on location, lead time, and time of year?; and (3) How can the most skillful seasonal hydrologic predictions be made, given the climate predictions? Furthermore, is it better to develop MME for seasonal hydrologic prediction using Bayesian model averaging (BMA) or simple model averaging (SMA)? Can the BMA approach give more useful forecast information than SMA?

The following conclusions can be drawn from our analysis.

1. The seasonal hydrologic forecasts based on 1-month lead APCC MME climate forecasts can provide useful dam inflow forecast skill for certain months and basins. 2-month lead and 3-month lead hydrologic forecasts also demonstrate significant forecast skill but only for a few months and basins. However, there was no forecast skill for June and September for all basins.
2. The performance of the seasonal hydrologic forecasts varied depending on the dam basin, lead time, and month. In particular, the 1-month lead hydrologic forecast skill in February through May was higher than that of the other months. Furthermore, model averaging techniques, such as BMA and SMA, did not have much of an influence on the hydrologic forecast skill.
3. The skill scores of the seasonal hydrologic forecasting system during below-normal streamflow conditions demonstrated better performance than those during above-normal conditions, indicating that seasonal hydrologic forecasts using APCC climate forecasts may be more useful for drought management than flood management at monthly scales.

Our results showed that an MME-based seasonal hydrologic forecast using APCC MME seasonal forecasts has potential for dam inflow forecasting in eight dam basins. Therefore, the seasonal hydrologic forecasts developed in this study could contribute to alleviating potential economic losses related to water management by providing reliable forecasts and early warning at an extended lead-time over South Korea.

1. 서론

수자원계절예측은 수주에서 수개월까지의 예측 정보를 제공할 수 있다. 이러한 장기 예측정보는 기후변화와 기후변동으로 인해 홍수나 가뭄 피해가 대형화되고 있는 상황에서 재난재해 대응시간을 확보케 하여 잠재적인 사회경제적 피해를 경감시키는데 활용될 수 있다(Wood and Lettenmaier, 2006). 최근 역학적 기후모델 기반의 계절기후예측정보는 신뢰성이 지속적으로 개선되고 있어 수자원관리에 필요한 유출량, 토양수분 등의 장기적

예측에 대한 기대감도 증가되고 있다(Luo and Wood, 2008). 또한, 기후예측정보를 활용한 수자원계절예측은 정보제공자인 기후연구자와 최종수요자인 수자원관리자를 연결시켜 기후정보의 활용성과 가치를 제고하는 측면에서도 중요성이 부각되고 있다(Yuan et al., 2011).

2000년대 중반까지는 관측자료를 이용한 통계적 회귀방정식(regression)이나 강우-유출모형을 이용한 앙상블유량예측(ensemble streamflow prediction, ESP) 방법이 수자원계절예측에 주로 이용되어 왔다(Pagano et al., 2004). 회귀식을 이용한 예측기법은 관측유량과 예측지표와의 경험적인 관계를 기반으로 구성된다. 일례로, 미국 서부지역에서는 겨울철 눈물당량(snow water equivalent)을 지표로 사용하여 다음해 봄철과 여름철의 유출량을 예측하였다(Day, 1985; Garen, 1992). 이에 비해 ESP 기법은 과거기후가 미래에도 재현된다는 가정 하에 유출모형을 이용하여 현재의 유출상태를 재현하고 관측기후자료를 유출모형의 입력자료로 이용하여 미래 수자원을 예측한다. 따라서 만약 30년의 관측 기후자료가 가용하다면 30개의 예측치를 얻을 수 있다. 초기 ESP에서는 관측 기후자료의 발생확률이 동일한 것으로 가정하였다. 그러다가 2000년대 들어 엘니뇨-남방진동(ENSO)이나 태평양 십년 규모변동(PDO) 등의 전구기후지표와 지역기후와의 원격상관성이 규명되면서, 이를 근거로 특정년도의 관측치에 가중치를 부여하려는 연구들이 시도되었다(e.g., Hamlet and Lettenmaier, 1999; Werner et al., 2004).

그러나 최근의 연구들은 관측자료에 기반한 수자원계절예측이 원격상관과 같은 다양한 시도에도 불구하고 1960년대 이후 예측성이 개선되지 않고 있다고 제시하였다(e.g., Pagano et al., 2004; Pagano and Garen, 2005). Pagano et al.(2004)은 1922년에서 2002년 동안의 미서부지역의 물공급예측 자료를 분석한 다음 예측성이 개선되지 않는 주원인으로 증가된 기후변동을 지적하였다. 이 연구에서는 증가된 기후변동으로 기후학적 또는 수문학적 예측인자와 유출량과의 경험적 상관관계가 시간에 따라 변화되었기 때문에 관측자료에 기반한 수자원계절예측의 정확성이 개선되지 않았다고 주장하였다. 이러한 주장은 관측자료의 변동성과 경향성의 변화를 분석한 연구들(e.g., Mote et al., 2005; Hamlet et al., 2005; McCabe and Clark, 2005; Chang et al., 2012)에 의해 뒷받침되고 있다.

수자원계절예측에 비해 역학적 기반의 계절기후예측의 정확도는 빠른 속도로 개선되어 왔다(Goddard et al., 2001). 최근 수십 년 동안 기후현상에 대한 이론적인 이해도 향상과 기후모델링 기술의 향상, 관측자료의 신뢰성 개선 및 시공간적인 자료수의 확충, 컴퓨터 계산 능력의 배가 등은 기후예측의 신뢰성을 향상시키는데 기여했다. 현재 기후예측기술은 대기-해양-지표 결합모델(coupled atmosphere-ocean-land general circulation models, CGCMs)을 이용하여 수개월(3-9월) 선형 예측정보를 생산하고 있다. 또한, 계절 기후예측의 정확성을 향상시키기 위해 다중모델앙상블(MME), 해양 및 지표 초기화, 자료 동화(data assimilation) 기법 등의 다양한 연구가 지속되고 있다(Krishnamurti et al., 1999; Shukla et al., 2000; Barnston et al., 2003; Saha et al., 2006).

계절기후예측기술의 발달에 따라 기후예측정보를 수자원계절예측에 활용하기 위한 연구들이 2000년대 중반부터 시작되었다(e.g., Hayes et al., 2005; Wood and Lettenmaier, 2006; Luo and Wood, 2008; Koster et al., 2010). 이 연구들에서는 주로 가뭄 예측 및 관리, 다목적댐 전력생산량 전망, 물공급 관리, 댐 및 저수지 운영관리, 농업 생산성 관리 등에 대한 기후예측정보의 활용성을 평가하였다. 현재 미국해양대기관리처(NOAA)에서는 국립환경예측센터(NCEP)의 기후예측정보를 활용한 3, 6, 12개월 가뭄예측시스템을 개발하여 운영하고 있다(www.cpc.ncep.noaa.gov/). 이들은 가뭄예측뿐 아니라 수문모델에서 생산된 토양수분, 유출량, 증발산, 적설면적(snow cover) 등의 예측인자도 웹을 통해 제공하고 있다. 호주에서도 기후예측정보를 활용한 3개월 수자원계절예측시스템을 구축해 운영 중에 있다(www.bom.gov.au/water/ssf/). 미국이 격자형 예측정보를 제공하는데 반해 호주에서는 유역출구에 대한 예측정보를 제공한다.

APEC 기후센터(APCC)는 유럽 중기기후 예측센터(ECMWF), 국제기후예측연구소(IRI), NCEP 등과 더불어 전구규모에 대한 기후예측정보를 생산 및 제공하고 있다. APCC의 기후예측정보는 17개 선도 기후연구기관으로부터 제공받은 기후예측정보를 기반으로 만들어지며, 최대 6개월까지의 기후예측정보를 서비스하고 있다(Sohn et al., 2012). APCC에서는 각 기관들의 기후예측정보를 조합하기 위해 다중모델앙상블(multi-model ensemble, MME) 기법을 이용한다. MME는 개별기후모델이 지닌 불확실성과 기후모델간의 불확실성을 최소화하여 단일모델 예측결과에 비해 개선된 예측성을 보여준다고 알려져 있다(Krishnamurti et al., 1999; Shukla et al., 2000; Wang et al., 2004).

지금까지 APCC MME 기후예측의 활용성 및 정확성을 평가 및 개선하기 위해 다양한 연구들이 수행되어 왔다(e.g., Bundel et al., 2011; Lee et al., 2011, 2013; Min et al., 2011; Sohn et al., 2013). Bundel et al.(2011)은 APCC MME 결과를 분석하여 개별모델에 비해 MME가 예측성에서 뛰어나다는 것과 중위도와 고위도 지역에 비해 열대지방에 대한 예측성이 우수하다는 것을 보여주었다. Min et al.(2011)은 APCC MME 결과를 한국의 60개 관측지점에 대해 통계적으로 다운스케일링하고 강수와 기온에 대한 예측성을 검증하였다. Lee et al.(2011, 2013)은 기후필터(climate filter) 개념을 도입하여 북반구 겨울과 동아시아 여름몬순의 강수량과 기온 예측의 성능을 개선시키고자 시도하였다. Sohn et al.(2013)은 APCC MME를 이용하여 Standardized Precipitation Index(SPI)를 산정하고 계절예측정보가 홍수와 가뭄 예측에 활용될 수 있는 가능성을 제시하였다. 그러나 이들 대부분의 연구는 아직까지 기후측면에 국한되어 있어, 기후정보를 활용한 응용예측 정보 생산과 예측성 검증에 관한 연구는 전무한 실정이다.

본 연구에서는 APCC MME 3개월 기후예측정보의 수문학적 활용성을 분석하고자 하였다. 이를 위해 한국의 8개 다목적댐유역을 대상으로 APCC MME 수자원 계절예측정보를 생산할 수 있는 기술을 개발하였다. 이를 기반으로 APCC MME 정보가 어느 유역에 대해 어느 시점에서 유의한 예측성을 보이는지 분석하였다. 또한, 선행 예측시간(1개월, 2개월, 3개월)에 따른 예측성도 평가하였다. 또한, 본 연구에서는 유출량예측의 정확도를 높이기 위해 Bayesian model averaging(BMA)과 Simple model averaging(SMA) MME 기법을 적용하고, MME 기법에 따른 예측성의 차이도 비교하였다.

현재 국내 다목적댐은 관측자료에 근거하여 20년 갈수빈도 크기의 유량이 댐으로 매년 동일하게 유입될 것이라는 가정 하에 운영되고 있다. 최근 기후변동으로 인해 국내의 기후특성이 과거와는 다른 양상을 보이고 있다고 보고되고 있다(e.g., Jung et al., 2011). 이러한 상황에서 과거 관측자료에 기반한 현재의 댐운영계획 수립은 신뢰성과 활용도가 낮아질 가능성이 크다. 따라서 본 연구에서 개발된 계절기후예측정보를 활용한 수자원계절예측 기술은 향후 기후변화 상황에서 다목적댐의 안정적인 물공급 및 효율적인 저수지 운영에 기여할 것으로 판단된다.

2. 수자원계절예측 프레임워크

본 연구에서 제안한 수자원계절예측시스템은 Figure 1과 같다. 전체 프레임워크는 크게 1) 계절기후예측정보 수집, 2) 기후예측정보의 전처리, 3) 수문모델링 및 MME, 4) 수자원계절예측정보 생산 및 제공의 4단계로 구성된다. 계절기후예측정보 수집단계에서는 NetCDF 형태로 제공되는 강수(prec)와 기온(t2m) 예측변수의 자료포맷 변환 및 전구자료에서 대상유역에 대한 격자정보를 추출하는 작업이 수행된다. 전처리에서는 아노말리 형태로 제공되는 강수와 기온 MME 예측정보를 관측자료의 평균과 표준편차를 이용해서 월물수지모형의 기후(climatology) 입력자료를 생산한다. 3단계에서는 각 모형에 3년간의 관측기후자료를 처방하여 예측시점에서의 모형내 적설량, 토양수분, 가상저수지 등의 초기상태(initial condition)를 모의하게 된다. 이 상태에서 예측기후정보를 모형별로 입력하여 유출예측정보를 생산하게 된다. 4단계에서는 모형별 결과를 앙상블하여 수자원계절예측정보를 생산하게 된다. 향후 수자원계절예측시스템이 운영된다면 위에서 언급한 과정이 매달 반복되게 된다. 수자원계절예측기술 개발에 이용된 자료와 세부 기술들에 대해서는 3장에 상세히 기술하였다.

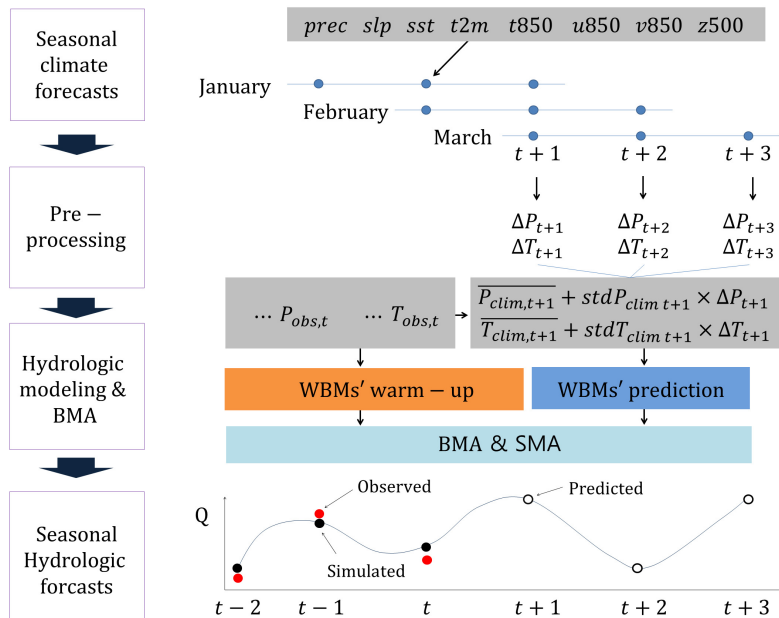


Figure 1 Framework for seasonal hydrologic forecasts using APCC MME seasonal climate forecasts

3. 연구 자료 및 방법

3.1 연구대상유역

본 연구에서는 국내 8개 다목적댐유역(Figure 2)을 연구대상유역(test bed)으로 선정하였다. 이들 유역이 선정된 이유는 댐의 상류에 댐이나 저수지 등 인위적으로 댐유입량에 영향을 미치는 요인들이 타 지역에 비해 상대적으로 적고, 계절예측정보의 검증에 필요한 20년 이상의 장기 댐유입량 자료를 보유한 유역들이기 때문이다. 이러한 특성들로 인해 이들 댐유역은 다양한 수문모형의 보정이나 수문예측기술 관련 연구에 검증유역으로 이용되어 왔다(e.g., Bae et al., 2008; Jung et al., 2013). 또한, 이들 다목적댐유역은 본 연구의 궁극적인 목표인 수문학적 계절예측정보 생산 시스템이 개발되었을 때 계절예측정보가 다목적댐 운영에 얼마나 그리고 어떻게 도움을 줄 수 있는지를 평가하는데도 활용될 수 있다.

Table 1은 8개 댐유역의 수문기상학적 특성과 본 연구에 이용된 관측자료의 기간을 보여준다. 여기에 제시된 유역면적과 연평균강수량은 국가 수자원관리 종합정보 시스템(WAMIS, www.wamis.go.kr)에서 제공하는 값을 인용하였다. Table 1에 제시된 유역평균고도와 평균경사는 WAMIS에서 제공하는 30m 공간해상도의 Digital Elevation Model (DEM) 자료를 ArcGIS 프로그램을 이용해 산정한 값이다.

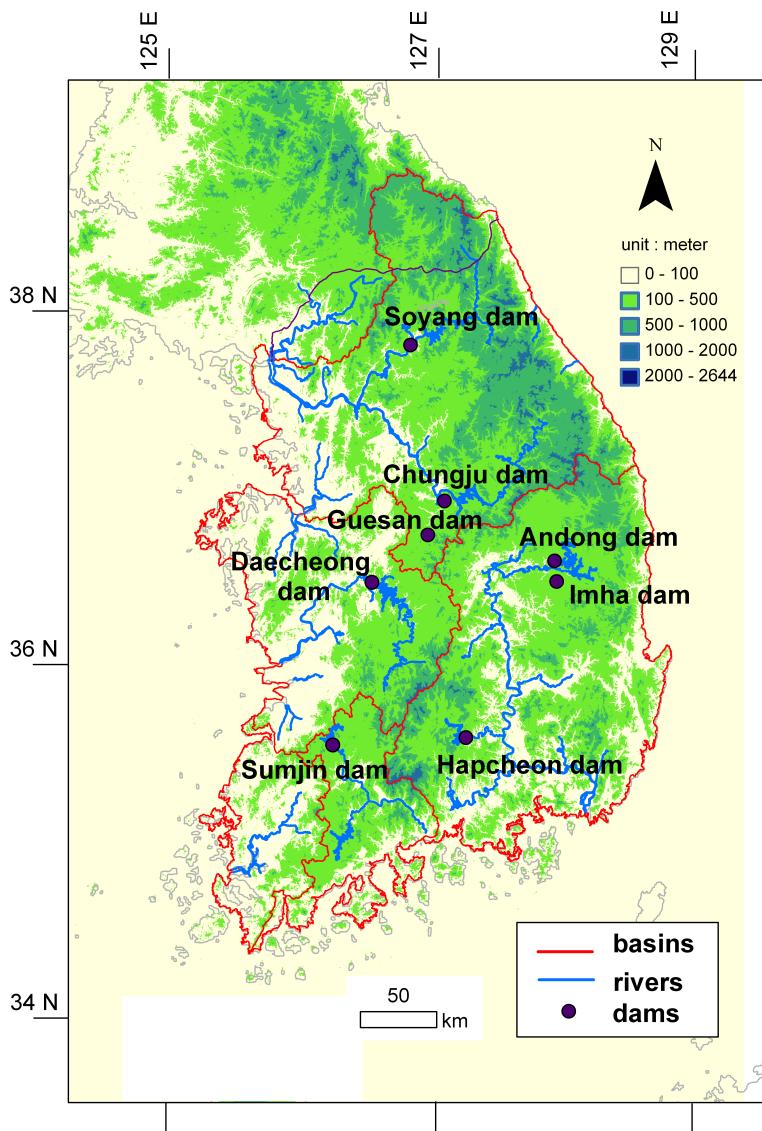


Figure 2 Location of eight multi-purpose dams (filled circles), five large river basins (red lines), and main rivers (blue lines)

Table 1 Physiographic and climatological characteristics and data periods of dam basins

Watershed	Basin area (km ²)	Annual precipitation (mm)	Mean elevation (m)	Mean slope (%)	Data period
Soyang dam	2,703	1,100	650.5	45.97	1974-2013
Chungju dam	6,648	1,198	609.1	34.89	1986-2013
Guesan dam	671	1,133	357.4	36.87	1982-2013
Daecheong dam	3,204	1,230	363.0	18.94	1981-2013
Andong dam	1,584	950	557.3	42.39	1977-2013
Imha dam	1,361	987	394.7	40.35	1993-2013
Hapcheon dam	925	1,249	504.6	34.87	1989-2013
Sumjin dam	763	1,310	359.3	17.52	1981-2013

3.2 월 강수 및 기온 관측자료

본 연구에서는 월물수지모형의 매개변수(parameters) 보정 및 검증에 이용될 기상 관측자료로 Asian Precipitation - Highly-Resolved Observational Data Integration Towards Evaluation of the Water Resources(APHRODITE)(Yatagai et al., 2009, 2012)에서 제공하는 자료를 이용하였다. 국내 지점 관측 기상자료를 이용하지 않고 APHRODITE를 선택한 이유는 향후 수자원계절예측기술의 활용성 측면에서 한국에 비해 관측자료가 적은 아태지역(예, 동남아시아 지역)으로의 확장성을 고려하기 위함이다. APHRODITE는 아시아 지역에 대해 고해상도의 균질한 격자형 일단위 강수 및 기온 자료를 구축하기 위해 일본 Research Institute for Humanity and Nature(RIHN)와 일본 기상연구소가 2006년부터 공동으로 진행해 온 프로젝트이다. APHRODITE는 현재 아시아도메인(60°E ~ 150°E, 15°S ~ 55°N)에 대해 공간해상도 0.5°와 0.25°, 자료기간 1951-2007년 동안의 일강수와 일기온 자료를 제공하고 있다(<http://www.chikyu.ac.jp/precip/>). 이외에도 중동(20°E ~ 65°E, 15°S ~ 45°N)과 러시아(15°E ~ 165°E, 34°S ~ 84°N)에 대해서도 동일한 시공간 해상도의 자료를 제공하고 있다. 최근에는 일본 전역에 대해 공간해상도 0.05°, 자료기간 1900-2011년 기간의 자료를 구축하고 서비스하고 있다.



본 연구에서는 APHRODITE 아시아지역 공간해상도 0.5° 간격의 일강수량과 기온자료를 월자료로 변환하여 유출분석에 이용하였다. 월물수지모형에 필요한 유역평균강수량을 산정하기 위해 댐유역 내에 위치한 APHRODITE의 격자점뿐 아니라 인근의 격자점도 포함하였다. 이 과정에서 최소 2개 이상의 격자점이 포함되도록 설정하였는데, 이는 격자선정에 따른 유역평균강수와 기온 산정의 오차를 최소화하기 위함이다. APHRODITE로부터 추정된 값의 신뢰도를 평가하기 위해 관측 지점 기상자료와 비교하였다. 관측 강수량자료는 WAMIS에서 제공하는 유역평균강수값을 이용하였고, 관측 기온자료는 댐유역 인근의 기상관측소 자료를 이용하여 산술평균하였다. 이들 관측자료와 APHRODITE를 통해 추정된 값을 비교한 결과 모든 댐유역에서 월강수량은 결정계수(coefficient of determination) 0.97 이상, 월평균기온에서는 결정계수 0.99 이상의 값을 보였다. 따라서 8개 댐유역에서의 유출분석시 관측기상자료 대신 APHRODITE 자료를 이용함으로써 인한 영향은 크지 않을 것으로 판단되었다.

3.3 APCC MME seasonal forecast

본 연구에서 이용한 APCC MME 자료는 1983년에서 2005년까지의 hindcast 자료이다(Lee et al., 2011; Min et al., 2011; Sohn et al., 2011). APCC는 2005년부터 매월 3개월 계절예측정보를 생산하고 있다. 이 계절예측정보는 세계 17개 기관으로부터 매월 제공받는 계절예측정보를 검증(quality control)하고 전처리(예, 등격자화, 표준화 등)한 다음 다중모형앙상블 기법을 적용해 생산된다. APCC에서는 다섯 가지 다중모형앙상블 기법(GAUS, MRG, SCM, SPM, SSE)별 계절예측정보를 생산하고 있는데(Min et al., 2009), 본 연구에서는 모형간의 가중치(weight)가 동일하다고 가정하는 SCM 방법으로 산정된 hindcast 자료를 이용하였다. Table 2에서는 본 연구에서 사용된 hindcast 자료 생산에 이용된 모형과 자료기간을, Table 3에서는 이용된 모델별 구체적인 설명을 제시하였다.

Table 2 General circulation models(GCMs) used for APCC MME in 2013

Month	Used general circulation models for MME	Hindcast start year	Hindcast end year
January	HMC, GDAPS_F, MSC_CANCM3, MSC_CANCM4, NCEP, POAMA	1983	2007
February	BCC, GDAPS_F, MSC_CANCM3, MSC_CANCM4, NCEP, PNU, POAMA	1983	2006
March	CWB, GDAPS_F, HMC, MSC_CANCM3, MSC_CANCM4, NASA, NCEP, POAMA	1982	2005
April	BCC, CWB, GDAPS_F, HMC, MSC_CANCM3, MSC_CANCM4, NASA, NCEP, POAMA	1983	2005
May	BCC, CWB, GDAPS_F, HMC, MSC_CANCM3, MSC_CANCM4, NCEP	1983	2005
June	BCC, CWB, GDAPS_F, HMC, MSC_CANCM3, MSC_CANCM4, NCEP	1983	2005
July	BCC, CWB, GDAPS_F, HMC, MSC_CANCM3, MSC_CANCM4, NCEP, PNU	1983	2005
August	CWB, HMC, GDAPS_F, MSC_CANCM3, MSC_CANCM4, NCEP, PNU	1982	2005
September	BCC, CWB, HMC, GDAPS_F, MSC_CANCM3, MSC_CANCM4, NASA, PNU, APCC	1983	2005
October	APCC, CWB, HMC, GDAPS_F, MSC_CANCM4, NCEP	1983	2005
November	CWB, HMC, GDAPS_F, MSC_CANCM3, NCEP, PNU	1982	2005

Table 3 Description of the GCMs used for APCC MME in 2013

Model; acronym	Institution (country)	Resolution	Forecast range	Reference
HMC	Hydrometeorological Centre of Russia (Russia)	1.40625° × 1.125°	4 months	Tolstykh et al. (2010)
GDAPS_F	Korea Meteorological Administration (Korea)	1.0° × 1.0°	-	Park et al. (2002)
MSC_CANCM3	Meteorological Service of Canada (Canada)	2.5° × 2.5°	12 months	Kim et al. (2002)
MSC_CANCM4	Meteorological Service of Canada (Canada)	2.5° × 2.5°	12 months	Simmons et al. (2004)
NCEP	Climate Prediction Center / NCEP / NWS / NOAA (USA)	1.0° × 1.0°	9 months	Saha et al. (2010)
POAMA	Centre for Australian Weather and Climate Research /Bureau of Meteorology (Australia)	2.5° × 2.5°	9 months	Zhong et al. (2005)
BCC	Beijing Climate Center (China)	T63 L16	11 months	Ding et al. (2000)
PNU	Pusan National University (PNU)	T42 L18	6 months	Sun and Ahn (2011)
CWB	Central Weather Bureau (Taipei)	T42 L18	-	Liou et al. (1997)
APCC	APEC Climate Center (Korea)	2.5° × 2.5°	6 months	Jeong et al. (2008)



3.4 월물수지 모형(Monthly water balance model)

월물수지 모형은 APCC 계절예측에서 제공하는 월단위 기후정보를 활용하여 수문에 측정정보를 생산할 수 있다. 월물수지 모형은 유역규모에서 기상과 지표수문의 상호작용을 간단하면서도 신뢰성 있게 표현할 수 있다(Arnell, 1999). 이러한 장점으로 인해 월물수지 모형은 지금까지 다양한 기후조건하에서 수문학적 반응을 평가하는 연구에 활용되어 왔다 (e.g., Martinez and Gupta, 2010; Wang et al., 2011; McCabe and Wolock, 2011; Pokhrel et al., 2013). 물수지 모형의 입력자료는 월단위 강수(P), 평균기온(T), 잠재증발산량(PE)이고, 이를 기반으로 유역 내의 저류량(S), 실제증발산량(E), 유출량(Q)을 모의한다. 대부분의 물수지 모형의 기본 구조는 E.q. (1)의 물수지 방정식을 근간으로 한다. E.q. (1)에서 t는 시간을 나타낸다.

$$S_{t+1} = S_t + P_t - E_t - Q_t \quad (1)$$

본 연구에서는 문헌조사를 통해 전 세계 다양한 유역에 대해 적용되었던 대표적인 물수지 모형 5개를 선정하였다(Table 4). Table 4에 제시된 물수지 모형들의 차이는 저류량과 유출량을 개념적으로 어떻게 설명하는지와 수학적 표현방식의 차이에서 발생한다. Figure 3는 각 모형이 표현하는 강우-유출현상에 대한 개념적인 구조를 나타낸 것이다. 각 모형은 지상의 강수와 실제증발산량을 고려하는 부분에서는 동일하지만 지표하 침투, 토양수분저류, 유출과정은 모형에 따라 상이하다(Figure 3).

Table 4 Water balance models' the number of soil storage, runoff components, the number of parameters of each model, and related literatures.

Name	ABCD model	Guo model	Belgium model	Water balance model	Xiong model
Model ID	ABCD	Guo	VUB	WBM	Xiong
Number of soil storage	2	1	1	1	1
Runoff components	Direct runoff Base flow	Surface runoff Interflow Groundwater	Quick runoff Slow runoff	Direct runoff Surplus runoff	Total runoff
Number of parameters	5	5	3	3	2
Reference	Thomas (1981)	Guo (1992)	Vandewiele et al. (1992)	McCabe and Wolock (1999)	Xiong and Guo (1999)

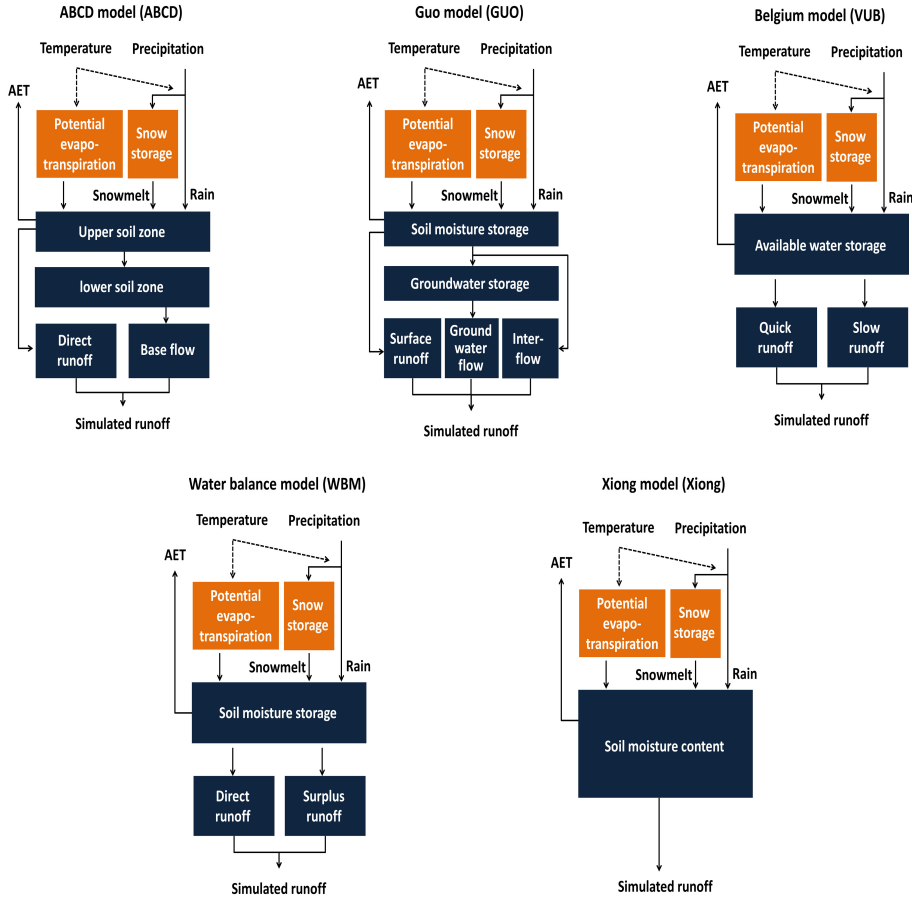


Figure 3 Conceptual structure of hydrological processes in each water balance model. Here AET is actual evapotranspiration.

물수지 모형에서 입력자료 중의 하나인 잠재증발산량(potential evapotranspiration) 자료는 일반적으로 관측된 대형증발접시값을 이용하거나 경험적인 잠재증발산량 산정공식을 이용하여 추정된다. 본 연구에서는 경험적인 Hamon 방법(Hamon, 1961)을 이용하여 월별 잠재증발산량을 산정하도록 모형을 개선하였다. Hamon 방법은 다양한 환경조건에서 신뢰성 있는 잠재증발산량을 추정할 수 있는 것으로 알려져 있다(e.g., Vörösmarty et al., 1998; Kleinen and Petschel-Held, 2007). 특히 Hamon 방법의 가장 큰 장점 중의 하나는 계절예측정보에서 제공되는 월평균기온만을 이용해 물수지 모형에 필요한 잠재증



발산량을 산정할 수 있다는 점이다. 구체적인 잠재증발산량 산정식은 Eq. (2)와 같다. Eq. (2)와 같이 Hamon 방법은 특정위도에서의 가능일조시간(available hours of daylight)과 월평균기온(T)을 이용하여 산정하는 포화수증기 밀도(ρ_{ws})의 함수(Eq. (3))로 월 잠재증발산량(PE)을 계산한다.

$$PE = 13.97 \times days \times Dhr^2 \times \rho_{ws} \quad (2)$$

$$\rho_{ws} = \frac{4.95 \times e^{0.062 \times T}}{100} \quad (3)$$

여기서 $days$ 는 각 월의 일수를 나타내고, Dhr 은 특정위도에서 평균 월별 일조시간을 의미한다. 기온의 단위는 섭씨($^{\circ}C$)이고, 잠재증발산량의 단위는 mm/month이다.

일반적인 물수지 모형은 적설(snow accumulation)과 용설(snowmelt)을 고려하지 못해 겨울철 내린 눈이 봄철이나 여름철 유출량에 기여하는 수문학적 지연효과(time-lag effect)를 고려하지 못한다. 본 연구에서는 에너지 수지 기반의 용설모형을 각각의 물수지 모형에 추가하여 용설효과를 고려하였다. 에너지 수지 기반의 용설모형은 온도의 함수로 구성되어 있으며, 강설, 적설, 용설을 고려할 수 있다. 이 모형의 용설모의 절차는 다음과 같다.

먼저 강수가 발생했을 때 강설의 양이 Eq. (4)와 같이 온도에 의해 결정된다. Eq. (4)에서 T_{rain} 은 모든 강수(P)가 강우로 내리는 월평균기온의 기준기온이며, T_{snow} 는 모든 강수가 강설(P_{snow})로 내리는 기준기온이다. 월평균기온이 T_{snow} 와 T_{rain} 사이에 위치할 경우에는 온도의 비율을 고려하여 강설량이 결정된다(Eq. (4)). 본 연구에서는 T_{rain} 과 T_{snow} 는 기존 문헌에서 제시한 값인 $3.3^{\circ}C$, $-10^{\circ}C$ (평균고도가 1000m이하인 지역)를 각각 이용하였다(McCabe and Wolock, 2011). 이상의 과정을 통해 결정된 강설량은 이전 달의 누적적설량($Snow_{sto}$)에 추가된다. 최종적으로 이 달의 누적적설량이 결정되고 나면 용설량은 Eq. (5)에서와 같이 기온조건에 따라 계산된다. 여기서 용설계수(M_{max})는 누적적설량의 월 최대용설 비율을 나타내는 매개변수로 보정(calibration)을 통해 결정하였다.

$$P_{snow} = \begin{cases} 0 & T_{rain} < T \\ P \times \frac{T_{rain} - T}{T_{rain} - T_{snow}} & T_{snow} \leq T < T_{rain} \\ P & T < T_{snow} \end{cases} \quad (4)$$

$$SM = \begin{cases} 0 & T < T_{snow} \\ (P_{snow} + Snow_{sto}) \times M_{max} \times \frac{T_{rain} - T}{T_{rain} - T_{snow}} & T_{snow} \leq T < T_{rain} \\ (P_{snow} + Snow_{sto}) \times M_{max} & T_{rain} < T \end{cases} \quad (5)$$

3.5 물수지 모형의 매개변수 검보정

유출모형은 자연적인 강수-유출 과정을 간략히 개념화하여 표현하는 과정에서 준경험식(semi-empirical equations)을 포함되게 되는데, 이 경험식은 구역별 상이한 수문학적 특성을 개념적으로 반영하기 위해 매개변수(parameter)를 포함하게 된다(Beven, 2001). 통상 이러한 매개변수는 전체 구역의 대표값으로 직접적인 추정이 매우 어렵다. 따라서 유출분석에서는 일반적으로 관측유출량에 근사한 유출값을 모의하는 매개변수를 찾기 위해 시행착오법(trial and error method)이나 수학적 최적화(optimization) 알고리즘을 이용한다. 이러한 과정을 유출모형의 매개변수 보정이라고 하며, 보정된 매개변수는 보정에 이용되지 않은 자료기간에 대한 검증을 통해 추정된 매개변수의 신뢰도를 평가받게 된다.

물수지 모형의 매개변수 보정을 위해 본 연구에서는 전체 해공간(feasible parameter space)을 탐색하는 전역최적화(global optimization) 방법인 Shuffled Complex Evolution developed at the University of Arizona (SCE-UA) 방법(Duan et al., 1993)을 이용하였다. SCE-UA 방법은 지역(local) 최적화방법인 Simplex 탐색방법에 유전자알고리즘(genetic algorithm), Controlled Random Search(CRS) 기법을 결합한 방법으로 효과적(effective)이고, 효율적(efficient)으로 수문모형의 최적 매개변수를 추정할 수 있는 것으로 알려져 있다(e.g., Chu et al., 2010).

최적화방법에서 목적함수(objective function)는 관측값과 모형에 의해 계산된 값의

차이 즉, 오차로 표현된다. SCE-UA 방법은 이 목적함수가 최소값을 가지게 하는 모형의 매개변수를 찾는다. 따라서 이 목적함수를 어떻게 정의하는가에 따라 매개변수가 달라지고, 결과적으로 유출 모의 정확도에도 영향을 미치게 된다. 본 연구에서는 매개변수 추정이 유출결과에 미치는 불확실성을 고려하기 위해 세 가지 목적함수로 Nash-Sutcliffe efficiency(NSE, Eq. (6)) (Nash and Sutcliffe, 1970), log-NSE(Eq. (7)), percent bias (P-bias, Eq. (7))를 이용하였다.

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (6)$$

$$\log - NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\log O_i - \log S_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\log O_i - \overline{\log O})^2} \quad (7)$$

$$P - bias = 100 \times \left(\frac{\sum_{i=1}^n S_i}{\sum_{i=1}^n O_i} - 1 \right) \quad (8)$$

NSE는 관측자료의 분산(variance)에 대한 관측자료와 모의자료의 잔차분산(residual variance)의 상대적 크기를 표준화한 지표로 NSE=1은 관측값과 모의값이 완전히 일치하는 것을 나타내고, NSE가 0보다 작으면 관측값의 평균을 사용하는 것이 모형의 모의값을 이용하는 것보다 낫다는 것을 의미한다. 통상 유출모형의 결과가 관측치에 대해 0.6 이상의 NSE 값을 가지면 매개변수가 신뢰성 있게 추정된 것으로 판단된다(e.g., Choi and Beven, 2007; Jung et al., 2011). NSE는 관측유출량 값의 변동폭이 큰 유역에서는 극치값(홍수량)의 모의정확도에 크게 영향을 받는다(Krause et al., 2005). 따라서 NSE를 이용하여 최적화된 매개변수는 저수량에 비해 홍수량을 잘 모의하는 경향이 있다. 이에 비해 log-NSE는 관측과 모의값의 로그변환을 통해 첨두량을 평탄하게 하고 저수량을 첨두량에 유사한 수준으로 만듦으로써 저수량 모의에 대해 최적화된 매개변수를 추정할 수 있는

가능성을 높여준다. 따라서 본 연구에서는 추가적으로 log-NSE를 목적함수로 고려하였다. 또한, 평균적인 유량상태를 잘 모의하는 매개변수도 고려하기 위해 P-bias를 추가적으로 활용하였다. P-bias는 모의유량의 평균적인 경향을 나타내는 지표로, 양(positive)의 값은 과다모의를, 음(negative)의 값은 과소모의를 의미한다.

본 연구에서는 위에서 언급한 세 가지 목적함수를 이용해 추정된 매개변수의 신뢰성을 포괄적으로 검증하기 위해 Kling-Gupta efficiency(KGE)(Gupta et al., 2009; Kling et al., 2012)를 도입하였다. KGE는 NSE를 수학적으로 분해(decomposition)한 지표로 관측치와 모의치 사이의 상관계수(r), 편이(bias), 분산(variation)의 일치성을 종합적으로 판단하는데 유용한 지표이다(Martinez and Gupta, 2010).

$$KGE = 1 - \sqrt{(\gamma^2 - 1)^2 + (\alpha^2 - 1)^2 + (\beta^2 - 1)^2} \quad (9)$$

여기서 α 는 관측치와 모의치의 분산의 비를 나타내며, β 는 관측치와 모의치의 평균의 비를 나타낸다. 따라서 r , α , β 가 모두 1일 경우 KGE는 1이 되며, 이때 관측치와 모의치의 상관계수, 분산, 평균이 완전히 일치함을 의미한다.

3.6 다중모형앙상블 (multimodel ensemble) 기법

지금까지 개선된 물리적 강우-유출현상의 이해와 시공간적으로 상세한 관측자료를 기반으로 다양한 유출모형이 개발되어 왔다(Yang et al., 2000). 이러한 유출모형들은 수문학적 유출 과정 중의 특정 현상을 모의하는데 있어 장단점을 가지고 있다(Bae et al., 2011). 일례로, 특정 유출모형은 갈수기 유량이나 저수유량을 잘 모의하는데 반해 다른 유출모형은 홍수기 유량이나 첨두홍수량을 잘 모의한다. 따라서 하나의 특정 유출모형이 다른 유출모형들에 비해 모든 면에서 우수하다고 단정할 수는 없다(Duan et al. 2007; Surfleet et al., 2012). 이러한 배경 하에 유출모형들의 장점을 결합하기 위한 시도로 다중모형앙상블 기법이 연구되었다(e.g., Ajami et al., 2007; Vrugt and Robinson, 2007; Najafi et al., 2011). 다중모형앙상블 기법은 다양한 유출모형의 결과를 조합하여

각 개별 모형보다 신뢰성 높은 예측결과를 제시할 수 있는 것으로 알려져 있다(Raftery et al., 2003; Duan et al., 2007).

본 연구에서는 다중모형앙상블 기법 중에서 단순평균기법(simple model averaging, SMA)과 베이지안 모형 평균기법(Bayesian model averaging, BMA)을 이용하였다. SMA는 가장 간단한 다중모형앙상블 기법으로 각 유출모형 결과의 중요도가 동일하다는 가정 하에 모형별 가중치를 $1/K$ 로 결정한다. 여기서 K 는 전체 물수지모형의 수이다. 이에 비해 BMA는 베이지안 추론에 기반하여 주어진 관측자료 조건하에서 예측값을 가장 근접하게 모의할 수 있는 각 모형의 가중치를 찾는다. BMA 가중치 추정 알고리즘에 대해 살펴보면 다음과 같다.

BMA에서 k 번째 월물수지모형을 M_k , 모형 모의치의 정확도 평가에 이용되는 관측자료를 D 라 하면, Bayes 이론에 의해 k 번째 모형의 사후확률(posterior distribution)은 Eq. (10)과 같이 표현할 수 있다(Raftery et al., 2005). Eq. (10)에서 $p(M_k|D)$ 는 k 번째 모형(M_k)이 D 를 정확하게 모의할 가능성(likelihood)을 의미한다. 따라서 $p(M_k|D)$ 는 곧 k 번째 모형의 가중치가 되며, 총합은 1이 된다. $p(M_k)$ 는 k 번째 모형의 사전확률(priori probability)로, 본 연구에서는 모든 모형이 $1/K$ 의 동일한 확률(uniform probability)을 가진다고 가정하였다(Hsu et al., 2009). 결과적으로 $p(M_k|D)$ 는 우도함수(likelihood)인 $p(D|M_k)$ 에 의해 결정되게 된다. $p(D|M_k)$ 는 k 번째 모형의 모의값(M_k)이 정규분포이고, 오차가 σ_k 의 표준편차를 가진다고 가정하면 Eq. (11)과 같이 표현된다(Hsu et al., 2009). Eq. (11)에서 t 는 시간, n 은 자료의 개수, $y_{o,t}$ 는 관측값, $y_{s,t}(M_k)$ 는 k 번째 모형에서의 모의값을 나타낸다.

$$p(M_k|D) = \frac{p(D|M_k)p(M_k)}{\sum_{k=1}^K p(D|M_k)p(M_k)} \quad (10)$$

$$p(D|M_k) = \frac{1}{\sigma_k \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\sum_{t=1}^n (y_{o,t} - y_{s,t}(M_k))^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (11)$$

Eqs. (11)과 (12)를 이용해 추정된 각 모형의 가중치는 BMA를 통해 Eq. (12)와 같이 결합될 수 있다(Raftery et al., 2005). 이것은 BMA를 이용해 각 모형 결과를 조합했을 때의 사후확률을 의미한다.

$$p(y|M_1, M_2, \dots, M_K, D) = \sum_{k=1}^K p(M_k|D) p(y|M_k, D) \quad (12)$$

여기서 $p(y|M_k, D)$ 는 k 번째 모형의 예측치(M_k)와 주어진 자료(D)에 대한 y 의 사후확률을 나타낸다.

Eq. (12)의 평균과 분산은 Eq. (13)과 Eq. (14)와 같이 표현 된다(Raftery et al., 2003; Raftery et al., 2005). Eq. (13)에서와 같이, BMA 예측의 기댓값은 가중치가 고려된 개별 모형예측의 평균이며, 모형별 가중치는 각 모형예측이 주어진 관측을 정확하게 모의할 우도(likelihood)에 의해 결정된다. Eq. (14)는 BMA 예측의 불확실성을 표현하는 식으로, 오른쪽의 첫 번째 항은 모형간 변동성(between-model-variance)을, 두 번째 항은 개별모형내의 변동성(within-model-variance)을 나타낸다.

$$E[y|M_1, M_2, \dots, M_k, D] = \sum_{k=1}^K p(M_k|D) E[p_k(y|M_k, D)] = \sum_{k=1}^K w_k M_k \quad (13)$$

$$Var[y|M_1, M_2, \dots, M_k, D] = \sum_{k=1}^K w_k \left(M_k - \sum_{i=1}^K w_i M_i \right)^2 + \sum_{k=1}^K w_k \sigma_k^2 \quad (14)$$

일반적으로 유출량의 오차는 이분산성(heteroscedastic variance)을 가지므로 본 연구에서는 조건부 확률 $p_k(y|M_k, D)$ 가 Gamma 확률분포를 따른다고 가정하였다(Vrugt et al., 2006, 2008). 또한, 사후확률분포를 추정하기 위해 Markov Chain Monte Carlo (MCMC) 기법을 이용하였다(Vrugt et al., 2007).

3.7 예측성 검증

BMA와 SMA를 이용한 수자원계절예측시스템의 예측성을 평가하기 위해 본 연구에서는 Spearman 순위(rank) 상관계수를 이용하였다(Wilks, 2006). Spearman 순위(rank) 상관계수는 두변수가 정규분포를 따르지 않을 경우나 두 변수의 관계가 비선형적일 때도 적용할 수 있는 장점이 있다. 또한, Spearman 순위상관계수는 두 변수들의 순위(rank) 상관을 이용함으로써 Pearson 상관계수가 변수의 큰 값(outlier)에 민감하게 반응하는 단점을 극복할 수 있다.

수자원 계절예측성을 다각적으로 검증하기 위해 빈도오차(frequency bias, FBI), 탐지확률(probability of detection, POD), 오보율(false-alarm ratio, FAR), Critical 성공지수(CSI)들을 이용하였다(Wilks, 2006). 본 연구에서는 수자원계절예측시스템이 월별 평균유량 이상의 관측유량 상태를 잘 예측하는지 평균유량 이하의 관측유량을 잘 예측하는지 분석하기 위해 유출량을 두 그룹으로 구분하여 평가하였다. 일례로, 평균이상의 유량에 대한 예측성을 검증할 경우의 지표별 계산 방법은 Figure 4와 같다. 관측유출이 평균이상일 때 예측유량도 평균이상을 예측한 경우를 a, 관측유출은 평균이상인 반면 예측은 평균이상인 경우를 b, 관측은 평균이상인 반면 예측은 평균이상인 경우를 c, 관측과 예측 모두 평균이상인 경우를 d라고 하자. 이 경우 FBI는 $(a+b)/(a+c)$, POD는 $a/(a+c)$, FAR은 $b/(a+b)$, CSI는 $a/(a+b+c)$ 로 계산된다. FBI는 평균이상의 유량 상태에 대한 예측빈도와 관측빈도의 비로, 1보다 크면 과다 예측한 경우를, 1보다 작을 경우는 과소 예측한 경우를 나타낸다. POD는 적중률(Hit rate)라고도 하며, 0과 1사이의 값을 가지는데, 1이면 예측이 완벽히 적중했음을 의미한다. FAR은 잘못된 예측의 비율로, 0이면 잘못된 예측이 하나도 없는 경우를 1이면 예측이 모두 틀린 경우를 나타낸다. CSI는 오보(false alarms, b)와 예보하지 못한 경우(missed events, c)를 동시에 고려할 수 있는 지표로, 1이면 예측이 모두 적중했음을 나타낸다.

	Observed flow above normal	Observed flow below normal	
Predicted flow above normal	a (hit)	b (false alarm)	$FBI = \frac{a + b}{a + c}$
Predicted flow below normal	c (miss)	d (correct rejection)	$FAR = \frac{b}{a + b}$
			$POD = \frac{a}{a + c}$
			$CSI = \frac{a}{a + b + c}$

Figure 4 Contingency tables used to define categorical measures for observed flow condition and predicted flow condition comparisons.

4. 연구내용

4.1 월물수지모형의 정확도 평가

SCE-UA 최적화방법을 이용하여 세 가지 목적함수별로 각 월물수지모형의 매개변수를 추정하였다. Table 5는 각 모형별 유역별 목적함수별 KGE 값을 나타낸 것이다. 매개변수 보정기간에서 KGE는 대부분 0.6 이상의 값을 보였으며, 괴산댐유역의 VUB_log_NSE 모형이 0.55로 가장 낮은 값을 나타내었다. 검정기간에 대해서도 괴산댐과 대청댐의 VUB 모형을 제외한 나머지 모형들은 KGE 0.6 이상의 성능을 보였다. 모형들이 신뢰성 있게 관측치를 모의하는 것으로 나타났으나, 모형별 관측유량 모의성능은 유역별에 따라 차이가 있는 것으로 나타났다. 이는 특정유출모형이 모든 유역에서 우수한 성능을 보이는 것이 아니라 지역적인 수문학적 특성에 따라 영향을 받을 수 있는 것을 보여준다.

검보정된 월물수지모형들이 유출성분들을 신뢰성 있게 모의하는지 평가하기 위해 Figure 5와 같이 용설량, 실제증발산량, 유출량을 도시하여 분석하였다. Figure 5는 소양강댐유역의 경우로 모든 월물수지모형들의 결과가 관측유량을 근사하게 모의하였으며, 모델간 결과의 차이는 크지 않았다. 그러나 실제증발산량과 용설량 모의에서는 모형별로 차이를 보였다. 기존 연구들에 의하면 소양강댐의 용설은 12-2월에 내리는 강수가 눈으로

쌓여 있다가 3월과 4월에 걸쳐 녹으면서 유출량에 기여하는 것으로 알려져 있다(배덕효, 1998; 이상호 등, 2003). 그런데, Guo 모형과 VUB 모형의 경우 용설이 전년에 걸쳐 발생 하는 것으로 모의하였다. 이는 SCE-UA 방법이 용설관련 매개변수의 물리적 의미를 고려 하지 못하고 수학적 최적해를 찾는 과정에서 과대추정(overfitting)된 것으로 파악되었다. 따라서 본 연구에서는 누적적설량의 월 최대용설 비율을 나타내는 매개변수인 용설계 수(M_{max})을 McCabe and Wolock(1999)가 제안한 값인 0.5로 대체하였다. 용설계수 (M_{max})의 교체 전후의 유출모의 성능을 분석한 결과 차이가 KGE 0.05 이하의 값을 나타 내어, 매개변수 대체에 따른 영향은 미미한 것으로 분석되었다. 이는 용설관련 매개변수가 다른 매개변수에 비해 유출분석 결과에 미치는 민감도가 상대적으로 낮기 때문으로 판단된 다. ABCD, WBM, Xiong 모형은 겨울철 적설이 봄철에 용설되어 유출량에 기여하는 자연 현상을 현실적으로 반영한 것으로 판단되어 보정된 매개변수를 그대로 적용하였다.

Table 5 Estimated Kling-Gupta efficiency (KGE) of water balance models with three parameter set calibrated with different objective functions. Here OF is objective functions.

Basins	O.F.	Calibration period					Verification period				
		ABCD	Guo	VUB	WBM	Xiong	ABCD	Guo	VUB	WBM	Xiong
Soyang	NSE	0.86	0.90	0.89	0.83	0.92	0.80	0.83	0.81	0.82	0.84
	log-NSE	0.86	0.86	0.72	0.81	0.89	0.77	0.81	0.65	0.78	0.80
	bias	0.86	0.89	0.90	0.84	0.91	0.76	0.84	0.79	0.79	0.86
Chungju	NSE	0.83	0.88	0.89	0.78	0.90	0.81	0.86	0.88	0.70	0.89
	log-NSE	0.84	0.81	0.69	0.76	0.89	0.81	0.85	0.66	0.80	0.85
	bias	0.84	0.88	0.87	0.79	0.89	0.83	0.89	0.86	0.82	0.87
Guesan	NSE	0.91	0.93	0.91	0.77	0.93	0.85	0.89	0.88	0.68	0.91
	log-NSE	0.90	0.89	0.55	0.81	0.92	0.85	0.85	0.46	0.77	0.87
	bias	0.89	0.94	0.90	0.86	0.93	0.83	0.91	0.86	0.84	0.93
Daechong	NSE	0.75	0.77	0.70	0.65	0.78	0.75	0.79	0.70	0.61	0.75
	log-NSE	0.68	0.65	0.61	0.78	0.74	0.66	0.65	0.61	0.80	0.70
	bias	0.69	0.78	0.68	0.76	0.84	0.68	0.80	0.58	0.80	0.86
Andong	NSE	0.91	0.90	0.91	0.86	0.94	0.90	0.91	0.91	0.77	0.92
	log-NSE	0.92	0.87	0.86	0.69	0.95	0.90	0.89	0.88	0.61	0.88
	bias	0.90	0.91	0.88	0.79	0.94	0.86	0.92	0.89	0.86	0.92
Imha	NSE	0.86	0.89	0.86	0.81	0.91	0.86	0.92	0.79	0.79	0.77
	log-NSE	0.83	0.90	0.72	0.60	0.92	0.88	0.91	0.79	0.62	0.78
	bias	0.86	0.87	0.81	0.67	0.91	0.89	0.88	0.84	0.65	0.83

Basins	O.F.	Calibration period					Verification period				
		ABCD	Guo	VUB	WBM	Xiong	ABCD	Guo	VUB	WBM	Xiong
Hapcheon	NSE	0.86	0.87	0.85	0.83	0.93	0.85	0.94	0.81	0.87	0.90
	log-NSE	0.88	0.84	0.74	0.63	0.93	0.91	0.86	0.79	0.67	0.89
	bias	0.87	0.89	0.82	0.81	0.94	0.88	0.93	0.86	0.86	0.88
Sumjin	NSE	0.87	0.89	0.88	0.81	0.92	0.88	0.92	0.89	0.82	0.90
	log-NSE	0.89	0.88	0.84	0.79	0.90	0.92	0.87	0.87	0.79	0.88
	bias	0.86	0.88	0.85	0.74	0.90	0.89	0.90	0.89	0.79	0.87

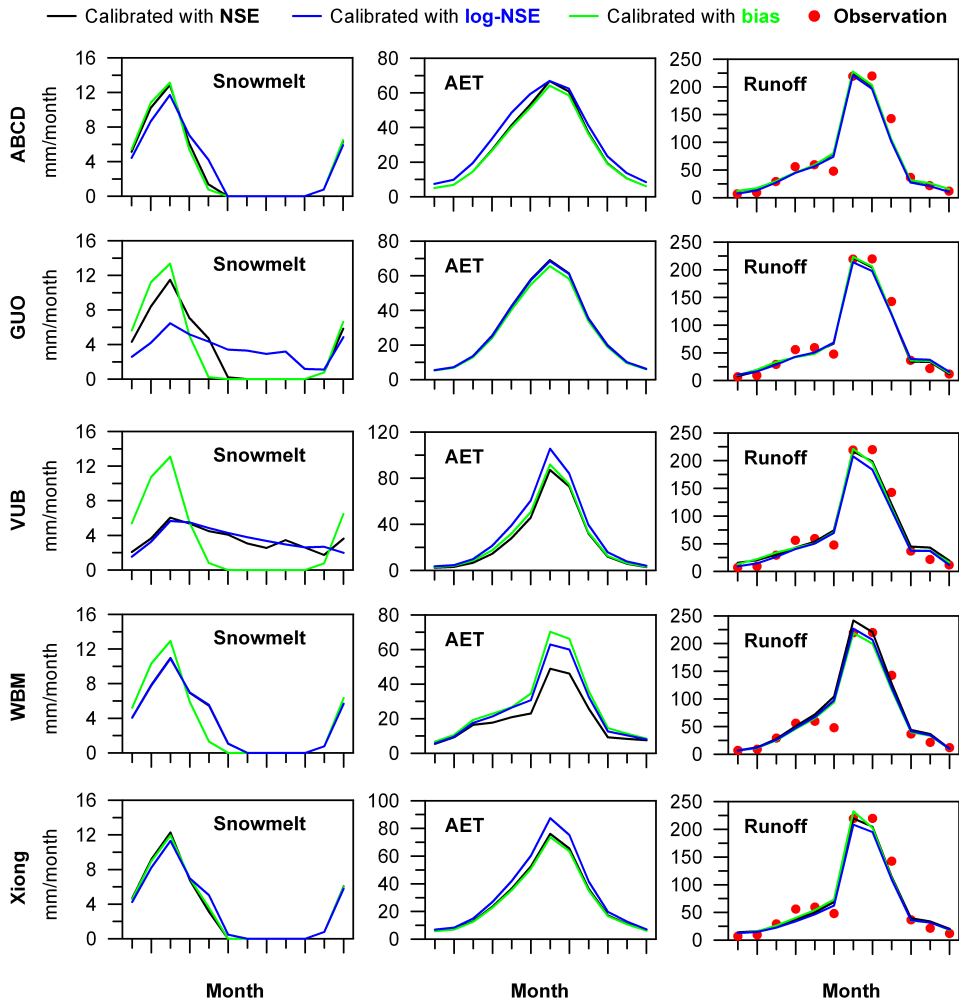


Figure 5 Simulated snowmelt, Actual evapotranspiration [AET], and Runoff according to each water balance model with each objective function at the Soyang dam basin



4.2 BMA를 이용한 모형별 가중치 산정

BMA 기법을 이용하여 월물수지모형별 최적가중치를 추정하였다(Figure 6). BMA를 이용하여 추정된 가중치는 학습(training)기간에 영향을 받을 수 있다. 따라서 본 연구에서는 학습기간 선정의 영향을 최소화하기 위해 홍수년과 갈수년이 가중치 산정에 고려되도록 최근 3년을 제외한 전체자료기간에 대해 BMA를 적용하였다. BMA 가중치를 적용한 모의결과와 개별 모형의 모의결과를 최근 3년 자료에 대해 비교한 결과, BMA를 적용한 결과가 개별 모형의 결과보다 관측치에 적합하게 모의하는 것으로 나타났다.

물수지모형별 가중치는 유역별로 차이를 보였다. 소양강댐은 Xiong-log_NSE 모형의 가중치(0.58)가 높게 나타났으며, ABCD-log_NSE가 그 다음으로 높은 가중치(0.17)를 보였다. 반면 충주댐에서는 ABCD-NSE(0.22), ABCD-Bias(0.20), WBM-NSE(0.23), Xiong-Bias(0.20) 모형들이 유사한 가중치를 보였다. 전반적으로 ABCD 모형이 대부분의 유역에서 높은 가중치를 보였으며, Guo 모형과 VUB 모형의 가중치가 낮게 추정되었다. 이 결과는 모든 유역에 대해 우수한 월물수지모형을 찾기 어려우며, 각 모델의 구조적인 불확실성을 평가하고 최적의 유출예측결과를 얻기 위해서는 수문학적 다중 모형의 적용이 필요함을 시사한다.

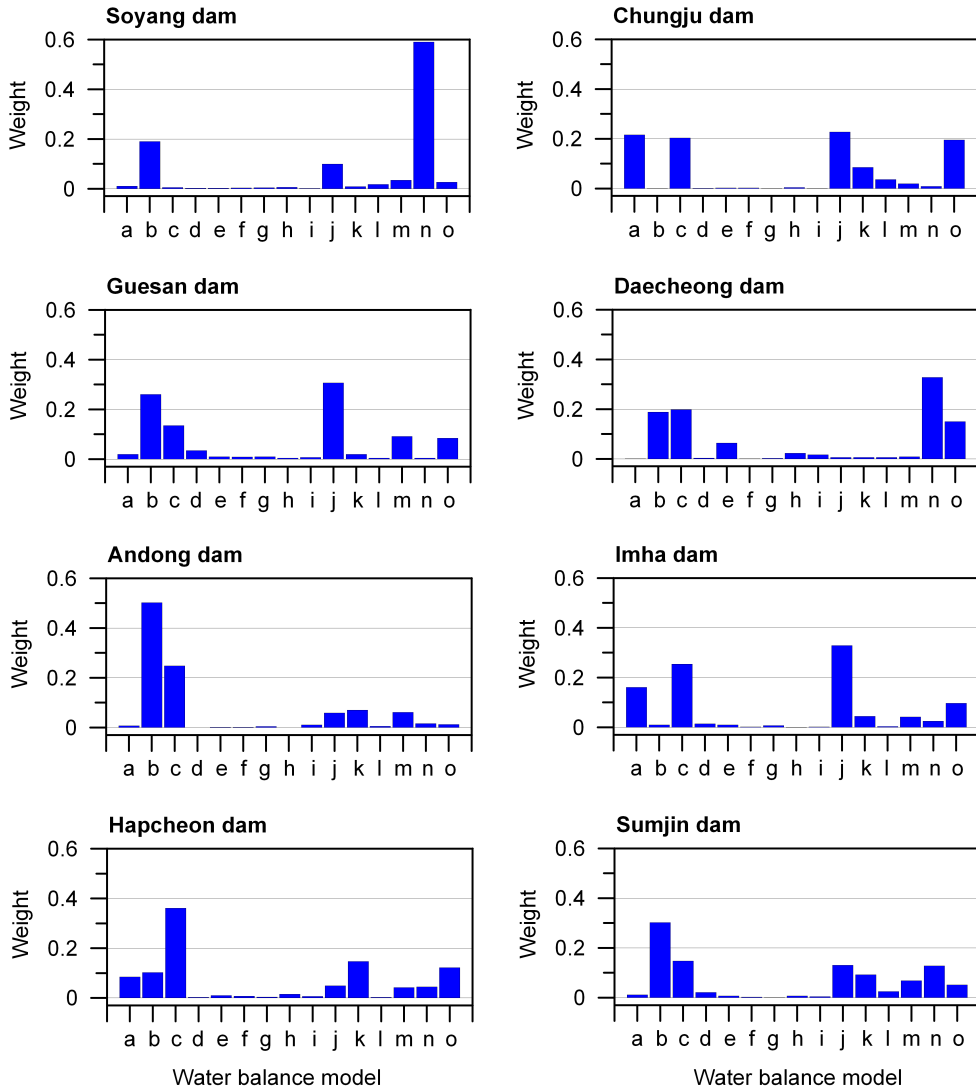


Figure 6 Water balance models' BMA weights computed over the entire training period for each dam basin. Here, a is ABCD-NSE, b is ABCD-log_NSE, c is ABCD-bias, d is Guo-NSE, e is Guo-log_NSE, f is Guo-bias, g is VUB-NSE, h is VUB-log_NSE, i is VUB-bias, j is WBM-NSE, k is WBM-log_NSE, l is WBM-bias, m is Xiong-NSE, n is Xiong-log_NSE, and o is Xiong-bias.

4.3 유출량 모의에서의 BMA와 SMA 비교

BMA와 SMA의 결과를 비교하였다(Figures 7 & 8). 갈수년인 1993년-1994년과 홍수년인 2005년-2006년에 대해 BMA와 SMA를 적용한 결과에서는 전반적으로 BMA가 SMA에 비해 관측치에 근접한 결과를 보였다. 그러나 두 결과의 차이는 크지 않은 것으로 나타났다. 예로, 1993년-1994년 안동댐의 경우 BMA 결과는 결정계수 0.88이고, SMA 적용 결과는 결정계수가 0.86이었다. BMA와 SMA의 결과 모두 평균유량과 저수유량에 대해서는 관측치를 잘 모의하였으나 일부 여름철 첨두유량(peak flow)을 모의하는 부분에서 관측치와 차이를 보였다. Figures 7 & 8에서 보는 바와 같이 여름철 첨두유량은 BMA의 불확실성 범위를 벗어난 것을 알 수 있다. 이 불확실성 범위는 Eq. (14)를 이용하여 계산된 것으로 물수지모형간의 구조적 불확실성을 보여주는 것이다. 따라서 본 연구에서 적용한 물수지모형들이 모의할 수 있는 범위를 벗어난 것으로, 첨두유량에 대한 예측성을 향상시키기 위해서는 추가적인 유출모델의 도입이나 입력자료(유역평균 강수량)의 정확도 향상이 필요할 것으로 판단된다.

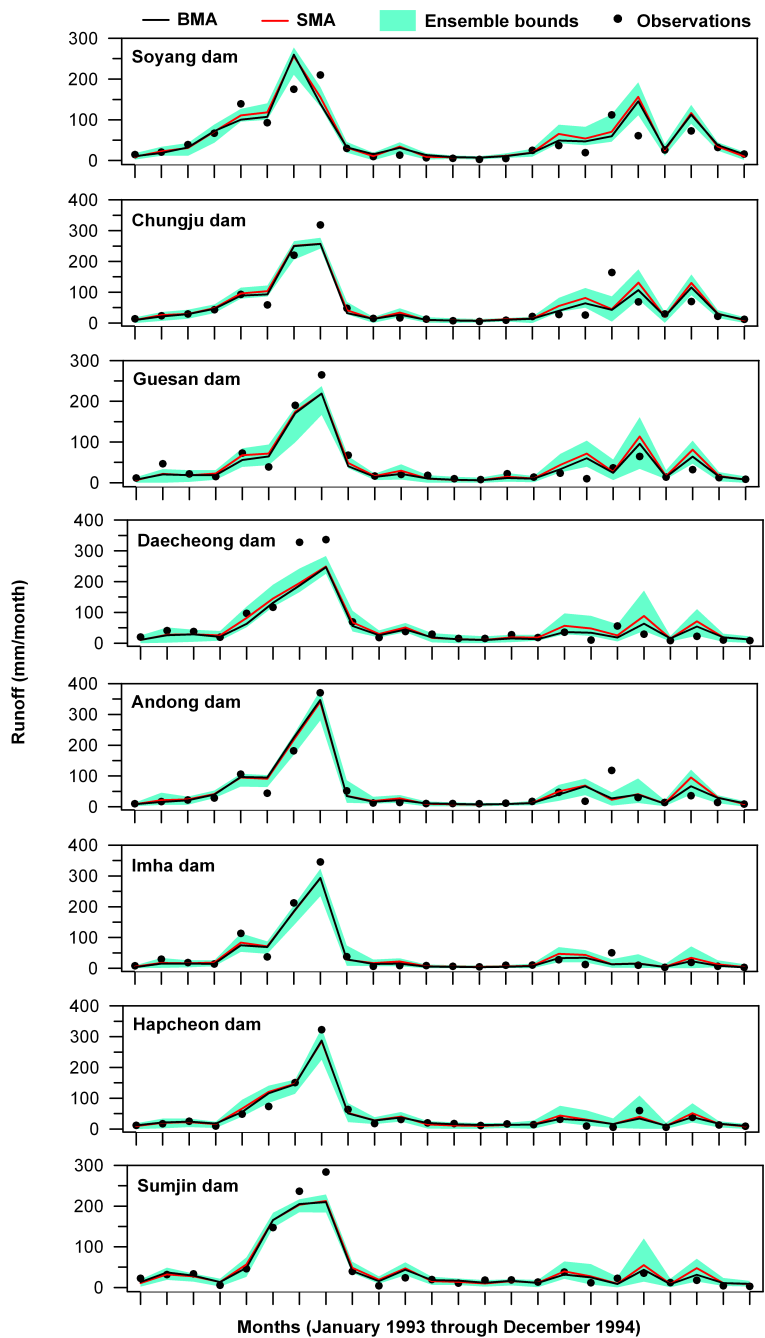


Figure 7 Comparison between observed flow and simulated flows using BMA and SMA for 1993-1994. Ensemble bounds indicates 95% confidence interval of the BMA.

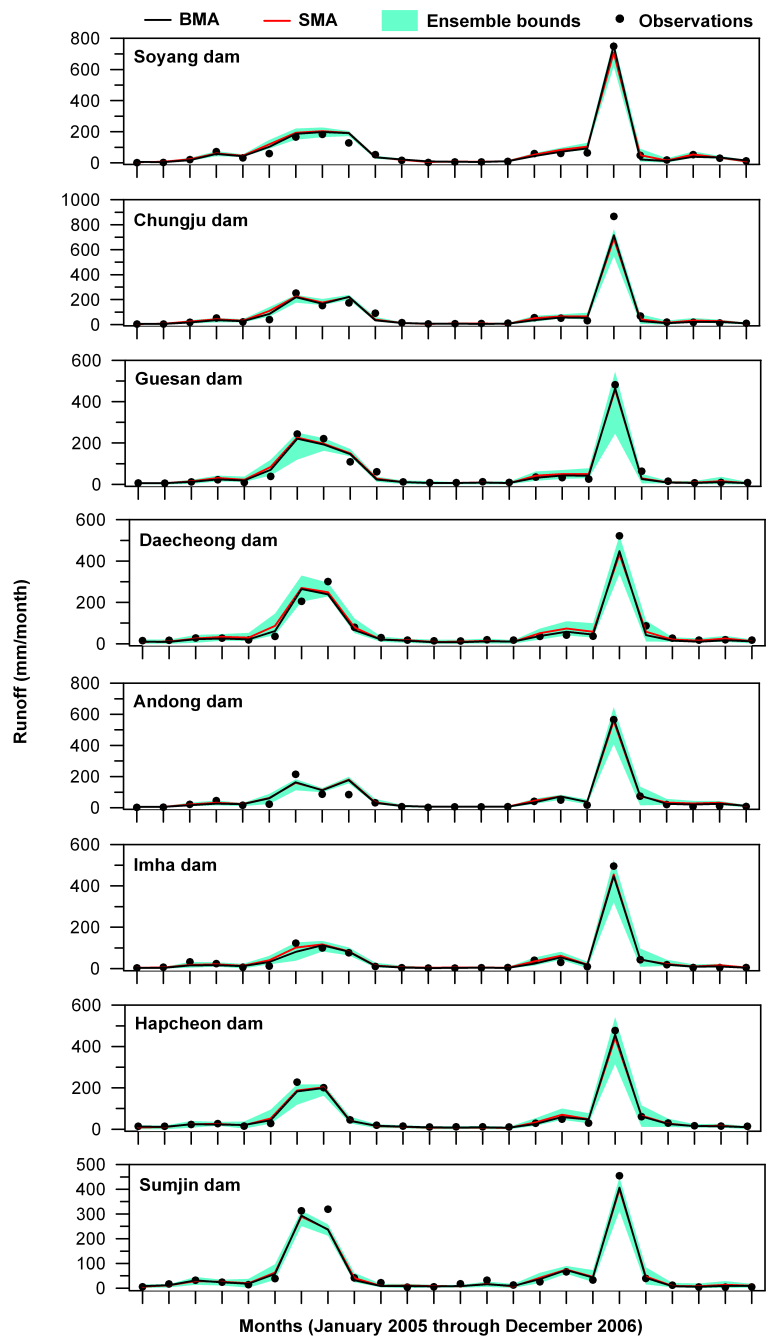


Figure 8 Comparison between observed flow and simulated flows using BMA and SMA for 2005-2006. Ensemble bounds indicates 95% confidence interval of the BMA.

4.4 수자원계절예측의 예측성 분석

APCC hindcast (1986–2005) 자료를 이용하여 수문학적 예측성을 평가하였다. Figure 9는 Spearman 순위상관계수를 도시한 것이다. 95% 유의수준에서 살펴보면 전반적으로 봄철과 겨울철이 다른 계절에 비해 예측성이 높게 나타나는 것을 볼 수 있다. 그러나 유역과 월별로 차이가 있었다. 특히 임하댐의 경우에는 봄철과 겨울철 예측성이 낮게 나타났다. 월별로는 2월, 3월, 4월의 예측성이 높고, 6월과 9월의 예측성이 낮은 것으로 분석되었다. 한국에서는 6월말과 9월초 몬순의 영향으로 강수가 자주 발생하는데, 강수가 발생한 월과 유출이 발생하는 월의 날짜의 차로 인해 월단위 유출모델링에서 예측정확도가 낮게 나타나기도 한다. 6월과 9월의 예측성이 낮게 나온 원인에 대해서는 추가적인 분석이 필요할 것으로 판단된다.

1개월 선행예측(1-month lead)의 예측성이 상대적으로 2개월(2-month lead)과 3개월(3-month lead) 선행예측에 비해 높은 것으로 나타났다. 2개월과 3개월 선행예측의 경우 일부유역(충주댐, 합천댐)을 제외하고는 예측유량의 관측유량에 대한 상관성이 유의하지 않았다. BMA와 SMA의 앙상블 기법의 차이는 Spearman 순위상관계수로 평가할 때 크지 않았다. 전반적으로 BMA가 SMA에 비해 더 많은 유의한 예측 결과를 보였지만, 일부지역에서는 SMA만이 유의한 결과를 나타내었다. 결과적으로 어느 앙상블 기법이 우수하다고 판단하기는 어려운 것으로 분석되었다.

각 다목적댐 유역별로 계절유량예측의 예측성에 대해 살펴보면 다음과 같다.

소양강댐은 2월, 3월, 4월의 1개월 선행 유입량 예측에서 BMA와 SMA 모두 높은 유의수준의 예측성을 보였다(유의수준 99%). 11월에서도 유의수준 95%의 예측성을 보여 전반적으로 홍수기보다는 갈수기간에 예측성이 높은 것으로 나타났다. 3월과 8월의 2개월 선행예측에서도 예측성이 유의하였다. 3개월 선행예측은 3월의 BMA에서만 유의하였다(유의수준 95%).

충주댐은 1월, 2월, 3월, 4월, 5월, 11월의 1개월 선행 유입량 예측에서 유의한 예측성을 보였다(유의수준 95%). 특히 소양강댐에서와 같이 충주댐도 2월, 3월, 4월 예측성이 상대적으로 다른 월에 비해 우수한 것으로 나타났다. 2개월 선행예측에서는 8월과 11월에서만 유의하였다(유의수준 95%). 3개월선 선행예측은 BMA와 SMA 모두 3월에서 유의하였다(유의수준 95%).

괴산댐은 1개월 선행 유입량 예측에서 5월의 예측성이 가장 높았으며, 2월, 3월, 7월,



10월, 11월에서도 유의한 예측성을 나타내었다(유의수준 95%). 2개월 선행예측에서는 11월 BMA 결과만이 유의하였다(유의수준 95%). 3개월 선행예측은 3월과 10월에서 BMA와 SMA 모두 유의하였다(유의수준 95%).

대청댐은 1개월 선행예측에서 1월, 2월, 3월, 7월, 11월에서 BMA와 SMA 모두 유의한 예측성을 보였다(유의수준 95%). 4월과 10월에서는 SMA만 그리고 5월은 BMA만 유의하였다(유의수준 95%). 8월의 BMA는 특이하게 음의상관을 보였다. 전체유역에 걸쳐 8월의 Spearman 순위상관계수가 음의 값을 보였는데, 이에 대한 추가적인 분석이 필요할 것으로 판단된다. 2개월 선행예측에서는 8월 BMA 결과만이, 3개월 선행예측도 10월에서 BMA만이 유의하였다(유의수준 95%).

안동댐유역은 1개월 선행예측에서 2월, 3월에서 가장 높은 예측성을 보였으며, 4월, 7월에서도 유의한 예측성을 보였다(유의수준 95%). 5월은 BMA만 95% 수준에서 유의하였다. 2개월 선행예측에서는 3월 BMA 결과만이, 3개월 선행예측에서는 3월에서 SMA만이 유의하였다(유의수준 95%).

임하댐에서는 모든 BMA 결과가 유의하지 않은 것으로 나타났으며, 7월 SMA 결과만이 1개월 선행예측에서 유의한 결과를 보였다(유의수준 95%). 2개월 선행예측에서는 10월 SMA 결과만이, 3개월 선행예측에서는 11월에서 SMA만이 유의하였다(유의수준 95%). 임하댐은 전체유역에서 계절유량예측의 활용성이 가장 낮은 것으로 나타났다.

합천댐에서는 3월, 4월의 1개월 선행 유입량 예측에서 BMA와 SMA 모두 유의한 예측성을 보였으며, 10월과 11월에서는 SMA 결과만 유의하였다(유의수준 95%). 2개월 선행예측에서는 BMA와 SMA 모두 8월과 10월에서 유의하였고, 11월에서는 SMA만 유의하였다(유의수준 95%). 3개월 선행예측은 10월과 11월에서 BMA와 SMA 모두, 3월에서는 SMA만 유의하였다(유의수준 95%).

섬진강댐에서는 1월의 1개월 선행 유입량 예측에서만 BMA와 SMA 모두 유의한 예측성을 보였으며, 2월은 BMA만 그리고 7월에서는 SMA만 유의하였다(유의수준 95%). 2개월 선행예측에서는 8월 BMA 결과만이, 3개월 선행예측에서는 3월에서 BMA만이 유의하였다(유의수준 95%).

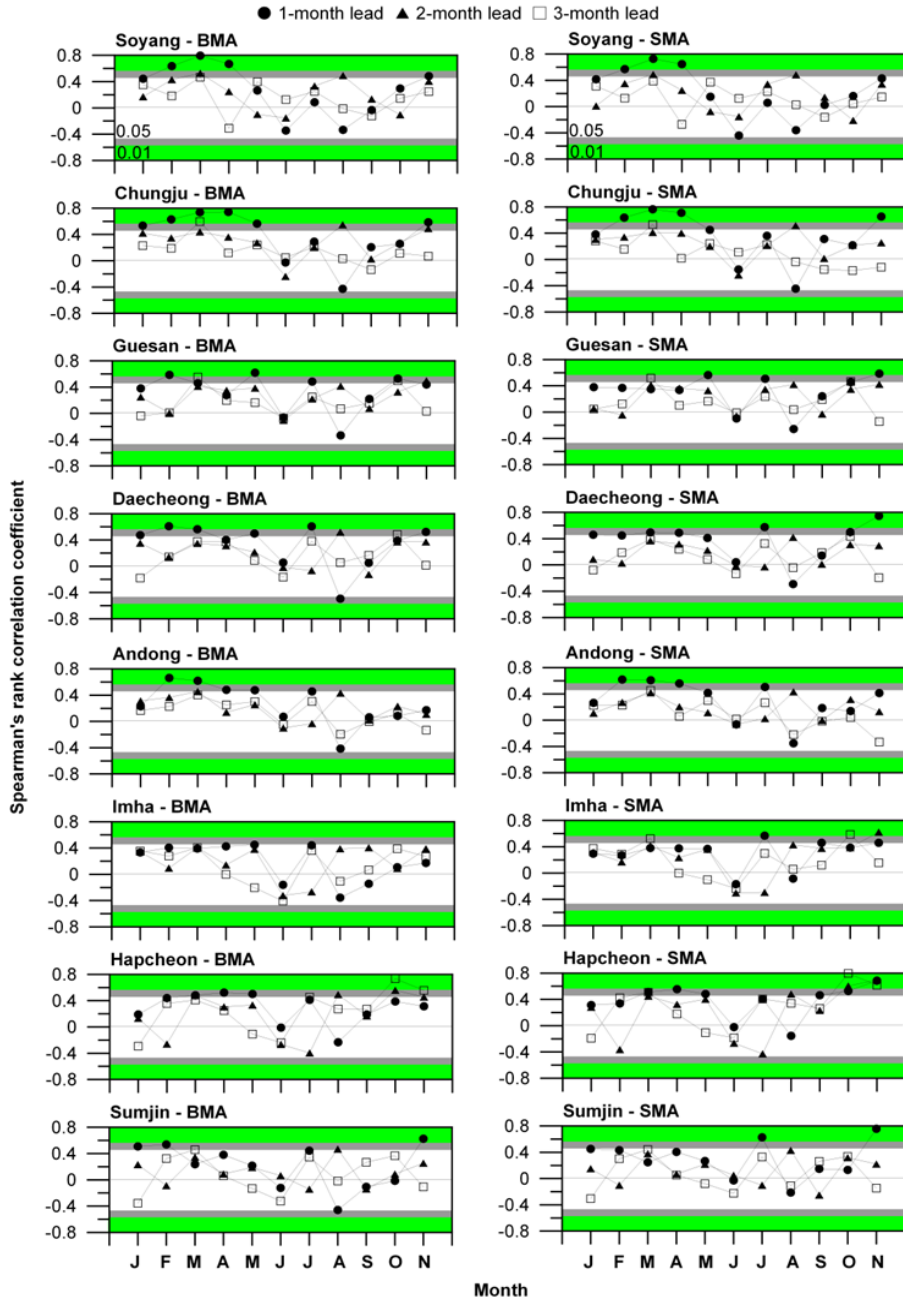


Figure 9 Spearman's rank correlation coefficient of between observed flow and predicted flows using BMA (left panels) and SMA (left panels) for 1986 to 2005. The gray (blue) shaded areas indicate significant correlation at the 5% (1%) level.



Figures 10–13는 여덟 개 댐유역의 빈도오차(FBI), 오보율(FAR), 탐지확률(POD), Critical 성공확률(CSI)에 대한 검정결과를 보여준다. 그림에서 보는 바와 같이 수자원계절예측의 예측성은 유역에 따라 기간(홍수기와 갈수기)에 따라 유량의 상태(평균이상과 평균이하)에 따라 변화는 것을 알 수 있다. 전반적으로 BMA는 선행예측시간에 대해서는 큰 변화를 보이지 않은 반면, SMA는 선행예측시간에 따라 FAR, POD, CSI에서 BMA에 비해 민감하게 반응하는 것으로 나타났다.

FBI에 대해 살펴보면 BMA는 홍수기와 갈수기에 상관없이 평균이상의 유량에 대해서는 과소예측($FBI < 1$)을 평균이하의 유량에 대해서는 과대예측($FBI > 1$)하는 경향을 보였다. 이에 비해 SMA는 기간과 유량의 상태에 관계없이 관측에 근사한 예측($FBI \approx 1$)을 보이는 것으로 나타났다. FAR는 전반적으로 0.6 이하의 값을 보였으며, 유량의 상태나 기간에 영향을 받지 않는 것으로 나타났다. FAR은 다른 유역에 비해 소양강댐 유역이 가장 낮은 값을 보여 오보율이 가장 낮은 것으로 나타났다.

BMA와 SMA가 큰 차이를 보이지는 않았으나 홍수기 평균이상의 유량예측에서는 SMA가 높은 POD와 CSI 값을 보였다(Figure 10). 흥미로운 점은 유역에 상관없이 SMA에서 홍수기간에서는 3개월 선행예측의 POD와 CSI 값이 가장 높게 나타난 반면(Figures 9–10), 갈수기간에서는 2개월 선행예측의 POD와 CSI 값이 가장 높았다(Figures. 12–13).

전반적으로 홍수기와 갈수기에 상관없이 평균이하의 유량예측에 대한 POD와 CSI의 값이 평균이상의 유량예측에 대한 것보다 높게 나타났다. 또한, 홍수기에 비해 갈수기의 평균이하의 유량에 대한 예측에서 POD와 CSI가 높은 값을 보였다. 이는 수자원계절예측이 갈수기의 평균이하의 유량예측에서 가장 우수한 성능을 보인다는 것을 의미한다. 이러한 특징은 APCC 계절예측정보를 활용한 수자원계절예측이 갈수기 특히 봄철 가뭄전망에 활용될 가능성을 시사한다.

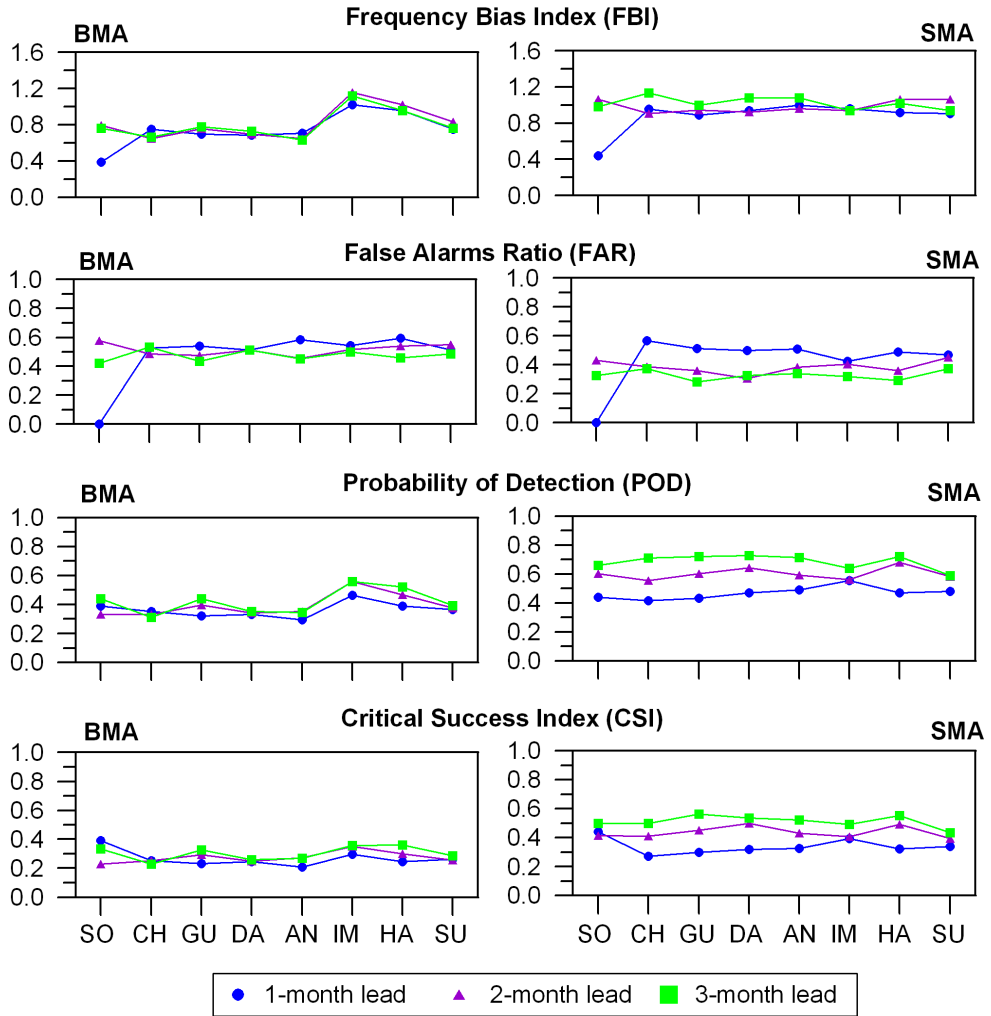


Figure 10 FBI, FAR, POD, and CSI, all calculated for *upper flow* (above normal) condition in the *wet* season (June, July, August, September, and October) over eight dam basins. Here SO is Soyang, CH is Chungju, GU is Guesan, DA is Daecheong, AN is Andong, IM is Imha, HA is Hapcheon, and SU is Sumjin.

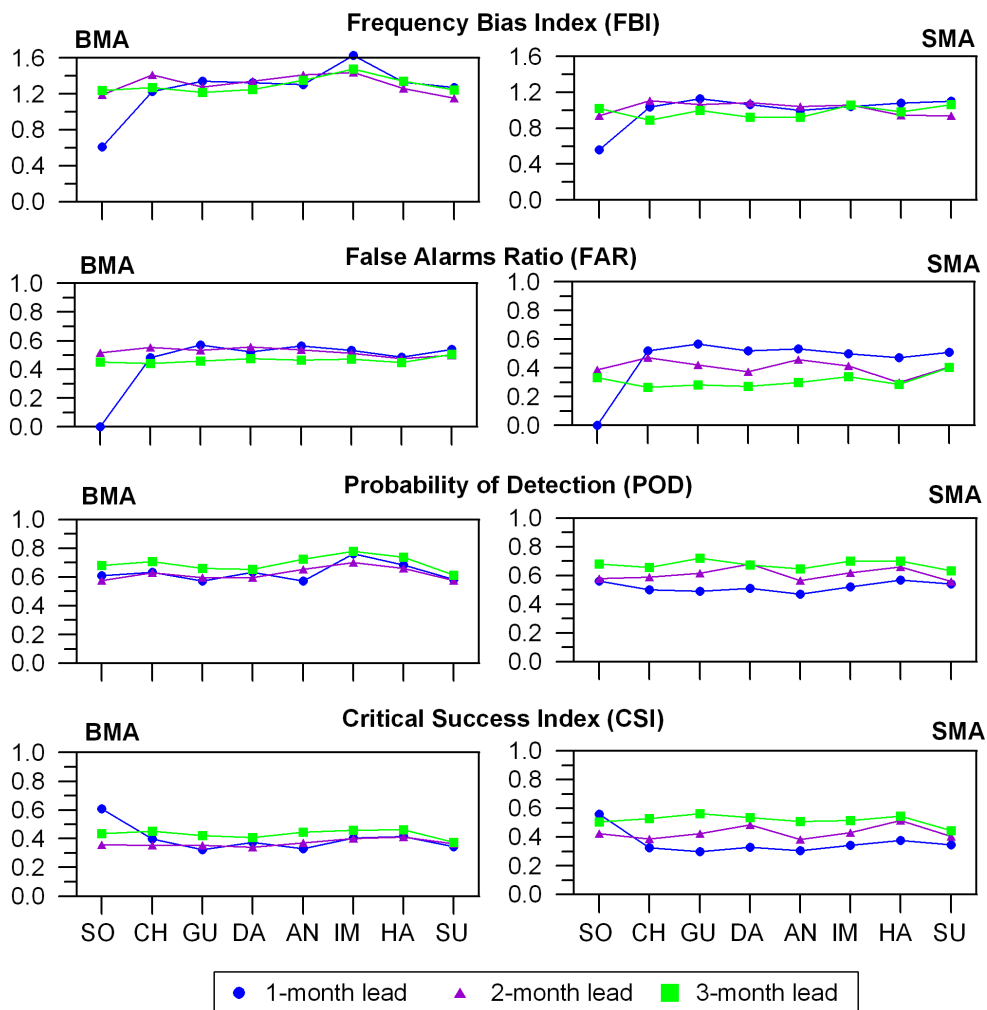


Figure 11 FBI, FAR, POD, and CSI, all calculated for *lower flow* (below normal) condition in the *wet* season (June, July, August, September, and October) over eight dam basins. Here SO is Soyang, CH is Chungju, GU is Guesan, DA is Daecheong, AN is Andong, IM is Imha, HA is Hapcheon, and SU is Sumjin.

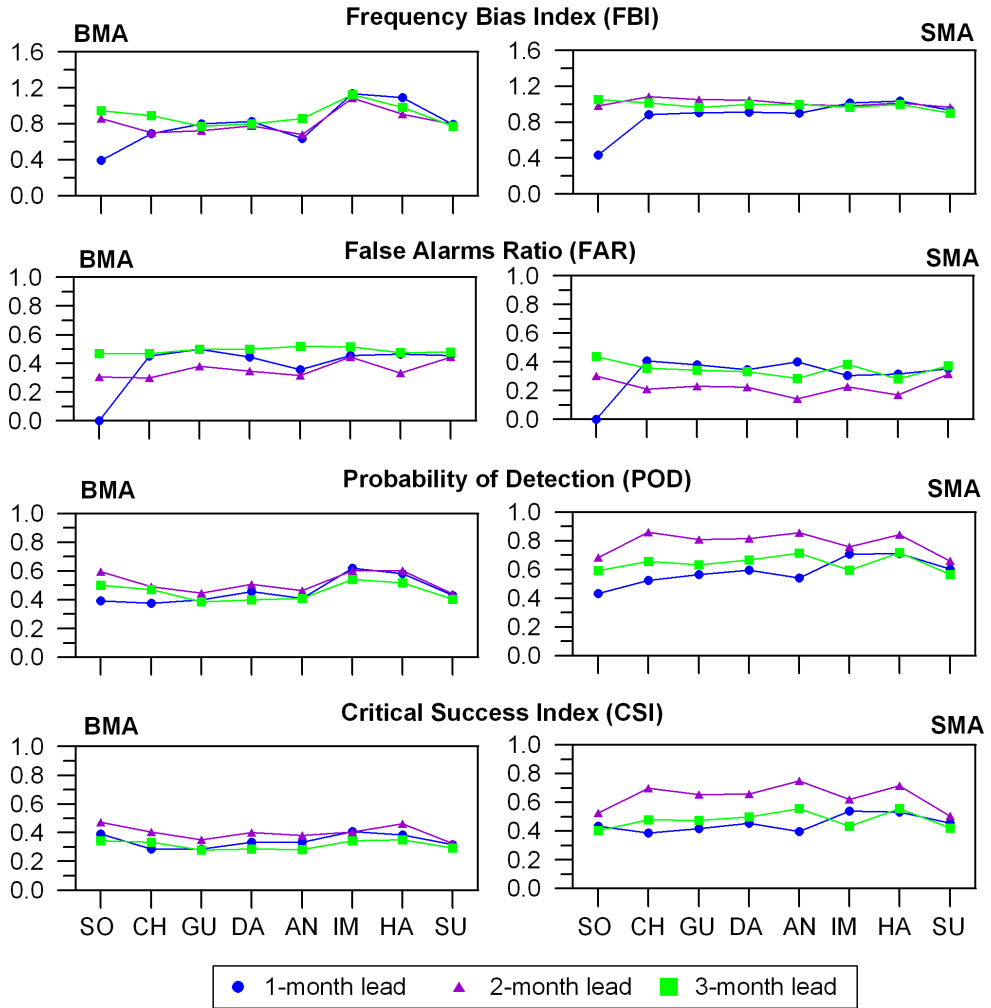


Figure 12 FBI, FAR, POD, and CSI, all calculated for *upper flow* (above normal) condition in the *dry* season (January, February, March, April, May, and November) over eight dam basins. Here SO is Soyang, CH is Chungju, GU is Guesan, DA is Daecheong, AN is Andong, IM is Imha, HA is Hapcheon, and SU is Sumjin.

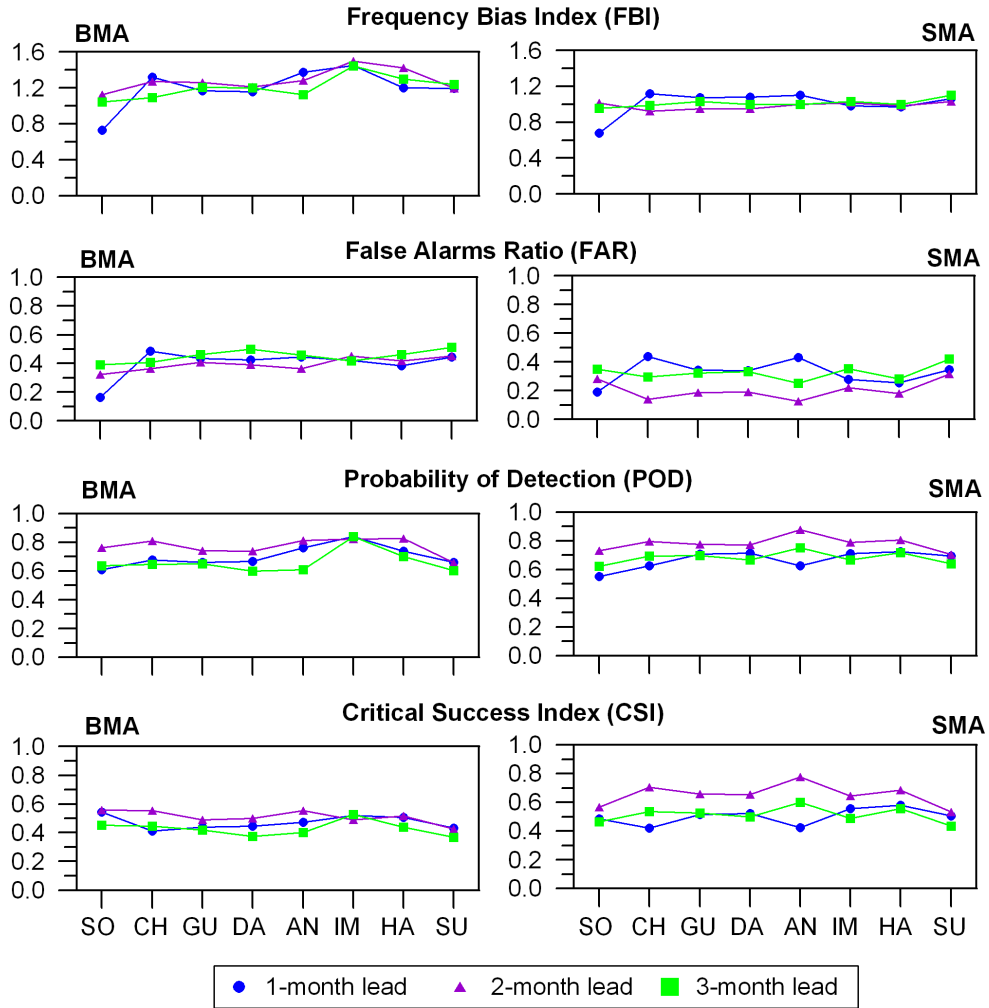


Figure 13 FBI, FAR, POD, and CSI, all calculated for *lower flow* (below normal) condition in the *dry* season (June, July, August, September, and October) over eight dam basins. Here SO is Soyang, CH is Chungju, GU is Guesan, DA is Daecheong, AN is Andong, IM is Imha, HA is Hapcheon, and SU is Sumjin.

5. 주요 결과 및 향후과제

본 연구의 주요 결과는 다음과 같다.

1. APCC 계절 예측정보를 활용하여 수자원계절예측정보를 생산할 수 있는 기술을 개발하였다. 이 기술은 월자료로 제공되는 APCC MME 강수와 기온 예측정보를 활용할 수 있는 월물수지모델들을 기반으로 한다. 또한, 다양한 월물수지모형의 구조적 불확실성과 매개변수 추정에 따른 불확실성을 고려할 수 있도록 구축되었다. 특히 용설과 잠재증발산량 계산 알고리즘을 모델에 추가하여 향후 동아시아 지역을 포함한 다양한 유역환경에 대한 적용성과 확장성을 확보하였다.
2. 각 물수지모형들의 매개변수는 전역최적화기법인 SCE-UA 기법을 적용하여 세계의 다른 목적함수에 대해 검보정하였다. 검보정된 모형들은 8개 다목적댐 유역에서 관측유량에 근사한 모의결과를 보였다. 그러나 내부적으로 계산되는 용설량과 실제증발산량 산정에서는 모델간 차이가 있었다.
3. 수자원계절예측에 물수지모형의 불확실성을 고려하고 예측성을 향상시키기 위해 수문학적 BMA와 SMA 다중 모델 앙상블 기법을 구축하였다. 관측유량자료와의 비교분석에서 BMA는 개별모델 결과에 비해 우수한 유량예측성을 보여주었다. 그러나 BMA와 SMA의 결과의 차이는 명확하지 않았다. BMA를 통해 가중치를 산정한 결과 유역별로 물수지모형의 가중치가 다르게 나타났는데, 이는 다양한 유역별 수문학적 특성을 고려하기 위해서는 다중모형을 적용하는 것이 유리함을 시사하였다.
4. APCC MME 자료를 이용하여 수문학적 예측성을 Spearman 순위상관계수를 이용하여 평가한 결과 대부분의 유역에서 특정월에 대해 유의한 예측성을 나타내었다. 전반적으로 2월에서 5월의 갈수기간에 대해 유의한 예측성을 보였으나 유의한 예측성을 보인 월은 유역별로 차이를 보였다. 그러나 모든 유역에서 6월과 9월 예측에서는 예측성이 유의하지 않았다. 수문학적예측성은 1개월 예측에서 높게 나타나 수문학적 활용성이 2개월과 3개월 선행예측에 비해 높은 것으로 분석되었다. 일부 유역에서는 2개월과 3개월 예측의 활용가능성도 제시되었다. BMA와 SMA 적용에 따른 예측성의 차이는 크지 않은 것으로 나타났다.



5. FBI, FAR, POD, CSI를 이용하여 갈수기와 홍수기 그리고 평균이상의 유량예측 상황과 평균이하의 유량예측 상황에 대해 수자원계절예측의 예측성을 평가하였다. 전반적으로 평균이하의 유량예측에 대한 예측성이 높은 것으로 나타났으며, 특히 갈수기의 평균이하의 유량에 대한 예측성이 가장 높은 것으로 나타났다. 이는 APCC 계절예측정보를 활용한 수자원계절예측이 갈수기 수자원관리(예, 봄철 가뭄 전망)에 활용될 수 있는 가능성을 보여주었다.

본 연구에서는 APCC MME 예측정보의 수문학적 활용성을 평가하기 위한 기반연구를 수행하였다. 연구결과 몇몇 유역과 특정월에서 유의한 예측성을 나타내었지만 실무에 활용될 수 있는 수준의 예측성을 확보하기 위한 노력이 추가적으로 필요할 것으로 판단된다. 이를 위해 다음과 같은 연구가 추가적으로 수행되어야 할 것으로 사료된다.

1. 본 연구결과에서 보여준 유의한 유량예측성이 어디에서 비롯되었는지에 대한 분석이 추가적으로 필요할 것으로 판단된다. 선행연구들에 의하면 수문학적 계절예측성은 기후예측의 정확성과 수문학적 초기상태의 정확성의 조합에 기인한다고 알려져 있다. 따라서 유의한 수문학적 예측성이 어떠한 요소에 의해 결정되었는지를 분석한다면 수문학적 예측성의 개선을 위해 어떠한 후속 연구가 진행되어야 하는지에 대한 정보를 제공할 수 있을 것이다.
2. 유역별 맞춤형 격자 선정에 대한 연구가 필요할 것으로 판단된다. 본 연구에서는 8개 댐유역에 대해 동일한 격자정보를 이용하였는데, 격자선정에 따라 유역별 예측성이 어떻게 영향을 받는지 분석하는 것이 필요할 것이다. 추가적으로 더 많은 격자를 이용할 경우에 대해서도 평가가 필요하다. 이 정보는 최적 격자선정을 위한 가이드라인을 제공하여 궁극적으로 수문학적 예측성을 향상시키는데 기여할 것이다.
3. 본 연구에서는 APCC MME 결과의 기온과 강수 예측정보만을 이용하였는데, 다른 예측변수들(slp, sst, t850, u850, v850, z500)을 이용한 수문학적 활용성에 대한 추가적인 분석이 필요할 것으로 판단된다. 저해상도의 MME 결과는 우리나라와 같이 복잡한 지형특성의 지역적 강수특성을 반영하는데 한계가 있을 수 있다. 따라서 상대적으로 지형특성의 영향을 적게 받는 기후예측변수와 지역 강수와의 연관성 규명을 통해 강수의 예측성을 개선하려는 시도가 필요할 것으로 판단된다.

4. 본 연구에서 이용한 APCC MME의 공간해상도는 2.5° 로 유역규모(수십 km 이하)의 수문학적 모델링과 예측에 활용하기에는 공간적 불일치(scale mismatch)에 따른 불확실성이 발생할 수 있다. 따라서 APCC MME 결과를 유역규모로 규모축소화(downscaling)해, 규모축소화된 정보가 수문학적 예측성의 개선에 기여하는지에 대한 분석이 수행되어야 할 것이다.
5. 본 연구결과는 수문학적계절예측이 6월과 9월에서 유의하지 않은 것으로 나타났다. 이러한 문제는 단기간에 기후모델링의 개선을 통해 해결하는 것은 현실적으로 매우 어려운 문제이다. 따라서 통계적인 원격상관정보를 이용한 예측결과와 역학적 기후모델의 계절예측정보를 병용해 수자원의 예측성을 향상시키는 기술에 대한 연구가 필요할 것으로 사료된다.

**REFERENCES**

- 배덕효. 1998. 장기 유출해석에서의 용설영향에 관한 기초 연구, 한국수자원학회논문집 31(6), 833-844.
- 이상호, 안태진, 윤병만, 심명필. 2003. 적설 및 용설 모의를 포함한 탱크모형의 소양강댐 및 충주댐에 대한 적용. 한국수자원학회논문집 36(5), 851-861.
- Arnell NW. 1999. Climate change and global water resources, *Global Environmental Change* 9, S31-S49, doi:10.1016/S0959-3780(99)00017-5.
- Bae DH, Jung IW, Chang H. 2008. Long-term trend of precipitation and runoff in Korean river basins, *Hydrological Processes* 22(14), 2644-2656.
- Bae DH, Jung IW, Lettenmaier DP. 2011. Hydrologic uncertainties in climate change from IPCC AR4 GCM simulations of the Chungju Basin, Korea, *Journal of Hydrology* 401(1-2), 90-105.
- Barnston AG, Mason SJ, Goddard L, DeWitt DG, Zebiak SE. 2003. Multimodel ensembling in seasonal climate forecasting at IRI, *Bulletin of the American Meteorological Society* 84(12), 1783-1796.
- Beven KJ. 2001. *Rainfall-runoff modeling – The Primer*, Wiley, Chichester, UK.
- Bundel AY, Kryzhov VN, Min YM, Khan VM, Vifand RM, Tishchenko VA. 2011. Assessment of probability multimodel seasonal forecast based on the APCC model data, *Russian Meteorology and Hydrology* 36(3), 145-154.
- Chang H, Jung IW, Steele M, Gannett M. 2012. Spatial patterns of March and September streamflow trends in Pacific northwest streams, 1958-2008, *Geographical Analysis* 44, 177-201.
- Choi, H.T., Beven, K., 2007. Multi-period and multi-criteria model conditioning to reduce prediction uncertainty in an application of TOPMODEL within the GLUE framework. *Journal of Hydrology* 332, 316-336.
- Chu W, Gao X, Sorooshian S. 2010. Improving the shuffled complex evolution scheme for optimization of complex nonlinear hydrological systems: Application to the calibration of the Sacramento soil-moisture accounting model, *Water Resources Research* 46(W09530), doi:10.1029/2010WR009224.
- Day G. 1985. Extended streamflow forecasting using NWSRFS, *Journal of Water Resources Planning and Management* 111(2), 157-170.
- Ding Y, Ni Y, Zhang X, Li W, Dong M, Zhang ZC, Li Z, Shen W. 2002. *Introduction to the short-term climate prediction model system*. Chian Meteorological Press, Beijing, China, 500p.
- Duan Q, Ajami NK, Gao X, Sorooshian S. 2007. Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging, *Advances in Water Resources* 30, 1371-1386.
- Duan Q, Gupta VK, Sorooshian S. 1993. Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *Journal of Optimization Theory and Applications* 76: 501-521.
- Garen D. 1992. Improved techniques in regression-based streamflow volume forecasting, *Journal of Water Resources Planning and Management* 118(6), 654-670.
- Guo SL. 1992. Impact of climatic change on hydrological regimes in the Dong jiang Basin. In: *Proceedings of First National Post-doctoral Conference*. National Defense Industry Press, Beijing, 2034-2037.

- Gupta HV, Kling H, Yilmaz KK, Martinez GF 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling, *Journal of Hydrology* 377(1-2), 80-91.
- Hamlet AF, Lettenmaier DP. 1999. Columbia River streamflow forecasting based on ENSO and PDO climate signals. *ASCE Journal of Water Resources Planning and Management* 125(6), 333-341.
- Hamlet AF, Mote PW, Clark MP, Lettenmaier DP. 2005. Effects of temperature and precipitation variability on snow pack trends in the western U.S., *Journal of Climate* 18, 4545-4561.
- Hamon WR. 1961. Estimating potential evapotranspiration, *Journal of the Hydraulics Division, Proceedings of the American Society of Civil Engineers* 87, 107-120.
- Hayes M, Svoboda M, Le Comte D, Redmond K, Pasteris P. 2005. Drought monitoring: New tools for the 21st century in: *Drought and Water Crises*: edited by Wilhite DA, Science, Technology, and Management Issues, 53-69.
- Jeong HI and co-authors. 2008. Experimental 6-month hindcast and forecast simulation using CCSM3, APCC 2008 Technical Report, APEC Climate Center, Busan, South Korea.
- Jung IW, Bae DH, Kim G. 2011. Recent trends of mean and extreme precipitation in Korea, *International Journal of Climatology* 31, 359-370.
- Jung IW, Bae DH, Lee BJ. 2013. Possible change in Korea streamflow seasonality based on multi-model climate projections, *Hydrological Processes* 27(7), 1033-1045.
- Jung IW, Chang H, Moradkhani H. 2011. Quantifying uncertainty in urban flooding analysis considering hydro-climatic projection and urban development effects, *Hydrology and Earth System Sciences* 15, 617-633.
- Kim SJ, Flato GM, Boer GJ, and McFarlane NA. 2002. A coupled climate model simulation of the last glacial maximum, Part 1: transient multi-decadal response, *Climate Dynamics* 19, 515-537.
- Kling H, Fuchs M, Paulin M 2012. Runoff conditions in the upper Danube basin under an ensemble of climate change scenarios, *Journal of Hydrology* 424-425, 264-277.
- Koster RD, Mahanama SPP, Livneh B, Lettenmaier DP, Reichle RH. 2010. Skill in streamflow forecasts derived from large-scale estimates of soil moisture and snow. *Nature Geoscience* 3, 613-616.
- Krause P, Boyle DP, Bäse F. 2005. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment, *Advances in Geosciences* 5, 89-97.
- Krishnamurti TN, Kishtawal CM, LaRow TE, Bachiocchi DR, Zhang Z, Williford CE, Gadgil S, Surendran S. 1999. Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble, *Science* 285, 1548-1550.
- Lee DY, Ahn JB, Ashok K. 2013. Improvement of multimodel ensemble seasonal prediction skills over East Asian Summer Monsoon region using a climate filter concept, *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 52, 1127-1138.
- Lee DY, Ashok K, Ahn JB. 2011. Toward enhancement of prediction skills of multimodel ensemble seasonal prediction: a climate filter concept, *Journal of Geophysical Research* 116(D06116), DOI:10.1029/2010JD14610.



- Liou CS, Chen JH, Terng CT, Wang FJ, Fong CT, Rosmond TE, Kuo HC, Shiao CH, Cheng MD. 1997. The second generation global forecast system at the central weather bureau in Taiwan, *Weather and Forecasting* 3, 653-663.
- Martinez GF, Gupta HV. 2010. Toward improved identification of hydrological models: A diagnostic evaluation of the "abcd" monthly water balance model for the conterminous United States, *Water Resources Research* 46(W08507), doi:10.1029/2009WR008294.
- McCabe GJ, Clark M. 2005. Trends and variability in snowmelt runoff in the western United States, *Journal of Hydrometeorology* 6(4), 476-482.
- McCabe GJ, Wolock DM. 1999. Future snowpack conditions in the western United States derived from general circulation model climate simulations, *Journal of the American Water Resources Association* 35, 1473-1484.
- McCabe GJ, Wolock DM. 2011. Century-scale variability in global annual runoff examined using a water balance model, *International Journal of Climatology* 31, 1739-1748.
- Min YM, Kryjov VN, Oh JH. 2011. Probabilistic interpretation of regression-based downscaled seasonal ensemble predictions with the estimation of uncertainty. *Journal of Geophysical Research* 116(D08101), DOI:10.1029/2010JD015284.
- Min YM, Kryjov VN, Oh JH. 2011. Probabilistic interpretation of regression-based downscaled seasonal ensemble predictions with the estimation of uncertainty, *Journal of Geophysical Research* 116(D08101), doi:10.1029/2010JD015284.
- Min YM, Kryjov VN, Park CK. 2009. A probabilistic multimodel ensemble approach to seasonal prediction, *Weather Forecast* 24, 812-828.
- Mote PW, Hamlet AF, Clark MP, Lettenmaier DP. 2005. Declining mountain snow pack in western North America, *Bulletin of the American Meteorological Society* 86, 39-49.
- Najafi MR, Moradkhani H, Jung IW. 2011. Assessing the uncertainties of hydrologic model selection in climate change impact studies, *Hydrological Processes* 25(18), 2814-2826.
- Nash JE, Sutcliffe JV. 1970. River flow forecasting through conceptual models part 1 – A discussion of principles, *Journal of Hydrology* 10(3), 282-290.
- Pagano TP, Garen D, Sorooshian S. 2004. Evaluation of official western U.S. seasonal water supply outlooks, 1922-2002, *Journal of Hydrometeorology* 5, 896-909.
- Pagano TP, Garen D. 2005. Integration of climate information and forecasts into Western US water supply forecasts. *Climate Variations, Climate Change, and Water Resources Engineering*, JD Garbrecht and TC Piechota, Eds., ASCE, 86-103.
- Park H, Park BK, Rah DK, Cho JY. 2002. An improvement of global model in 2001. KMA/NWPD Technical Report 2002-1.
- Pokhrel P, Robertson DE, Wang QJ. 2013. A Bayesian joint probability post-processor for reducing errors and quantifying uncertainty in monthly streamflow predictions, *Hydrology and Earth System Sciences* 17, 795-804.
- Raftery AE, Balabdaoui F, Gneiting T, Polakowski M. 2003. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. Technical Report No. 440, Department of Statistics, University of Washington.

- Raftery AE, Gneiting T, Balabdaoui F, Polakowski M. 2005. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. *Monthly Weather Review* 113, 1155-1174.
- Saha S and co-authors. 2010. The NCEP Climate Forecast System Reanalysis. *Bulletin of the American Meteorological Society* 91, 1015-1072.
- Saha S, Nadiga S, Thiaw C, Wang J, Wang W, Zhang Q, Van den Dool HM, Pan HL, Moorthi S, Behringer D, Stokes D, Pena M, Lord S, White G, Ebisuzaki W, Peng P, Xie P. 2006. The NCEP climate forecast system, *Journal of Climate* 19(15), 3483-3517.
- Shukla J et al. 2000. Dynamical seasonal prediction, *Bulletin of the American Meteorological Society* 81, 2593-2606.
- Simmons HL, Laurent LS, Jayne S, Weaver A. 2004. Tidally driven mixing in a numerical model of the ocean general circulation. *Ocean Modelling*, doi:10.1016/S1463-5003(03)00011-8.
- Sohn SJ, Tam CY, Ahn JB. 2013. Development of a multimodel-based seasonal prediction system for extreme droughts and floods: a case study for South Korea, *International Journal of Climatology* 33(4), 793-805.
- Sohn SJ, Tam CY, Ashok K, Ahn JB. 2011. Quantifying the reliability of precipitation datasets for monitoring large-scale East Asian precipitation variations, *International Journal of Climatology* 32(10), 1520-1526.
- Sun JQ, Ahn JB. 2011. A GCM-based forecasting model for the landfall of tropical cyclones in China. *Advances in Atmospheric Sciences* 28(5), 1049-1055.
- Surfleet CG, Tullos D, Chang H, Jung IW. 2012. Selection of hydrologic modeling approaches for climate change assessment: A comparison of model scale and structures, *Journal of Hydrology* 464-465, 233-248.
- Thomax HA. 1981. Improved methods for national water assessment: Final report, U.S. Geological Survey, Water Resources Contract WR15249270, 44p.
- Tolstykh MA, Kiktev DB, Zaripov RB, Zaichenko MY, Shashkin W. 2010. Simulation of the seasonal atmospheric circulation with the new version of the semi-Lagrangian Atmospheric Model – *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics* 46(2), 133-143.
- Vandewiele GL, Xu CY, Ni-Lar-Win. 1992. Methodology and comparative study of monthly water balance models in Belgium, China and Burma, *Journal of Hydrology* 134, 315-347.
- Vrugt JA, Clark MP, Diks, CGH, Duan Q, Robinson BA. 2006. Multi-objective calibration of forecast ensembles using Bayesian Model Averaging, *Geophysical Research Letters*, 33, L19817, doi:10.1029/2006GL027126
- Vrugt JA, Diks CGH, Clark MP. 2008. Ensemble Bayesian model averaging using Markov chain Monte Carlo sampling, *Environmental Fluid Mechanics*, 8(5-6), 579-595.
- Vrugt JA, Robinson BA. 2007. Treatment of uncertainty using ensemble methods: Comparison of sequential data assimilation and Bayesian model averaging, *Water Resources Research*, 43, W01411, doi:10.1029/2005WR004838
- Wand QJ, Pagano TC, Zhou SL, Hapuarachchi HAP, Zhang L, Robertson DE. 2011. Monthly versus daily water balance models in simulating monthly runoff, *Journal of Hydrology* 404, 166-175.



- Wang B, Kang IS, Lee JY. 2004. Ensemble simulations of Asian-Australian monsoon variability by 11 AGCMs, *Journal of Climate* 17, 803-818.
- Werner K, Brandon D, Clark M, Gangopadhyay S. 2004. Climate index weighting schemes for NWS ESP-based seasonal volume forecasts, *Journal of Hydrometeorology* 5, 1076-1090.
- Wilks DS. 2006. *Statistical methods in the atmospheric sciences*, Academic press, New York.
- Wood AW, Lettenmaier DP. 2006. A test bed for new seasonal hydrologic forecasting approaches in the western United States, *Bulletin of the American Meteorological Society* 87, 1699-1712.
- Xiong L, Guo S. 1999. A two-parameter monthly water balance model and its application, *Journal of Hydrology* 216, 111-123.
- Yang D, Herath S, Musiak K. 2000. Comparison of different distributed hydrological models for characterization of catchment spatial variability, *Hydrological Processes* 14(3), 403-416.
- Yatagai A, Arakawa O, Kamiguchi K, Kawamoto H, Nodzu MI, Hamada A. 2009. A 44-year daily gridded precipitation dataset for Asia based on a dense network of rain gauges, *SOLA* 5, 137-140, DOI:10.2151/sola.2009-035.
- Yatagai A, Kamiguchi K, Arakawa O, Hamada A, Yasutomi N, Kitoh A. 2012. APHRODITE: Constructing a Long-term Daily Gridded Precipitation Dataset for Asia based on a Dense Network of Rain Gauges, *Bulletin of the American Meteorological Society*, doi:10.1175/BAMS-D-11-00122.1.
- Yuan X, Wood EF, Roundy JK, Pan M. 2013. CFSv2-based seasonal hydroclimatic forecasts over the conterminous United States, *Journal of Climate* 26, 4828-4847.
- Zhong A, Hendon HH, Alves O. 2005. Indian Ocean variability and its association with ENSO in a global coupled model. *Journal of Climate* 18, 3634-3649.



APCC RESEARCH REPORT 2013-04

- Development of a Seasonal Hydrologic Forecast Technique Based on APCC Multi-Model Ensemble Forecasts
- Remote Sensing of Hydrological Drought Based on Precipitation and Evapotranspiration Estimates
- Assessment of High Resolution Satellite-Based Rainfall Estimates for Hydrologic Modeling of Ungauged Basins
- Regionalization of Distributed Hydrologic-Model Parameters for Runoff Prediction using Satellite-Derived Precipitation for Ungauged Basins in South Korea

APEC Climate Center

12, Centum 7-ro, Haeundae-gu, Busan 612-020,
Republic of Korea
Tel: +82-51-745-3900 Fax: +82-51-745-3949
www.apcc21.org

비매품



94550



9 788989 733367

ISBN 978-89-97333-96-7
ISBN 978-89-97333-92-9 (세트)