

장기추세를 반영한 상세화기법 개발 및 기후변화를 고려한 수자원 영향평가 시스템 내 불확실성 평가

Development of long-term trend preserving statistical downscaling methods
and assessment of the uncertainty in a water-outlook system under climate
change

음형일

장기추세를 반영한 상세화기법 개발 및 기후변화를 고려한 수자원 영향평가 시스템 내 불확실성 평가

Development of long-term trend preserving statistical downscaling methods
and assessment of the uncertainty in a water-outlook system under climate
change

음형일

발간사

기후변화는 지구 내 에너지 흐름의 변동을 일으키고 이로 인해 모든 시스템의 변화를 유도한다. 이러한 기후변화 영향평가는 미래 기후변동에 대한 대응 전략 수립의 필수적인 단계이다. 기후모형은 이러한 영향평가에 매우 중요한 기후정보를 제공하고 있으며 기후변화 시나리오의 활용도를 높이기 위해 지속적으로 노력해 왔다. 지역단위로 구성되는 응용분야 활용도를 높이기 위해서는 통계적 상세화가 반드시 필요하며 이에 대한 요구도 더욱 커지고 있다. 또한 상세화된 자료를 활용한 기후변화 영향평가와 더불어 각 단계별 불확실성을 정량화하여 위험도 분석을 통한 효율적인 적응전략 수립이 필요하다.

본 연구보고서 “장기추세를 반영한 상세화기법 개발 및 기후변화를 고려한 수자원 영향평가 시스템 내 불확실성 평가”는 기후모형에서 유도된 장기추세의 왜곡을 최소화할 수 있는 통계학적 상세화기법을 개발하였다. 이를 활용하여 다양한 상세 기후 시나리오를 생성하였으며 국내 7개 다목적 댐 유입량에 대한 미래 수문변동성을 분석하였다. 이와 더불어, 대기농도, 기후모형, 상세화모형, 수문모형으로 구성되어 있는 model chain을 구성하여 다양한 수문지수에 대해 각 단계별 불확실성을 정량화하였다. 따라서 국내 기후변화 연구에서 각 단계별 불확실성을 체계적으로 정량화할 수 있는 시스템을 제시했다는 점에서 타 연구와 차별성이 있으며 불확실성을 다루기 위한 가이드라인을 제공해 줄 수 있는 정보를 생산했다는 점에서도 의의가 있다.

본 연구보고서가 발간되기까지는 많은 분들의 도움이 있었다. 무엇보다 본 연구보고서를 총괄하고 최종집필한 음형일 박사의 노고에 감사드린다. 또한, 연구의 기획 단계부터 자문위원으로서 아낌없는 조언과 격려를 해 주신 한국 건설기술연구원 신문주 박사에게 특별한 감사를 표하는 바이다. 연구보고서의 수준을 제고하도록 좋은 논평을 해주신 익명의 검토자들과 연구가 순조롭게 진행될 수 있도록 다방면으로 도와준 이효진 연구원 에게도 감사의 뜻을 전한다. 본 연구보고서가 밑거름이 되어 향후 관련 연구들이 지속되고 부족한 부분들을 계속 채워나가길 바란다.

2017년 1월
APEC 기후센터
원장 정 홍 상

ABSTRACT

The global water cycle, driven by global warming, may have impacts on natural and human systems, resulting in hazardous consequences due to changes in intensity and frequency of extreme events. Climate-induced changes have caused temporal and spatial alterations of hydrologic regimes, which may lead to necessary modifying and rebuilding water-resource planning and management in order to adapt to climate change. Therefore, it is a prerequisite step to understand the alteration of hydrologic regimes under climate change for sustainable water-resource management in a system. Assessment of climate change impacts on water resource systems has suffered from the large uncertainty in hydrologic projections. Identifying the sources of uncertainty and quantifying the contribution of each component in a model chain are crucial not only to prevent from erroneous analysis, but also to decrease the uncertainty in future hydrologic projections.

Global climate models (GCMs) provide the fundamental information used to assess potential impacts of future climate change. However, the mismatch in spatial resolution between GCMs and the requirements of regional applications has impeded the use of GCM projections for impact studies at a regional scale. In addition to Quantile Mapping (QM), a traditional bias correction method, this study applied state-of-the-art statistical downscaling methods that preserve long-term temporal trends: Bias-Correction/Spatial Disaggregation with Detrended Quantile Mapping (BCSD/DQM); Quantile Delta Mapping (BCSD/QDM); Bias-Correction/Constructed Analog with Detrended Quantile Mapping (BCCA/DQM) and BCCA with Quantile Delta Mapping (BCCA/QDM). These methods downscale 26 CMIP5 GCM climate projections

under Representative Concentration Pathway (RCP) 4.5 and 8.5 for daily precipitation, minimum temperature, and maximum temperature over South Korea. Therefore, six statistical downscaling methods were employed to generate downscaled climate projections; BCSD/QM, BCSD/DQM, BCSD/QDM, BCCA/QM, BCCA/DQM, and BCCA/QDM. This study also presented a standardized evaluation framework for ranking 26 GCMs using the Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS). Employing the downscaled climate projections into multiple hydrologic models that have different structures, this study set up a model chain that consists of two RCPs, twenty-six GCMs, six downscaling methods (DS), and three hydrologic models (HM). For the model chain, this study quantified the contributions of components to the uncertainty in hydrologic alteration indicators for multi-purpose reservoirs in major Korean river basins, using a variance-based approach.

The results showed that the statistical downscaling methods significantly improved the performance in extreme climate indices. QDM preserved GCM-driven long-term trends much better than QM for climate indices that show a strong upward (or downward) trend. Climate change projections showed an increase in both extreme precipitation events and consecutive-dry-day index, which implies a more frequent occurrence of flood and drought events in the future. This study found that the spatial resolution of GCM is closely related to the skill of GCM for temperature in terms of the standardized evaluation framework, whereas there is no relationship of ranking with resolution for precipitation. This may be a result of low skill of GCM in simulating local precipitation, mainly due to coarse resolution. Regarding hydrologic projections, future yearly and seasonal flows increase when compared with those of the reference period, with the exception of winter flow, which showed the increasing frequencies in high and low terciles and decreasing frequency in the middle tercile. This implies that polarized flows (i.e. extreme high or low flows) may

occur in the future during the winter season, which result in decreasing extreme minimum-flow related hydrologic indicators. Three hydrologic models showed higher variability in simulating the extreme minimum-flow related hydrologic indicators, due to different skills of hydrologic models in simulating low flows. As a result of the contributions of components in the model chain to the uncertainty in hydrologic indicators, the uncertainty in extreme minimum-flow related hydrologic indicators is dominated mainly by the choice of GCMs and HMs (>90%), where the relationship between rainfall and runoff is similarly high during the winter season (i.e. high runoff coefficient). For extreme high-flow related hydrologic indicators, the contribution of RCP's choice became up to 18% for 7 and 90 day maximum flows. For other hydrologic indicators, the hydrological projections are associated with high uncertainty, mainly due to the choice of GCM, with 78% ~ 96% of total variance for the hydrologic indicators.

The Paris 21st Conference of the Parties in December 2015 set the agreement of a global action plan to mitigate climate change impacts by limiting global warming to below 2°C. After the Paris agreement, RCP2.6 has been the focus for scientists to investigate the impacts of climate change. Dynamical downscaling methods (regional climate models) may provide different types of climate projections considering physics and non-stationarity in climate variables. However, this study employed only statistical downscaling methods, which may project a limited range of climate variability. Because this study applied lumped hydrologic models despite the different structures, physical-based fully distributed hydrologic models should be included in a model chain such as Soil and Water Assessment Tool (SWAT) and Variable Infiltration Capacity (VIC). Therefore, more various range of models at each component in a model chain may lead to a more comprehensive assessment of climate change impacts on hydrologic indicators and quantify the contributions of all components to the uncertainty in hydrologic projections.

목 차

1. 서론	1
1.1. 연구의 필요성	1
1.2 연구의 목적	2
2. 연구 자료 및 방법	6
2.1 기상자료	6
2.1.1 전지구모형 및 기상자료	6
2.1.2 수문관측자료	12
2.2 통계적 다운스케일링 기법	14
2.2.1 BCSD	14
2.2.2 BCCA	16
2.2.3 장기추세를 반영한 상세화모형	18
2.3 통계적 상세화모형 평가체계 및 다기준 의사결정에 의한 기후자료 평가	25
2.3.1 표준화된 평가체계 구축	25
2.3.2 다기준 의사결정 모형을 통한 우선순위 결정	28
2.4 수문모형과 매개변수 추정	29

2.4.1 집중형 강우유출 모형-----	29
2.4.2 매개변수 보정-----	32
2.5 수문인자와 수문변동지수-----	34
2.6 Model chain 내 불확실성 정량화-----	36
 3. 연구내용-----	 39
3.1 국내 기후변화 상세화 자료 생성-----	39
3.1.1 장기추세를 반영한 상세화모형의 효과분석-----	39
3.1.2 상세화된 기후변화자료의 시·공간적 변동성-----	51
3.2 표준화된 평가체계를 활용한 기후 및 상세화모형 비교-----	66
3.2.1 GCM 우선순위 비교-----	66
3.2.2 BCSD VS BCCA-----	69
3.3 수문모형 매개변수 보정과 검증-----	74
3.4 댐별 HAF 평가-----	78
3.5 FSI와 TSI를 활용한 수문지수별 불확실성 정량화-----	95
 4. 결론-----	 113
 I REFERENCE-----	 117

LIST OF TABLES

Table 2.1 본 연구에서 사용된 CMIP5 전지구모형	8
Table 2.2 국내 60개 ASOS 관측점	10
Table 2.3 선정된 7개 다목적댐 유역특성	13
Table 2.4 본 연구에서 사용된 표준화된 평가체계. 각 평가지표 내 ETCCDI는 각 지표의 평균 및 분산에 대한 RMSE의 Euclidean distances에 의해 산정됨.	26
Table 2.5 본 연구에서 사용된 ETCCDI	27
Table 2.6 본 연구에서 사용된 3개 수문모형의 매개변수 종류 및 범위	31
Table 2.7 매개변수 검정 및 검증을 위한 댐 유역별 기간분할: 가장 최근 기간을 매개변수 보정을 위해 사용하였으며 나머지 기간은 매개변수 검증에 사용됨.	33
Table 2.8 본 연구에서 적용된 23개 수문지수와 지수별 따른 수문학적 생태학적 영향 예시	35

LIST OF FIGURES

Figure 1.1 기후변화를 고려한 수문시나리오 내 불확실성 평가를 위한 연구흐름도	5
Figure 2.1 CMIP5 격자자료 추출을 위한 한반도 주변 경계범위 (E119° - E135°와 N29°-N43°)	7
Figure 2.2 국내 ASOS 60개 관측지역	9
Figure 2.3 국내 7개 다목적 댐 위치	13
Figure 2.4 월자료 BCSD 수행 모식도	15
Figure 2.5 BCSD에서 편이보정을 위한 QM 과정(Wood and Lettenmaier, 2006)	15
Figure 2.6 Daily BCSD에서 편이보정을 위한 CDF 형성과정	16
Figure 2.7 BCCA과정 모식도 (Source: http://climate.northwestknowledge.net/MACA/MACAmethod.php)	17
Figure 2.8 QM에 의한 장기추세 왜곡현상의 예 (Cannon et al., 2015)	19
Figure 2.9 DQM에 의한 장기추세를 반영한 편이보정 방식 (http://climate.northwestknowledge.net/MACA/MACAmethod.ph)	19
Figure 2.10 QDM에 의한 장기추세를 반영한 편이보정 방식 (Cannon et al., 2015)	23

Figure 2.11 본 연구에서 사용된 6가지 상세화모형 -----	24
Figure 2.12 본 연구에서 사용된 model chain: SDM(Statistical Downscaling Model), HM (Hydrologic Model) -----	37
Figure 3.1 ETCCDI 지수별 BCSD 적용 전·후에 대한 K-S 검증 통과비율 -----	41
Figure 3.2 강우와 관련된 ETCCDI의 3개 미래구간에 대한 GCM으로부터 유도된 변화값(a)과 세 가지 상세화 방식에 의한 변화값에 대한 편이(b-d): 변화값의 편이는 GCM과 상세화 방식에서 유도된 지수별 변화값의 차이에 의해 산정됨. -----	44
Figure 3.3 SDII, CDD, CWD에 대한 변화율과 변화율에 대한 편이 (Figure 3.2와 동일) -----	45
Figure 3.4 일 최고 및 최저기온과 관련된 ETCCDI의 3개 미래구간에 대한 GCM으로부터 유도된 변화값(a)과 세 가지 상세화 방식에 의한 변화값에 대한 편이(b-d) -----	46
Figure 3.5 일 최고 및 최저기온과 관련된 ETCCDI 중 °C 단위를 가진 지수에 대한 3개 미래구간에 대한 변화율 및 변화율에 대한 편이 -----	47
Figure 3.6 GCM과 세 가지 상세화모형에 따른 1976년부터 2099년까지의 WSDI -----	49
Figure 3.7 2007년도의 세 가지 상세화모형에 따른 일 최고기온의 시계열 -----	49
Figure 3.8 네 가지 moving time window 설정에 따른 HadGEM2-ES의 WSDI 변화 -----	50
Figure 3.9 RCP4.5와 RCP8.5의 상세화된 기후시나리오에 대한 일최고기온과 관련된 ETCCDI 시계열 -----	53

Figure 3.10 RCP4.5와 RCP8.5의 상세화된 기후시나리오에 대한 일최저기온과 관련된 ETCCDI 시계열 -----	55
Figure 3.11 RCP4.5와 RCP8.5의 상세화된 기후시나리오에 대한 DTR과 GSL에 대한 시계열 -----	58
Figure 3.12 RCP4.5와 RCP8.5의 상세화된 기후시나리오에 대한 일강수와 관련된 ETCCDI 시계열 -----	59
Figure 3.13 RCP4.5와 RCP8.5에 대한 2080s의 기온과 관련된 ETCCDI의 공간분포 -----	62
Figure 3.14 RCP4.5와 RCP8.5에 대한 2080s의 강수와 관련된 ETCCDI의 공간분포 -----	64
Figure 3.15 표준 평가체계를 활용한 TOPSIS 내 평가기준별 20,000가지 가중값 조합을 통한 기후변수별 GCM 우선순위 백분율 -----	68
Figure 3.16 표준 평가체계에 대한 BCSD와 BCCA 비교평가-	71
Figure 3.17 BCSD/QDM과 BCCA/QDM에 의한 기온과 관련한 ETCCDI 시계열 비교 -----	72
Figure 3.18 BCSD/QDM과 BCCA/QDM에 의한 강수와 관련한 ETCCDI 시계열 비교 -----	73
Figure 3.19 수문모형에 따른 댐유역의 매개변수 보정 및 검증결과 (NSE) -----	76
Figure 3.20 수문모형에 따른 댐유역의 매개변수 보정 및 검증결과 (NSElog) -----	77
Figure 3.21 소양강댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	81
Figure 3.22 충주댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	82
Figure 3.23 안동댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	83

Figure 3.24 임하댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	84
Figure 3.25 용담댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	85
Figure 3.26 섬진강댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	86
Figure 3.27 주암댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	87
Figure 3.28 소양강댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	88
Figure 3.29 충주댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	89
Figure 3.30 안동댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	90
Figure 3.31 임하댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	91
Figure 3.32 용담댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	92
Figure 3.33 섬진강댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	93
Figure 3.34 주암댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF) -----	94
Figure 3.35 소양강댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI ---	98
Figure 3.36 충주댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI --	99
Figure 3.37 안동댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI --	100

Figure 3.38 임하댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI --	101
Figure 3.39 용담댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI --	102
Figure 3.40 섬진강댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI --	103
Figure 3.41 주암댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI --	104
Figure 3.42 댐유역별 월 유출계수 -----	105
Figure 3.43 소양강댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI --	106
Figure 3.44 충주댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI --	107
Figure 3.45 안동댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI --	108
Figure 3.46 임하댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI --	109
Figure 3.47 용담댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI --	110
Figure 3.48 섬진강댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI --	111
Figure 3.49 주암댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI --	112

1. 서론

1.1. 연구의 필요성

지구온난화의 영향으로 인해 전지구적 에너지 순환속도가 증가하고 이로 인해 물순환 속도 또한 가파르게 증가하게 되어 전지구적 시스템에 큰 영향을 미치게 된다 (IPCC, 2014). 이러한 전지구적 물순환의 변화로 인해 더욱 강한 심도의 극한 기후사상이 빈번하게 발생하고 있다(Trenberth et al., 2003; Eum and Simonovic, 2012). 기후변화는 수문인자의 시·공간적 변동을 수반하기 때문에 이에 대한 적응전략 수립이 필요하며 이를 위한 수자원 영향평가가 필수적이라 할 수 있다(Christensen and Lettenmaier, 2007; Chang and Jung, 2010; Shin et al., 2016). 또한 이러한 시·공간적 수문인자의 변동은 자연 생태계에도 큰 영향을 미치고 있다(Poff et al., 1997; Tonina et al., 2008; Dunbar et al., 2010). 따라서 기후변화로 인한 수문지수의 시·공간적 변동성을 파악하는 것이야말로 지속가능한 수자원 관리를 위한 필수적 단계라 할 수 있다.

Coupled Model Intercomparison Project(CMIP)은 1995년을 시작으로 기후변화 영향평가에 필수적인 기후변화 시나리오를 제공하여 왔다 (<http://cmip-pcmdi.llnl.gov/> 참조). 최근 CMIP Phase 5(CMIP5)에서는 세계 28개 기관의 61개 기후모형으로부터 2100년의 대기농도를 의미하는 Representative Concentration Pathway(RCP) 2.6, 4.5, 6.0, 8.5와 같은 4가지 대표경로에 대한 기후변화 시나리오를 제공하고 있다(Maloney et al., 2014). CMIP5 기후변화 시나리오는 최소 75km부터 250 km의 공간해상도로 제공되고 있으나 수자원 영향평가를 위해서는 유역단위 이하의 공간해상도가 요구된다. 즉, 수자원 영향평가를 위한 공간해상도와 CMIP5 기후모형에서 제공되는 공간해상도의 불일치가 발생한다(Mearns et al., 2012; Eum et al., 2012; Sillmann et al., 2013). 따라서 전지구모형에서 제공되는 공간해상도를 수자원 영향평가에 적용가능한 지역단위 공간해상도를 가진 기후정보로 수정해 줄 수 있는 상세화모형이 요구된다(Wood et al., 2004; Eum and Simonovic, 2010; 2012).

상세화된 기후변화 시나리오를 입력자료로 활용하여 다양한 수문모형을 활용한 수자원 영향평가 연구는 기후모형과 수문모형의 개발 및 개선과 더불어 더욱 활발해지고 있다 (Jung et al., 2013; Kotsuki et al., 2014; Apurv et al., 2015; Steinschneider et al., 2015; Cao et al., 2016; Venkataraman et al., 2016). 그러나 간과하지 말아야

할 점은 기후모형과 상세화모형, 그리고 수문모형을 거치며 생성되는 수문 시나리오에 존재하는 불확실성이 점차 확대된다는 것이다(Murphy et al., 2004; Wilby and Harris, 2006; Kay et al., 2009; Chen et al., 2011; Poulin et al., 2011). 대부분의 연구결과에서는 전지구모형에 존재하는 불확실성이 가장 크게 기여하는 것으로 제시되었다(Fowler and Ekström, 2009; Kay et al., 2009; Prudhomme and Davies, 2009; Bae et al., 2011; Chen et al., 2011; Shin et al., 2015). 그러나 Horton et al (2006)과 Teutschbein et al.(2011)은 상세화모형의 선택에 의해서도 수문 시나리오의 불확실성에 무시할 수 없는 기여를 하는 것으로 나타났다. 이와 더불어 Bae et al. (2011)과 Bastola et al. (2011)은 동일한 시나리오를 사용한 경우에도 수문모형에 따라 변동성이 크게 나타남을 지적하였다. 또한 Pouline et al. (2011)은 수문모형의 매개변수보다는 모형 간 상이한 구조로 인해 수문 시나리오의 불확실성이 커 진다는 사실을 증명하였다. 특히, 국내와 같이 산악지형이 많은 복잡한 지형을 가지고 있는 유역에서는 구조가 다른 수문모형을 사용했을 경우 매우 상이한 결과를 초래할 수 있을 수 있다. 따라서 이러한 수문모형의 선택에 따른 수문 시나리오의 불확실성을 정량화하는 것이 필요하다.

기후변화를 고려한 수자원 영향평가 시 수문 시나리오에 존재하는 불확실성을 고려하기 위해 수문 시나리오에 존재하는 불확실성에 기여하는 요소를 파악하고 각 요소별 기여도를 정량화하는 것에서부터 시작할 수 있다. 앞서 기후변화 시나리오를 활용한 수자원 영향평가 연구를 소개하였는데 수문시나리오가 생성될 때까지 거치는 과정 중 각 단계가 수문 시나리오에 존재하는 불확실성에 기여하는 정도를 정량화하는 연구는 그리 많지 않다(Chen et al., 2011; Dobler et al., 2012; Clark et al., 2016). 각 요소에 대한 수문 시나리오 내 불확실성 기여도를 정량화하여 기후변화 대응전략 수립 시 시나리오 선정에 대한 의사결정에 참고자료로 활용되기를 기대한다.

1.2 연구의 목적

본 연구의 목적은 크게 통계적 상세화기법 개발, 시나리오 평가체계 구축, 기후변화로 인한 수자원 영향평가, 그리고 수문 시나리오 수문 시나리오에 내 요소별 불확실성 정량화로 구분할 수 있다. 첫 번째로 역학적 상세화에 비해 적은 계산시간과 노력이 요구되는 통계적 상세화방법을 개발하여 상세화된 기후변화 시나리오를 생성하고자 하였다(Wilby et al., 1998; Landman et al. 2001; Abatzoglou and Brown, 2011; Stoner

et al. 2013). Model Output Statistics(MOS)-based 모형 중 최근 많이 사용되고 있는 Bias-Correction/Spatial Disaggregation[BCSD, Wood et al.(2004)]와 Bias-Correction/Constructed Analog[BCCA, Maurer et al.(2010)]를 적용해보고자 하였다. 또한 기존의 편이보정 방식인 Quantile Mapping(QM)과 더불어 GCM을 통해 추정된 장기추세를 유지할 수 있는 Detrended Quantile Mapping (DQM) 과 Quantile Delta Mapping (QDM) 방식을 BCSD와 BCCA와 결합하여 BCSD/QM, BCSD/DQM, BCSD/QDM, BCCA/QM, BCCA/DQM, BCCA/QDM과 같이 6개의 상세화모형을 개발하였고 QM, DQM, QDM을 상호비교하여 방법별 장기추세 왜곡 정도를 살펴보고자 하였다.

두 번째로 생성된 기후 시나리오의 유용성을 파악하기 위해 표준화된 평가체계를 구축하고 상세화된 26개 기후변화 시나리오를 대상으로 기후변수별 우선순위를 제시하고자 하였다. 일반적으로 기후변화 연구에서는 시나리오에 존재하는 불확실성을 고려하기 위해 다양한 시나리오에 의한 양상불 기법을 사용한다. 모든 가용한 시나리오를 포함할 경우 많은 계산시간과 저장공간이 요구되어 일반적으로 대상영역에 대한 신뢰도 있는 기후모의 능력과 더불어 미래 기후변동성을 대표할 수 있는 시나리오를 선택하게 된다(Cannon, 2015). 어떤 시나리오 선택해야 하는지는 일반적으로 평가체계를 통해 결정하는데 어떤 평가항목을 포함하는지에 따라 좌우된다(Eum et al., 2016). Hayhoe(2010)는 466개 이상의 논문을 통해 어떤 평가항목을 사용했는지 분석하여 평균장의 편이, 상관관계, 분산, 극값 등과 같이 4개의 항목으로 구분하였다. 이와 더불어 National Climate Predictions & Projections (NCP)에서는 기후변화 시나리오 평가 시 평균 및 추세, 분포, 극한기후의 연속성 등이 포함될 것을 추천하였다. 따라서 본 연구에서는 이 두 가지를 모두 고려하여 표준화된 평가체계를 구축하였다. 이를 활용하여 다기준 의사결정방법 중 하나인 Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution(TOPSIS, Hwang and Yoon, 1981)를 통해 본 연구에서 상세화된 26개 기후변화 시나리오를 대상으로 기후변수별 우선순위를 제시하였다.

세 번째로, 생태와 수자원 분야와 관련한 수문지수를 산정하여 기후변화로 인한 영향평가를 실시하고자 하였다. 생태와 수자원에 관련된 수문지수는 기후변화뿐만 아니라 토지이용 변화와 같은 인류활동으로 인한 변화에 대한 수자원 영향평가에 활용되어 왔다(Toth et al., 2006; Chang and Jung, 2010; Monk et al., 2012; Shrestha et al., 2014). 본 연구에서는 기존 연구에서 사용되었던 수문지수 중 연·

계절 및 월 유출량, 그리고 연최대 및 최소유출량과 관계된 23개 수문지수를 유역별로 산정하였다. 산정된 수문지수에 대한 미래 변동성을 파악하기 위해 수문변동지수(Hydrological Alteration Factor, HAF)를 사용하였다(Richter et al., 1997). 본 연구에서는 수문지수의 분포를 세 개로 분할하여 3개 구간의 변동성을 각각 파악하고자 하였다. 또한 상세화모형과 수문모형에 따른 HAF를 산정하여 모형 선택에 따른 HAF의 변동성을 살펴보고자 하였다.

마지막으로 수문 시나리오에 존재하는 불확실성을 요소별로 정량화하고자 하였다. 수문 시나리오에 존재하는 불확실성에 기여하는 주 요소로 본 연구에서는 대기농도 시나리오, 전지구모형, 상세화모형, 그리고 수문모형으로 정의하였다. 수문모형의 매개변수보다는 구조의 차이로 인한 불확실성이 더 크다는 기존 연구(Pulline et al., 2011)를 바탕으로 각 수문모형의 매개변수 보정에 의한 불확실성은 본 연구에서는 배제하였다. 따라서 두 개의 RCP(RCP4.5와 RCP8.5)와 26개 전지구모형, 6개 상세화모형, 그리고 3개의 수문모형으로 구성된 model chain을 구성하였다. 수문 시나리오를 생성하기 위한 model chain 내 각 단계별 불확실성을 정량화하기 위한 방법으로 요소선택에 따른 spread의 변화를 측정하는 방법이 가장 많이 사용되고 있다(Pouline et al., 2011; Dobler et al., 2012). 이 방법은 쉽고 직관적으로 불확실성을 정량화할 수 있다는 장점이 있지만 요소간 상호작용을 고려할 수 없다는 단점을 가지고 있다. 따라서 본 연구에서는 variance-based approach의 하나인 First Sensitivity Index(FSI)와 Total Sensitivity Index(TSI)를 통해 불확실성을 정량화하고자 하였다. FSI는 spread방식과 비슷하게 전체결과의 분산에 대한 각 요소의 변화에 따른 분산의 변화정도를 볼 수 있다. 이에 반해 TSI는 FSI와 같이 그 요소의 변화뿐만 아니라 요소간 상호작용에 대한 영향을 추가적으로 고려할 수 있다(Saltelli et al., 2010). 따라서 본 연구에서는 FSI와 TSI를 통해 model chain 내 각 요소에 대한 수문지수별 미래 변동성 기여도를 정량화하고자 하였다.

앞에서 언급한 내용을 Figure 1.1과 같이 연구흐름도로 제시하였다. 다시 말해, 우선적으로 관측자료 및 RCP4.5 및 RCP8.5에 근거한 CMIP5 기후변화 시나리오를 수집하였다. 수문모형의 적용을 위해 기후변화 시나리오 내 존재하는 장기추세를 고려한 상세화모형을 적용하여 국내 상세화된 기후변화 시나리오를 생성하였다. 또한 표준 평가체계를 통해 26개 시나리오에 대한 변수별 우선순위를 선정하였다. 상세화된 시나리오는 수문모형의 입력자료로 사용하여 국내 다목적댐 유역의 수문 시나리

오를 생성하였으며 이를 바탕으로 23개 수문지수에 대한 미래 변동성을 파악하고자 하였다. 수문 시나리오가 생성되기까지 거치는 과정을 나타내는 model chain을 구성하였고 본 연구에서 선정한 수문지수의 미래 변동성(불확실성)에 대한 각 요소의 기여도를 정량화하고자 하였다.

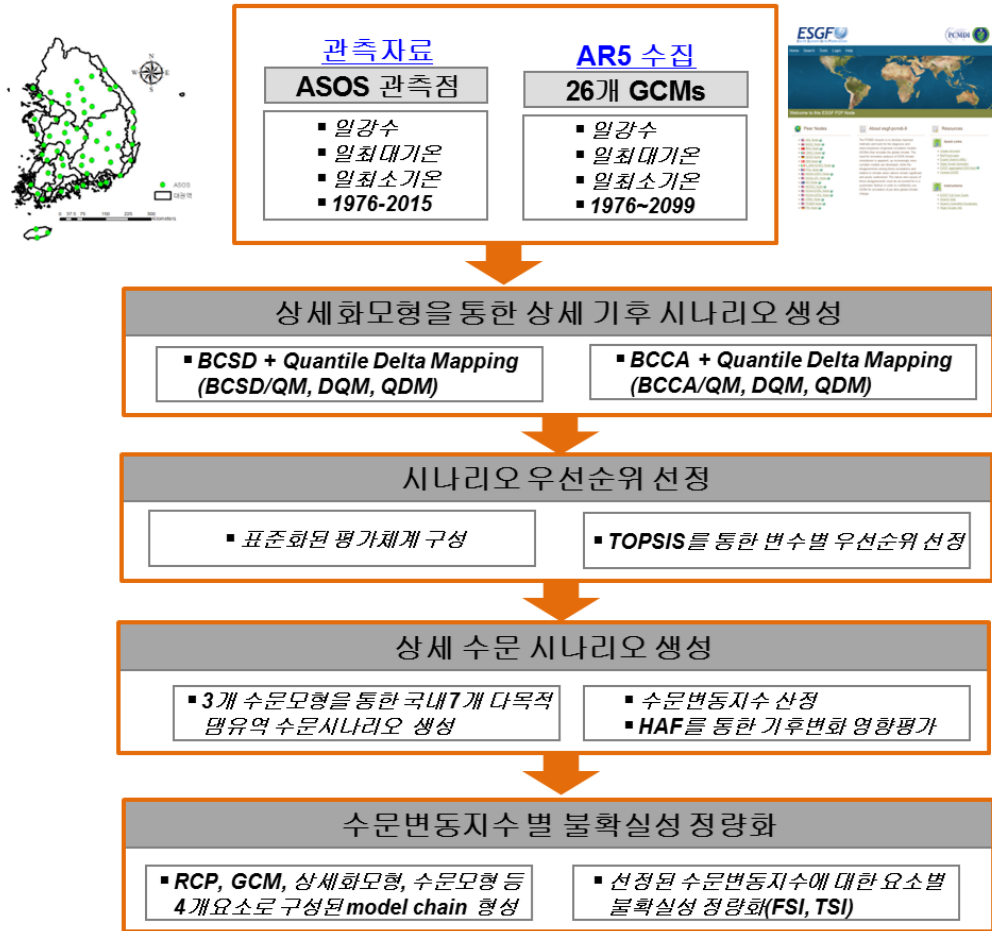


Figure 1.1 기후변화를 고려한 수문시나리오 내 불확실성 평가를 위한 연구흐름도

2. 연구 자료 및 방법

2.1 기상자료

2.1.1 전지구모형 및 기상자료

기후변화 영향평가에 대한 요구가 높아짐에 따라 기상, 대기, 대륙, 빙하 등을 결합시킨 와 다양한 기후모형이 개발되어 왔다. 그러나 이러한 다양한 모형을 통해 생성된 기후변화 시나리오에서 제시되는 미래 기후시나리오의 변동성이 매우 크게 나타나 어떤 시나리오를 선택하느냐에 따라 매우 상이한 적응전략이 요구되는 등 시나리오 내 불확실성을 충분히 고려해야 함이 제기되었다. 이에 따라, 다양한 기후 모형을 상호·비교하기 위해 1995년에 CMIP이 시작되었다. 또한 전지구모형이 개선될 때마다 주기적으로 기후자료를 배포하였고 상호비교 연구를 수행해 왔다. 최근 CMIP Phase 5(CMIP5)에서는 전 세계 28개 working 그룹에서 개발된 61개 기후모형이 참가하였다. 특히, CMIP5에서는 경제성장률, 산업화, 복원기술력 등을 고려하여 Representative Concentration Pathways (RCP)를 설정하여 2100년의 대기농도에 따라 RCP2.6, RCP4.5, RCP6.0, RCP8.5와 같이 4가지 대표경로를 설정하였다(Taylor et al., 2012). 이 중 미래 대기농도의 목표값에 가까운 RCP4.5 (Thomson et al., 2011)와 as-usual business에 근거한 대기농도를 나타내는 RCP8.5, 두 가지 RCP를 가정한 미래 기후시나리오를 제공하는 전지구모형을 대상으로 연구를 실시하였다.

일강수 및 일최대·최소온도 자료를 모두 제공하는 29개 GCM을 대상으로 한반도 주변 격자점 (Figure 2.1 참조)에 대해 기후평균장, 연간변동성, 극한값 등을 고려하여 모형 별 skill score를 산정하였다(국토부, 2015). 이를 바탕으로 최종적으로 26개 GCM을 선별하였으며 이를 Table 2.1에 제시하였다. Table 2.1은 해상도가 높은 순에서 낮은 순으로 나열하여 어떤 GCM의 해상도가 높은지 손쉽게 파악하도록 하였다.

국내 관측자료는 Automated Synoptic Observing System(ASOS)와 Automated Weather Station(AWS)에서 제공하는 600개 이상의 약 12km 공간해상도를 갖는 관측지점자료를 제공하고 있다. 그러나 AWS는 많은 결측치와 더불어 대부분 2000년 이후부터 관측이 시작되어 장기간의 신뢰도 있는 관측자료가 요구되는 통계적 다운

스케일링에는 부적절하다. 따라서 본 연구에서는 국내 60개 ASOS 관측점(Figure 2.2 및 Table 2.2 참조)만을 대상으로 1973년부터 2015년까지 일강수, 일최대 및 최저기온의 관측자료를 활용하여 상세화 및 모형평가 등에 대한 연구를 수행하였다.

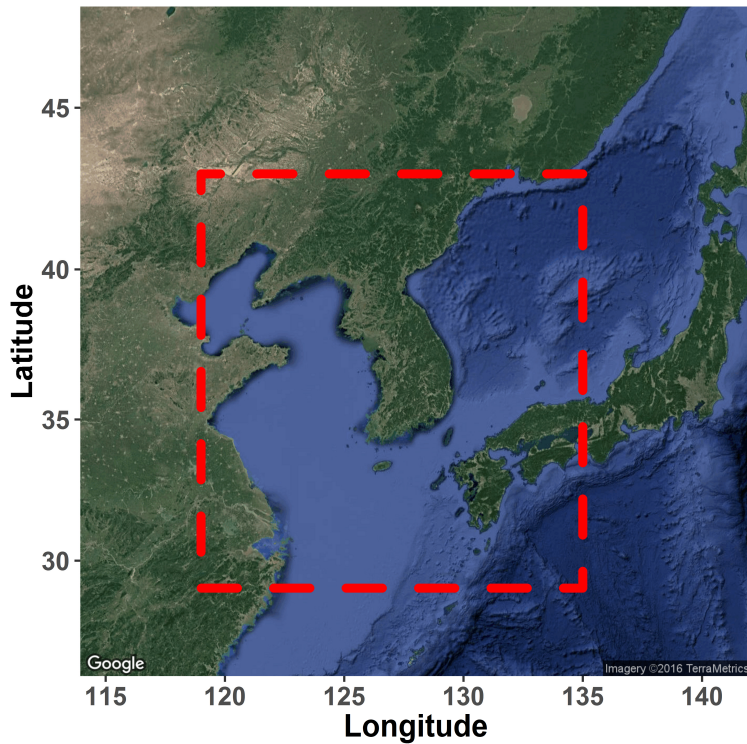


Figure 2.1 CMIP5 격자자료 추출을 위한 한반도 주변 경계범위 (E119°- E135°와 N29°-N43°)

Table 2.1 본 연구에서 사용된 CMIP5 전지구모형

No.	GCMs	Resolution	Institution
1	CMCC-CM	0.750 × 0.748	Centro Euro-Mediterraneo per I Cambiamenti Climatici
2	CMCC-CMS	1.875 × 1.865	
3	CCSM4	1.250 × 0.942	National Center for Atmospheric Research
4	CESM1-BGC	1.250 × 0.942	
5	CESM1-CAM5	1.250 × 0.942	
6	MRI-CGCM3	1.125 × 1.122	Meteorological Research Institute
7	CNRM-CM5	1.406 × 1.401	Centre National de Recherches Meteorologiques
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	INM-CM4	2.000 × 1.500	Institute for Numerical Mathematics
12	IPSL-CM5A-MR	2.500 × 1.268	Institut Pierre-Simon Laplace
13	MPI-ESM-LR	1.875 × 1.865	Max Planck Institute for Meteorology (MPI-M)
14	MPI-ESM-MR	1.875 × 1.865	
15	FGOALS-s2	2.813 × 1.659	LASG, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences
16	NorESM1-M	2.500 × 1.895	Norwegian Climate Centre
17	GFDL-ESM2G	2.500 × 2.023	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory
18	GFDL-ESM2M	2.500 × 2.023	
19	BCC-CSM1-1	2.813 × 2.791	Beijing Climate Center, China Meteorological Administration
20	BCC-CSM1-1-M	1.125 × 1.122	
21	IPSL-CM5A-LR	3.750 × 1.895	Institut Pierre-Simon Laplace
22	IPSL-CM5B-LR	3.750 × 1.895	
23	MIROC5	1.406 × 1.401	Atmosphere and Ocean Research Institute, National Institute for Environmental Studies, and Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology
24	MIROC-ESM-CHEM	2.813 × 2.791	
25	MIROC-ESM	2.813 × 2.791	
26	CanESM2	2.813 × 2.791	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis

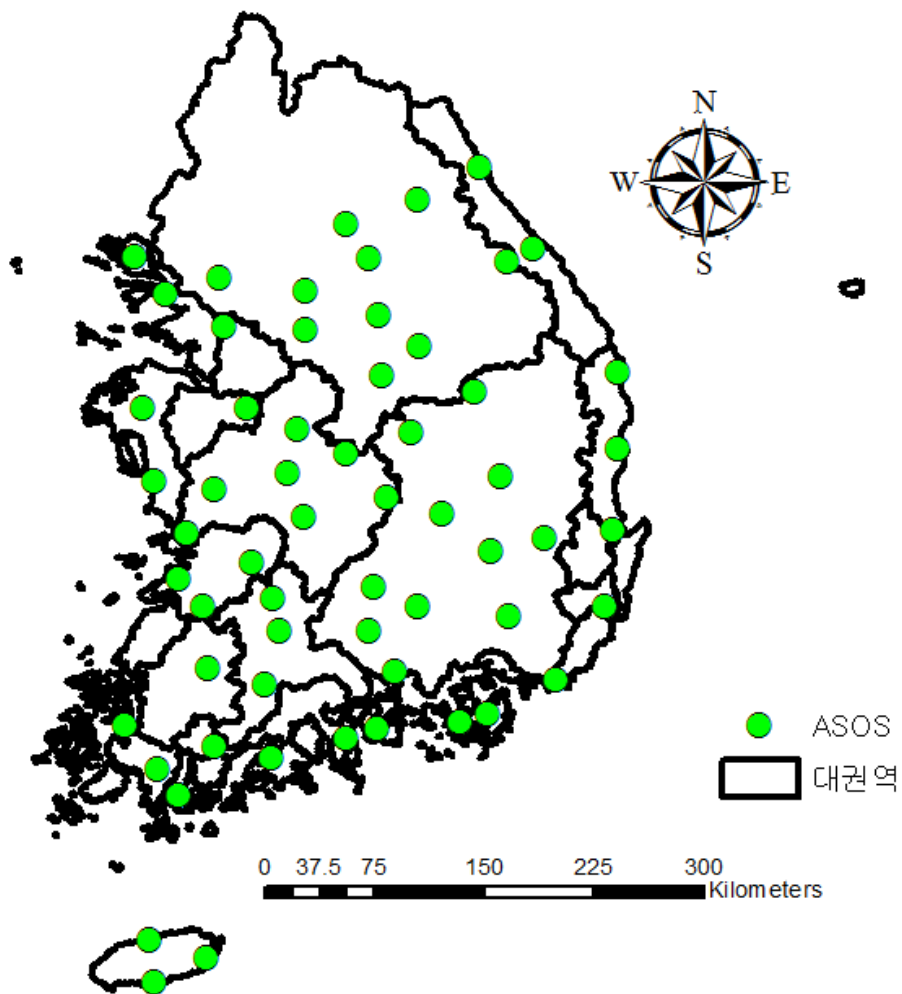


Figure 2.2 국내 ASOS 60개 관측지역

Table 2.2 국내 60개 ASOS 관측점

번호	관측지점 번호	관측점명	북위	동경	높이 [Ele. m]
1	90	속초	38 ° 15 ´	128 ° 33 ´	18.1
2	100	대관령	37 ° 40 ´	128 ° 43 ´	772.6
3	101	춘천	37 ° 54 ´	127 ° 44 ´	77.7
4	105	강릉	37 ° 45 ´	128 ° 53 ´	26
5	108	서울	37 ° 34 ´	126 ° 57 ´	85.8
6	112	인천	37 ° 28 ´	126 ° 37 ´	68.2
7	114	원주	37 ° 20 ´	127 ° 56 ´	148.6
8	119	수원	37 ° 16 ´	126 ° 59 ´	34.1
9	127	충주	36 ° 58 ´	127 ° 57 ´	115.1
10	129	서산	36 ° 46 ´	126 ° 29 ´	28.9
11	130	울진	36 ° 59 ´	129 ° 24 ´	50
12	131	청주	36 ° 38 ´	127 ° 26 ´	57.2
13	133	대전	36 ° 22 ´	127 ° 22 ´	68.9
14	135	추풍령	36 ° 13 ´	127 ° 59 ´	244.7
15	138	포항	36 ° 01 ´	129 ° 22 ´	2.3
16	140	군산	36 ° 00 ´	126 ° 45 ´	23.2
17	143	대구	35 ° 53 ´	128 ° 37 ´	64.1
18	146	전주	35 ° 49 ´	127 ° 09 ´	53.4
19	152	울산	35 ° 33 ´	129 ° 19 ´	34.6
20	156	광주	35 ° 10 ´	126 ° 53 ´	72.4
21	159	부산	35 ° 06 ´	129 ° 01 ´	69.6
22	162	통영	34 ° 50 ´	128 ° 26 ´	32.7
23	165	목표	34 ° 49 ´	126 ° 22 ´	38
24	168	여수	34 ° 44 ´	127 ° 44 ´	64.6
25	170	완도	34 ° 23 ´	126 ° 42 ´	35.2
26	184	제주	33 ° 30 ´	126 ° 31 ´	20.4
27	188	성산	33 ° 23 ´	126 ° 52 ´	17.8
28	189	서귀포	33 ° 14 ´	126 ° 33 ´	49
29	192	진주	35 ° 09 ´	128 ° 02 ´	30.2
30	201	강화	37 ° 42 ´	126 ° 26 ´	47
31	202	양평	37 ° 29 ´	127 ° 29 ´	48
32	203	이청	37 ° 15 ´	127 ° 29 ´	78

번호	관측지점 번호	관측점명	북위	동경	높이 [Ele. m]
33	211	인제	38 ° 03 ´	128 ° 10 ´	200.2
34	212	홍천	37 ° 41 ´	127 ° 52 ´	140.9
35	221	제천	37 ° 09 ´	128 ° 11 ´	263.6
36	226	보은	36 ° 29 ´	127 ° 44 ´	175
37	232	천안	36 ° 46 ´	127 ° 07 ´	21.3
38	235	보령	36 ° 19 ´	126 ° 33 ´	15.5
39	236	부여	36 ° 16 ´	126 ° 55 ´	11.3
40	238	금산	36 ° 06 ´	127 ° 28 ´	170.4
41	243	부안	35 ° 43 ´	126 ° 42 ´	12
42	244	임실	35 ° 36 ´	127 ° 17 ´	247.9
43	245	정읍	35 ° 33 ´	126 ° 51 ´	44.6
44	247	남원	35 ° 24 ´	127 ° 19 ´	90.3
45	256	주암	35 ° 04 ´	127 ° 14 ´	74.6
46	260	장흥	34 ° 41 ´	126 ° 55 ´	45
47	261	해남	34 ° 33 ´	126 ° 34 ´	13
48	262	고흥	34 ° 37 ´	127 ° 16 ´	53.1
49	272	영주	36 ° 52 ´	128 ° 31 ´	210.8
50	273	문경	36 ° 37 ´	128 ° 08 ´	170.6
51	277	영덕	36 ° 31 ´	129 ° 24 ´	42.1
52	278	익성	36 ° 21 ´	128 ° 41 ´	81.8
53	279	구미	36 ° 07 ´	128 ° 19 ´	48.9
54	281	영천	35 ° 58 ´	128 ° 57 ´	93.6
55	284	거창	35 ° 40 ´	127 ° 54 ´	221
56	285	합천	35 ° 33 ´	128 ° 10 ´	33.1
57	288	밀양	35 ° 29 ´	128 ° 44 ´	11.2
58	289	산청	35 ° 24 ´	127 ° 52 ´	138.1
59	294	거제	34 ° 53 ´	128 ° 36 ´	46.3
60	295	남해	34 ° 48 ´	127 ° 55 ´	45

2.1.2 수문관측자료

기후변화로 인한 수자원영향평가를 위해 저수지운영과 같은 인위적 요소가 배제된 즉, 자연유출량을 보유하고 있는 국내 7개 다목적댐(소양강댐, 충주댐, 안동댐, 임하댐, 용담댐, 섬진강댐, 주암댐)을 대상으로 연구를 수행하였다. Figure 2.3과 Table 2.3은 선정된 7개 다목적댐의 위치 및 각 유역의 기후 및 유출 특성값들을 제시하고 있다. 각 댐은 건설된 해가 모두 다르기 때문에 관측기간 또한 다양하게 분포되어 있다. 예를 들어 소양강댐은 1974년부터 관측자료가 존재하지만 용담댐은 2001년에 건설되어 그 해부터 관측자료가 존재한다. 이렇게 상이한 관측자료 길이로 인해 수문모형을 모델링하는데 있어 어려움이 발생한다. 이를 극복하기 위해 검정(calibration)기간을 모든 댐유역에 유사하게 설정하고 모형을 검증(validataion)하였다. 보다 자세한 사항은 수문모형 부분에서 언급하기로 한다.

선정된 7개 다목적댐은 한강, 낙동강, 금강, 섬진강, 영산강 유역에 위치하고 있으며 농업용수, 생공용수, 하천유지용수 등 다양한 용도의 용수공급을 담당하고 있다. 따라서 기후변화로 인해 수문특성이 변화하는 경우 이러한 용수공급에 심각한 영향을 미칠 수 있으며 이에 대해 대비해야 한다. 기후변화로 인한 수문변동성은 유역 내 기후특성 및 유역면적이나 유출계수와 같은 수문시스템 특성에 다르게 나타날 수 있다. 따라서 본 연구에서는 Table 2.3에서 제시한 바와 같이 다양한 유역면적 및 유출특성을 가진 댐유역을 선정하여 기후변화로 인한 수문변동성을 제시하고자 하였다.

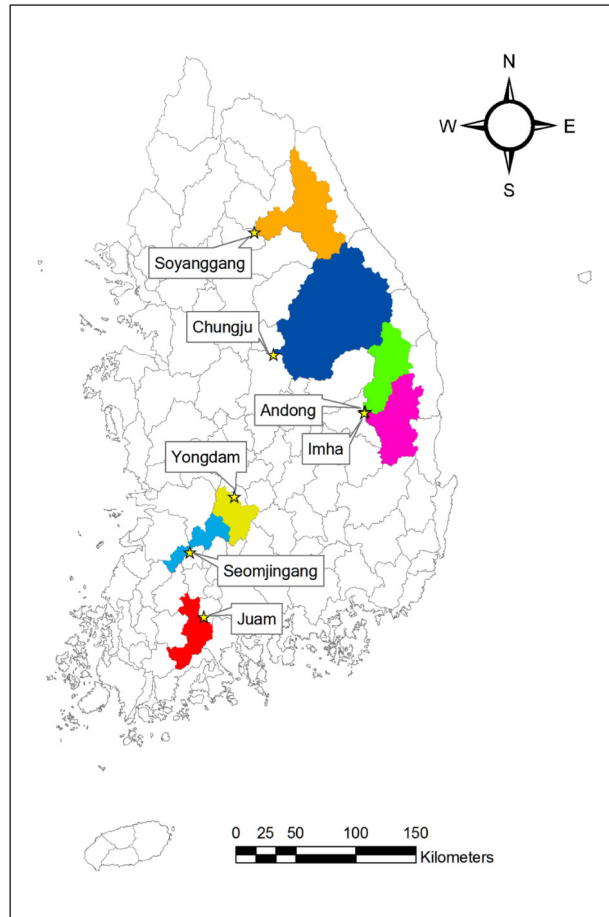


Figure 2.3 국내 7개 다목적 댐 위치

Table 2.3 선정된 7개 다목적댐 유역특성

댐	유역면적 (km ²)	연강수량 (mm)	유출계수	수문 관측연도
소양강댐	2,703	1213	0.60	1974-2015
충주댐	6,648	1222	0.58	1986-2015
안동댐	1,584	1136	0.53	1977-2015
임하댐	1,361	991	0.44	1993-2015
용담댐	930	1373	0.54	2001-2015
섬진강댐	763	1315	0.50	1975-2015
주암댐	1,010	1428	0.37	1991-2015

2.2 통계적 다운스케일링 기법

Eum et al. (2016)은 4가지 Model Output Statistic(MOS) 방법을 사용하여 각 방법의 장단점을 비교하는 연구를 수행하였다. 이중 Bias Correction/Spatial Disaggregation(BCSD) 방법은 기후자료의 분포 및 극한자료에 좋은 결과를 나타냈다. 또한 Bias Correction/Constructed Analog(BCCA)는 알고리즘 내 자료의 공간패턴을 고려할 수 있기 때문에 영역 내 공간분포에 대해 좋은 결과를 제시하였다. 또한 BCSD와 BCCA는 기후변화 시나리오에 대해 적용되어 상세화된 기후자료를 전지구를 대상으로 제공하고 있다(Nemini et al., 2011; Thrasher et al., 2012). 예를 들어, NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections(NEX-GDDP)에서는 BCSD를 적용하여 전지구에 대해 0.25°(≈25km)의 해상도로 상세화된 자료를 제공하고 있다(<https://cds.nccs.nasa.gov/nex-gddp/>). 또한 Downscaled CMIP3 and CMIP5 Climate and Hydrology Projections(DCHP)에서는 BCSD와 BCCA를 활용하여 미국 전역에 대해 상세화된 자료를 제공하고 이를 수문모형의 입력자료로 활용하여 기후변화로 인한 미래 수자원변동성을 제시하고 있다 (http://gdo-dcp.ucllnl.org/downscaled_cmip_projections). 본 연구에서는 국내외적으로 활발하게 활용되고 있는 BCSD와 BCCA를 기본적인 상세화모형으로 설정하여 적용하고자 한다.

2.2.1 BCSD

BCSD는 최초 GCM의 기후정보를 분포형 수문모형의 입력자료로 사용하기 위해 개발되었다 (Wood et al., 2004). 기존 방식은 Figure 2.4와 Figure 2.5에서 제시한 바와 월자료를 바탕으로 관측자료를 GCM격자의 해상도로 분포시킨 후 Figure 2.5와 같은 QM을 통해 편이보정(bias correction)을 실시한 후 편이보정된 결과값을 다시 관측점으로 분산시키는 방식이다. 기존방식에서는 월자료를 대상으로 QM을 적용하기 때문에 일자료를 얻기 위해서 시간적 분해(temporal disaggregation)를 위한 과정이 필요하다. 또한 GCM 격자에서 상세화하고자 하는 목표격자점으로 분포시키는 과정에 발생하는 오차가 발생하기 때문에 각 목표격자에서 다시 scaling factor를 통해 다시 한 번 보정해주는 절차가 필요하다.

이러한 단점을 극복하기 위해 Abatzoglou and Brown(2012)은 GCM의 일자료를

직접적으로 상세화하기 위해 daily BCSD를 제시하였다. Daily BCSD는 GCM 일자료를 관측점에 보간법을 통해 우선적으로 공간적 분해(spatial disaggregation)를 실시한 후 QM을 적용하여 편이보정하는 과정을 거치게 된다. 이러한 이유로 BCSD가 아닌 SDBC로 불리우기도 한다(Hwang and Graham, 2013). 그러나 본 연구에서는 daily BCSD를 통상적으로 BCSD로 칭하고자 한다. 다시 말해, 이후에 제시하는 BCSD는 daily BCSD를 의미한다.

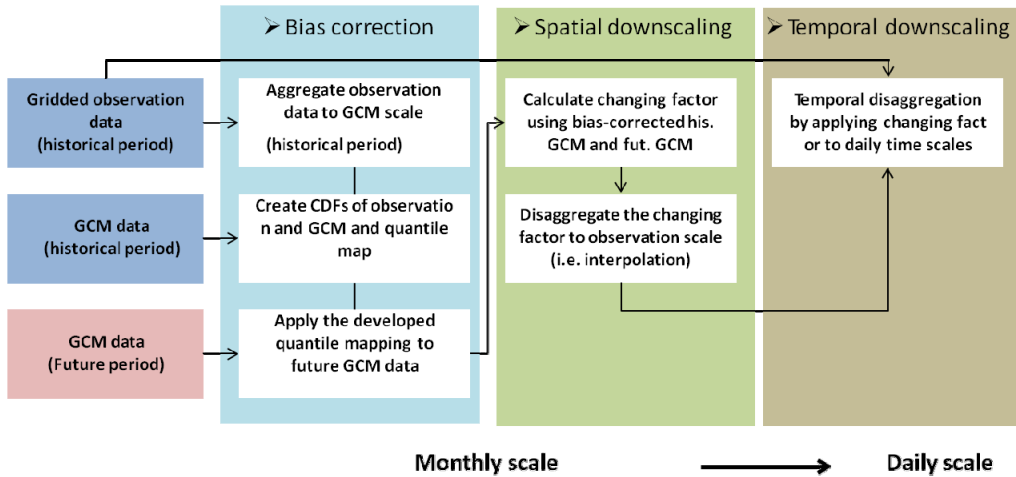


Figure 2.4 월자료 BCSD 수행 모식도

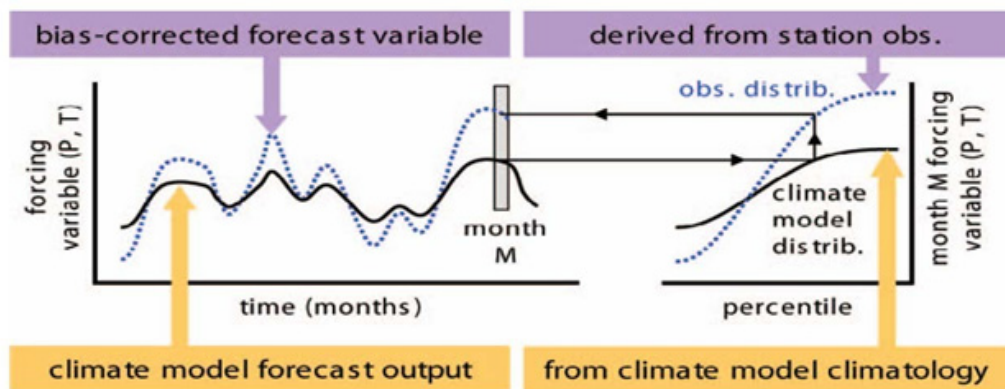


Figure 2.5 BCSD에서 편이보정을 위한 QM 과정(Wood and Lettenmaier, 2006)

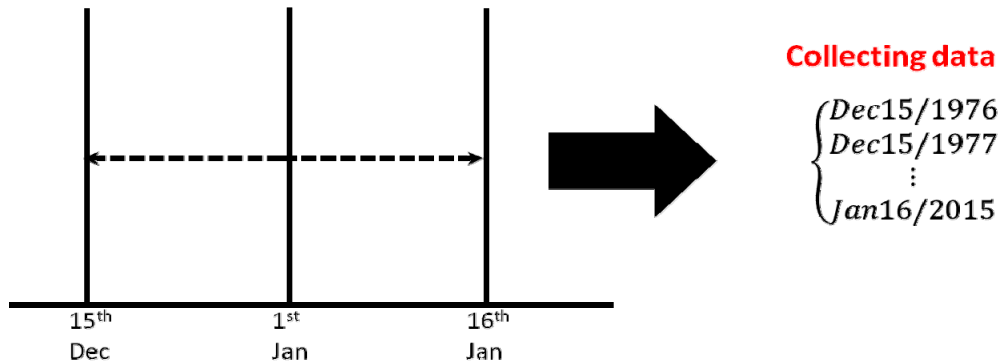


Figure 2.6 Daily BCSD에서 편이보정을 위한 CDF 형성과정

Daily BCSD는 월자료가 아닌 일자료를 사용하여 QM을 적용하게 된다. 이를 위해 해당 일의 앞뒤 15일의 일자료를 사용하여 GCM과 과거관측값에 대한 누적밀도함수(Cumulative Density Function, CDF)를 형성하여 QM을 적용하여 편이보정을 실시한다(Figure 2.6 참조). Daily BCSD는 일자료를 직접 사용하여 다운스케일링을 실시하기 때문에 기존 방식에 비해 그 결과가 GCM에서 생성하는 기후자료 특성에 더 유사하게 상세화가 될 수 있다는 장점이 있다. 또한 동일하게 일자료를 사용한다 할지라도 월별로 나누어 QM을 적용하는 방식도 사용하게 되는데 이러한 경우 월간 불연속성이 발생하는 경우가 종종 발생한다(Eum and Cannon, 2016). 예를 들어 1월 31일과 2월 1일은 겨우 하루차이지만 월별로 분할한다면 서로 다른 CDF를 사용하게 되어 양일간 불연속성이 발생하게 되는 경우가 있다. 그러나 Figure 2.6과 같이 moving time window 방식을 사용하는 경우 이러한 불연속성에 대한 단점을 보완하며 해당일 주변의 계절성을 충분히 반영할 수 있다. 이와 더불어, 강수의 경우 무강우일수가 CDF에서 표현되기 때문에 자연스럽게 무강우일수에 대한 빈도가 재현된다는 장점이 있다(Hwang and Graham, 2013).

2.2.2 BCCA

BCCA의 가장 기본적인 가정은 과거에 발생했던 기후패턴이 미래에서 재현된다는 것이다. 이러한 가정 하에 과거 관측자료와 주어진 GCM 기후모형 간 상관관계를 수립하고 GCM 해상도로 구성된 유용한 아날로그를 활용하여 상세화에 사용하게 된다(Timbal et al., 2003; van den Dool, 2003; Diez et al., 2005). GCM에서 생성된

기후자료의 공간패턴과 가장 유사한 하나의 과거패턴을 사용하는 것보다는 다수의 유사한 과거 관측패턴을 사용할 때 더 좋은 결과를 보이기 때문에 (Fernández and Sáenz, 2003) library라 불리는 관측패턴 중 편이보정된 GCM의 공간패턴과 유사한 다수의 과거 관측패턴을 사용하여 상세화에 활용된 가장 적합화된 아날로그를 형성하게 된다(Hildago et al., 2008).

BCCA에서는 공간해상도가 높은 목표격자점, 즉 과거 관측점 또는 격자화된 과거관측점을 GCM의 공간해상도로 변환한다. 이러한 과정을 통해 GCM 공간해상도를 가진 관측자료, 즉 library를 확보하게 된다. 그 다음으로 QM을 통해 GCM 기후자료의 편이보정을 실시한다. 앞서 형성한 library 중 편이보정된 GCM의 공간패턴과 유사한 다수의 공간패턴을 선택하여 아날로그를 형성하게 된다. GCM 공간해상도를 가진 자료를 통해 형성된 아날로그 계수는 선정된 library와 동일한 날의 목표격자점 자료에 적용되어 최종적으로 상세화된 자료를 생성하게 된다(Figure 2.7 참조). Maurer and Hildago (2008)는 강수와 온도자료를 predictor로 사용했을 때 가장 좋은 결과를 나타냄을 제시하였다. 또한 기존에는 anomaly를 상세화하였으나 Maurer et al. (2010)은 anomaly보다 편이보정된 기후자료를 그대로 사용할 것을 추천하였다. 따라서 본 연구에서는 편이보정된 일강수, 일최대 및 최소온도를 predictor로 사용하였다.

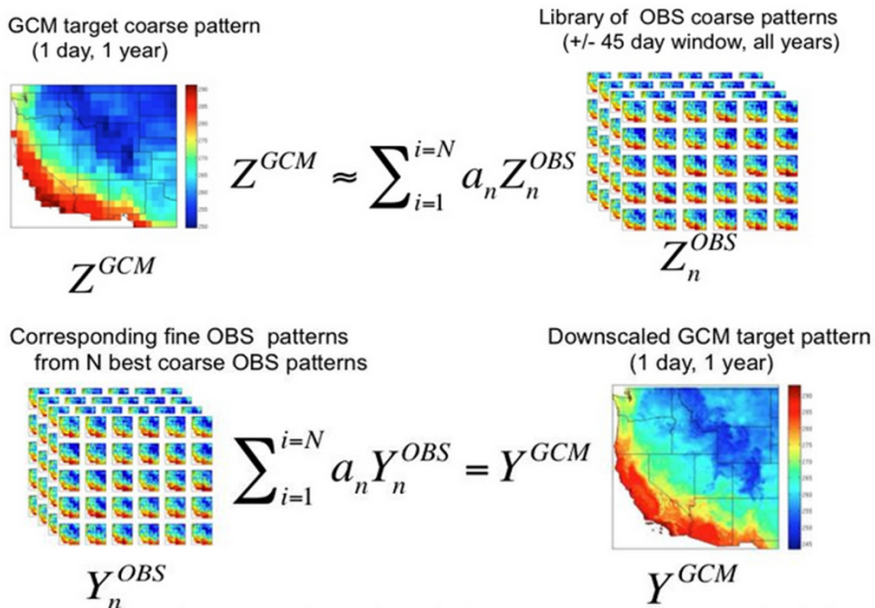


Figure 2.7 BCCA과정 모식도 (Source: <http://climate.northwestknowledge.net/MACA/MACAmethod.php>)

BCCA 과정을 수학적으로 나타내면 편이보정된 GCM 기후자료의 공간패턴과 가장 유사한 다수의 과거 관측패턴 (Z_{obs})과 회귀계수 (A_a)로 구성된 식 2.1과 같이 타겟패턴 (Z_{GCM})이 정의된다.

$$Z_{GCM} = Z_{obs} A_a \quad (2.1)$$

Moore-Penrose inverse를 적용하면 식 (2.2)을 통해 회귀계수를 얻을 수 있다.

$$A_a = [(Z'_{obs} Z_{obs})^{-1} Z'_{obs}] Z_{GCM} \quad (2.2)$$

여기서 '는 전치(transpose) 행렬을 의미하여 $^{-1}$ 은 역행렬을 의미한다. 강수량에 대해서는 무강수일의 경우, 비정칙행렬 (singular matrix)이 빈번하게 발생하여 역행렬을 산정할 수 없게 된다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 대각행렬에 작은 패널티를 부여하는 ridge regression 기법(Tikhonov et al., 1995)을 적용하였다. GCM 공간 해상도를 가진 자료를 통해 얻은 식 2.2의 아날로그는 목표격자점에도 동일하게 적용하여 식 2.3을 통해 최종적인 상세화된 기후자료를 얻게 된다.

$$Y_{down} = Y_a [(Z'_{obs} Z_{obs})^{-1} Z'_{obs}] Z_{GCM} \quad (2.3)$$

여기서 Y_a 는 선정된 library의 동일한 날의 목표격자점 기후자료를 의미하며 Y_{down} 은 상세화된 자료를 나타낸다. 본 연구에서는 앞서 언급한 바와 같이 국내 60개 ASOS 관측점에 대해 상세화를 실시하였다.

2.2.3 장기추세를 반영한 상세화모형

앞 절에서 언급한 BCSD와 BCCA에서는 QM을 통해 편이보정을 실시하고 있다. 일반적으로 편이보정을 실시할 때 관측자료 범위 밖의 자료의 경우, 외삽법을 활용하여 값을 추산한다. 예를 들어, 강수의 경우 본 연구에서는 Gumbel 분포를 통해 극값을 추산하였다. 기온과 같이 장기추세가 강하게 나타나는 기후변수의 경우 이러한 외삽법이 자주 적용되어 “variance inflation”이 발생하고 이로 인해 GCM에서 유도된 장기추세를 왜곡하는 경우가 발생한다(Maraun et al., 2010; Maraun, 2013; Maurer and Pierce, 2014; Eum and Cannon, 2016). 특히 기후변화 자료를 상세화할 경우 Figure 2.8과 같이 장기추세 왜곡 현상이 실제 발생한다(Hagemann et al., 2011; Cannon et al., 2015; Pierce et al., 2015).

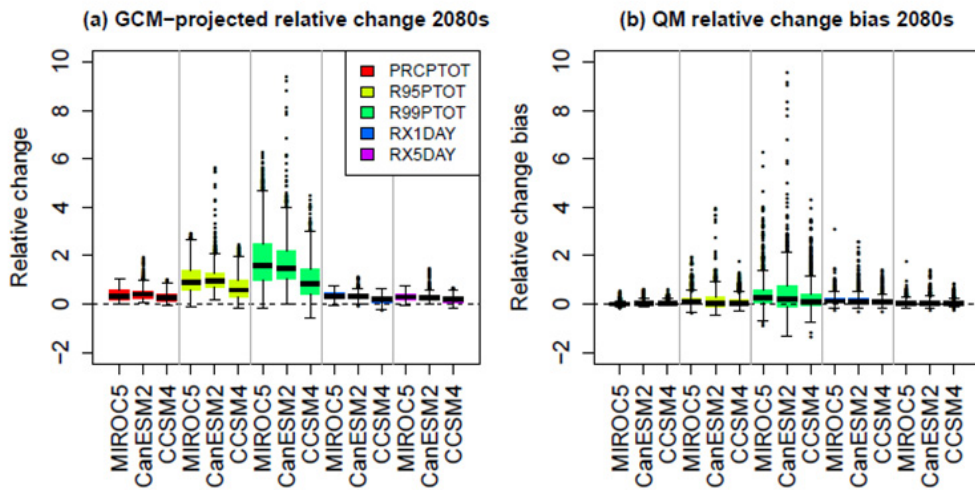


Figure 2.8 QM에 의한 장기추세 왜곡현상의 예 (Cannon et al., 2015)

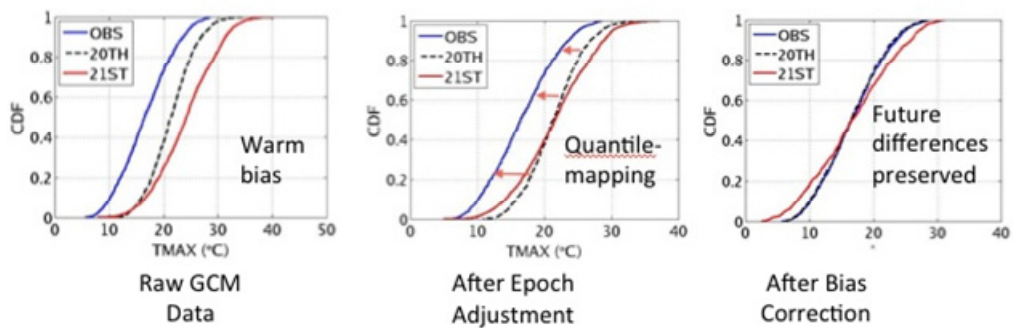


Figure 2.9 DQM에 의한 장기추세를 반영한 편이보정 방식
(<http://climate.northwestknowledge.net/MACA/MACAmethod.ph>)

이러한 장기추세 왜곡을 회피하기 위해 Hempel et al. (2013)은 장기 월평균 변동과 더불어 기후변수 간 상관관계를 유지할 수 있는 편이보정 기법을 제시하였다. 이와 더불어 Bürger et al. (2013)은 Detrended Quantile Mapping (DQM) 방식을 통해 외삽법 적용횟수를 회피하고자 하였다. 그러나 DQM은 Hempel et al. (2013)과 마찬가지로 월평균에 대한 장기추세는 고려할 수 있지만 극값에 대한 장기추세는 고려할 수 없다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해 Quantile delta change와 quantile perturbation methods가 제안되었지만 이는 편이보정이 되지 않은 기후모형에서 생성된 자료를 그대로 적용하였다(Olsson et al., 2009; Willems and Vrac, 2011; Sunyer et al., 2014). Quantile Delta Mapping (QDM)은 편이보정과 더불어 평균값뿐만 아니라 극값을 포함한 모든 분위수에 대한 장기추세를 고려할 수 있도록 고안되었다(Cannon et al., 2015; Eum and Cannon, 2016). QDM은 이론적으로 Li et al. (2010)과 Wang and Chen (2014)이 제안한 equidistant/equiratio methods와 동일하지만 Cannon et al.(2015)은 QM, DQM, QDM을 비교하여 기법별로 GCM에서 유도된 장기추세를 얼마나 잘 유지하는지 비교·분석하였다. 본 연구에서는 앞서 언급된 DQM과 QDM을 모두 활용하여 편이보정을 실시하였으며 이러한 DQM과 QDM에 대해 보다 상세히 언급하고자 한다.

기존의 일반적인 QM 방식과 전지구모형에서 모의된 장기추세를 반영하기 위한 방법 중 DQM에 대해 설명하고자 한다. 우선, 일반적인 QM 함수는 식 (2.4)와 같다.

$$\hat{x}_{m,p}(t) = F_{o,h}^{-1} [F_{m,h} \{x_{m,p}(t)\}] \quad (2.4)$$

여기서 $x_{m,p}(t)$ 와 $\hat{x}_{m,p}(t)$ 는 각각 미래 시간 t 에서 편이보정이 이루어진 전과 후의 값을 나타내고 $F_{m,h}$ 는 참조기간동안 전지구모형을 통해 생성된 누적밀도함수를 나타내며 $F_{o,h}^{-1}$ 는 과거기간 동안 관측자료의 누적밀도함수의 역함수를 나타낸다. 식(2.4)에서 p 는 projection을 h 는 과거기간을, m 은 전지구모형을, o 는 관측을 나타낸다. 앞서 언급한 바와 같이 외삽을 위해 강수는 Gumbel 분포를 그리고 기온에 대해서는 정규분포(normal distribution)를 사용하여 추정된 값을 사용하였다. 각 분포의 매개변수는 일별로 구성된 자료를 통해 산정하였다. 그러나 빈번한 외삽 적용으로 GCM에서 모의된 장기추세를 과대(또는 과소)되게 모의하는 단점이 있다.

이러한 장기추세를 반영한 편이보정을 위한 방법으로 식 (2.5)와 (2.6)과 같은 DQM

방식이 제시되었다.

$$\hat{x}_{m,p}(t) = F_{o,h}^{-1} \left[F_{m,h} \left\{ \frac{\bar{x}_{m,h} x_{m,p}(t)}{\bar{x}_{m,p}} \right\} \right] \frac{\bar{x}_{m,p}}{\bar{x}_{m,h}} \text{ for precipitation} \quad (2.5)$$

$$\hat{x}_{m,p}(t) = F_{o,h}^{-1} \left[F_{m,h} \{ x_{m,p}(t) + (\bar{x}_{m,h} - \bar{x}_{m,p}) \} \right] + (\bar{x}_{m,p} - \bar{x}_{m,h}) \text{ for temperature} \quad (2.6)$$

여기서 $\bar{x}_{m,h}$ 와 $\bar{x}_{m,p}$ 는 각각 전지구모형을 통해 예측된 기준기간과 미래기간의 평균을 나타낸다. 식(2.5)는 강수에 적용되고 식 (2.6)은 기온에 적용된다는 점을 주의해야 한다. 즉, 강수는 기준기간과 미래기간에 대한 변화율을 그리고 온도는 변화의 절대값을 적용하여 미래 자료에 존재하는 장기추세를 반영한다. 이러한 과정은 Figure 2.9에서 설명하고 있다. 우선 첫 번째 그림은 기준기간(20TH)과 미래기간(21ST)의 누적밀도함수의 차를 보여주고 있다. 그리고 두 번째 그림은 기준기간과 미래기간에 대한 평균값의 차이를 미래자료에 적용하여 장기추세가 제거된 미래자료에 대한 누적밀도함수를 보여주고 있다. 마지막 그림은 detrended된 누적밀도함수와 과거관측자료를 통해 편이보정된 결과를 보여주고 있다. 이후 최종단계로 식 (2.5) 또는 (2.6)에서 제시한 바와 같이 편이보정된 값에 기준에 제거된 장기추세 즉, 기준기간과 미래기간의 평균값의 차이를 곱하거나 더하여 최종적인 미래 기후시나리오를 생성하게 된다. 이러한 DQM은 단지 미래의 평균에 대한 장기추세는 반영할 수는 있지만 극값에 대한 추세변화는 반영할 수 없다는 단점이 있다.

미래기간의 극대 및 극소, 평균값 등의 장기추세를 모두 반영하기 위해 기준기간과 미래기간의 모든 분위수의 변화를 반영할 수 있는 QDM 기법이 제시되었다. 이는 식 (2.7)을 통해 얻은 미래기간의 분위수($\tau_{m,p}$)에 대한 과거기간의 분위수의 비율(Δ_m)을 산정한다(참조 식 2.8). 즉, 이 비율은 어느 하나의 분위수에 대한 기준기간과 미래기간에 대한 비율을 의미한다. 물론 이러한 비율은 강수의 장기추세변화를 고려할 때 사용되고 온도의 경우 식 (2.9)와 같이 두 기간 분위수의 차이를 사용한다.

$$\tau_{m,p}(t) = F_{m,p} \{ x_{m,p}(t) \} \quad (2.7)$$

$$\Delta_m(t) = \frac{F_{m,p}^{-1} \{ \tau_{m,p}(t) \}}{F_{m,h}^{-1} \{ \tau_{m,p}(t) \}} \text{ for precipitation} \quad (2.8)$$

$$\Delta_m(t) = F_{m,h}^{-1}\{\tau_{m,p}(t)\} - F_{m,p}^{-1}\{\tau_{m,p}(t)\} \text{ for temperature} \quad (2.9)$$

그리고 식 2.10과 같이 과거기간 동안 관측값에 기인한 누적확률밀도함수를 통해 편이보정($\hat{x}_{o,h}$)을 실시하고 식 (2.11)과 (2.12)에서와 같이 편이보정된 값에 과거와 미래의 백분위수 비율을 곱하거나 더하는 방식으로 장기추세를 반영하게 된다.

$$\hat{x}_{o,h} = F_{o,h}^{-1}\{\tau_{m,p}(t)\} \quad (2.10)$$

$$\hat{x}_{m,p}(t) = \hat{x}_{o,h}(t)\Delta_m(t) \text{ for precipitation} \quad (2.11)$$

$$\hat{x}_{m,p}(t) = \hat{x}_{o,h}(t) + \Delta_m(t) \text{ for temperature} \quad (2.12)$$

이러한 QDM 과정에 대한 이해를 도모하기 위해 Figure 2.10을 제시하였다. 이를 보면 상단의 첫 번째 그림은 식 (2.8)와 (2.9)를 적용하여 백분위수($\tau_{m,p}$)에 대한 과거기간과 미래기간의 비율(Δ_m)을 산정하는 과정을 제시하고 있다. 예를 들어, 미래 기온자료($x_{m,p}=36.5^\circ\text{C}$)에 대해 식(2.7)을 적용하여 백분위수를 산정하게 된다. 이 경우 $\tau_{m,p}$ 는 0.99가 된다. 과거기간 동안 GCM모형에서 생성한 자료를 통해 동일한 백분위수에 상응하는 값, 즉 $F_{m,h}^{-1}(0.99)=28.5$ 를 얻게 되고 강수가 아닌 기온이므로 식(2.9)를 적용했을 때 $\Delta_m=8.0$ 이 됨을 의미한다. Figure 2.10 하단에 제시된 그림은 이후 식 (2.10)~(2.12)가 적용되는 과정을 묘사하고 있다. 즉, 관측자료를 통해 동일한 백분위수에 대한 값인 $F_{o,h}^{-1}(0.99)=22.6$ 을 산정하고 이에 기존에 산정된 Δ_m 을 가감하여 식 (2.12)를 사용하여 최종적인 다운스케일링된 값인 30.6°C 를 얻게 된다. 이러한 과정을 모두 백분위수에 적용하게 된다. 강수의 경우, 기온에서 사용된 식 (2.9)와 식 (2.12) 대신 식 (2.8)과 식 (2.11)을 대체하여 사용하면 된다. 다시 말해 앞의 예제에서 동일한 값에 대한 강수의 경우 Δ_m 은 $36.5/28.5=1.28$ 이 되며 상세화된 자료 $\hat{x}_{m,p} = 22.6 \times 1.28 = 28.9$ 를 얻게 된다. 따라서 전지구모형을 통해 모의된 모든 분위수의 변화를 반영할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 본 연구에서는 Cannon et al. (2015)에서와 같이 QM, DQM, QDM 방식을 통해 2006-2035 (2020s), 2036-2065(2050s), 2066-2095(2080s)와 같이 3가지 미래기간에 대한 장기추세를 반영하여 편이보정을 하였으며 이를 BCSD와 BCCA에 적용하여 Figure 2.11과 같이 6가지 방법, 즉 BCSD/QM,DQM, QDM과 BCCA/QM,DQM, QDM을 실시하여 비교하였으며 본 연구에서 제시하게 될 model chain에 적용하여 상세화모형의 선택에 따른 불확

실성을 분석하였다.

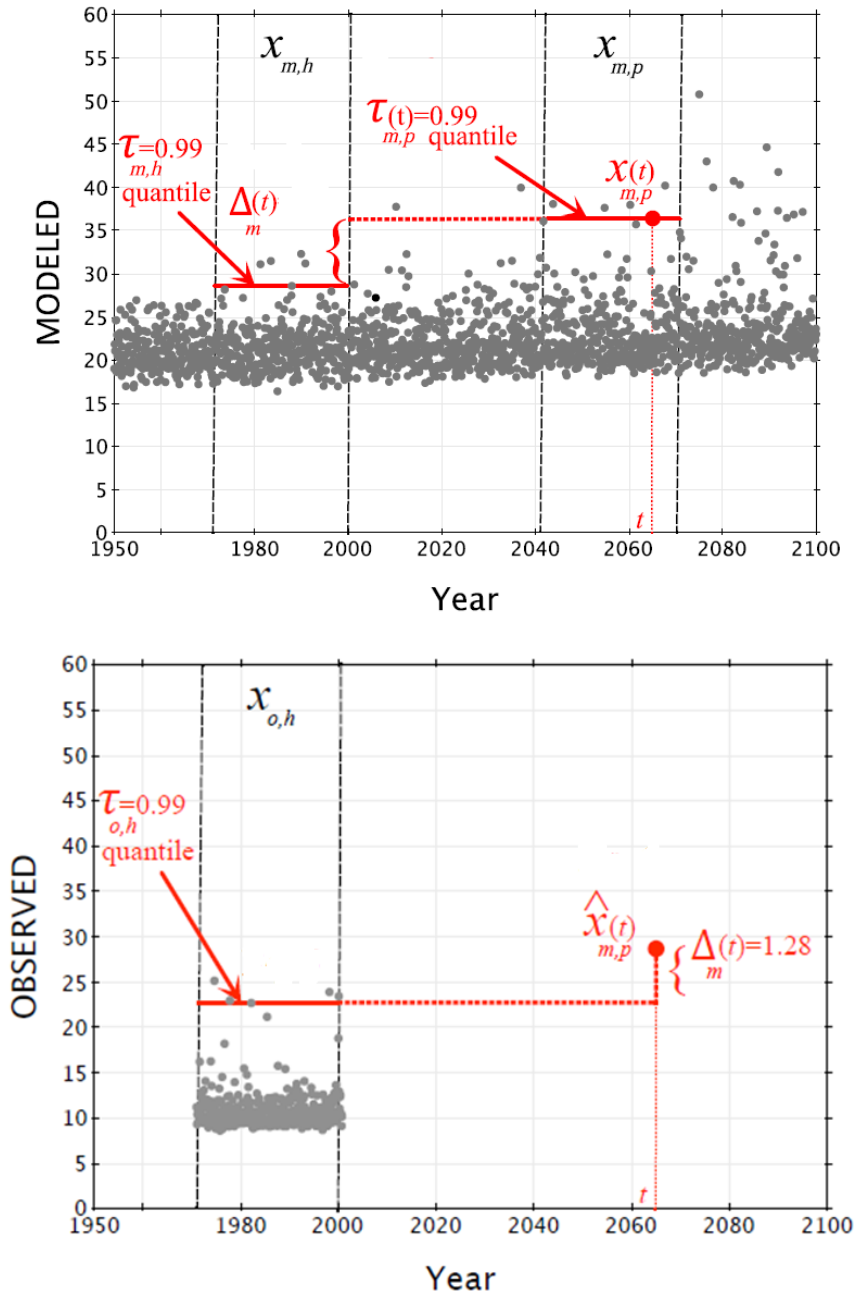


Figure 2.10 QDM에 의한 장기추세를 반영한 편이보정 방식 (Cannon et al., 2015)

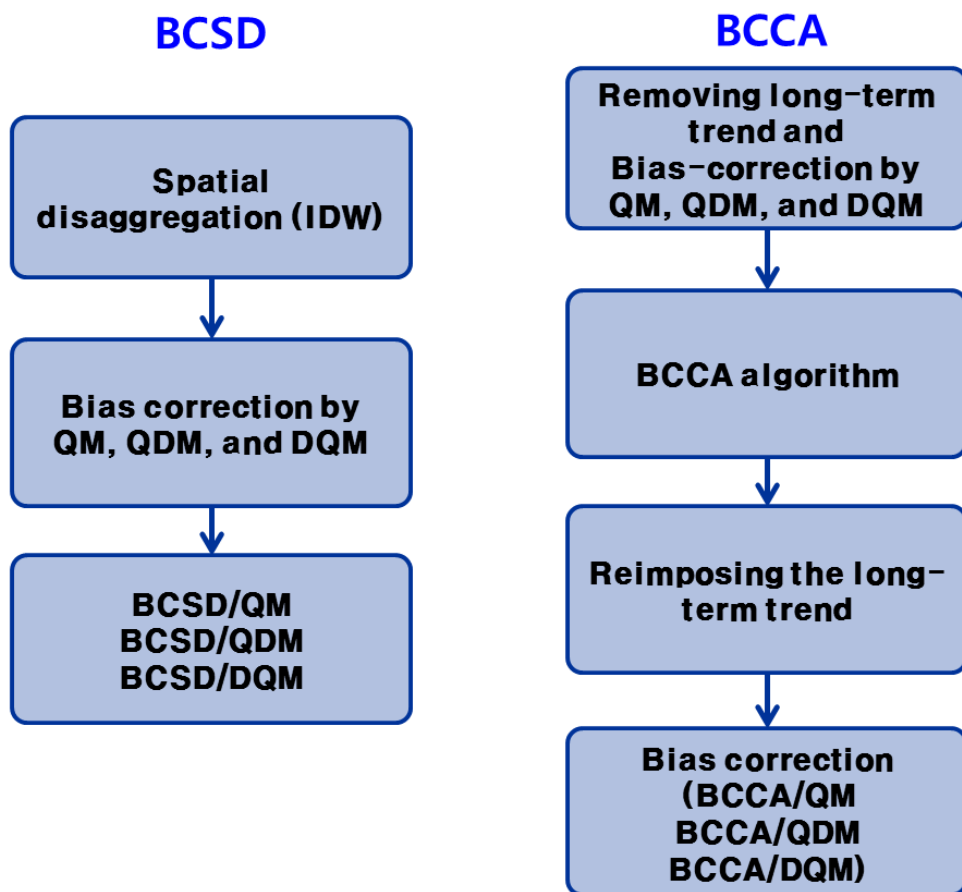


Figure 2.11 본 연구에서 사용된 6가지 상세화모형

2.3 통계적 상세화모형 평가체계 및 다기준 의사결정에 의한 기후자료 평가

2.3.1 표준화된 평가체계 구축

다양한 기후모형에 대한 정밀한 평가를 위해서는 다양한 정보를 제공할 수 있는 표준화된 평가체계가 필요하다. Hayhoe (2010)는 466개 저널의 논문을 통해 climatological biases, correlation, variance, extremes, persistence와 같이 5개의 영역으로 구분하여 상세화모형에 따른 기후자료 평가를 실시하였다. 이와 더불어, 실무담당자 및 연구자로 구성된 National Climate Predictions & Projections(NCPP)의 evaluation framework working group에서는 Hayhoe가 제시한 평가체계에서 더욱 상세한 평가체계를 제시하였다. 특히, 공간상관성 및 기후자료 간 상관관계 등을 제시하였다. 이러한 Hayhoe와 NCPP에서 제시한 평가체계를 바탕으로 본 연구에서는 Table 2.4와 같이 표준화된 평가체계를 구축하여 상세화된 GCM자료를 평가하였다. 이를 보면 우선 time-series related, distribution related, multi-day persistence, extremes, spatial structure와 같이 총 5가지 평가기준을 제시하였다. 강수, 최대 및 최저기온과 같이 기후변수 별 5가지 평가기준에 적절한 평가지표(indicator)를 제시하였다. 사용된 평가지표는 주로 World Meteorological Organization(WMO)에서 제시하고 있는 Expert Tem on Climate Change Detection and Indices(ETCCDI)라는 극한기후지수를 사용하였으며 Table 2.5에서 각 지수별 설명을 제시하였다(Zhang et al., 2011).

총 24개의 지수가 사용되었으며 각 변수별로 최대 및 최소온도와 관련된 지수로 각각 7개의 지수가 사용되었으며 최대와 최소온도 모두와 관련된 지수로 DTR과 GSL을 사용하였다. 모든 지수는 연별로 계산되었다. 예를 들어, SU는 연중 일최대온도(TMAX)가 25°C 이상인 일수를 의미한다. 일 최고기온관련 ETCCDI로 연내 25°C 이상 일수(SU), 연내 0°C 이하 일수(ID), 최저기온(TX_n), 최고기온(TX_x), 10분위사상 이하 일수(TX_{10p}), 90분위사상 이상 일수(TX_{90p}), 최소 6일 연속 90분위수 이상 일수(WSDI)가 이용되었다. 이중에서 WSDI는 warm spell duration index를 의미하며 연내 연중 6일 이상 기준기간의 90분위수 이상이 연속적으로 유지된 일수를 의미한다. 일 최저기온(TMIN)과 관련된 ETCCDI로 연내 0°C 이하 일수(FD), 연내 20°C 이상 일수(TR), 최저기온(TN_n), 최고기온(TN_x), 10분위사상 이하 일수(TN_{10p}), 90분위사상 이상 일수(TN_{90p}), 최소 6일 연속 10분위수 이하 일수(CSDI)이 있다. WSDI와

CSDI는 각각 폭염과 혹한의 연속일수를 의미한다고 볼 수 있다. 또한 일 최저기온과 최고기온 모두와 관련된 ETCCDI로 DTR과 Growing Season Length (GSL)가 있다. 이중 GSL은 1월부터 6월에서 평균기온이 연속 6일 이상 5°C 이상을 유지한 첫 날부터 7월부터 12월에서 평균기온이 연속 6일 이상 5°C 이하를 유지한 첫 날까지의 일수로 정의하여 산정하였다.

Table 2.4 본 연구에서 사용된 표준화된 평가체계. 각 평가지표 내 ETCCDI는 각 지표의 평균 및 분산에 대한 RMSE의 Euclidean distances에 의해 산정됨.

Criteria	Evaluation method					
	PRCP		TMAX		TMIN	
	Indicator	Evaluation method	Indicator	Evaluation method	Indicator	Evaluation method
Time-series related	PRCPTOT SDI	Distance of RMSEs from the perfect value*	SU ID DTR GSL	Distance of RMSEs from the perfect score	FD TR DTR GSL	Distance of RMSEs from the perfect value
	Tau**, annual average	RMSE of tau between observed and simulated values	Tau, annual average	RMSE of tau between observed and simulated values	Tau, annual average	RMSE of tau between observed and simulated values
Distribution related	Distribution of values	K-S D statistic	Distribution of values	K-S D statistic	Distribution of values	K-S D statistic
Multi-day persistence	CDD & CWD		WSDI		CSDI	
Extremes	Rx5day Rx1day R95pTOT R99pTOT	Distance of RMSEs from the perfect value	TXn TXx TX10p TX90p	Distance of RMSEs from the perfect value	TNn TNx TN10p TN90p	Distance of RMSEs from the perfect value
Spatial structure	Spatial correlation between stations	RMSE of spatial correlations between observed and simulated values	Spatial correlation between stations	RMSE of spatial correlations between observed and simulated values	Spatial correlation between stations	RMSE of spatial correlations between observed and simulated values

*: 관측값에 대한 RMSE이므로 0을 의미함.

** : Mann-Kendall tau

Table 2.5 본 연구에서 사용된 ETCCDI

ID	Variable	Description	Unit
SU	TMAX	Annual count of days when TMAX > 25°C	Days
ID		Annual count of days when TMAX < 0°C	Days
TXn		Annual minimum value of TMAX	°C
TXx		Annual maximum value of TMAX	°C
TX10p		Percentage of days when TMAX < 10th percentile	%
TX90p		Percentage of days when TMAX > 90th percentile	%
WSDI		Annual count of days with at least 6 consecutive days when TMAX > 90th percentile	Days
FD	TMIN	Annual count of days when TMIN < 0°C	Days
TR		Annual count of days when TMIN > 20°C	Days
TNn		Annual minimum value of TMIN	°C
TNx		Annual maximum value of TMIN	°C
TN10p		Percentage of days when TMIN < 10th percentile	%
TN90p		Percentage of days when TMIN > 90th percentile	%
CSDI		Annual count of days with at least 6 consecutive days when TMIN < 10th percentile	Days
DTR	TMAX & TMIN	Annual mean difference between daily maximum temperature TMAX and TMIN	°C
CDD	PRCP	Maximum number of consecutive days with daily PRCP < 1mm	Days
CWD		Maximum number of consecutive days with daily PRCP ≥ 1mm	Days
PRCPTOT		Annual total PRCP in wet days (daily PRCP ≥ 1mm)	mm
Rx1day		Annual maximum 1-day precipitation	mm
Rx5day		Annual maximum 5-day precipitation (PRCP)	mm
R95pTOT		Annual total PRCP when daily PRCP > 95 percentile	mm
R99pTOT		Annual total PRCP when daily PRCP > 99 percentile	mm
SDII		Annual precipitation divided by the number of wet days	mm/day

또한 강수와 관련된 지수로는 총 7개의 ETCCDI를 사용하였는데 최대무강우일수(CDD), 최대강우일수(CWD), 연강수량(PRCPTOT), 일최대강수량(Rx1day), 5일 최대강수량(Rx5day), 95 분위사상 이상의 총 강수량(R95pTOT), 99 분위사상 이상의 총 강수량(R99pTOT)로 구성하였다. 본 연구에서는 모든 ETCCDI를 Pacific Climate Impacts Consortium (PCIC)에서 R language로 개발한 climdex.pcic package (<https://cran.r-project.org/web/packages/climdex.pcic/>)를 사용하여 산정하였다. Table 2.4의 각 지표는 식 (2.13)과 같이 표준화된 평균 및 분산값으로 산정하였으며 표준화된 값에 대한 Euclidean distance (식 2.14)로 각 지표에 대한 평가를 실시하였다.

$$\mu_E = \frac{\mu_s - \mu_0}{\mu_0}, \quad \sigma_E = \frac{\sigma_s - \sigma_0}{\sigma_0} \quad (2.13)$$

$$D = \sqrt{\mu_E^2 + \sigma_E^2} \quad (2.14)$$

여기서 μ_E 와 σ_E 는 표준화된 평균 및 분산을 의미하고 아래첨자 s 와 o는 각각 모형과 관측값을 나타낸다. 그리고 D 는 Euclidean distance를 나타낸다.

2.3.2 다기준 의사결정 모형을 통한 우선순위 결정

본 연구에서는 Eum(2015)에서 상세화모형의 비교·평가를 위해 사용된 TOPSIS(Hwang and Yoon, 1981)를 사용하였다. TOPSIS는 alternative별로 산정된 정규화된 평가지표에 가중값을 곱한 값을 대상으로 하여 best와 worst solution을 설정한다. 이러한 solution과 각 alternative와의 거리를 산정하여 제시된 alternative의 순위를 가늠하는 방법론이다. 이러한 단순한 알고리즘으로 인해 다기준 의사결정에 활발히 사용되어 왔다(Chung and Lee, 2009; Jun et al., 2013; Lee et al., 2013; Zhou et al., 2012). Eum(2015)은 평가기준별 동일한 가중값을 설정하여 4가지 상세화모형에 대한 우선순위를 산정하였다. TOPSIS 기법의 절차 및 체계에 대한 자세한 정보는 Eum(2015)을 참조하기 바란다. 기존 연구는 가중값에 대한 분포 및 우선순위에 대한 정보가 전혀 없어 가중값 선정에 따른 불확실성을 고려하지 못했다는 단점이 있었다. Eum et al. (2016)은 가중값에 따른 우선순위의 불확실성을 고려하기 위해 다양한 가중값 조합을 생성하여 순위별 확률을 제시하였다. 본 연구에서도 Eum et al. (2016)과 동일하게 가중값 선정에 따른 우선순위에

대한 불확실성을 고려하기 위해 5가지 평가지표에 대한 20,000가지 가중값 조합을 생성하였다. 다시 말해, 20,000가지 가중값 조합을 통해 26개 GCM에 대한 우선순위를 TOPSIS를 통해 결정하였고 우선순위별 확률값을 제시하였다.

2.4 수문모형과 매개변수 추정

2.4.1 집중형 강우유출 모형

본 연구에서는 전 세계적으로 널리 활용되고 있는 집중형(lumped) 강우유출(rainfall-runoff) 모형 중 매개변수의 개수가 다른 모형 내 구조를 가지고 있는 GR4J, IHACRES, Sacramento 등 세 가지 모형을 선택하여 적용하였다. Table 2.6은 이러한 세 모형의 매개변수를 제시하였다.

첫 번째로는 네 개의 매개변수를 가진 GR4J (Perrin et al., 2003)를 사용하였다. GR4J는 두 개의 저장소(store), 즉 production과 routing store라는 두 개의 저장소를 사용한다. 우선 production store에서는 강우, 증발산 및 표층에서의 토양여과 등 결정한다. 그리고 routing store에서는 두 개의 단위 유량도(unit hydrograph)를 사용하는데 유효우량을 9:1로 배분한 후 90 %에 해당하는 우량은 slow flow로 나머지 10%는 quick flow로 설정하여 routing을 실시한다(Le Moine et al., 2008).

두 번째 모형으로 IHACRES 모형을 선정하였는데 Catchment Moisture Deficit(CMD) 버전을 사용하였다(Croke and Jakeman, 2004). 본 연구에서는 온도자료 대신 잠재증발산량을 직접 산정하여 사용할 것이기 때문에 Table 2.6에서 제시한 바와 같이 총 6개의 매개변수 중 e 를 1로 설정하여 5개의 매개변수만을 대상으로 검정을 실시하였다. IHACRES-CMD는 매 단계 유역습윤상태 변화를 고려하게 되는데 유효우량은 이러한 유역 습윤상태와 실제우량의 조합을 통해 계산된다. 계산된 유효우량은 GR4J에서와 유사하게 수평저류지(parallel storage)를 가진 단위유량도를 사용하여 quick flow와 slow flow로 구분한다.

마지막으로 Sacramento 모형(Burnash et al., 1973)은 총 16개의 매개변수를 가지고 있어 본 연구에서 사용한 수문모형 중 가장 많은 매개변수를 가지고 있다. 본 연구에서는 16개 매개변수 중 Shin et al. (2013)과 같이 13개 매개변수만을 검정하

였다. Sacramento 모형은 불투수층 직접유출, 지표유출(surface runoff), 중간유출(interflow), 추가 기저유출(supplementary base flow), 주 기저유출(primary base flow)과 같이 총 5개의 유출요소로 구성되어 있다. 이 모형은 다중 구조로 되어 있는 soil tank 내 토양수분양을 고려해서 총 유출이 결정되는데 직접유출과, 지표유출, 그리고 기저유출이 총 합이 유출량으로 환산된다(Podger, 2004).

이러한 세 가지 수문모형은 Hydrological Model Assessment and Development (Hydromad; Andrews et al., 2011)에 의해 R language로 개발되어 현재 <http://hydromad.catchment.org>를 통해 오픈소스로 공개하고 있다. 본 연구에서는 Hydromad에서 제공하는 앞서 언급한 세 가지 모형을 활용하여 기후변화로 인한 수문영향평가를 실시하였다.

Table 2.6 본 연구에서 사용된 3개 수문모형의 매개변수 종류 및 범위

Parameter Name	Unit	Range	Description
GR4J			
$X1$	[mm]	50 – 5000	Maximum capacity of the production store
$X2$	[mm]	–15 – 4	Groundwater exchange coefficient
$X3$	[mm]	10 – 1300	One day ahead maximum capacity of the routing store
$X4$	[day]	0.5 – 5	Time base of unit hydrograph UH1
IHACRES-CMD			
f	[–]	0.5 – 1.3	CMD stress threshold as a proportion of d
e	[–]	1 (fixed)	Temperature to potential evapotranspiration (PET) conversion factor
d	[mm]	50 – 550	CMD threshold for producing flow
τ_s	[day]	10 – 1000	Time constant for slow flow store
τ_q	[day]	0 – 10	Time constant for quick flow store
v_s	[–]	0 – 1	Fractional volume for slow flow
Sacramento			
$UZTWM$	[mm]	1 – 150	Upper zone tension water maximum capacity
$UZFWM$	[mm]	1 – 150	Upper zone free water maximum capacity
UZK	[1/day]	0.1 – 0.5	Upper zone free water lateral depletion rate
$PCTIM$	[–]	0.000001 – 0.1	Fraction of the impervious area
$ADIMP$	[–]	0 – 0.4	Fraction of the additional impervious area
$ZPERC$	[–]	1 – 250	Maximum percolation rate coefficient
$REXP$	[–]	0 – 5	Exponent of the percolation equation
$LZTWM$	[mm]	1 – 500	Lower zone tension water maximum capacity
$LZFSM$	[mm]	1 – 1000	Lower zone supplementary free water maximum capacity
$LZFPM$	[mm]	1 – 1000	Lower zone primary free water maximum capacity
$LZSK$	[1/day]	0.01 – 0.25	Lower zone supplementary free water depletion rate
$LZPK$	[1/day]	0.0001 – 0.25	Lower zone primary free water depletion rate
$PFREE$	[–]	0 – 0.6	Direct percolation fraction from upper to lower zone free water storage
$SIDE$	[–]	0.0 (fixed)	Fraction of base flow that is draining to areas other than the observed channel
$RSERV$	[–]	0.3 (fixed)	Fraction of the lower zone free water that is unavailable for transpiration purposes
$RIVA$	[–]	0.0 (fixed)	Fraction of the riparian vegetation area

2.4.2 매개변수 보정

Hydromad에서는 다양한 수문모형뿐만 아니라 매개변수 추정을 자동화하기 위한 최적화모형을 제공하고 있다. 이중 본 연구에서는 Shuffled Complex Evolution(SCE; Duan et al., 1992, 1993)를 활용하여 매개변수를 추정하였다. SCE 방법은 simplex procedure(Nelder and Mead, 1965), competitive evolution(Holland, 1975), controlled random search(Price, 1987), the concept of complex shuffling(Duan et al., 1992)과 같은 네 가지 방법의 장점을 조합하여 개발하였다. SCE에 대한 이해를 돕기 위해 간략하게 알고리즘을 소개하면 다음과 같다. 우선적으로 설정한 매개변수 범위 내에서 initial random population을 생성시키고 이를 몇 개 complex로 나누게 된다. 여기서 complex는 후손을 생산할 수 있는 parent를 보유한 하나의 집단으로 보면 된다. 각 complex에서는 경쟁을 통해 독립적으로 진화해 나가게 되고 추후 독립적으로 진화된 complex는 정보를 공유하기 위해 하나의 population으로 섞이게 된다. 이러한 과정이 목적함수가 수렴이 되거나 최대반복횟수에 도달하는 등 사용자가 설정한 stop condition이 될 때까지 반복되어 최적의 해를 선정하게 된다.

본 연구에서는 식 (2.15)와 같이 Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE; Nash and Sutcliffe, 1970) 와 변수에 로그를 취한 logarithmic NSE (NSElog)로 구성된 목적함수를 사용하여 최적화를 실시하였다.

$$\min f = - \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - Q_{s,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - \overline{Q_{s,i}})^2} \right] - \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\ln Q_{o,i} - \ln Q_{s,i})^2}{\sum_{i=1}^n (\ln Q_{o,i} - \ln \overline{Q_{s,i}})^2} \right] \quad (2.15)$$

여기서 Q 는 유출량을 의미하고 밑첨자 o와 s는 관측값과 모형값을 의미하며 i 는 일수를 n 은 총 일수를 의미한다. 식 (2.15)에서 첫 번째 항목은 주로 풍수기에 발생하는 고유량에 대한 매개변수 보정을 위함이며 두 번째 항목은 갈수기의 저유량에 대해 매개변수를 보정하기 위해 설정하였다.

앞서 2.1.2에서 언급한 바와 같이 각 댐 유역별 관측기간이 다르기 때문에 매개변수 보정을 위한 검정기간을 다르게 설정하였다. 본 연구에서는 Table 2.7에서 제시한 바와 같이 총 관측기간을 몇 개의 구간으로 구분하여 가장 최근 연도의 9~10년 동안의 관측자료를 사용하여 매개변수를 보정하였으며 이를 다른 기간에 적용하여

검증을 실시하였다.

Table 2.7 매개변수 검정 및 검증을 위한 댐 유역별 기간분할: 가장 최근 기간을 매개변수 보정을 위해 사용하였으며 나머지 기간은 매개변수 검증에 사용됨.

Catchment	Name of period	Period
Andong	HP1	1977/01/01 - 1987/12/31
	HP2	1987/01/01 - 1997/12/31
	HP3	1997/01/01 - 2007/12/31
	HP4	2007/01/01 - 2015/12/31
Chungju	HP1	1986/01/01 - 1996/12/31
	HP2	1996/01/01 - 2006/12/31
	HP3	2006/01/01 - 2015/12/31
Imha	HP1	1993/01/01 - 2003/12/31
	HP2	2003/01/01 - 2015/12/31
Juam	HP1	1991/01/01 - 2001/12/31
	HP2	2001/01/01 - 2015/12/31
Seomjin	HP1	1975/01/01 - 1985/12/31
	HP2	1985/01/01 - 1995/12/31
	HP3	1995/01/01 - 2005/12/31
	HP4	2005/01/01 - 2015/12/31
Soyang	HP1	1974/01/01 - 1984/12/31
	HP2	1984/01/01 - 1994/12/31
	HP3	1994/01/01 - 2004/12/31
	HP4	2004/01/01 - 2015/12/31
Yongdam	HP1	2001/01/01 - 2008/12/31
	HP2	2008/01/01 - 2015/12/31

2.5 수문인자와 수문변동지수

상세화된 기후변화 시나리오를 앞서 언급한 세 수문모형에 입력하여 댐유입량에 대한 기후변화 영향을 Table 2.8에 제시한 23가지 수문인자(hydrologic indicator)를 사용하여 평가하였다. 수문인자는 기간별 수문시스템에 대한 양, 시간, 주기 등을 표현하기 위한 지수로 본 연구에서는 The Nature Conservancy에서 제공하는 R package와 더불어 연유출량 및 계절유출량에 대한 지수를 추가하여 수문인자를 산정하였다. 수문인자는 기후변화 시나리오가 제공하는 1975년부터 2099년까지 산정하였으며 이를 참조기간(1976-2005)과 세 개의 미래기간 즉, 2020s(2006-2035), 2050s(2036-2065), 2080s(2066-2095)로 구분하여 분석을 실시하였으며 미래 세 기간을 각 P1, P2, P3로 표기하였다. 산정된 수문인자에 대한 미래 기간별 변동성을 분석하기 위해 본 연구에서는 수문변동지수(Hydrologic Alteration Factor, HAF)를 사용하였다. 수문변동지수는 앞으로 HAF로 칭하기로 한다. HAF는 Range of Variability Approach(RVA, Richter et al., 1997)를 사용하여 사용자가 설정한 각 구간에 대한 수문인자의 빈도가 얼마나 많이 변경됐는지 분석하기 위해 개발된 지수이다 (Mathews and Richter, 2007; Zolezzi et al., 2009; Shrestha et al., 2014).

본 연구에서는 세 가지 범주 즉, 1) High (above 67th percentile), 2) Middle (33rd ~ 67th percentiles), and 3) Low (below 33rd percentile)와 같이 tercile로 구분하여 식 (2.16)과 같이 HAF를 산정하였다.

$$HAF = \frac{F_{prj} - F_{ref}}{F_{ref}} \quad (2.16)$$

여기서 F_{prj} 와 F_{ref} 는 해당 범주의 미래(prj)와 참조(ref)기간의 빈도를 의미한다. 양의 값을 갖는 HAF는 기후변화로 인해 그 범주의 빈도가 참조기간에 비해 증가한 것을 의미하며 음의 값은 빈도가 감소함을 의미한다. 또한 HAF의 절대값은 빈도 증·감에 대한 심도를 나타낸다. 이러한 의미에서 HAF의 부호와 절대값으로 수문인자의 분포가 얼마나 변경되었는지 쉽게 추정할 수 있다. 예를 들어 기후변화를 통한 미래 high tercile의 연유출량에 대한 HAF가 양의 값을 갖는다면 참조기간의 67th percentile보다 높은 연유출량이 미래에 더 높은 빈도로 나타난다는 것을 의미한다. 또한 HAF 값이 클수록 빈도증가 정도가 더욱 높다는 것을 의미한다. 식 (2.16)의 정의에 의해 HAF는 -1.0~2.0의 범위를 가지고 있으며 0은 해당 범주에 대한 수문변동이

없음을 의미한다. 또한 식 (2.17)에 제시한 proportion test에 의해 HAF의 상·하 범위를 설정할 수 있다.

$$Z = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{N}}} \quad (2.17)$$

Table 2.8 본 연구에서 적용된 23개 수문지수와 지수별 따른 수문학적 생태학적 영향 예시

Indicators	No	Examples of hydrological influence	Examples of ecological influence
Annual volume, median seasonal flows	5	Annual and seasonal water volume	Availability and suitability of habitat for aquatic organisms
Monthly flow (m ³ /s)	12	Magnitude of monthly water availability	Suitable habitat availability; influence on secondary variables (e.g. water temperature, oxygen, etc)
Annual mean 1-day, 7-day, 90-day minimum and maximum (m ³ /s)	6	Magnitude of annual flood and drought conditions	Duration of stressful conditions
Total	23		

식 (2.17)에서 $\hat{p}$ 과 p_0 는 미래와 참조기간에 나타나는 비율을 의미하며 N 은 총 기간을 나타낸다. 본 연구에서는 참조기간과 미래기간 모두 30년을 기준으로 설정하였기 때문에 $N=30$ 이 된다. 따라서 p_0 는 1/3이 되며 5 % 유의수준으로 설정했을 때 $z=\pm 1.65$ 가 되어 상·하 기준선인 ± 0.42 가 산정된다. 다시 말해, 산정된 HAF가 상·하 기준선인 ± 0.42 밖에 존재하면 95 % 신뢰도로 그 범주의 빈도가 변경된 것으로 해석할 수 있다. 이와 반대로 ± 0.42 이내에 존재하면 해당 수문지수에 대한 빈도의 변화가 통계적으로 유의하지 않은 것으로 간주한다. 본 연구에서는 RCP4.5와 RCP8.5에 대한 26개 시나리오에 대해 6개 상세화모형 별 그리고 3개 수문모형에 따른 HAF를 산정하였다.

2.6 Model chain 내 불확실성 정량화

본 연구에서는 앞 절에서 언급한 두 가지 RCP와 26가지 GCM, 6가지 통계학적 상세화모형, 그리고 3가지 수문모형을 통해 Figure 2.12와 같은 model chain을 구성하였다. 이러한 model chain을 통해 7개의 댐 유역에 대해 각 836개의 앙상블을 생성하여 총 5,852개의 댐 유입량 앙상블을 통해 기후변화로 인한 수문인자에 대한 앙상블을 산정하였다.

본 연구에서는 model chain 내 각 요소 즉, RCP, GCM, SDM, HM이 산정된 23가지 수문인자의 변동성에 각각 얼마나 기여하고 있는지를 산정하여 각 수문인자 앙상블 내 불확실성을 요소별로 정량화하고자 하였다. 다시 말해, 미래 수문인자의 불확실성에 RCP, GCM, SDM, HM의 기여도를 정량화하여 이를 제시하고자 하였다. 이를 위해 본 연구에서는 First-order Sensitivity Index(FSI)와 Total Sensitivity Index(TSI)를 사용하여 댐 유입량의 수문인자에 대한 불확실성을 정량화하고자 하였다.

X_i 의 함수 Y 가 주어졌을 때 Y 에 대한 X 의 1차 영향은 식 (2.18)로 정의되며 이를 FSI라 한다.

$$S_i = \frac{V_{X_i}[E_{X_{-i}}(Y|X_i)]}{V(Y)} \quad (2.18)$$

여기서 S_i 는 FSI를 의미하고 X_{-i} 는 X_i 를 알고 있거나 고정했을 때 가능한 요소 X 의 벡터를 의미한다. 또한 V_{X_i} 는 X_i 의 모든 가능한 값에 대한 분산을 의미한다. 또한 기댓값 부호 안은 X_i 를 알고 있을 때 Y 값의 모든 가능한 X_{-i} 에 대한 평균값을 의미한다. 즉 식 (2.18)의 분자는 모든 가능한 X_{-i} 에 대한 Y 값의 평균에 대한 분산을 의미하며 FSI는 전체 분산 $V(Y)$ 에 대한 각 요소 X_i 가 고정됐을 때 분산에 미치는 부분 기여에 대한 비율로 정의된다. 전체 분산의 식 (2.19)와 같이 전체 결과에 대한 X_i 의 1차 영향과 residual의 합으로 정의된다.

$$V(Y) = V_{X_i}[E_{X_{-i}}(Y|X_i)] + E_{X_i}[V_{X_{-i}}(Y|X_i)] \quad (2.19)$$

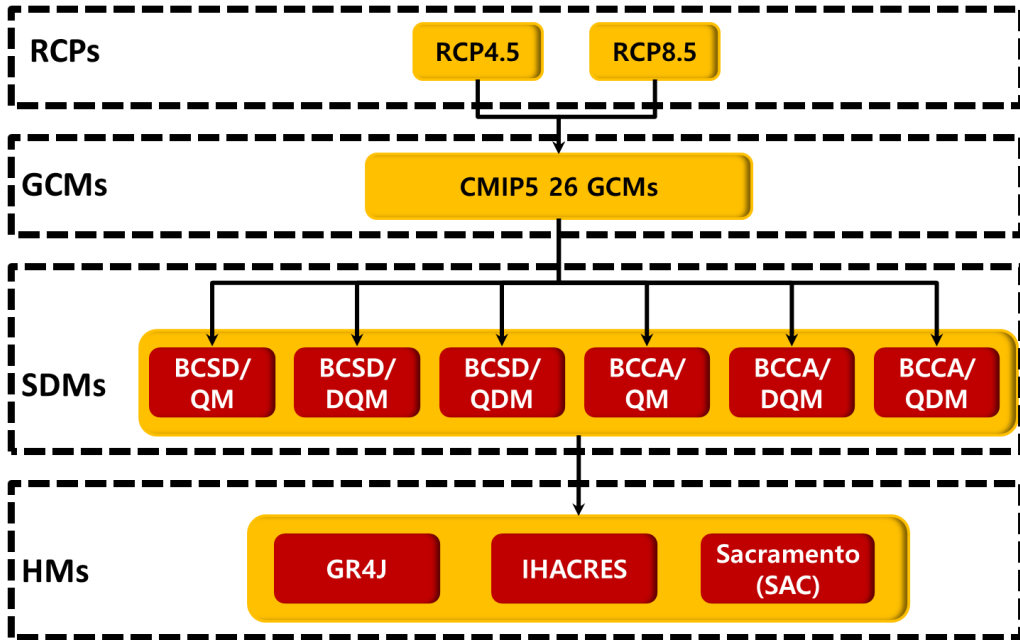


Figure 2.12 본 연구에서 사용된 model chain: SDM(Statistical Downscaling Model), HM (Hydrologic Model)

다시 말해, X_i 에 대해 큰 S_i 는 총 분산에 기여도가 높다는 것을 의미하며, 이는 전체 결과에 대해 더 큰 영향을 미친다는 것을 나타낸다(Saltelli et al., 2010; Shin et al., 2013). 이와 더불어 TSI는 식 (2.20)에 의해 정의된다.

$$S_{Ti} = \frac{E_{X_{-i}}[V_{X_i}(Y|X_{-i})]}{V(Y)} = 1 - \frac{V_{X_{-i}}[E_{X_i}(Y|X_{-i})]}{V(Y)} \quad (2.20)$$

여기서 S_{Ti} 는 TS_i 를 나타내는데 FSI와는 달리 X_i 의 1차 영향뿐만 아니라 고차원적인 영향까지도 고려한 지수를 산정하게 된다. 다시 말해, X_i 와 다른 요소와의 상호작용에 따른 전체 결과에 대한 영향을 고려하게 된다. 식 (2.20)의 첫 번째 수식의 분자는 X_i 를 제외한 나머지 요소들을 고정했을 때 얻는 분산의 기댓값을 의미하는데 이는 식 (2.19)을 사용하면 $V(Y) - V_{X_{-i}}[E_{X_i}(Y|X_{-i})]$ 로 변환되어 식 (2.20)을 얻을 수 있다. TSI는 해당 요소 그 자체의 기여도뿐만 아니라 다른 요소와의 상호작용에 의한 기여도를 모두 고려한 지수이기 때문에 FSI에 비해 전체 결과에 대한 해당 요소의 기여도를 정량화한다는 측면에서 보다 안정적인 값을 얻을 수 있다. 그러나 FSI는 직관적이고 명백하게 기여도를 정량화할 수 있다는 장점이 있다 (Saltelli et al., 2000).

본 연구에서는 Saltelli(2002)와 Shin et al.(2013)에서 적용한 바와 같이 Monte Carlo random sampling을 사용하여 $n(k+2)$ 즉, 표본개수($n=10,000$)와 요소개수($k=4$)를 사용하여 총 40,000개의 샘플링을 통해 FSI와 TSI를 산정하였다.

3. 연구내용

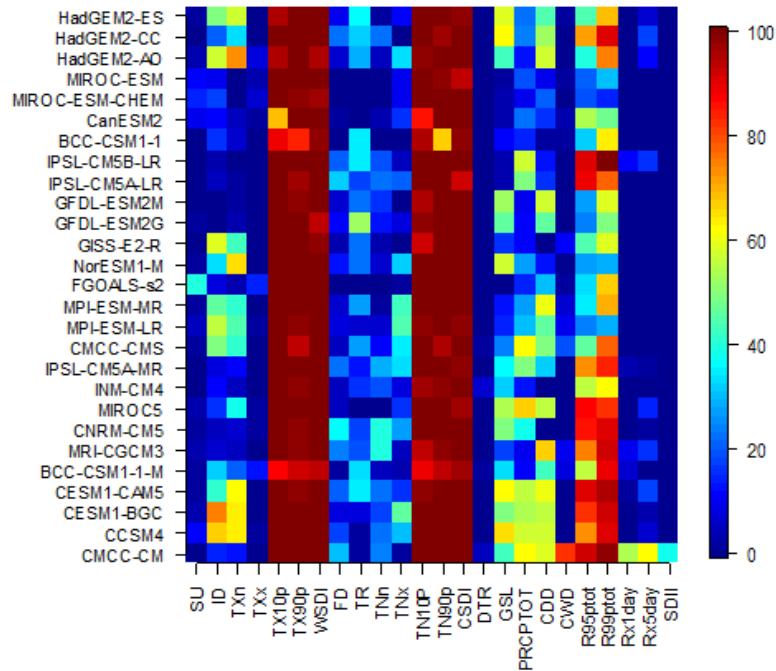
3.1 국내 기후변화 상세화 자료 생성

3.1.1 장기추세를 반영한 상세화모형의 효과분석

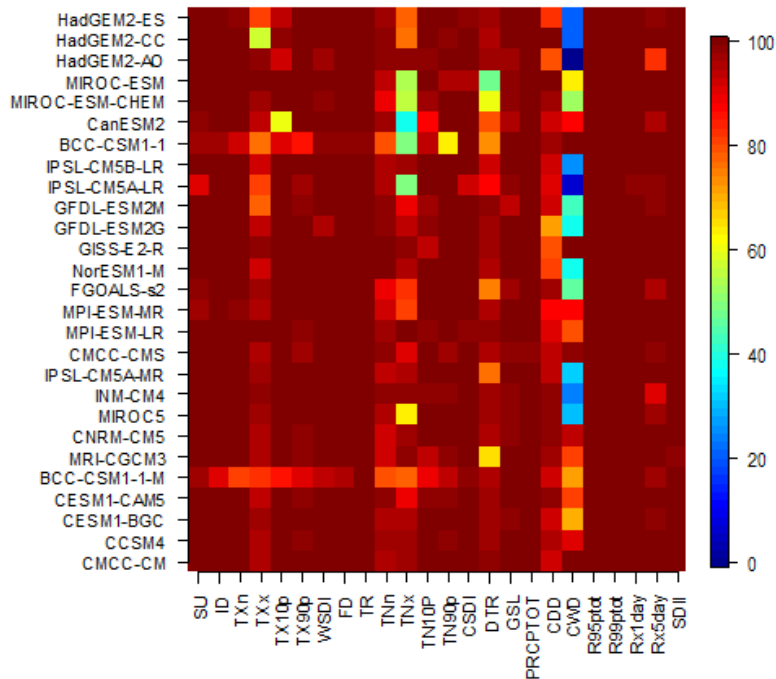
장기추세를 반영한 상세화모형의 효과를 분석하기 전 과거기간 동안 60개 ASOS 관측점 자료와 상세화된 자료를 비교하여 이에 대 효과를 확인하고자 하였다. 이를 위해 과거기간 동안 관측값과 상세화자료에 대한 ETCCDI를 산정하고 각 지점마다 Kolmogorov-Smirnov(K-S) test를 실시하여 5% 유의수준에서 두 자료의 분포에 대한 동일성을 검증하고자 하였다. 기본적으로 QM, DQM, QDM은 과거기간 동안에 적용할 경우 QM과 동일하게 적용되므로 K-S test는 BCSD/QM에 의한 상세화자료를 가지고 검증하였다. Figure 3.1은 ETCCDI 지수별 BCSD 적용 전·후에 대한 K-S 검증 통과비율을 제시하고 있다. 다시 말해 총 60개 관측점에서 K-S test를 5% 유의수준에서 통과한 비율을 의미한다. 100%는 모든 관측점에서 통과한 것을 의미하며 0%는 그 반대의 경우를 의미한다. 그림을 통해 알 수 있듯이 BCSD를 적용하기 전 다시 말해 GCM 격자에서 관측점으로 단순보간을 통해 얻는 자료에서는 24개 지수 중 TX10p, TX90p, WSDI, TN10p, TN90p, CSDI 등 6개 지수를 제외하고 거의 모든 모형과 지수에서 50% 이하의 통과율을 보여주고 있다. 그러나 BCSD를 통해 상세화된 기후자료에서는 6일 이상 연속강우일수로 정의되는 CWD를 제외하고는 모든 지수에서 80% 이상의 통과율을 보여주고 있다. Figure 3.1은 밑에서부터 위로 공간해상도가 높은 순으로 나열을 했는데 전반적으로 통과율이 높지 않은 CWD에서도 해상도가 높은 모형 즉, CMCC-CM부터 CNRM-CM5까지 1.4° ($\approx 140\text{km}$) 이하의 공간해상도를 가진 모형에 대해서는 양호한 통과율을 보여주고 있다. 이러한 결과는 연속강우일수를 재현하는 데 있어 기후모형의 해상도가 많은 영향을 주고 있다는 사실을 의미하고 있다. 또한 상세화모형을 통해 기후자료의 정확도가 향상됨을 알 수 있다.

이와 더불어 본 연구에서는 기존의 QM을 통한 편이보정과 더불어 장기추세를 반영할 수 있는 편이보정을 방식인 DQM과 QDM을 적용하여 편이보정을 실시하였다. 이러한 세 가지 편이보정을 기존 상세화모형과 결합시켜 상세화를 실시하였다. 각기 다른 상세화모형에 따라 GCM으로부터 유도된 장기추세가 유지되는지 확인하고자 하였다. Figure 3.2~Figure 3.5는 본 연구에서 선정한 ETCCDI의 3개 미래구간에

대한 GCM으로부터 유도된 변화값(a)과 세 가지 상세화 방식에 의한 변화값(b-d)에 대한 편이를 제시하고 있다. 여기서 기후시나리오는 RCP4.5를 기준으로 하며 변화값은 참조기간 (1976-2005)와 미래 3개 기간 (2020s, 2050s, 2080s)에 대한 각 지수별 평균값의 차이를 나타낸다. 또한 이러한 변화값의 편이는 GCM과 상세화 방식에서 유도된 지수별 변화값의 차이에 의해 산정되었다. 다시 말해, 변화값 편이값이 0이면 상세화 이후에도 GCM에서 유도된 변화값을 오차없이 그대로 유지하고 있다는 의미가 된다.



(a) BCSD 적용 전



(b) BCSD 적용 후

Figure 3.1 ETCCDI 지수별 BCSD 적용 전·후에 대한 K-S 검증 통과비율

Figure 3.2와 3.3은 강수와 관련된 ETCCDI에 관한 결과를 보여주고 있는데 본 연구에서는 보다 효율적인 시각화를 위해 단위가 동일한 지수를 기준하여 두 그룹으로 나누어 제시하였다. 다시 말해 Figure 3.2는 강수량을 Figure 3.3은 강수일의 단위를 가진 그룹으로 구분하였다. 그림 내 box-plot의 범위는 각 기후지수에 대한 본 연구에서 사용된 26가지 GCM의 변동성을 나타낸다. Figure 3.2(a)를 보면 미래 연 강수량 뿐만 아니라 참조기간 내 95분위와 99분위 이상의 극한 강우사상이 증가하는 것을 알 수 있다. 이러한 변화율은 먼 미래 즉 2080s에 더 확연히 나타나고 있다. 이에 반해 1일과 5일 최대강수를 의미하는 RX1day와 RX5day는 큰 변화를 보이지 않고 있다. GCM으로부터 유도된 변화율에 대한 편이를 나타내고 있는 Figure 3.2의 나머지 그림을 보면 세 가지 상세화모형 중 BCSD/QM의 편이가 가장 크게 나타나고 있음을 알 수 있다. 특히 증가하는 변화율이 큰 지수에 대해 더 큰 편이가 나타나고 있음을 알 수 있다. 이는 장기추세가 존재하는 기후자료를 상세화하는 과정에서 QM에서는 관측자료 범위를 넘어서는 사상이 빈번히 발생하게 되어 외삽을 통해 극값을 추정하는 경우가 빈번하게 발생하게 되고 이로 인해 GCM으로부터 유도되는 변화값을 왜곡하게 되어 타 방법에 비해 더욱 큰 변화값에 대한 편이가 발생하게 된다. 이에 반해 BCSD/DQM과 BCSD/QDM은 장기추세를 유지할 수 있는 편이보정 방식을 사용하기 때문에 BCSD/QM에 비해 상대적으로 적은 GCM 변화값에 대한 편이를 보이고 있다. Figure 3.3은 SDII, CWD, CDD에 대한 미래구간별 변화값을 보이고 있는데 뚜렷한 장기추세를 보이고 있지 않다. 따라서 BCSD/QM의 경우에도 GCM의 변화율을 잘 유지하고 있음을 확인할 수 있다. 다시 말해, 장기추세가 존재하지 않는 지수에 대해서는 세 가지 상세화모형의 결과가 모두 유사한 결과를 보이고 있음을 알 수 있다.

Figure 3.4와 3.5는 일최소 및 최고기온과 관련된 ETCCDI에 관한 결과를 보여주고 있는데 강수와 관련된 지수와 마찬가지로 지수단위를 기준으로 두 그룹으로 나누어 제시하였다. 첫 번째 그룹은 일수 및 백분율을 가진 지수로 구성되었고 다른 그룹은 섭씨온도(°C)의 단위를 가진 지수로 구성하였다. 이를 보면 예상한 대로 강수와 달리 지구온난화 영향으로 인해 뚜렷한 장기추세를 보이고 있다. 예를 들면, 폭염과 관련된 지수인 SU, TX90p, WSDI, TR, TN90p, GSL 등은 확연한 증가추세를 보이고 있는데 반해 한파와 관련된 지수 즉 ID, TX10p, FD, TN10p, and CSDI는 감소하는 추세를 보이고 있다. 좀 더 자세히 들여다보면, 일최고기온이 25°C 이상 되는 여름철기온을 의미하는 SU가 2080s에 50일 이상 증가하며 일최저기온이 20°C 이상

을 의미하는 TR 또한 40일 이상 증가하는 것을 보여주고 있다. 이중 가장 높은 증가 추세를 보이고 있는 WSDI(연중 6일 이상 과거 90분위수 이상 기온이 나타나는 횟수)의 경우에 중간값을 기준으로 한 경우, 2020s과 2080s까지 12일에서 50일까지 증가하는 경향을 보이고 있다. 이는 SU와 TX90p과 같은 폭염일수가 증가할 뿐만 아니라 폭염의 길이 또한 증가될 것이라는 것을 의미한다. 이와 더불어 작물성장가능일수를 의미하는 GSL(Growing Season Length)이 증가하여 작물생산 잠재능이 향상됨을 알 수 있다.

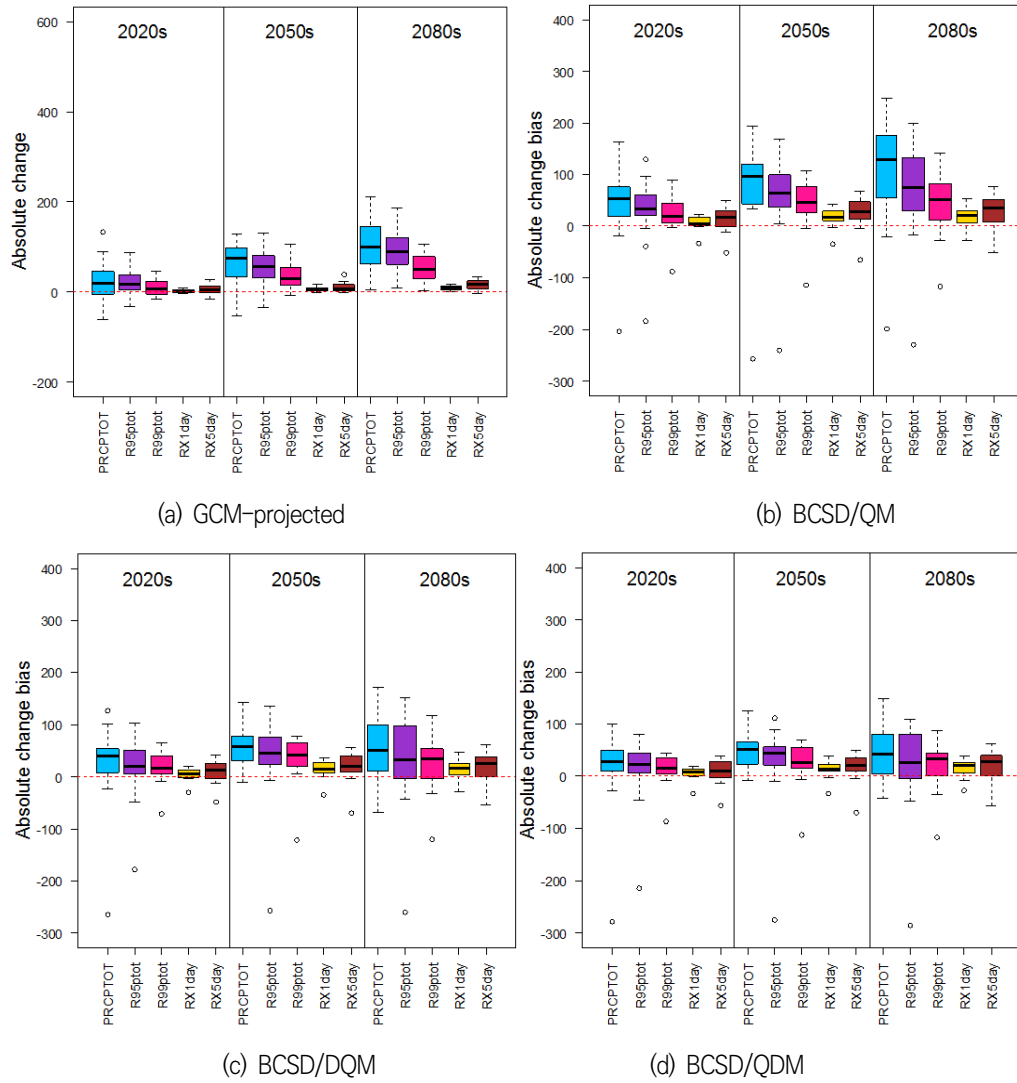


Figure 3.2 강우와 관련된 ETCCDI의 3개 미래구간에 대한 GCM으로부터 유도된 변화값(a)과 세 가지 상세화 방식에 의한 변화값에 대한 편이(b-d): 변화값의 편이는 GCM과 상세화 방식에서 유도된 지수별 변화값의 차이에 의해 산정됨.

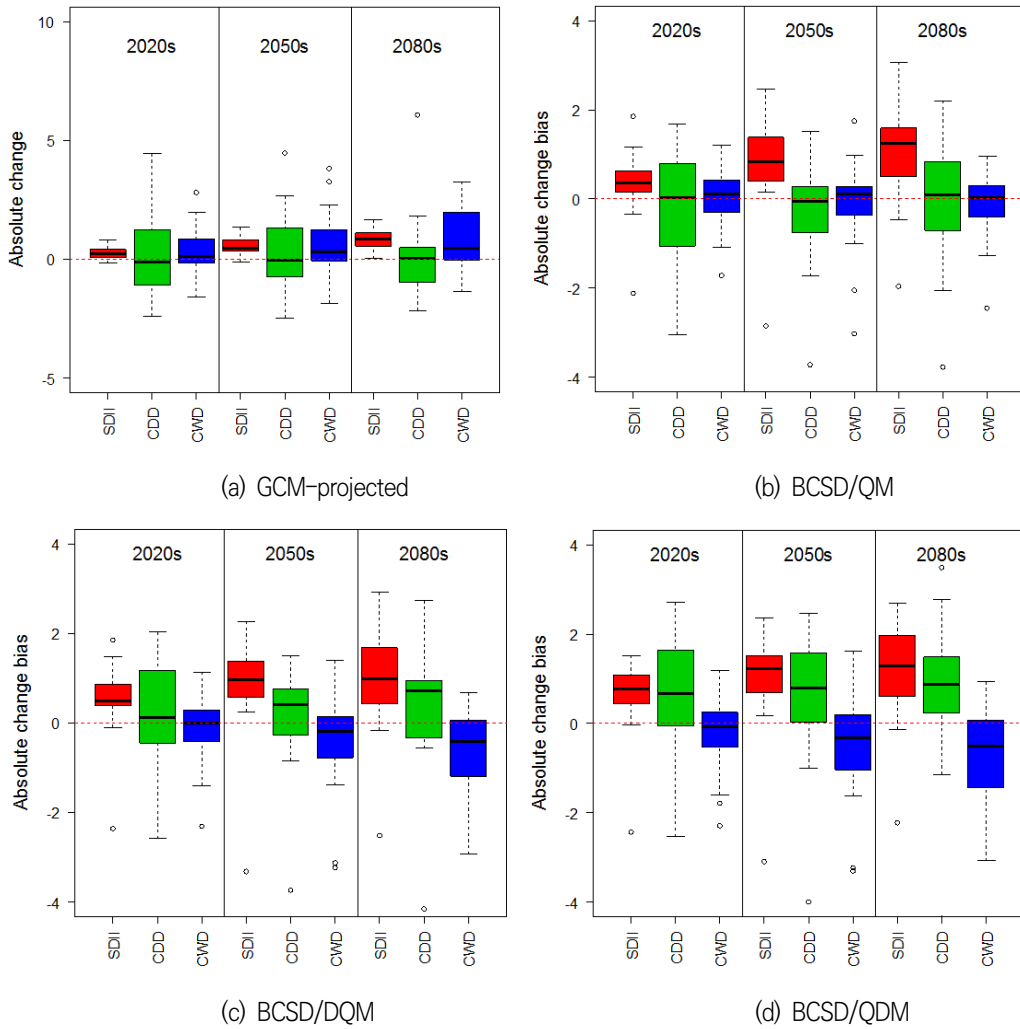


Figure 3.3 SDII, CDD, CWD에 대한 변화율과 변화율에 대한 편이 (Figure 3.2와 동일)

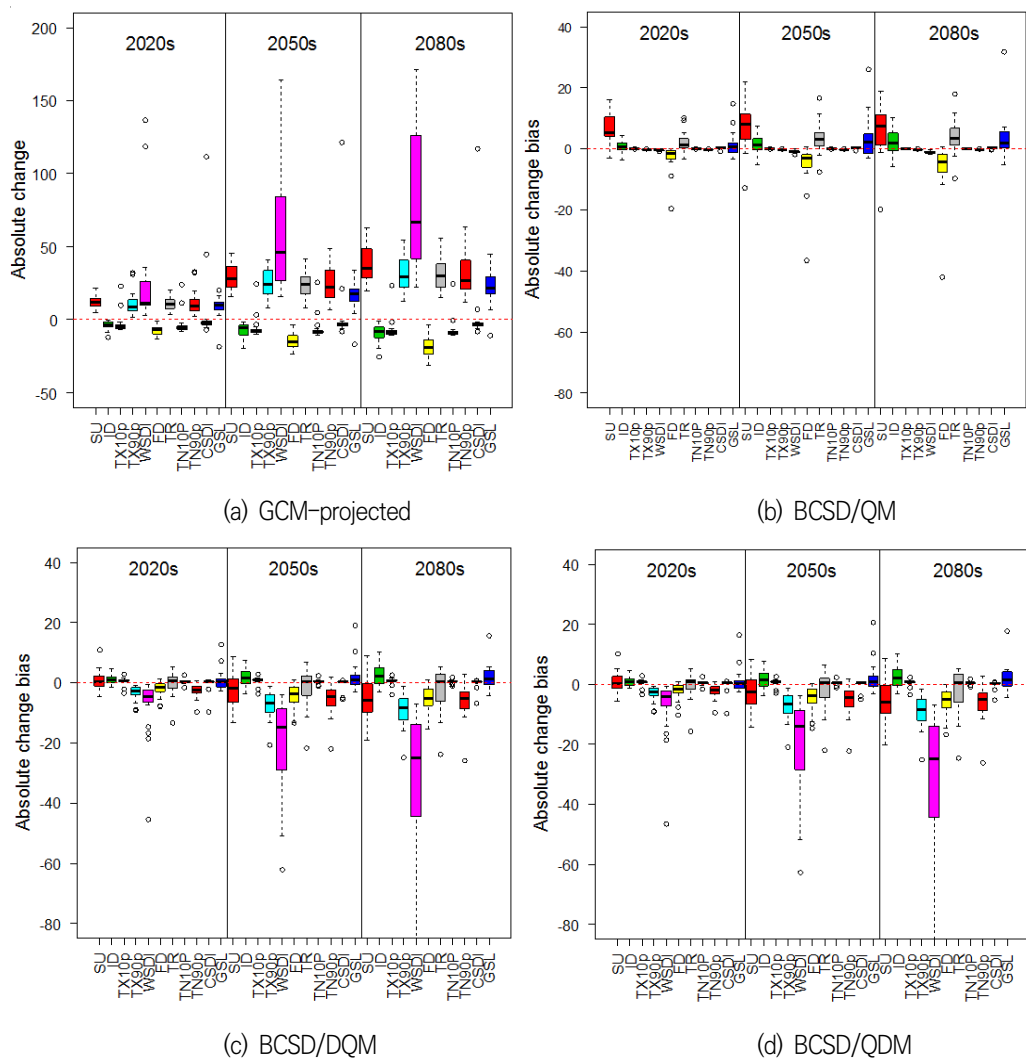


Figure 3.4 일 최고 및 최저기온과 관련된 ETCCDI의 3개 미래구간에 대한 GCM으로부터 유도된 변화값(a)과 세 가지 상제화 방식에 의한 변화값에 대한 편이(b-d)

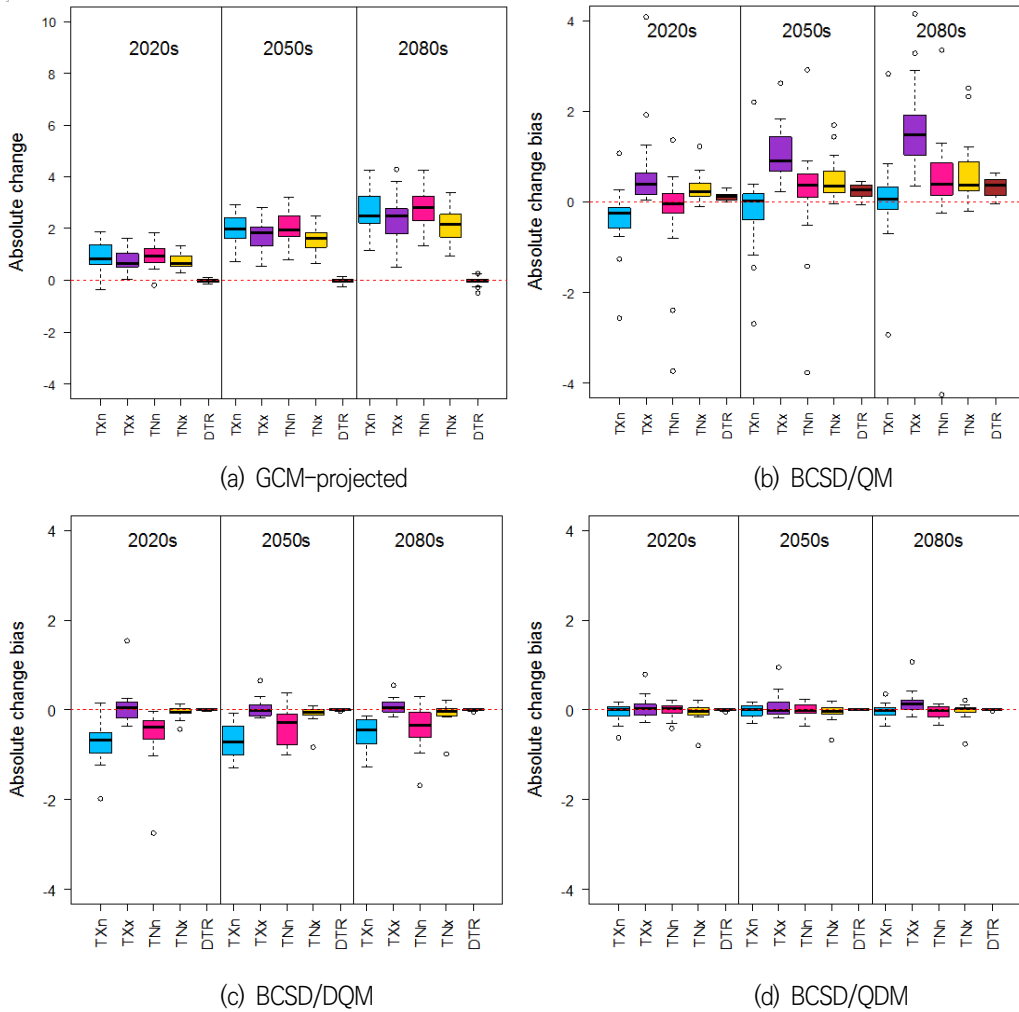


Figure 3.5 일 최고 및 최저기온과 관련된 ETCCDI 중 $^{\circ}\text{C}$ 단위를 가진 지수에 대한 3개 미래구간에 대한 변화율 및 변화율에 대한 편이

Figure 3.5의 연최대·최저기온을 보면 더욱 확연한 지구온난화 영향을 볼 수 있다. 이러한 경향은 일최고기온과 관련된 지수(TXn, TXx)보다 일최저기온과 관련된 지수(TNn, TNx)에서 더 높은 증가율을 나타내고 있다. 이러한 모든 결과는 기후변화로 인해 미래 폭염사상의 주기, 빈도, 강도 모두 증가할 것임을 제시하고 있다.

Figure 3.4와 3.5의 GCM 변화값에 대한 편이를 보게 되면 대체적으로 BCSD/QM에 비해 BCSD/DQM과 BCSD/QDM이 유사하거나 더 적은 변화율에 대한 편이를 보이고 있다. 특히, Figure 3.5(d)를 보면 강한 증가추세를 보이는 TXx, TXn, TNn,

TNx에 대해 타 상세화방법에 비해 BCSD/QDM이 GCM의 장기추세를 거의 완벽하게 유지하고 있는 것을 확인하였다. 그러나 Figure 3.4의 변화율 편이를 보여주는 (b)~(d)를 보면 장기추세를 고려한 WSDI에서 BCSD/DQM과 BCSD/QDM이 GCM 변화율을 유지하지 못하고 매우 과소평가하고 있는 것을 알 수 있다. WSDI가 뚜렷한 증가 추세를 보임에도 불구하고 장기추세를 고려한 두 상세화모형이 BCSD/QM보다 GCM의 증가추세를 유지하지 못하고 있어 이러한 결과는 예상치 못한 의외의 결과를 보였다. Figure 3.6은 본 연구에서 사용된 26개 GCM 중 HadGEM2-ES에 대한 세 가지 상세화모형에 따른 WSDI의 시계열을 보여주고 있다. Figure 3.4의 결과에서 예상할 수 있듯이 GCM과 BCSD/QM의 WSDI에 비해 BCSD/DQM과 BCSD/QDM의 WSDI가 낮게 나오고 있음을 알 수 있다. 예를 들어 2007년도에 BCSD/QM의 WSDI는 130일인 반면 BCSD/QDM의 WSDI는 58일에 불과하다. 이러한 결과는 Figure 3.7의 2007년 일최고기온 시계열에 나타난 바와 같이 BCSD/QM이 다른 두 상세화모형에 비해 높은 일최고기온을 생성하고 있음을 알 수 있다. 이는 BCSD/QM 해당기간 동안 외삽에 의해 과도하게 추정된 값을 생산하고 있음을 알 수 있다. WSDI는 해당일을 기준으로 5일 앞뒤 날짜에 해당하는 창을 기준으로 6일 이상 90분위수 이상 일최고기온 발생하는 일수를 나타낸다. 본 연구에서는 15일 moving window를 적용한 누적확률밀도를 구성하여 QM을 적용하기 때문에 moving window가 어떻게 설정하느냐에 따라 기후변수의 계절성을 반영하는 정도가 다르게 나타난다. 이를 확인하기 위해 Figure 3.8에서와 같이 15-day, 30-day, 90-day, 그리고 150-day moving time window를 설정하여 WSDI의 변화를 살펴보았다. 이를 보면 moving window가 크면 클수록 GCM에서 생성한 WSDI에 더욱 유사한 값을 생성하고 있음을 알 수 있다. 다시 말해, 큰 moving window를 가질수록 더욱 큰 WSDI 변화값을 나타내는 반면 작은 moving window는 해당 일에 대한 계절성을 더욱 잘 반영하기 때문에 상대적으로 낮은 기온을 생성하여 더 작은 WSDI를 산정하게 되는 것이다. 이는 GCM에서 일반적으로 나타나는 기온에 대한 양의 편이를 본 연구에서와 같이 21일 이하의 moving time window를 설정하여 더욱 정밀한 자료 내 계절성을 반영함으로써 이를 극복할 수 있다는 것을 의미한다. 결과적으로 강수와 기온과 관련된 ETCCDI에 대해 BCSD/QDM이 GCM에서 유도된 장기추세를 가장 잘 반영한다고 할 수 있다.

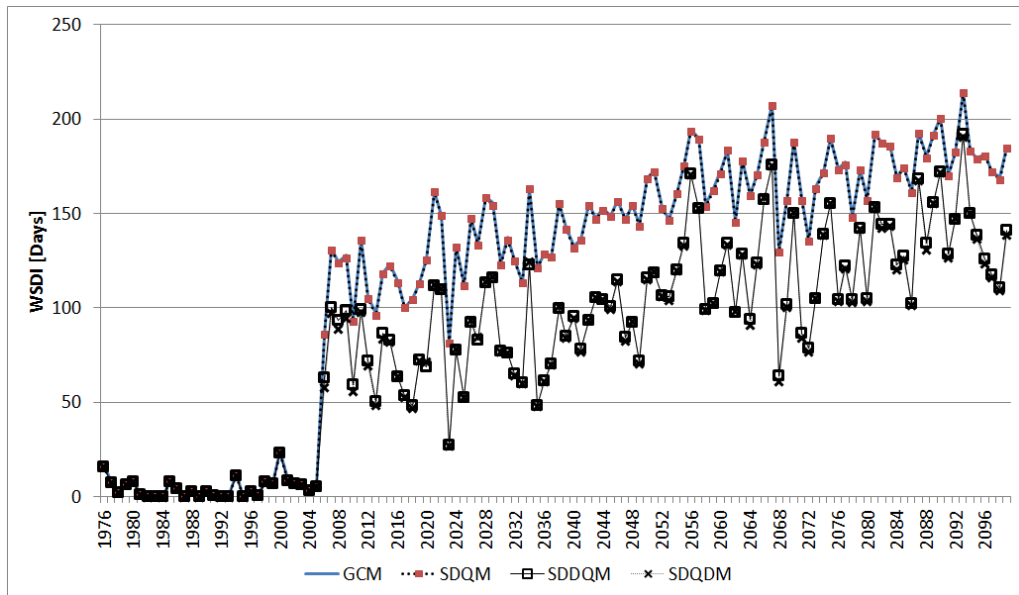


Figure 3.6 GCM과 세 가지 상세화모형에 따른 1976년부터 2099년까지의 WSDI

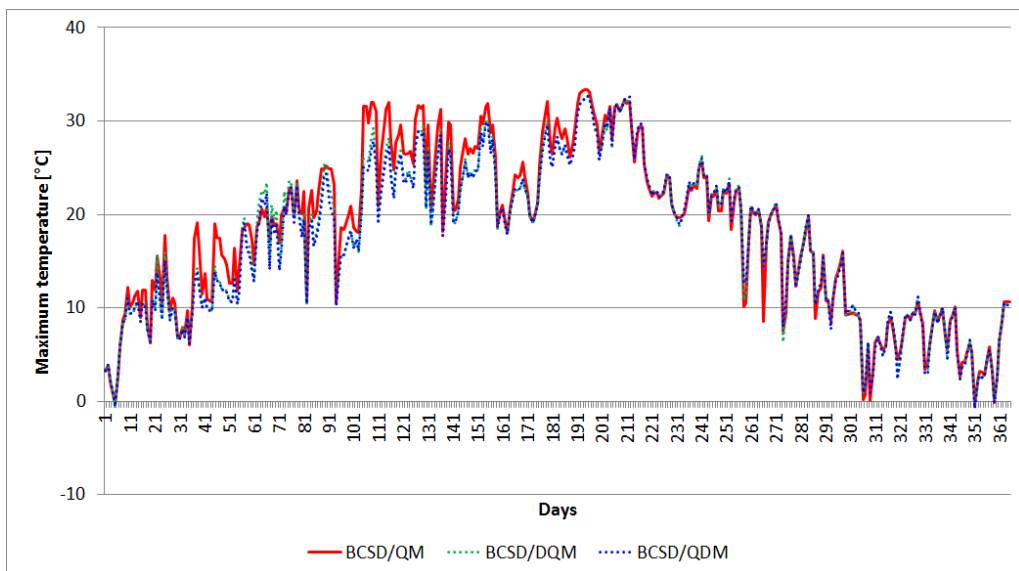


Figure 3.7 2007년도의 세 가지 상세화모형에 따른 일 최고기온의 시계열

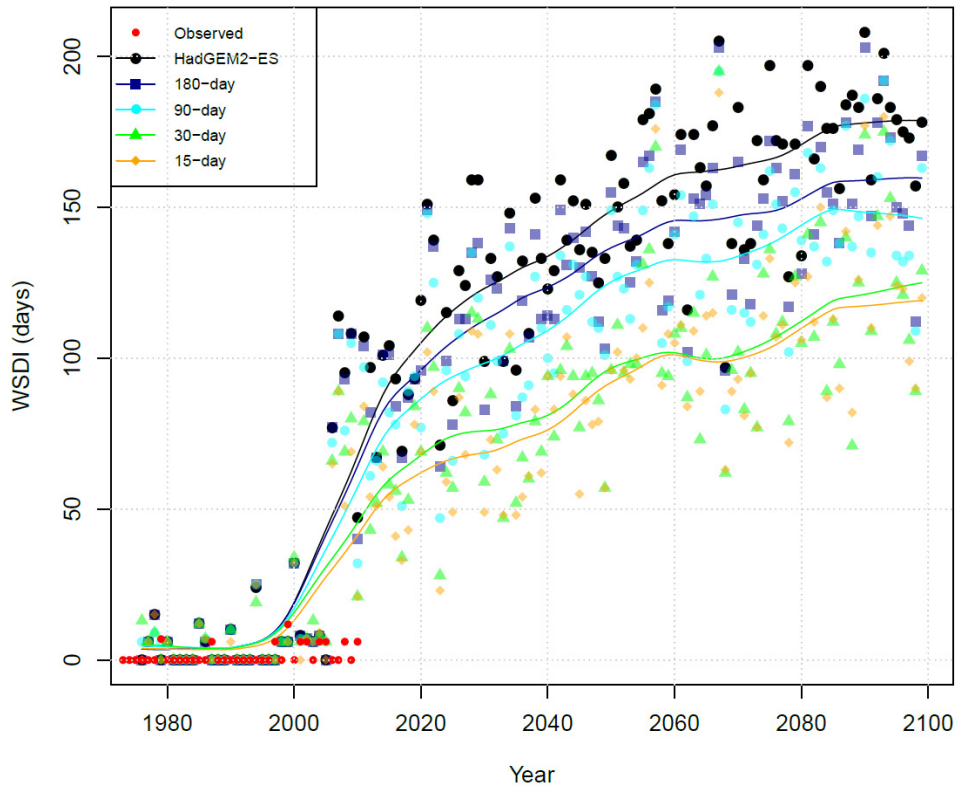


Figure 3.8 네 가지 moving time window 설정에 따른 HadGEM2-ES의 WSDI 변화

3.1.2 상세화된 기후변화자료의 시·공간적 변동성

국내 60개 ASOS 관측점으로 상세화된 26개 CMIP5 기후변화 시나리오에 대한 시·공간적 분석을 실시하였다. 우선 시간에 따른 ETCCDI의 변동을 추적하기 위해 관측점별로 산정된 지수를 공간 평균하여 1976년부터 2099년까지 ETCCDI를 산정하였으며 이를 Figure 3.9 ~ 3.12에 제시하였다. Figure 3.9는 일최고기온과 관련된 지수이며 Figure 3.10은 일최저기온과 Figure 3.11은 일최고기온과 최저기온 모두 관련된 DTR 및 GSL의 시계열이며 마지막으로 Figure 3.12는 강수와 관련된 지수를 제시하였다. 그림에서 회색으로 표시된 영역은 BCSD/QDM으로 상세화된 26개 GCM의 지수별 변동성을 나타낸다. 또한 파란색, 연두색, 주황색, 붉은색 실선은 GCM, BCSD/QM, BCSD/DQM, BCSD/QDM으로 상세화된 시나리오의 앙상블평균을 의미하고 검정색 실선은 관측값을 공간평균을 나타낸다.

일최고기온과 관련된 지수를 살펴보면 여름철기온을 상징하는 SU의 증가추세를 확인할 수 있으며 이러한 경향은 2050년 이후 RCP8.5에서 더욱 확연히 나타남을 알 수 있다. BCSD/QM이 타 상세화모형보다 높은 값을 나타내고 있어 외삽에 의해 더 높은 기온을 생산하고 있음을 알 수 있다. 또한 GCM은 관측값과 비교했을 때 매우 심각한 편이를 보이고 있음을 알 수 있으며 이러한 편이가 상세화모형을 통해 제거되고 있음을 알 수 있다. 결빙일을 의미하는 ID는 점차 감소하는 경향을 보이고 있는데 특이한 점은 RCP8.5에서 시간이 지날수록 GCM간 변동폭이 점차 줄어들고 있음을 알 수 있다. 이는 지구온난화로 인한 영향이 모든 GCM에서 공통적으로 반영되기 때문이며 이러한 기온상승 추세가 GCM으로부터 매우 강하게 제시되고 있음을 알 수 있다. 연최저기온과 최고기온을 나타내는 TXn과 TXx에서도 SU와 비슷한 상승추세를 보이고 있다. 특히, RCP8.5가 RCP4.5에 비해 2060년을 기준으로 해서 더 높은 상승세를 보인다는 점에 주목할 필요가 있다. RCP8.5의 TXx에서 BCSD/QM을 보면 2099년에는 BCSD/QDM과 상당한 차이(3.5°C)를 보이고 있음을 알 수 있다. 또한 GCM이 TXn 보다는 TXx에서 상당한 음의 편이를 보이고 있음을 확인할 수 있다. TX10p는 ID와 같이 감소추세를 보이고 있고 TX90p와 WSDI는 강한 상승추세를 보이고 있다. WSDI는 참조기간 이후 즉, 2006년 이후부터 GCM간 변동성이 매우 크게 나타나고 있다. 흥미로운 점은 이전의 지수에서 나타난 현상과 유사하게 2060년대 이후부터 RCP 간 차이가 상당히 벌어지고 있음을 알 수 있다.

일최저기온과 관련된 ETCCDI에서도 일최고기온과 관련된 ETCCDI의 결과가 유사한 경향을 보이고 있다. 즉, 지구온난화로 인해 폭염과 관련된 지수인 TR, TN_x, TN90p는 강한 상승추세를 보이고 있으며 폭한과 관련된 지수인 FD, TN_n, CSDI는 감소추세를 보이고 있다. 또한 공통적으로 2060년대 이후부터 RCP 간 차이가 상당히 벌어지고 있음을 알 수 있다.

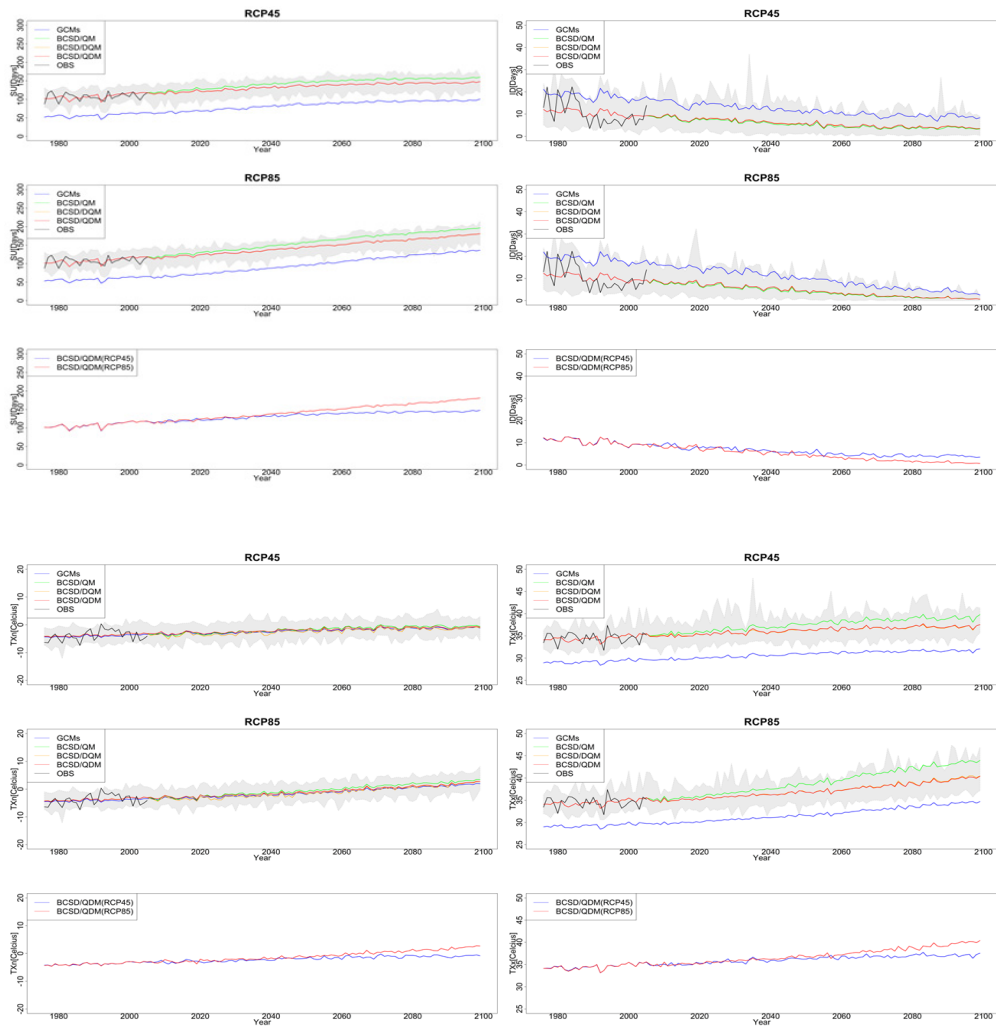


Figure 3.9 RCP4.5와 RCP8.5의 상세화된 기후시나리오에 대한 일최고기온과 관련된 ETCCDI 시계열

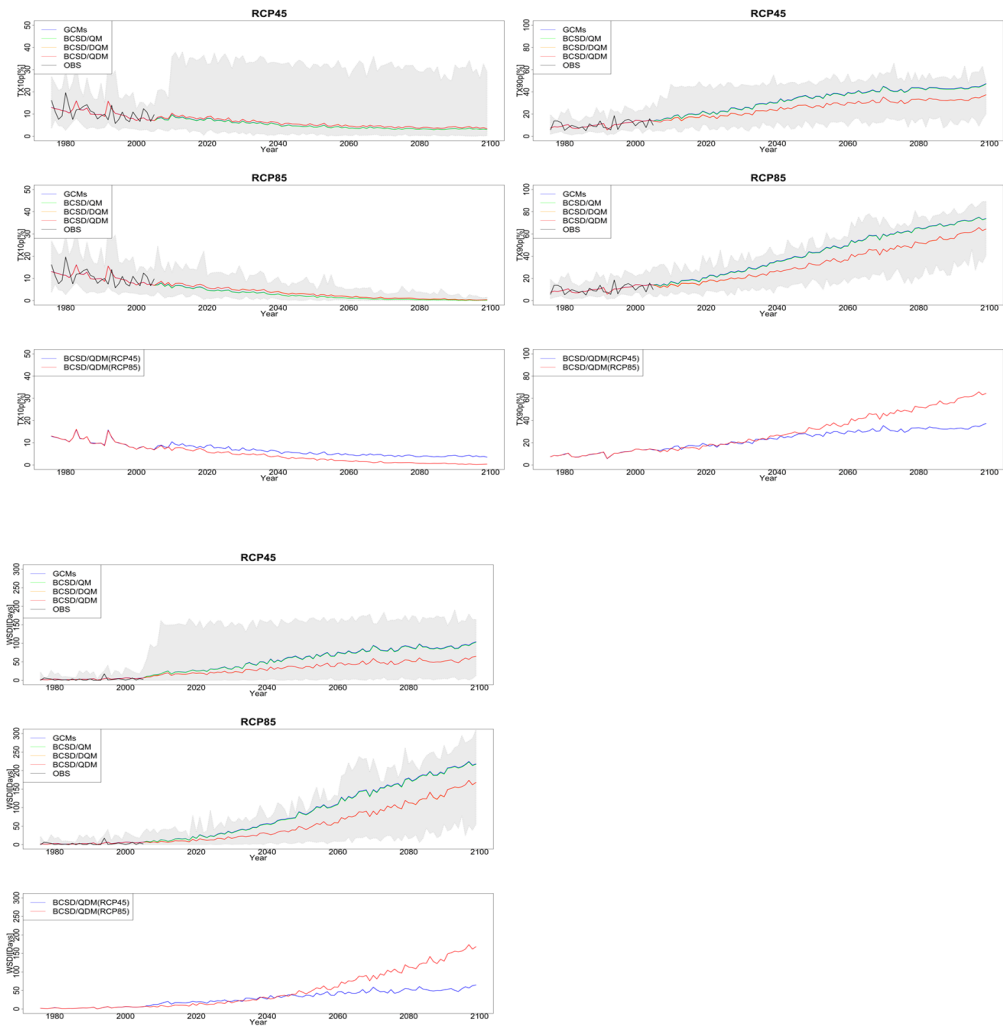


Figure 3.9 (계 속)

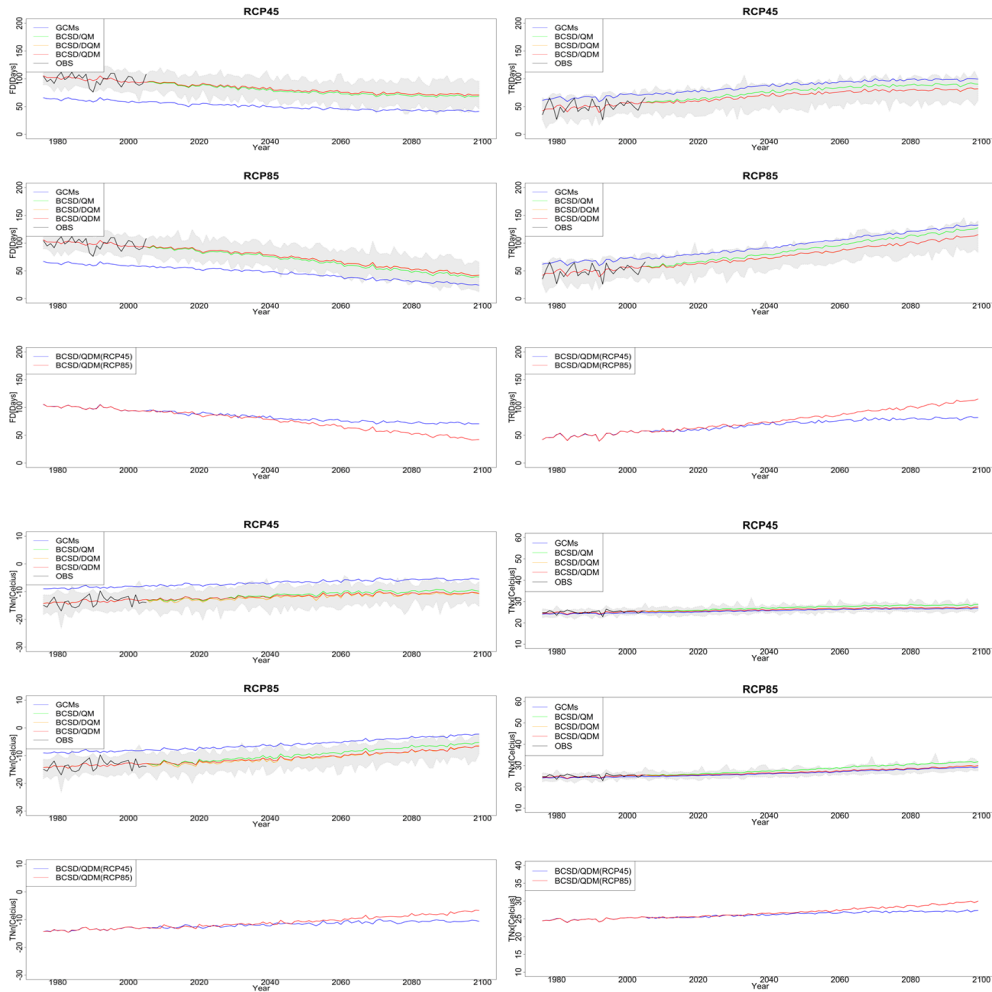


Figure 3.10 RCP4.5와 RCP8.5의 상세화된 기후시나리오에 대한 일최저기온과 관련된 ETCCDI 시계열

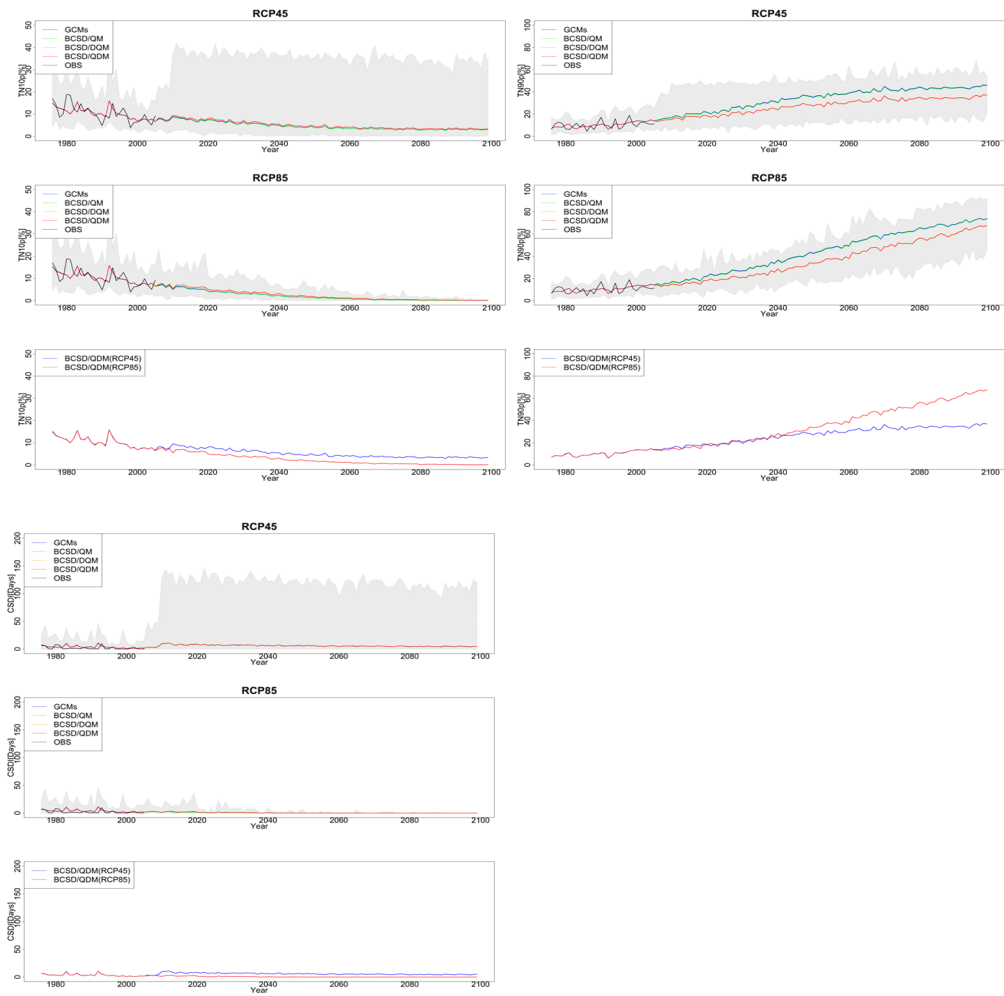


Figure 3.10 (계 속)

Figure 3.11에서 제시한 일최대온도와 일최소온도 모두와 관련된 지수인 DTR과 GSL을 보면 DTR은 유의한 어떤 추세를 보이지 않고 일정한 수평선을 나타내고 있음을 알 수 있으며 GCM의 변동성 또한 다른 지수에 비해 크지 않다. 그러나 예상한 바와 같이 GSL은 RCP8.5에서는 강한 상승추세를 보이고 있으며 다른 기온관련 지수와 마찬가지로 2060년 이후에 RCP간 큰 차이를 보이고 있다. 이러한 결과는 RCP의 특성에 의한 것으로 보여지는 대기농도가 2060년대 이전까지는 RCP4.5와 RCP8.5가 큰 차이를 보이지 않고 있다가 그 이후 대기농도의 차가 현격하게 벌어지고 있다는 것을 ETCCDI를 통해 간접적으로 보여주고 있다.

강수와 관련한 ETCCDI 시계열을 나타낸 Figure 3.12을 보면 두 RCP 모두 완만한 상승추세를 보이고 있으며 RCP8.5에서 보다 높은 상승추세를 보이고 있음을 알 수 있다. 또한 극한 강수사상을 나타내는 R95pTOT와 R99pTOT에서 연평균강수량을 나타내는 PRCPTOT보다 더 강한 상승추세를 보이고 있다는 것을 알 수 있다. 일반적으로 강수는 GCM간 불확실성이 매우 크게 나타나는 변수 중 하나이다. 이로 인해 앞서 언급한 기온과 관련한 ETCCDI보다 강수와 관련한 지수의 GCM간 변동성(회색 범위)이 훨씬 크게 나타나고 있음을 확인할 수 있다. 참조기간 동안 각 지수에 대한 관측값의 연간변동성을 GCM이 반영하지 못하고 있음을 볼 수 있다. 그러나 상세화를 통해 만족할만한 수준은 아니지만 GCM에서 유도된 것보다 큰 연간변동성을 보이고 있다. 또한 GCM은 일반적으로 관측값에 비해 낮은 값을 나타내고 있어 음의 편이를 보이고 있으며 상세화를 통해 이를 제거할 수 있음을 확인하였다. 연속무강우일수와 연속강우일수를 나타내는 CDD와 CWD를 보면 GCM은 각각 과소, 과대하게 추정하는 경향이 있음을 알 수 있다. 이는 GCM에서 아주 작은 강수량이 빈번하게 나타나는 “drizzle effect”로 인해 나타나는 현상으로 상세화모형을 통해 편이를 제거하고 있다는 것을 알 수 있다. 또한 RCP4.5와 RCP8.5를 비교해 보면 R95pTOT와 R99pTOT에서 RCP8.5가 더 높은 값을 보이고는 있으나 기온과는 달리 둘 사이에 현격한 차이가 나타나지 않음을 알 수 있다.

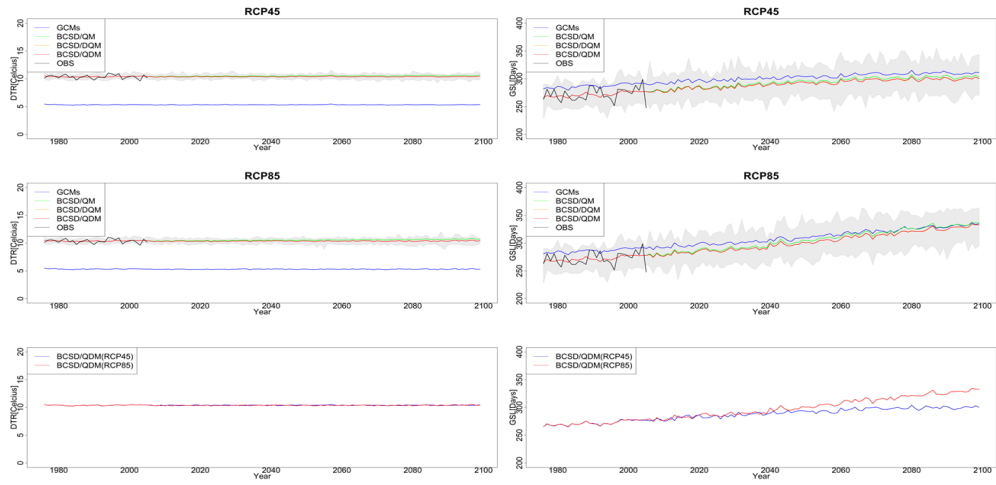


Figure 3.11 RCP4.5와 RCP8.5의 상세화된 기후시나리오에 대한 DTR과 GSL에 대한 시계열

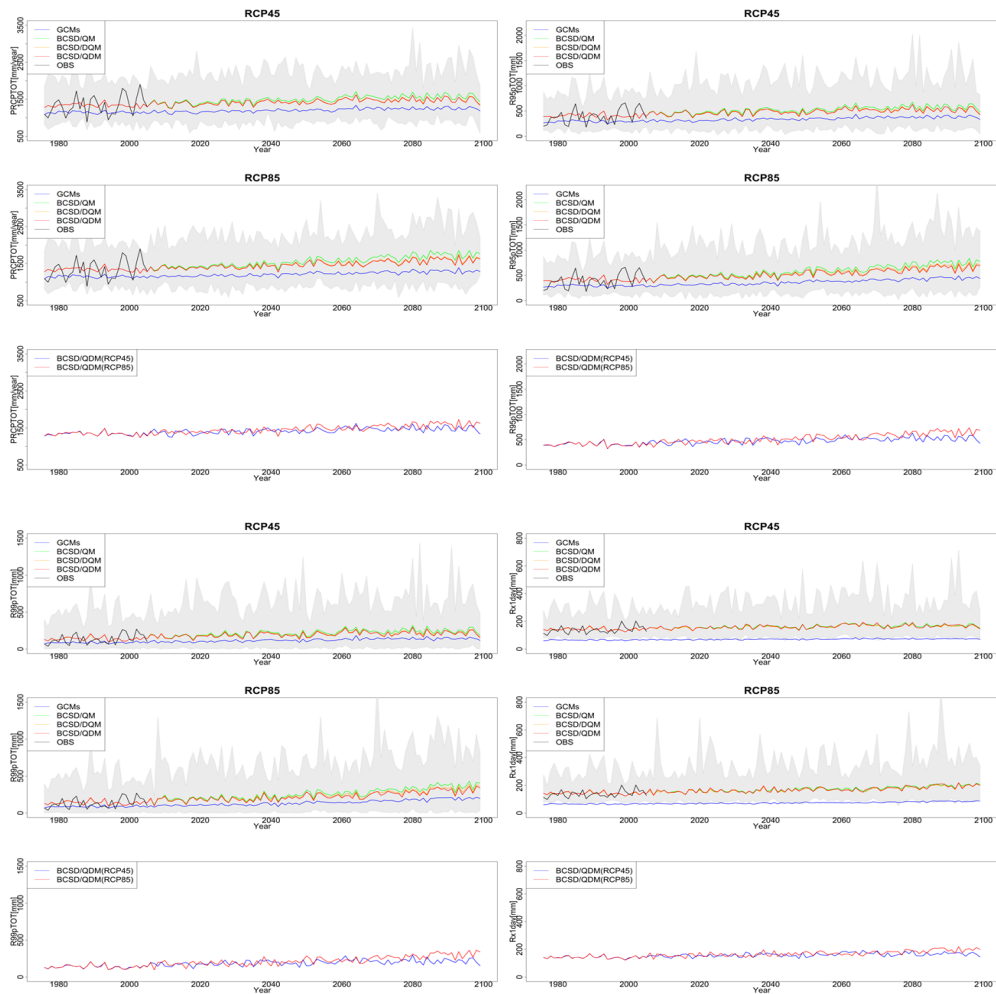


Figure 3.12 RCP4.5와 RCP8.5의 상세화된 기후시나리오에 대한 일강수와 관련된 ETCCDI 시계열

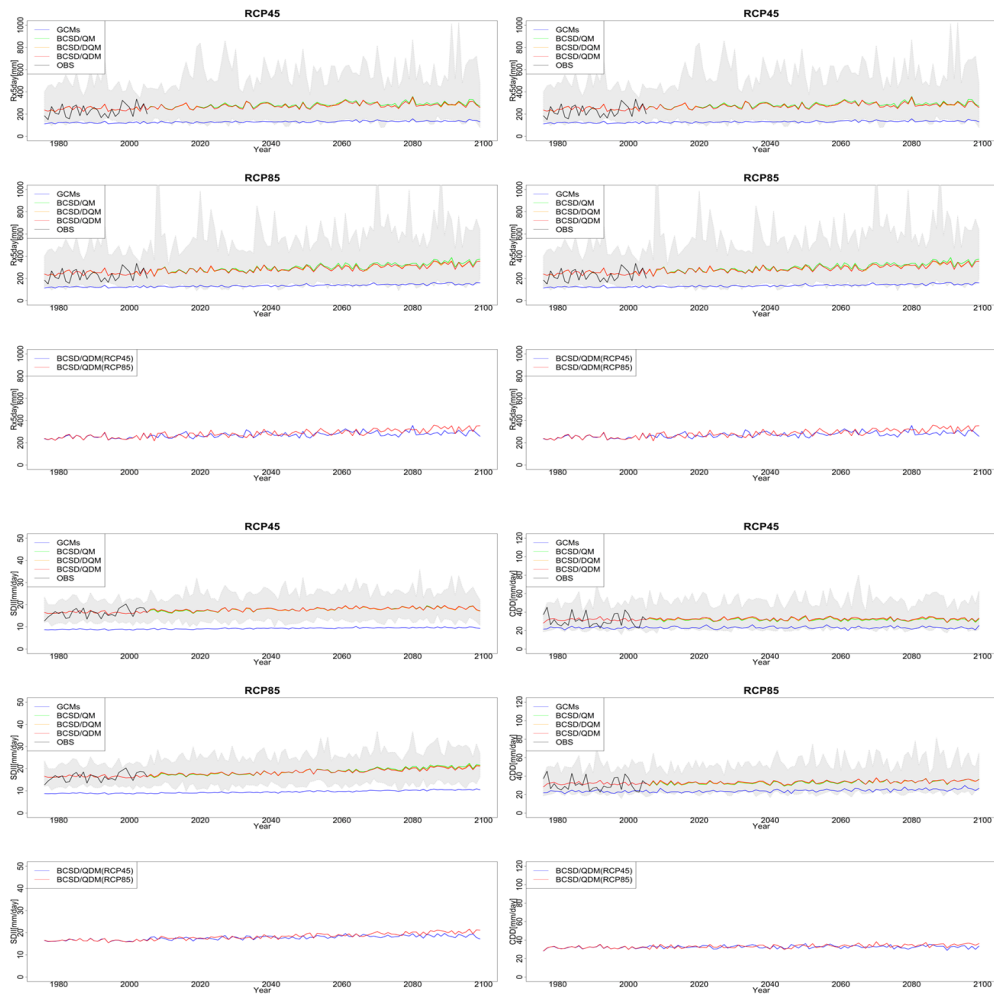


Figure3.12 (계 속)

이와 더불어 미래 ETCCDI의 공간적 변동성을 살펴보기 위해 세 개 미래기간 중 2080s와 참조기간(1990s) 두 기간의 ETCCDI 평균값의 차이를 60개 ASOS에 표시하고 이를 공간보간하여 제시하였다. 전체적으로 공간분포를 살펴본 후 대표하는 지수를 선별하여 제시하였다. 기온과 관련된 지수로 TXx, TNx, TXn, TNn, WSDI, CSDI를 선정하였으며 강수와 관련된 지수로는 PRCPTOT, RX95p, CDD, CWD를 선정하여 Figure 3.13과 Figure 3.14에 제시하였다.

우선 기온과 관련된 지수를 살펴보면, 예상한 대로 RCP8.5가 RCP4.5에 비해 참조기간에 대한 기온상승율이 더 높게 형성되어 있는 것을 알 수 있다. 또한 폭염과 관련된 지수인 TXx를 살펴보면 남부지역보다는 중부내륙지역에 더 높은 상승값을 보이고 있으며 RCP8.5의 경우 이 지역에 4.6°C 이상 상승하는 것으로 나타났다. 폭염의 지속기간과 관련된 지수인 WSDI를 살펴보면 전반적으로 모두 상승하고 있지만 남부해안지역과 제주지역에 더 큰 폭으로 상승하는 것을 알 수 있다. 특히, RCP4.5에 비해 RCP8.5가 이 지역에 대해 2배 이상의 상승율을 보이고 있다. 이러한 결과는 국내 전 지역에 대해 연최고기온의 상승뿐만 아니라 그 지속기간 또한 상승한다는 것을 의미한다. 따라서 폭염에 대한 대응전략이 필요하다 할 수 있겠다. 또한 연최저 및 최고기온을 의미하는 TNn과 TXx를 비교해 보면 TXx의 상승값보다 TNn의 상승값이 더 크게 나타남을 알 수 있다. 이는 일 최고기온보다는 일 최저기온에 기후변화의 영향이 더 크다는 것을 의미한다. 폭한과 관련된 CSDI를 살펴보면 예상과 달리 중부내륙지역에서 RCP4.5 시나리오에 대해 이를 이상 상승하는 것으로 나타났으나 RCP8.5에서는 전 지역에 3일에서 5일 이상 감소하는 것으로 나타났다. 특히 동부해안지역과 제주지역 더 큰 감소폭을 나타냈다.

강수와 관련된 지수에 대한 공간분포를 살펴보면 CWD를 제외하면 모두 중부내륙지역보다는 남부지역에서 더 높은 증가값을 나타내고 있다. 또한 모두 공통적으로 RCP4.5보다는 RCP8.5에서 더 높은 증가값을 보이고 있다. PRCPTOT와 R95pTOT를 보면 RCP8.5에 대해 남부지역에 대해 연 300mm 이상의 증가율을 보이고 있다. 연속무강우일수인 CDD를 보면 중·남부지역에 걸쳐 3.5일 이상 증가하는 것으로 알 수 있다. 극한 강수사상인 R95pTOT는 증가하는데 반해 CDD 또한 증가하는 것으로 볼 때 극한 사상인 가뭄과 홍수로 인한 피해 또한 증가할 수 있다는 것을 의미한다고 볼 수 있다. 연속강우일수인 CWD는 두 RCP에 대해 모두 1일 이하의 상승값을 보여 참조기간과 거의 유사한 추세를 보이는 것으로 보인다.

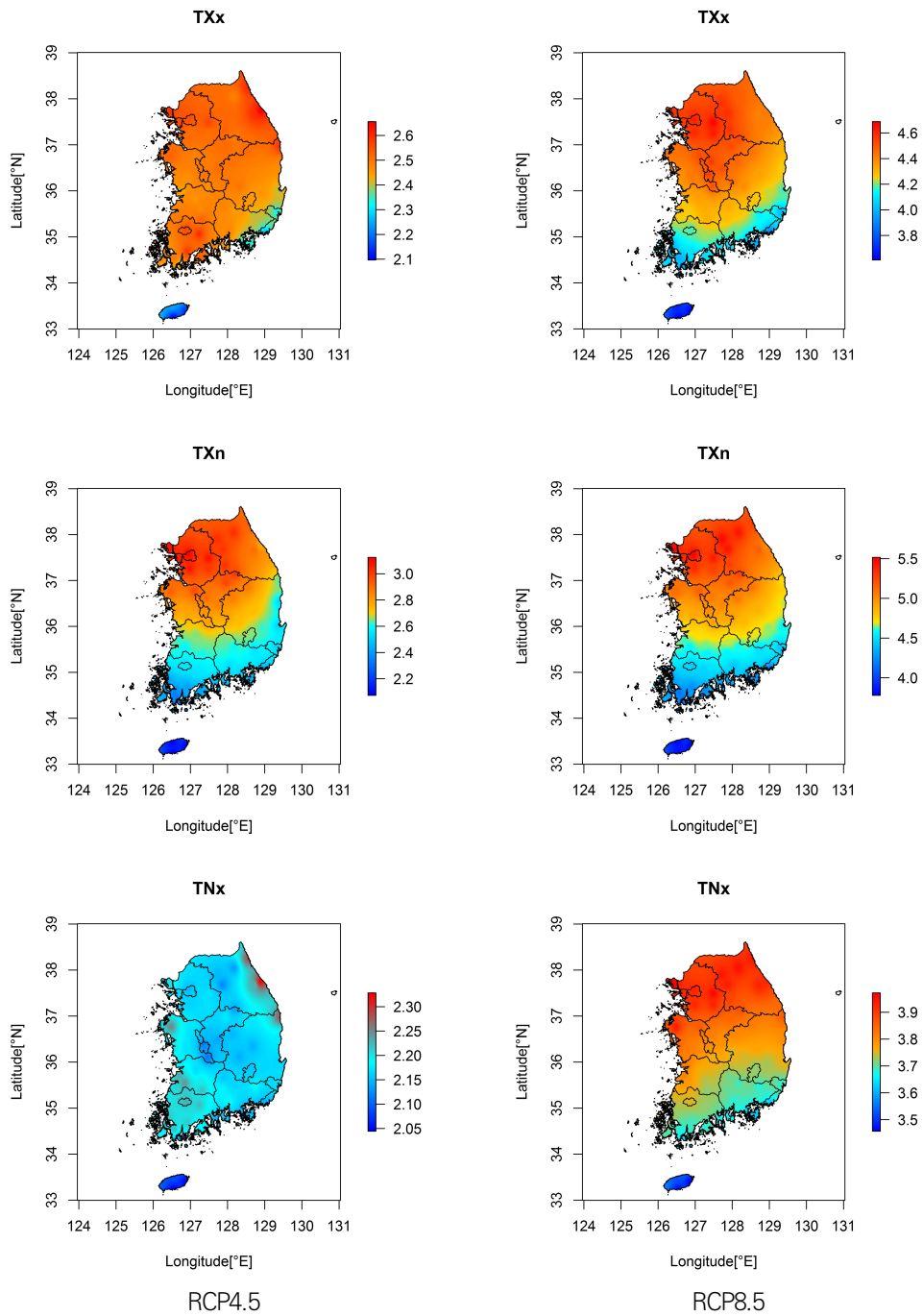


Figure 3.13 RCP4.5와 RCP8.5에 대한 2080s의 기온과 관련된 ETCCDI의 공간분포

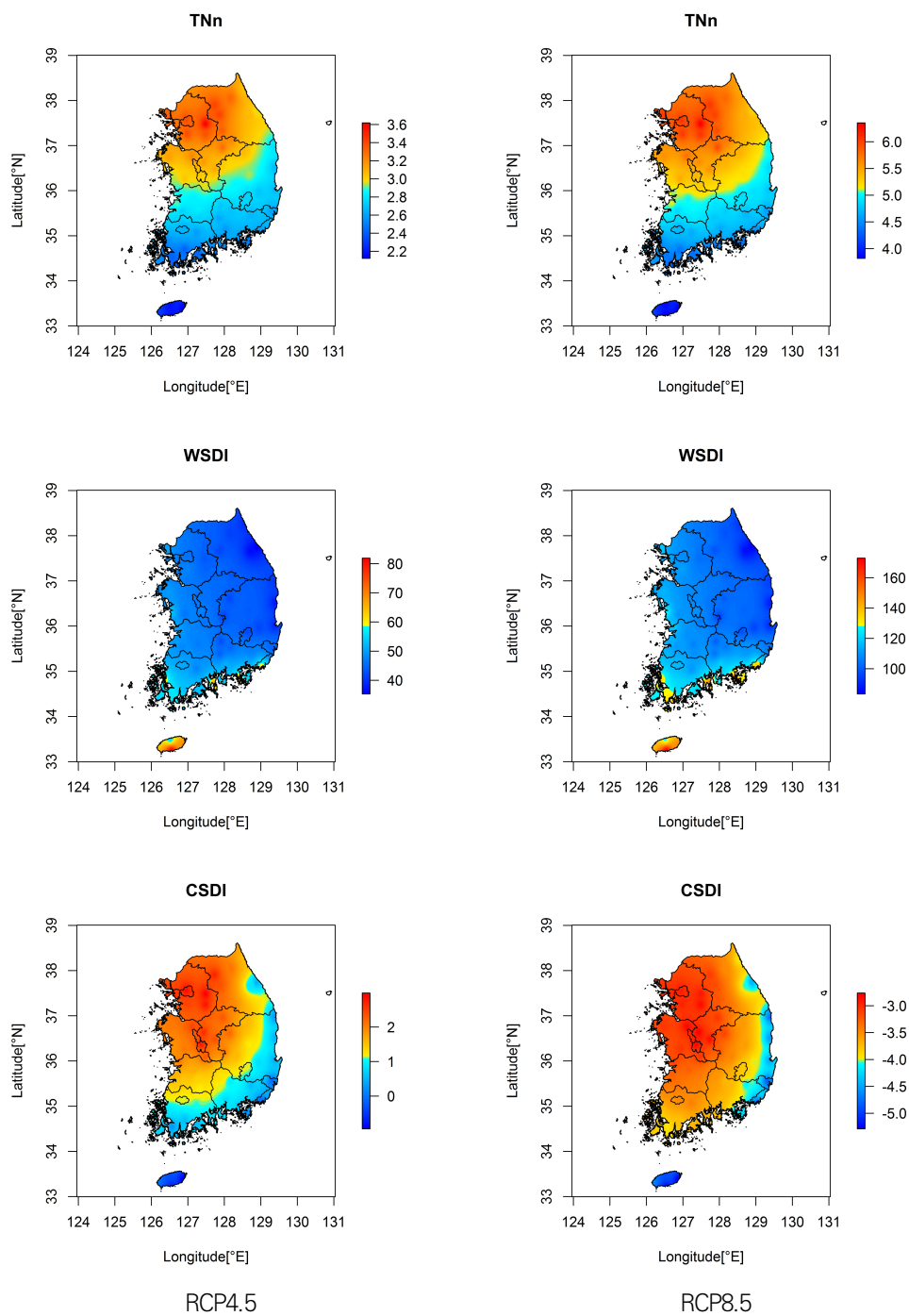


Figure 3.13 (계 속)

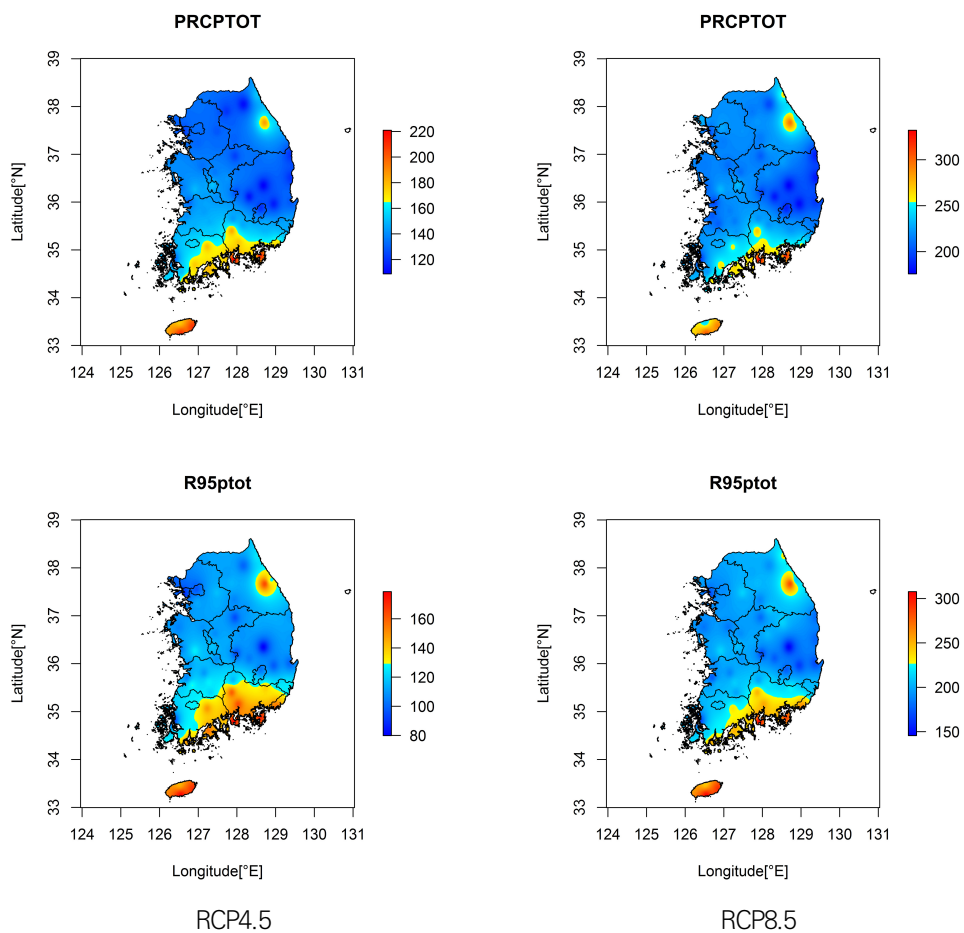


Figure 3.14 RCP4.5와 RCP8.5에 대한 2080s의 강수와 관련된 ETCCDI의 공간분포

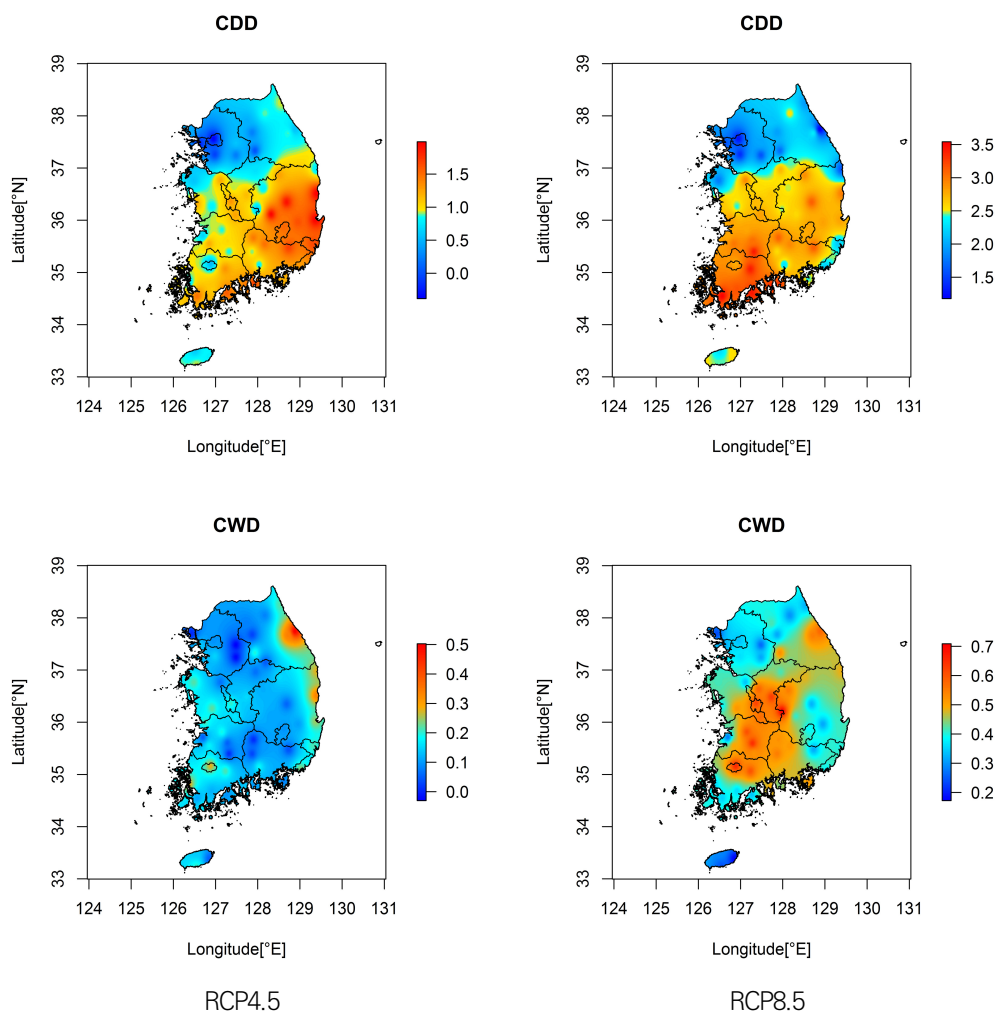


Figure 3.14 (계 속)

3.2 표준화된 평가체계를 활용한 기후 및 상세화모형 비교

3.2.1 GCM 우선순위 비교

본 연구에서는 2.3절에서 설명한 표준화된 평가체계를 바탕으로 5개의 평가기준에 포함된 각 지수를 정량화하고 TOPSIS를 사용하여 26개 GCM의 우선순위를 평가하였다. 이 때 평가기준에 대한 가중값에 따른 우선순위의 불확실성을 고려하기 위해 20,000개의 다른 가중값 조합을 생성하였고 그에 따른 우선순위를 평가하여 각 순위의 비율을 제시하였다.

Figure 3.15는 이러한 기후변수 별 TOPSIS에 의한 GCM의 우선순위 비율을 보여주고 있다. 우선 Y축에 나열한 GCM은 공간해상도에 따라 나열하였다. 다시 말해, 공간해상도 높은 순에서 낮은 순으로 나열하여 공간해상도와 우선순위와의 상관관계를 살펴보고자 하였다. 우선, 강수에 대한 우선순위를 보면 공간해상도와 우선순위와의 상관관계를 찾기 힘든 것을 알 수 있다. 일반적으로 강수는 지형특성에 따라 또한 국지적 대류현상에 따라 상이한 분포를 가지게 되는데 CMIP5 GCM모형은 아직까지는 이러한 강수 지역특성을 고려하기에는 충분치 않은 공간해상도를 가지기 때문인 것으로 보인다. 그러나 MIROC5나 MPI-ESM-MR은 상위순위에 높은 비율을 보이고 있는 반면 HadGEM-CC나 IPSL-CM5A-LR과 같은 모형은 우선순위가 낮은 곳에 30%이상의 높은 비율을 나타내고 있다. 이를 보면 어떤 모형이 매우 우수하다는 것을 제시하기보다는 강수에 대해 어떤 모형을 배제해야 하는지에 대한 정보는 제공할 수 있다. 예를 들어, 미래 기후변화에 대한 불확실성이 큰 기후변화연구는 이를 다루기 위해 미래 기후변동성을 충분히 고려하기 위해 다양한 GCM 모형을 통해 생성된 기후변화 시나리오를 사용한다. 그러나 가용한 시나리오를 모두 사용하는 것은 계산시간과 더불어 많은 저장공간뿐만 아니라 이를 다루기 위한 많은 노력이 요구된다. 이 때 주어진 기후변화 시나리오 중 Figure 3.15와 같은 우선순위를 통해 하위순위에 해당하는 시나리오를 배제하여 이러한 문제를 극복할 수 있다.

최고기온에 대한 우선순위를 비율을 살펴보면 강수와는 달리 공간해상도에 따라 우선순위 비율이 좌우되는 것을 알 수 있다. 다시 말해, 고해상도를 가진 CMCC-CM, CCSM4, CESM1-BGC와 같은 모형에서 상위순위에 높은 비율을 보였으며 이와 반대로 낮은 해상도를 가진 BCC-CSM1-1과 같은 모형에서 하위순위에 높은 비율을 나타

냈다. 이와 비슷하게 최저기온에 대한 우선순위를 보면 최고기온에 대한 공간해상도와 우선순위 비율만큼 강한 상관관계만큼 보이지는 않지만 대체적으로 고해상도를 가진 모형에서 높은 우선순위 비율을 나타내고 저해상도를 가진 모형에서 하위순위에 높은 우선순위 비율을 보인다. 이는 주로 해수면 온도와 같은 large-scale forcing의 영향을 받는 기온특성으로 인해 고해상도를 가진 기후모형이 한반도 주변 기온의 계절특성을 보다 효율적으로 모의한다는 것을 나타내고 있다. 또한 지형특성의 영향을 크게 받지 않는 최대온도에서 이러한 경향이 더 확연히 나타나는 것으로 확인되었다.

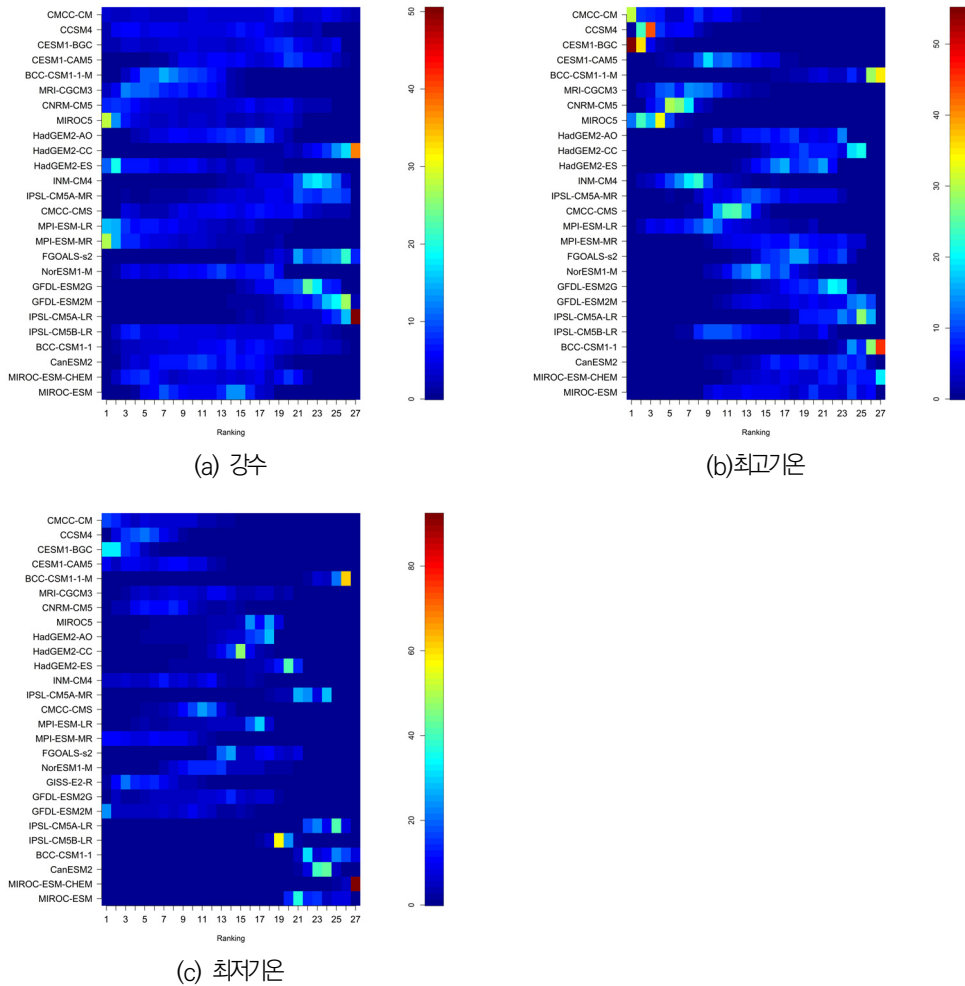


Figure 3.15 표준 평가체계를 활용한 TOPSIS 내 평가기준별 20,000가지 가중값 조합을 통한 기후변수별 GCM 우선순위 백분율

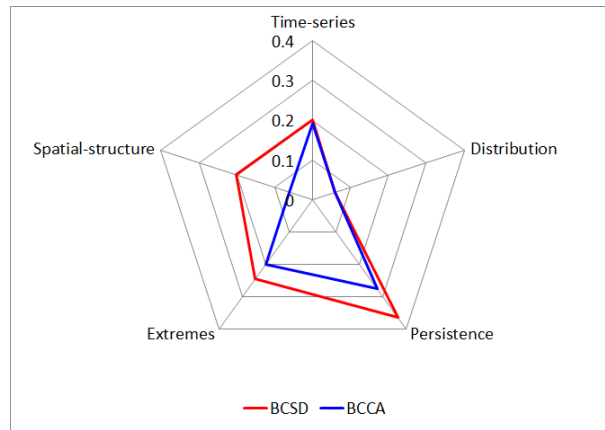
3.2.2 BCSD VS BCCA

전 세계적으로 널리 사용되고 있는 상세화모형 중 본 연구에서는 BCSD와 BCCA를 활용하였다. 앞의 3.2.1절과 마찬가지로 5가지 평가기준으로 구성된 표준화된 평가체계를 기준으로 하여 과거 참조기간인 1976-2005년 동안 관측값과 비교를 통해 BCSD와 BCCA를 비교·평가하였다.

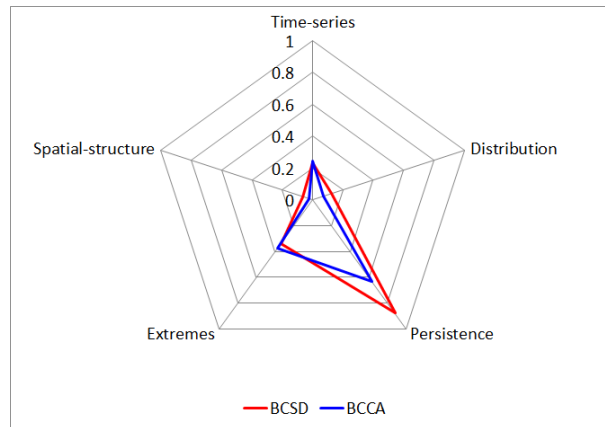
Figure 3.16은 각 평가기준을 구성하고 있는 인자를 합을 정규화하여 나타낸 변수별 pentagon diagram을 제시하고 있다. 각 인자들은 관측값과의 Root Mean Square Error(RMSE)를 근거로 산정되기 때문에 낮은 값을 나타낼수록 좋은 성능을 나타내고 있음을 의미한다. 이를 보면 세 가지 변수에서 공통적으로 BCCA가 극값(extreme)을 제외한 모든 평가기준에 있어 좋은 결과를 나타내고 있다. 이는 공간패턴을 활용하는 동시에 관측점으로 상세화된 자료를 다시 한 번 관측점에서 QM으로 편이보정을 해 주는 과정을 통해 얻을 수 있는 added-value로 간주할 수 있다. 그러나 이러한 공간패턴을 고려할 때 domain을 얼마나 크게 설정할 지에 대한 문제는 여전히 남아있다. 그러나 BCSD는 BCCA의 결과와 견줄만한 성능을 보이고 있으며 상대적으로 계산과정이 단순하며 수행시간이 훨씬 적게 요구된다는 장점이 있다. 특히 중국이나 미대륙과 같이 큰 domain에서는 BCCA를 적용할 때 계산능력이 우선적으로 고려되어야 한다. 5가지 평가기준을 살펴보면 극한기후의 연속적인 발생을 의미하는 persistence에서 모든 변수에서 가장 낮은 성능으로 보였다. 특히 최고기온과 최저기온에서는 다른 평가기준에서는 BCSD와 BCCA가 매우 유사한 성능을 보였지만 유독 persistence에서 차이가 남을 알 수 있다. 이는 모든 관측점에서 기온의 persistence를 모사하기 위해서는 공간패턴을 고려해야 함을 의미한다 할 수 있다. 또한 강수에 대한 pentagon diagram을 보면 time-series와 distribution을 제외하고는 BCCA가 더 좋은 성능을 나타내고 있음을 알 수 있다. 특히 공간상관성을 나타내는 spatial-structure 부분에서 상당한 차이를 보이고 있다. 이는 공간패턴을 고려할 때 GCM의 성능이 높게 나타나는 기온에서 보다 상대적으로 GCM의 성능이 낮게 나타나는 강수에서 더 높은 added-value가 발생한다는 것을 의미한다.

본 연구에서는 BCSD/QDM과 BCCA/QDM을 통해 1976부터 2099년까지 기후변화 시나리오를 생성하였는데 상세화모형에 따른 미래 극한기후의 변동성을 살펴보기 위해 RCP4.5를 기준으로 생성된 기후변화 시나리오에 대한 ETCCDI를 산정하였다.

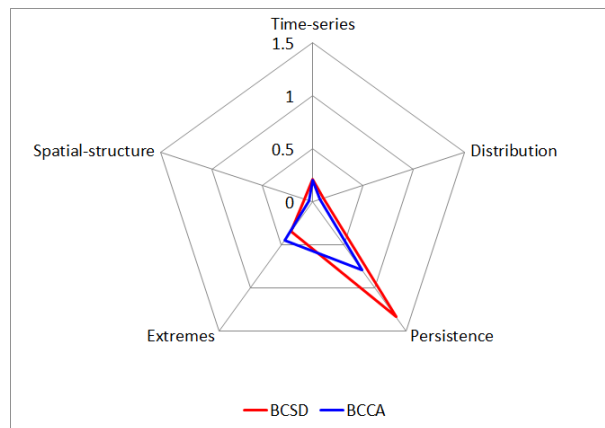
총 24개 ETCCDI를 산정하였지만 Figure 3.13과 Figure 3.14에 제시한 바와 같이 기온과 강수와 관련된 대표적인 지수인 TX_x , TN_x , TX_n , TN_n , $WSDI$, $CSDI$, $PRCPTOT$, $RX95p$, CDD , CWD 에 대한 시계열을 통해 두 상세화모형을 비교하였다 (Figure 3.17과 3.18 참조). 기온과 관련한 지수에 대한 시계열을 보이고 있는 Figure 3.17을 보면 관측값보다 낮은 값을 생성하는 음의 편이를 보이는 지수 즉, TX_x 와 TN_x 에서 $BCCA/QDM$ 을 통해 생성된 기후변화 시나리오가 $BCSD/QDM$ 에 비해 보다 극한 기후사상을 생성하고 있다는 것을 알 수 있다. 이는 참조기간에서도 공통적인 현상을 보이고 있기는 하나 시간이 지날수록 두 상세화모형 간 차이가 점점 벌어지고 있다는 것을 알 수 있다. 관측값보다 높은 값을 생성하는 즉, 양의 편이를 보이는 $WSDI$ 에서도 다른 지수에서와 마찬가지로 $BCCA/QDM$ 이 $BCSD/QDM$ 보다 높은 값을 생성하고 있는 것을 알 수 있다. $BCCA/QDM$ 에서는 CA 알고리즘을 적용하기 전 QDM 을 통해 참조기간과 미래 설정된 기간 사이의 모든 분위수의 차이를 제거하게 되고 분위수 차이가 제거된 공간패턴으로부터 과거 관측값인 library에서 유사한 공간패턴을 찾아 analog를 형성하게 된다. 이러한 과정에서 분위수 차이를 제거함에도 불구하고 전반적으로 미래 기온에서 지구온난화 영향으로 인해 전반적으로 따뜻했던 공간패턴을 보인 과거사상을 선택함으로써 $BCSD/QDM$ 보다 높은 미래 기온사상을 생성하는 것으로 보인다. 현재 $BCCA$ 적용을 위해 90일 전후의 과거 공간패턴을 사용하고 있는데 앞서 언급한 바와 같이 보다 효율적으로 시나리오 내 계절성을 반영하기 위해 15일이나 21일과 같이 좀 더 짧은 time window를 사용하여 이를 비교하는 것이 필요하다. 기온과 관련된 나머지 극한지수에서는 두 상세화모형이 매우 유사한 시계열을 보이고 있음을 알 수 있다. 또한 강수와 관련된 지수에 대한 시계열을 제시하고 있는 Figure 3.18을 보면 양과 음의 편이를 보이고 있는 지수에 대해 상세화모형을 통해 이를 효율적으로 제거하고 있음을 알 수 있다. 또한 두 상세화모형에서 큰 차이를 나타내고 있지 않았으나 $PRCPTOT$ 와 $R95pTOT$ 에서 $BCCA/QDM$ 이 $BCSD/QDM$ 보다 근소하게 높은 값을 형성하고 있음을 알 수 있다. CWD 를 보면 이와 반대로 $BCSD/QDM$ 이 보다 높은 값을 보이고 있다. 이러한 결과는 $BCCA/QDM$ 이 강우발생일수는 적지만 보다 높은 극한 강우사상을 제공한다는 것을 의미한다. 따라서 전반적으로 $BCCA/QDM$ 은 보다 높은 극한 기온사상과 강우사상을 제공하고 있으며 이와 더불어 높은 강우강도를 제공하고 있다는 것을 알 수 있다.



(a) 강수



(b) 최대온도



(c) 최소온도

Figure 3.16 표준 평가체계에 대한 BCS와 BCCA 비교평가

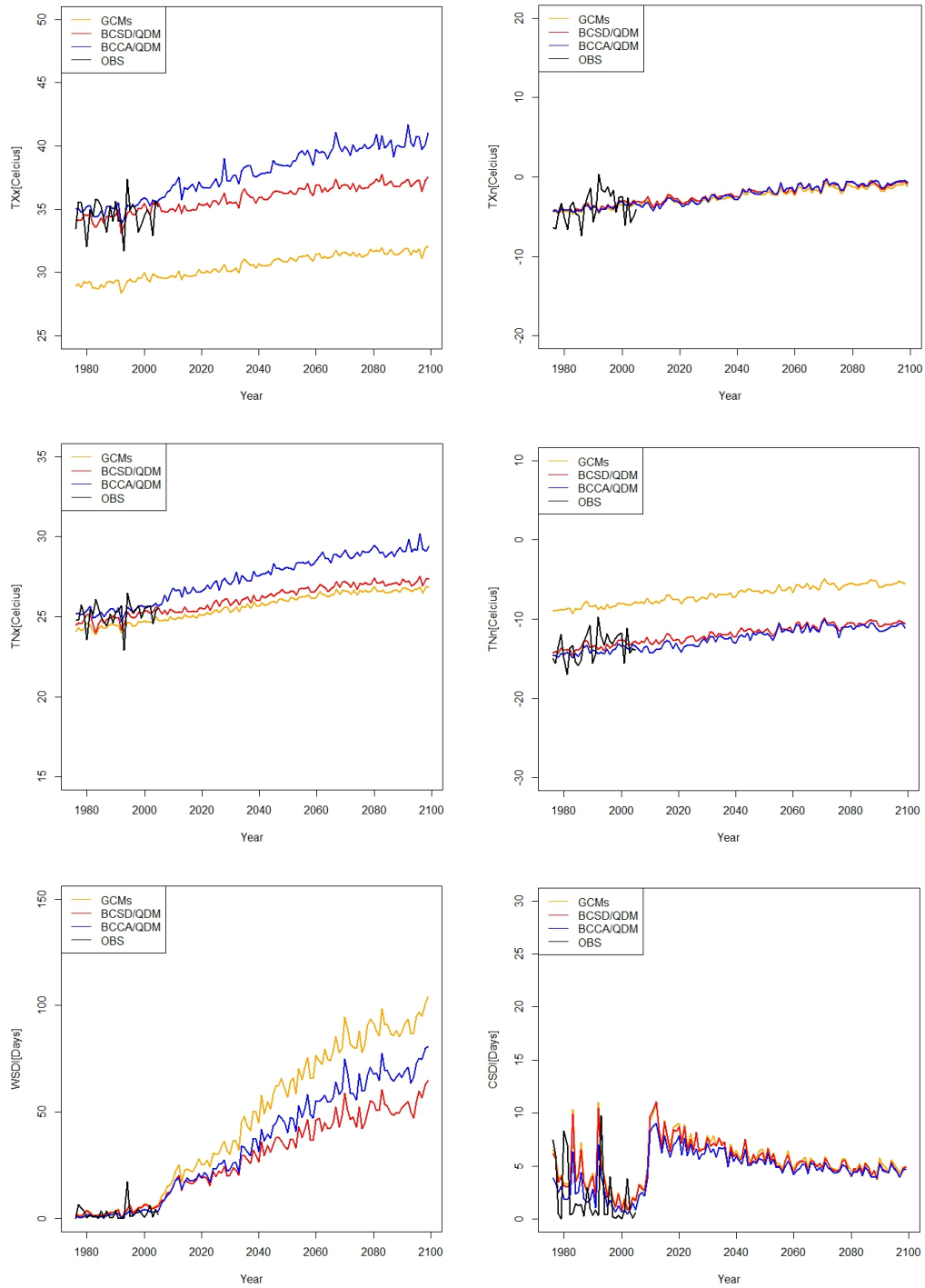


Figure 3.17 BCSD/QDM과 BCCA/QDM에 의한 기온과 관련한 ETCCDI 시계열 비교

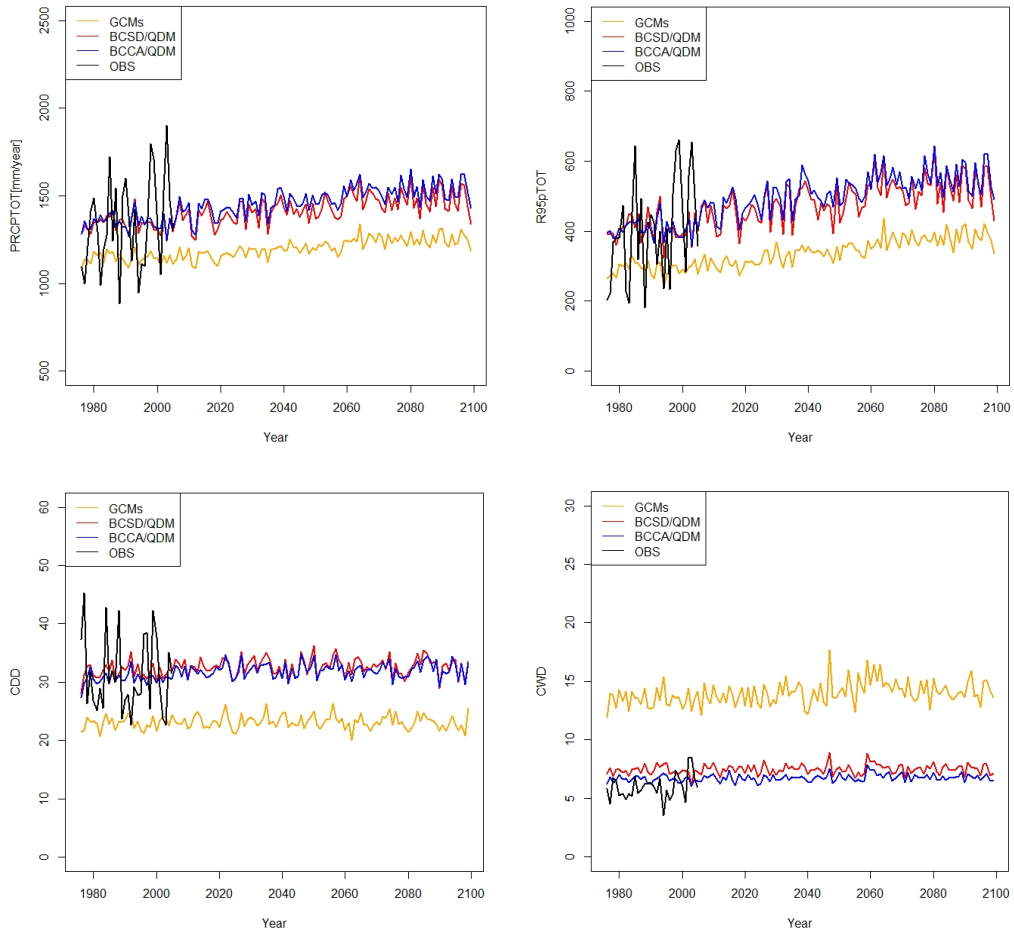


Figure 3.18 BCSD/QDM과 BCCA/QDM에 의한 강수와 관련한 ETCCDI 시계열 비교

3.3 수문모형 매개변수 보정과 검증

2절에서 설명한 3개 수문모형의 댐별 매개변수 보정을 위해 전체 관측기간을 약 10년 단위로 2개 ~ 4개의 기간으로 구분하였다. 그리고 가장 최근 기간을 사용하여 매개변수 보정을 실시하였고 나머지 기간에 대해서는 검증을 실시하였다. 이러한 결과를 Figure 3.19 ~ 3.20에 제시하였다. Figure 3.19와 Figure 3.20은 목적함수 내 NSE와 NSElog에 대한 결과를 각각 제시하였다.

이를 살펴보면 우선 가장 눈에 띄는 것이 예상한바와 같이 매개변수 보정을 위한 검정기간의 결과가 대부분 가장 좋게 나타난다는 것을 알 수 있다. 주목할 만한 점은 각 댐마다 그 정도가 다양하게 나타나기는 하나 검정기간과 멀어질수록 모형결과가 좋지 않게 나타난다는 점이다. 특히 섬진강댐의 경우, Sacramento의 HP4에서는 NSE가 0.86이었으나 HP1에서는 NSE가 0.45로 모형평가의 기준이 되는 0.65(Figure 3.19와 3.20의 회색 실선) 이하를 나타내고 있음을 알 수 있다. 이러한 결과는 매개변수의 특성이 기간별로 달라지고 있다는 의미를 담고 있다. 다시 말해, 과거의 수문시스템과 최근 수문시스템에 기상·수문학적 변화가 발생했다는 의미로 해석할 수 있다. 이는 기후변화 연구를 위한 수문모형의 매개변수 보정을 위한 기간 설정 시 기상·수문학적 변화가 발생하는 시기를 파악하여 설정해야 함을 설명해 주고 있다. 또한 과거자료보다는 기상·수문학적 변화를 내포하고 있는 최근의 자료를 사용하여 매개변수를 보정해야 함을 나타내고 있다.

모형별로 살펴보면 세 가지 모형 중 GR4J 결과가 가장 우수함을 알 수 있다. 특히 낙동강유역에 위치한 안동댐과 임하댐과 같은 중규모 유역에서 매우 우수한 결과를 보이고 있다. 또한 IHACRES가 가장 좋지 않은 결과를 보이고 있는데 한강유역에 위치한 소양강댐과 충주댐과 같이 대규모 유역에서 결과가 좋지 않음을 알 수 있다. Sacramento 모형은 세 개 모형중 가장 많은 14개의 매개변수를 가지고 있음에도 불구하고 GR4J보다 못한 결과를 제시하고 있었으나 저유량에 대한 모의능력을 나타내는 NSElog에서는 대부분 GR4J와 유사한 결과를 제시하였다. 특히, 대규모 유역인 소양강댐과 충주댐에서 이러한 특성을 보이고 있다. 결론적으로 4개 매개변수를 가지고 있는 GR4J가 모든 댐유역에서 가장 우수한 결과를 보였으며 대부분 Sacramento와 IHACRES 순으로 모의능력을 나타냈다. 그러나 본 연구에서 사용된 모든 수문모형의 결과가 모의능력 평가의 기준이 되는 NSE 0.65를 상회하는 결과를 보여줬기

때문에 기후변화 연구를 위한 수문시나리오 생성에 사용하기에 충분함을 보여줬다. 따라서 상세화를 통해 생성된 모든 기후변화 시나리오에 대해 세 모형을 모두 적용하여 수문시나리오를 생성하였다.

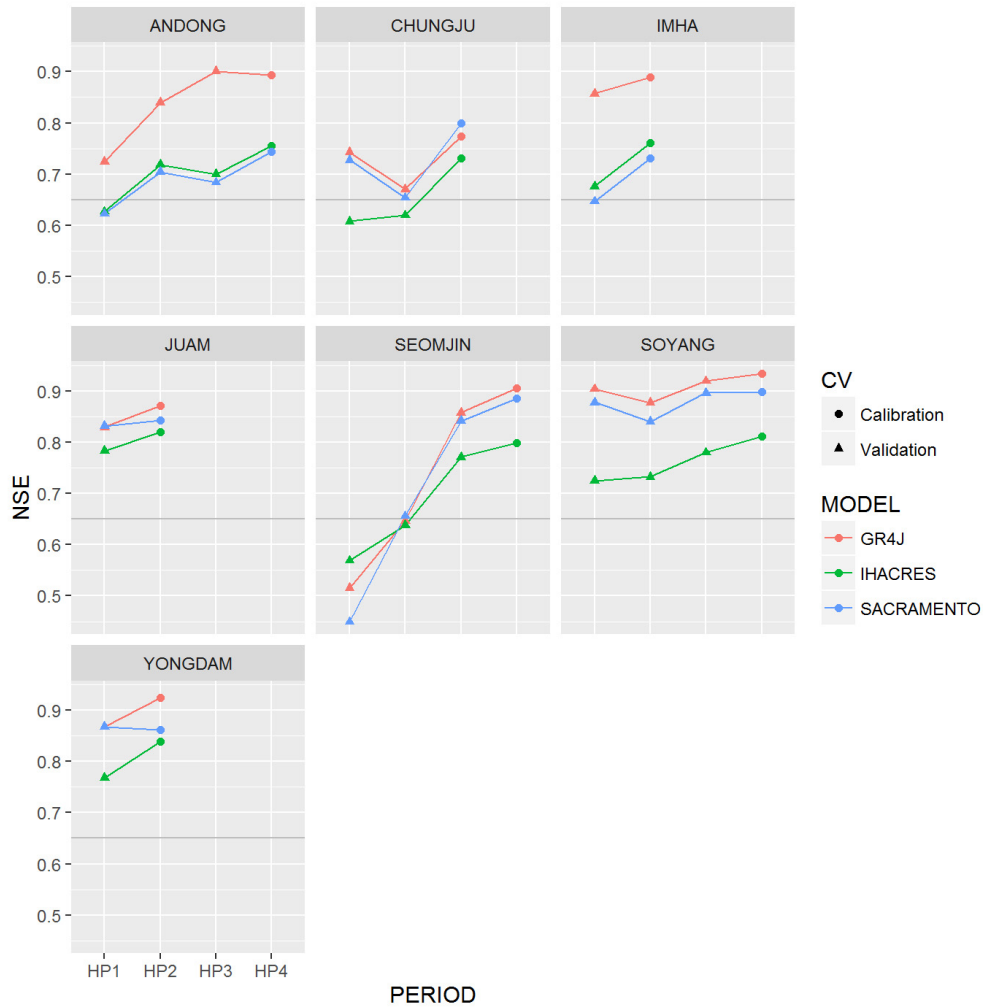


Figure 3.19 수문모형에 따른 댐유역의 매개변수 보정 및 검증결과 (NSE)

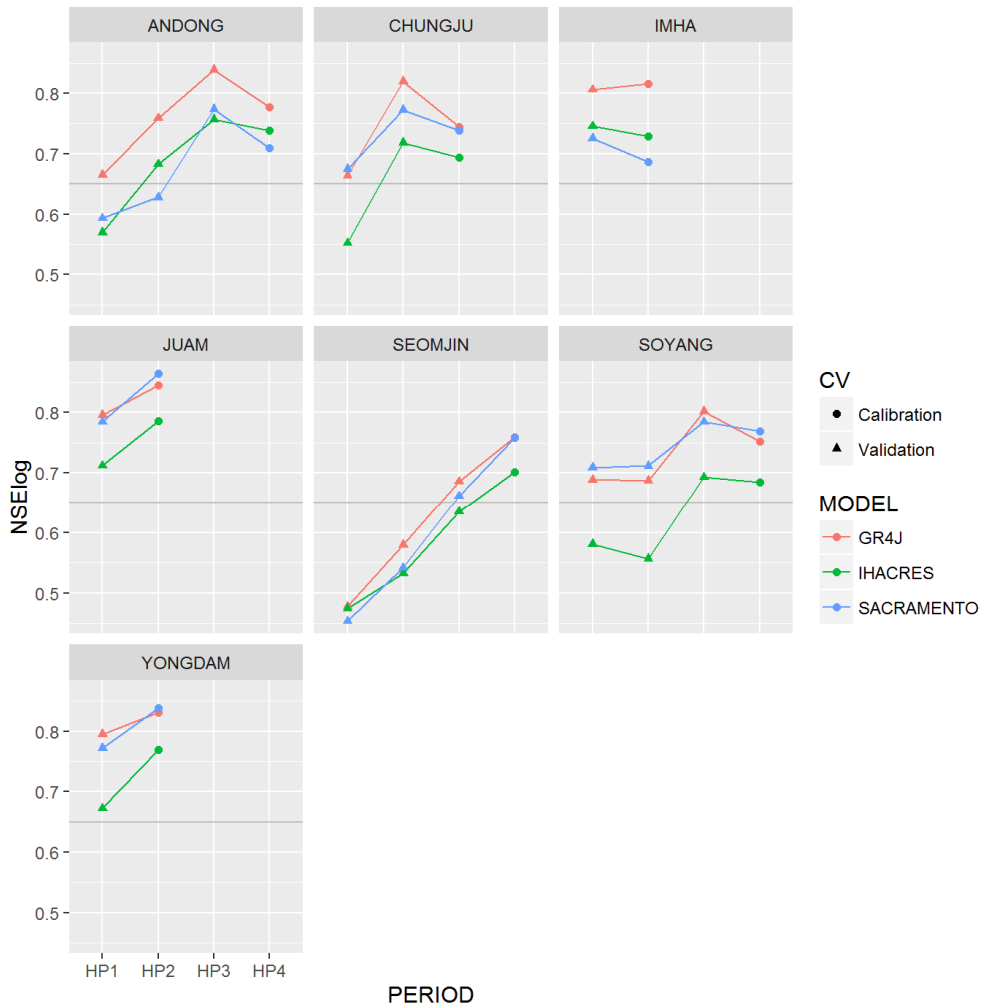


Figure 3.20 수문모형에 따른 댐유역의 매개변수 보정 및 검증결과 (NSE_{log})

3.4 댐별 HAF 평가

26개 GCM과 6개 상세화모형, 그리고 3개 수문모형을 통해 2절에서 RCP별로 468개의 수문시나리오를 생산하였다. 이를 통해 각 댐별로 전 기간에 대해 23개 수문인자를 산정하였고 이를 참조기간과 세 개의 미래기간을 비교하여 수문변동지수(HAF)를 산정하였다.

Figure 3.21 ~ 3.27은 23개 수문지수에 대한 각 댐구역의 상세화모형별 HAF를 제시하고 있다. 여기서 H_P1은 P1기간(2020s)동안의 high tercile에 대한 HAF를 의미한다. 본 연구에서 적용한 7개 댐구역의 HAF를 살펴보면 전체적으로 연유출량, 연최대유출량(1, 7, 90 Day Max)의 RCP8.5에서의 H_P3 즉, 2080s의 high tercile에서 통계적으로 유의한 양의 HAF를 보이고 있음을 알 수 있다. 이는 연 유출량과 연 최대유출량이 먼 미래에 증가한다는 것을 의미하는 것으로 한다. 연유출량과 계절유출량을 살펴보면 모든 계절의 high tercile에서 양의 HAF를 보이고 있는 것을 알 수 있다. 이는 정도의 차이는 있지만 겨울을 제외한 모든 계절에서 유출량이 증가한다는 것으로 나타난다. 특히 모든 댐구역에서 봄(MAM)과 여름(JJA)의 증가가 두드러지는 것을 알 수 있다.

RCP8.5에서의 겨울철을 살펴보면 high tercile에서의 HAF는 0에 가까워 빈도의 증가가 거의 발생하지 않는 반면 middle tercile에서 빈도가 감소하는 동시에 low tercile의 빈도가 증가하는 현상이 나타난다. 이러한 현상이 모든 댐구역에 대해 공통적으로 나타나지만 남서쪽에 위치한 용담댐, 섬진강댐, 주암댐 구역에서 더욱 극명하게 나타나고 있다. 이는 겨울철 유량의 양극현상을 나타낸다 할 수 있다. 다시 말해, 겨울철 유량이 대부분 고유량과 저유량으로 극명하게 나뉘어 발생하는 것으로 이는 지구온난화로 인한 기온증가로 적설량이 적어질 뿐만 아니라 겨울철 강수량이 강설과 강우로 구분되던 것에서 대부분 강우의 형태로 발생하게 되므로 강우가 발생한 경우와 발생하지 않은 경우로 분리되어 고유량과 저유량이 번갈아 나타나는 유출현상이 발생한 것으로 사료된다. 이러한 영향으로 인해 연 최소유출량 수문지수인 1 Day Min, 7 Day Min, 90 Day Max에서 모두 high와 middle tercile의 빈도감소와 동시에 low tercile 빈도의 증가를 볼 수 있다. 이러한 연 최소유출량 수문지수에 대한 low tercile 빈도증가 현상은 겨울철 유량의 양극현상이 극명하게 나타나는 용담댐, 섬진강댐, 주암댐 구역에서 더욱 뚜렷하게 나타난다는 것을 알 수 있다. 이는 대부분

의 연최소유출량이 겨울철에 발생하기 때문인 것으로 겨울철 저유량 빈도증가와 더불어 저유량의 심도 또한 증가한다는 것을 의미한다. 따라서 기후변화로 인한 겨울철 용수공급에 대한 대응전략이 필요하다 할 수 있다.

상세화모형별로 분류하면 예상한 바와 같이 장기추세를 반영하지 못한 BCSD/QM이나 BCCA/QM에서 더 높은 high tercile에서의 HAF를 나타내고 있다. 또한 BCCA(붉은색)보다 BCSD(파란색)가 더 높은 유출 증가율을 보이고 있다. 겨울철을 보면 모든 댐유역에서 BCCA에서 low tercile의 빈도가 BCSD보다 더 많은 증가량을 나타내고 있는 것을 알 수 있다. 그러나 다른 계절에서는 상호 유사한 결과를 보이고 있다.

Figure 3.28 ~ 3.34는 앞서 설명한 Figure 3.21 ~ 3.27과 동일하나 상세화모형별로 구분하지 않고 본 연구에서 적용한 3개 수문모형별로 구분하여 제시하였다. 이를 보면 우선적으로 전 유역에서 고유량이 많이 발생하는 6월 ~ 8월, 여름철(JJA), 그리고 연최대유출량과 관련한 수문지수(1, 7, 90 Day Max)에는 모든 수문모형이 매우 유사한 HAF를 나타내고 있는 것을 알 수 있다. 그러나 연최소유량을 살펴보면 모형간 변동성이 매우 높게 나타나는 것을 알 수 있다. 예를 들어 소양강댐의 1 Day Max에 대한 HAF를 살펴보면 IHACRES는 high tercile의 빈도가 증가할 것으로 모의했지만 다른 두 모형 즉, GR4J와 Sacramento 모형은 반대로 감소할 것으로 모의했다. 이러한 연최소유량과 관련된 수문지수에 대한 모형간 변동성은 겨울철(DJF)와 11월, 12월, 1월, 2월의 HAF에서도 볼 수 있다. 이는 연최소유량이 대부분 겨울철 기간 동안 발생하기 때문이며 이 기간 동안 모형간 저유량 모의능력이 상이함을 제시하고 있다. 특히 IHACRES는 고유량을 모의하는 데에는 무리가 없지만 다른 모형에 비해 저유량을 과도하게 모의하고 있음을 알 수 있다. 따라서 IHACRES를 사용할 경우, 가뭄대처를 위한 국내 다목적댐 저류량 모의 시 다소 과대하게 모의하는 경향에 대해 주의할 필요가 있다. 반대로 대부분의 유역에서 GR4J는 연최소유량과 관련한 수문지수의 high tercile에서 가장 낮은 음의 HAF를 모의하는 반면 low tercile에서는 가장 높은 양의 HAF를 보이고 있다. 이는 세 모형 가장 적은 연최소유량을 모의하고 있다는 것을 의미한다. 이러한 경향은 한강유역 내 유역면적이 큰 소양강댐이나 충주댐보다는 중소규모의 안동댐, 임하댐, 주암댐에서 더 큰 정도로 나타나고 있다. 전반적으로 다른 구조를 가진 수문모형마다 저유량 모의능력이 다양하게 나타나고 있어 저유량에 대한 기후변화 시나리오에 더 큰 불확실성이 존재함을 알 수 있다. 이러한 경향은 주암댐을 제외한 6개 댐유역에서 동일하게 나타났다. 주암댐의 경우,

연최소유량과 관계된 수문지수에 대한 HAF의 변동성이 다른 댐유역에 비해 적게 나타났다. 특히, 타 유역에서는 IHACRES가 다른 모형에 비해 과도한 저유량을 모의한 데 반해 주암댐에서는 IHACRES와 Sacramento 모형이 비슷한 HAF를 나타냈으며 GR4J가 가장 적은 저유량을 제시하는 것으로 나타났다.

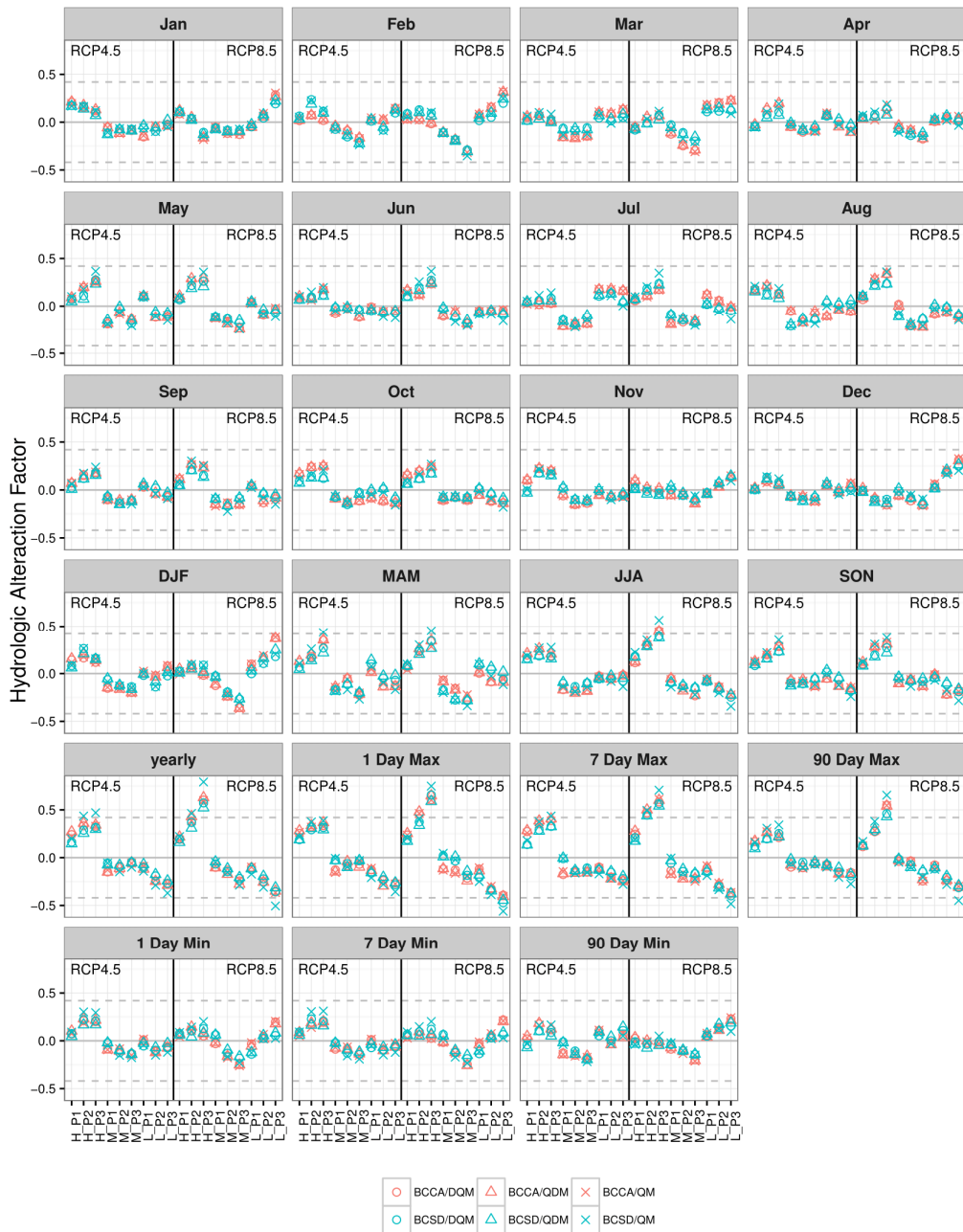


Figure 3.21 소양강댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

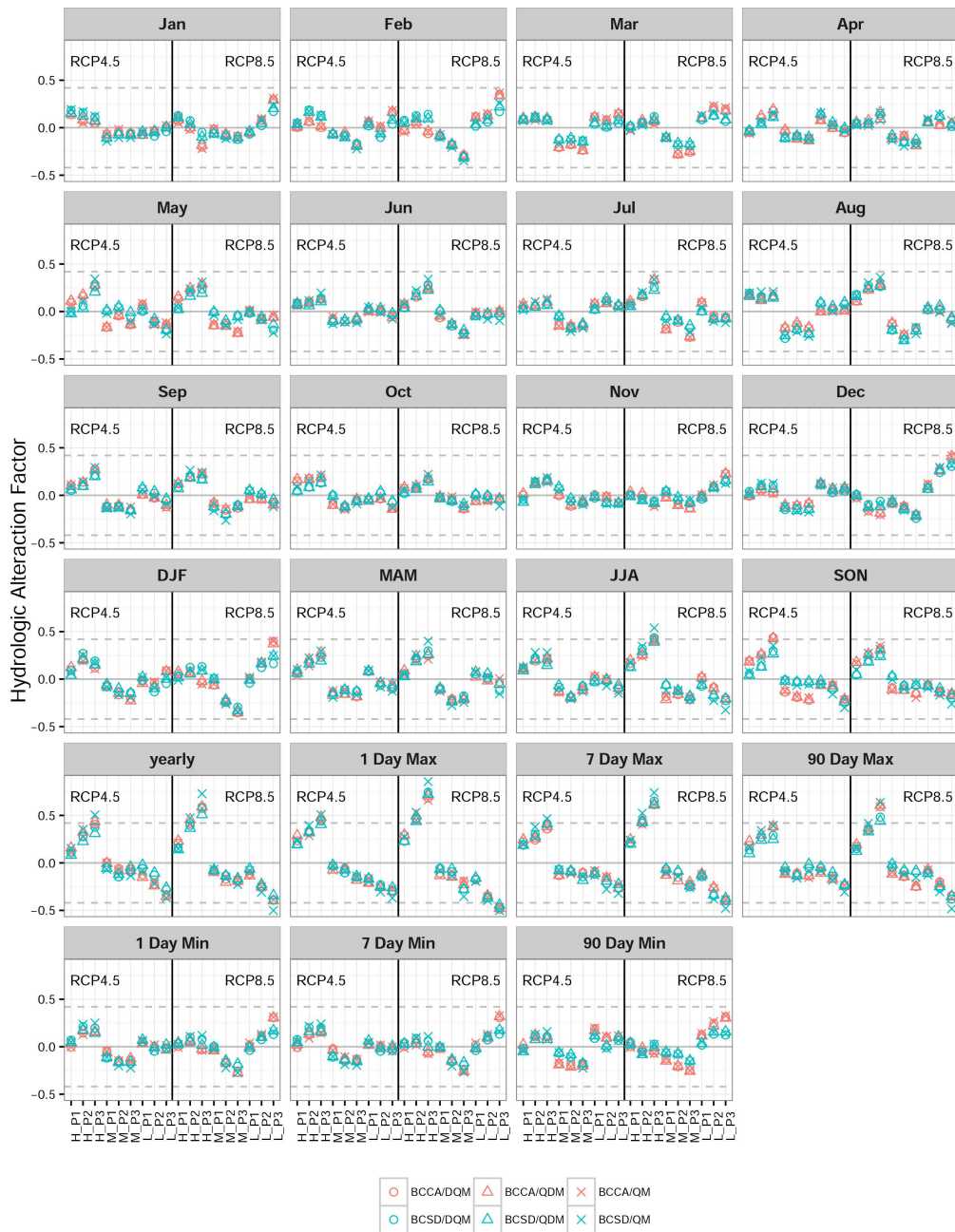


Figure 3.22 충주댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

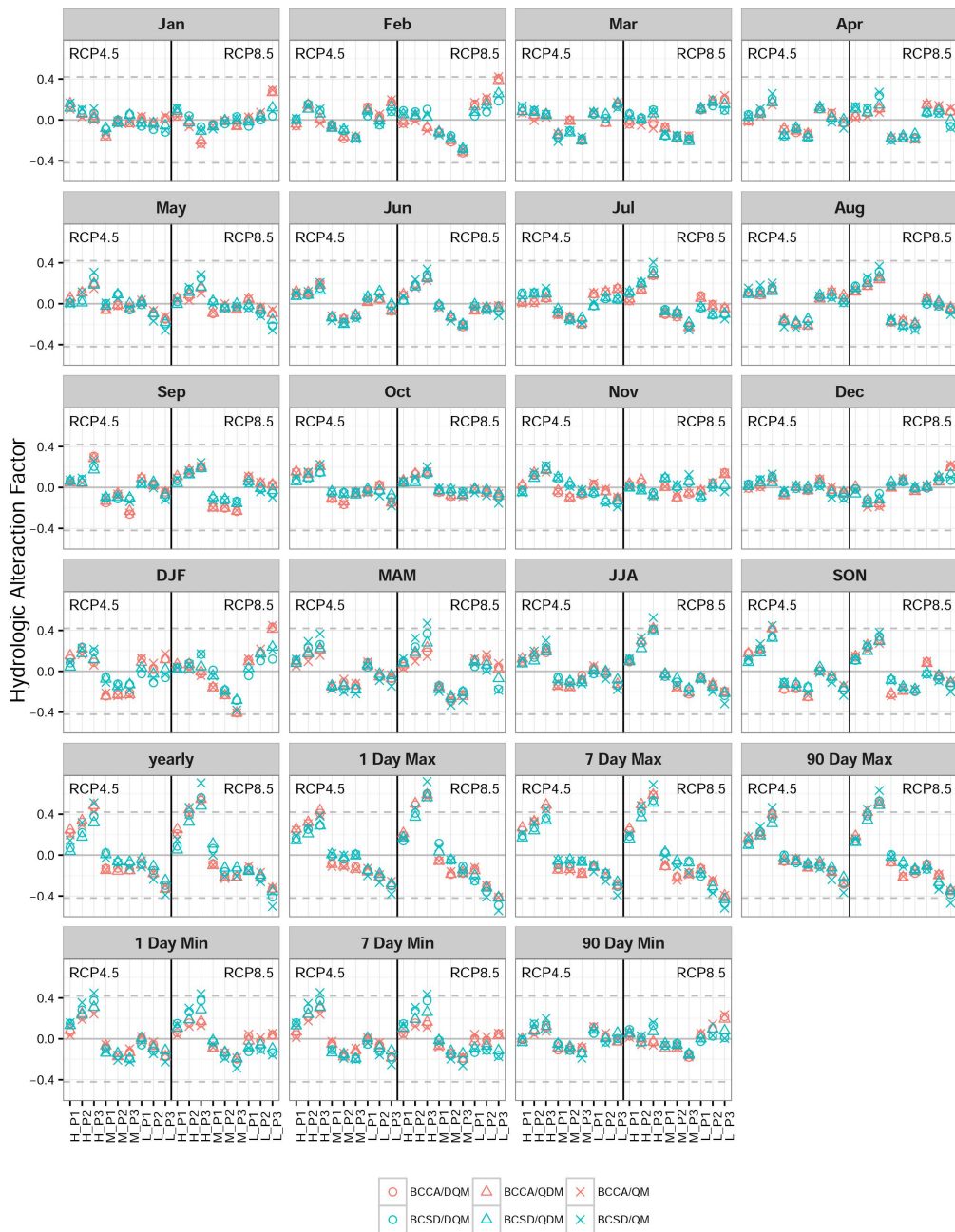


Figure 3.23 안동댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

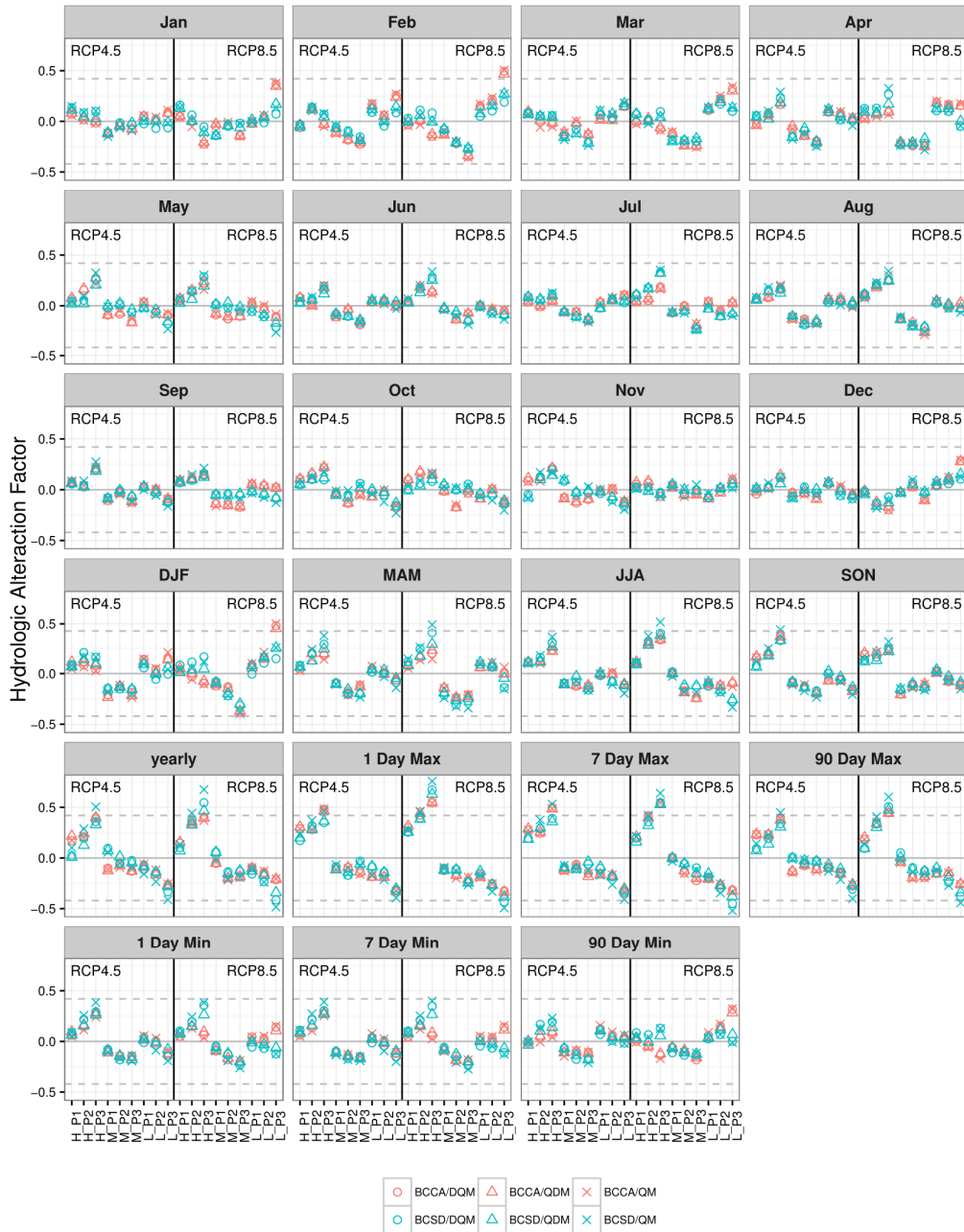


Figure 3.24 임하댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

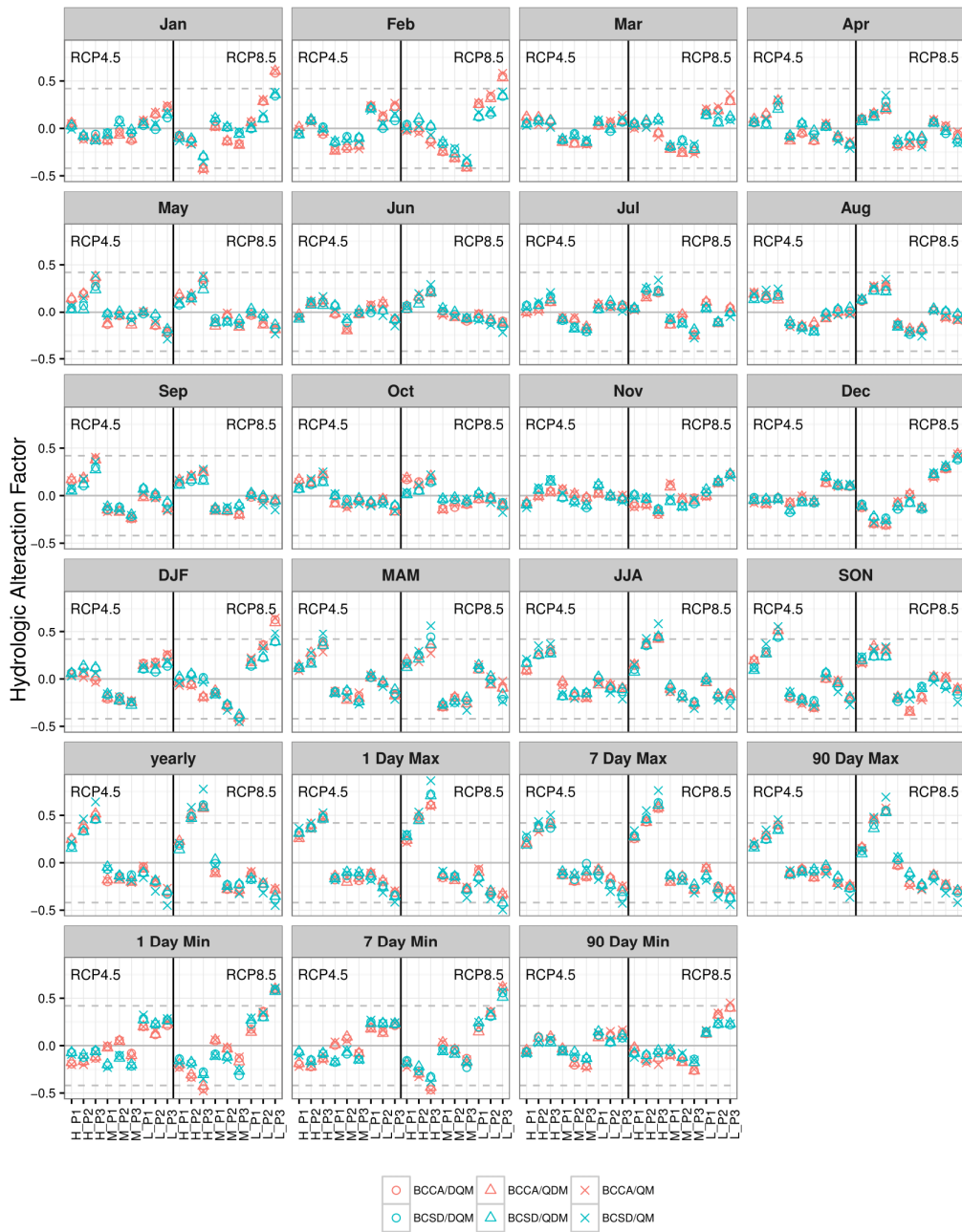


Figure 3.25 용담댐 지역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

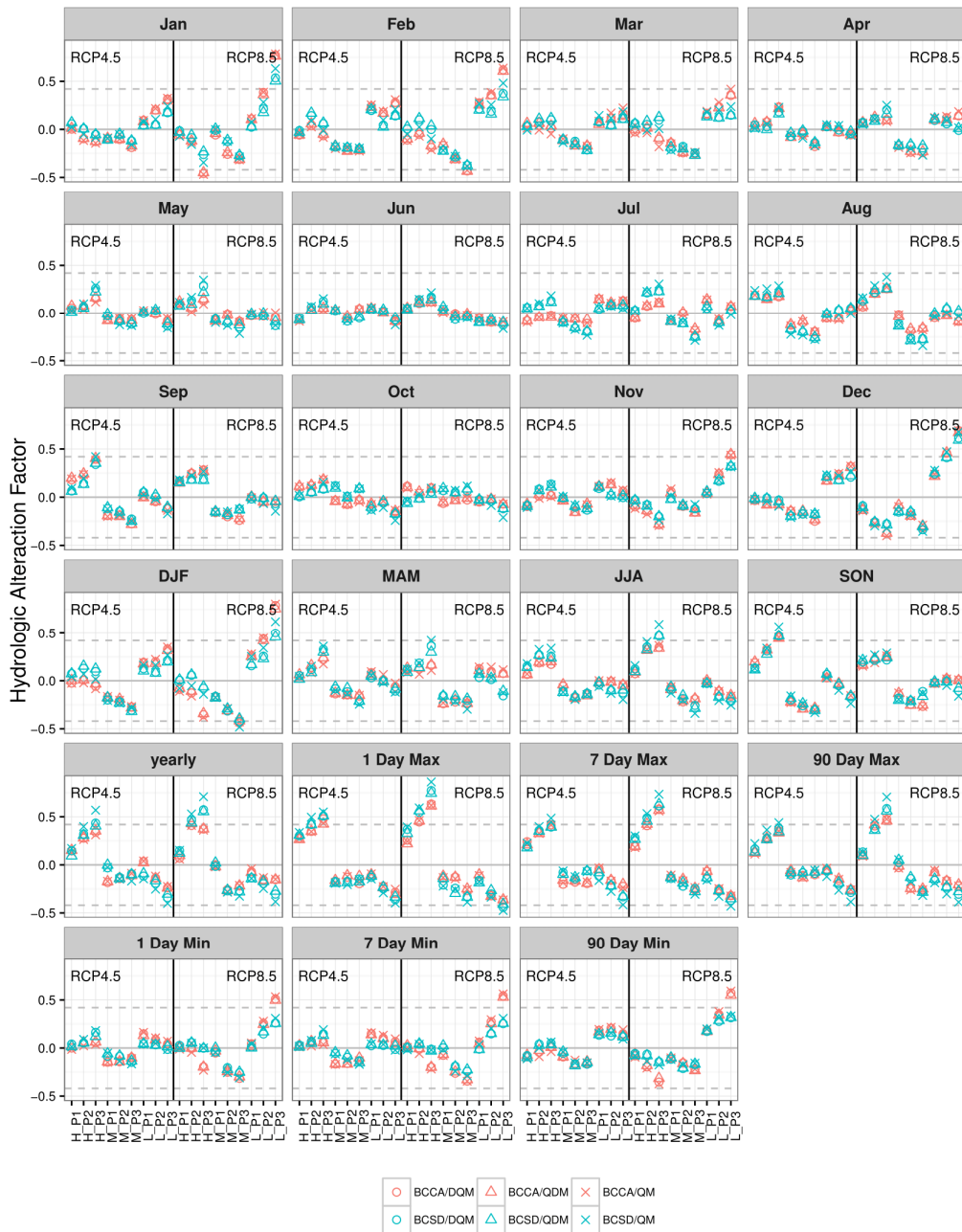


Figure 3.26 섬진강댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

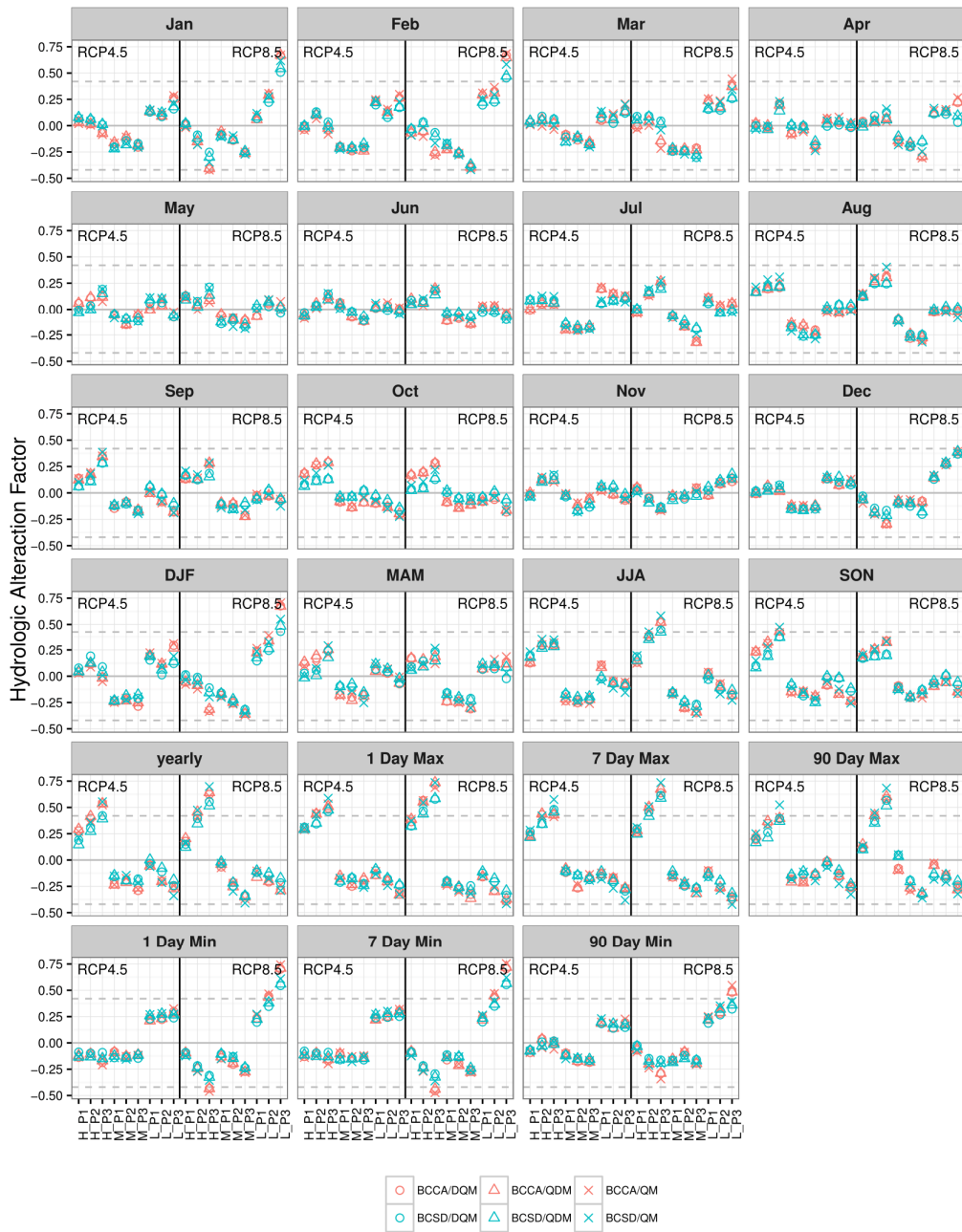


Figure 3.27 주암댐 유역의 상세화모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

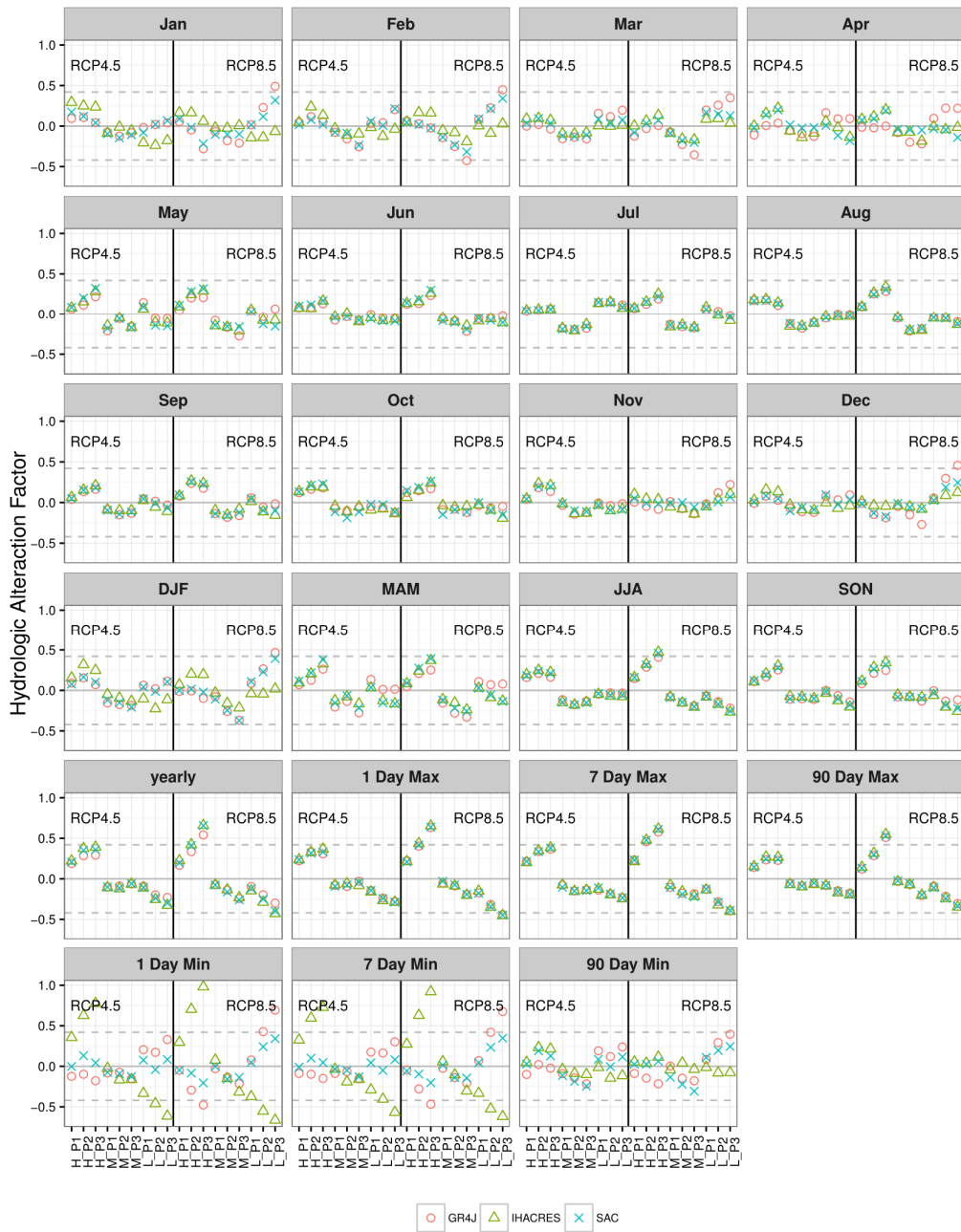


Figure 3.28 소양강댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

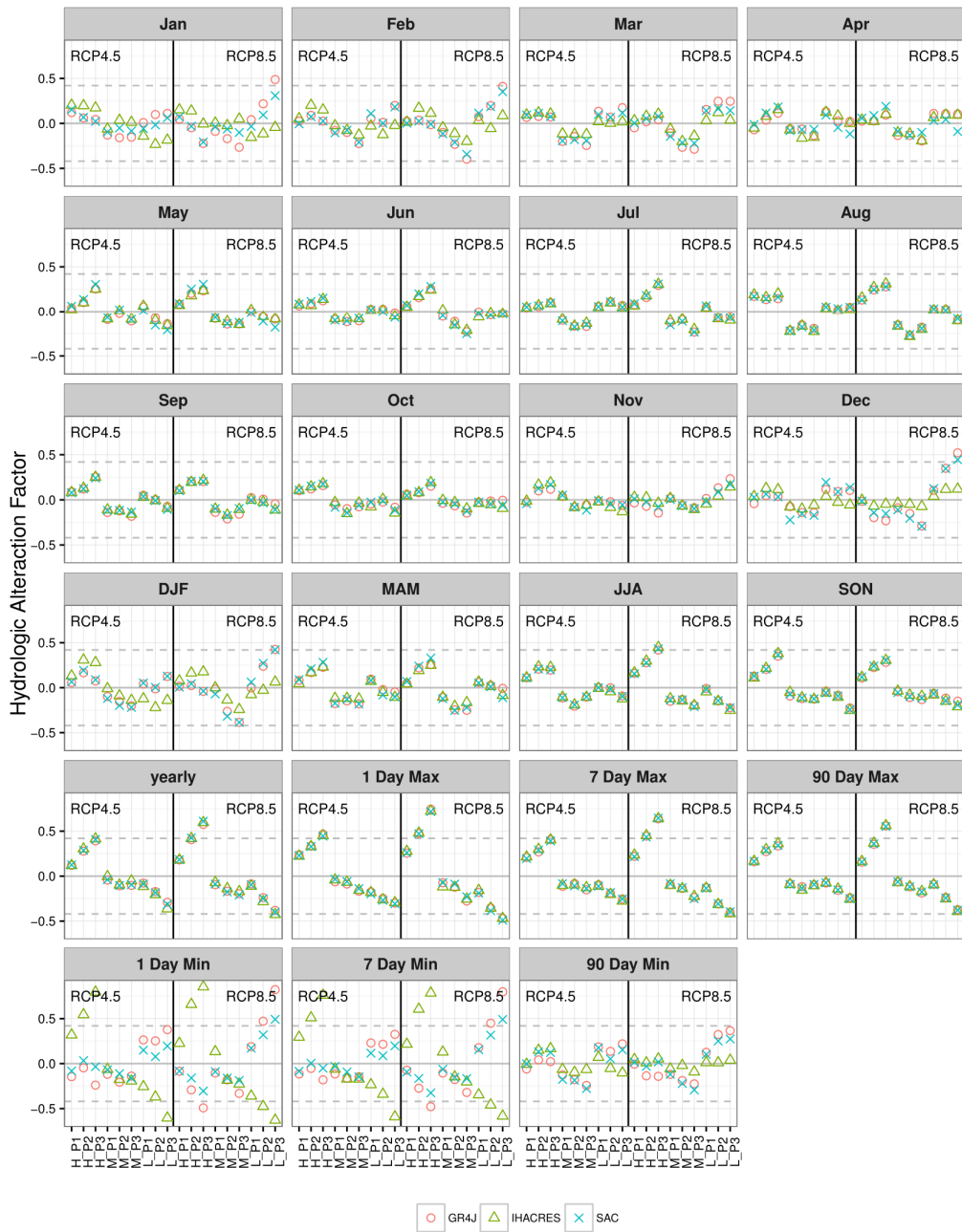


Figure 3.29 충주댐 지역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

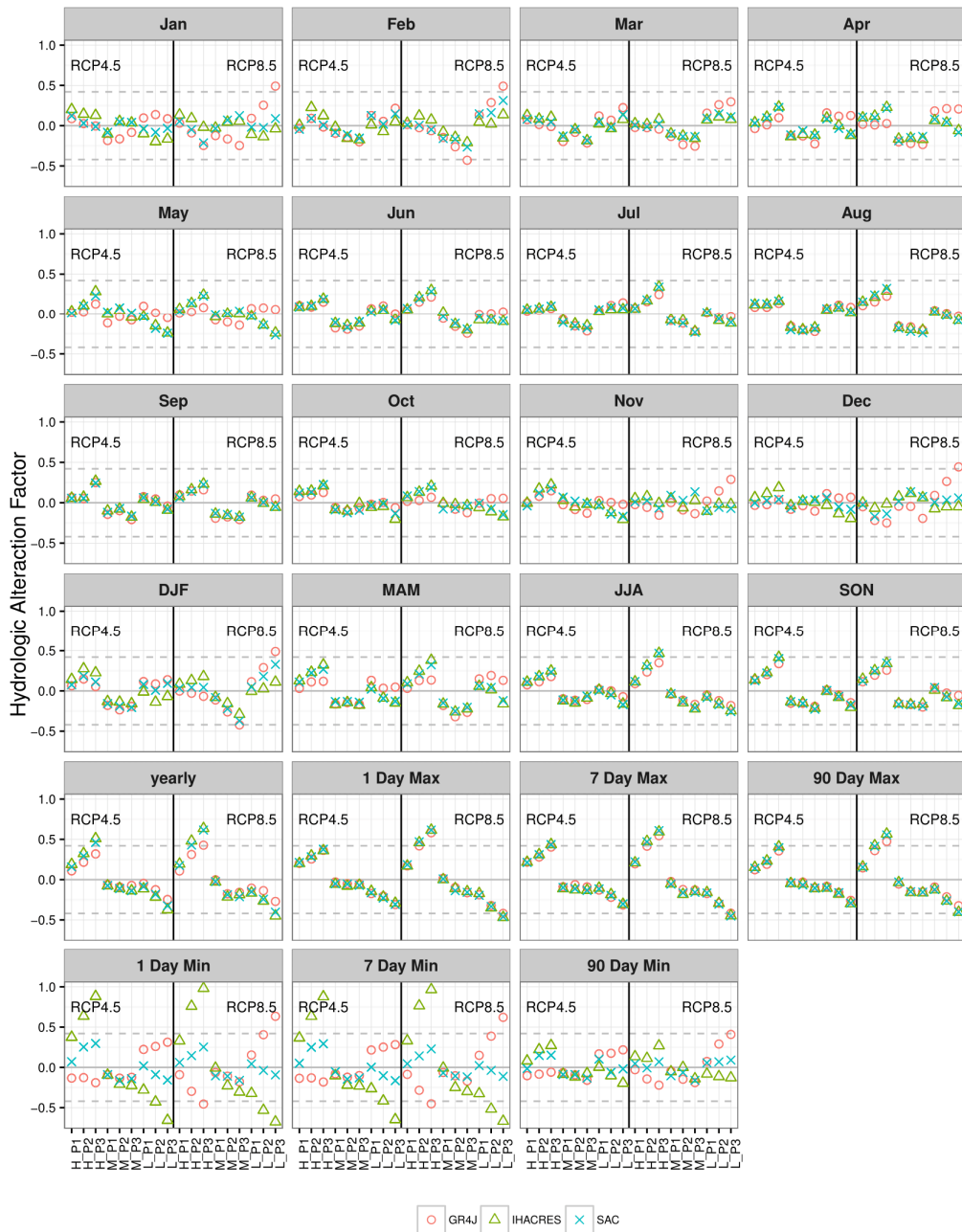


Figure 3.30 안동댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

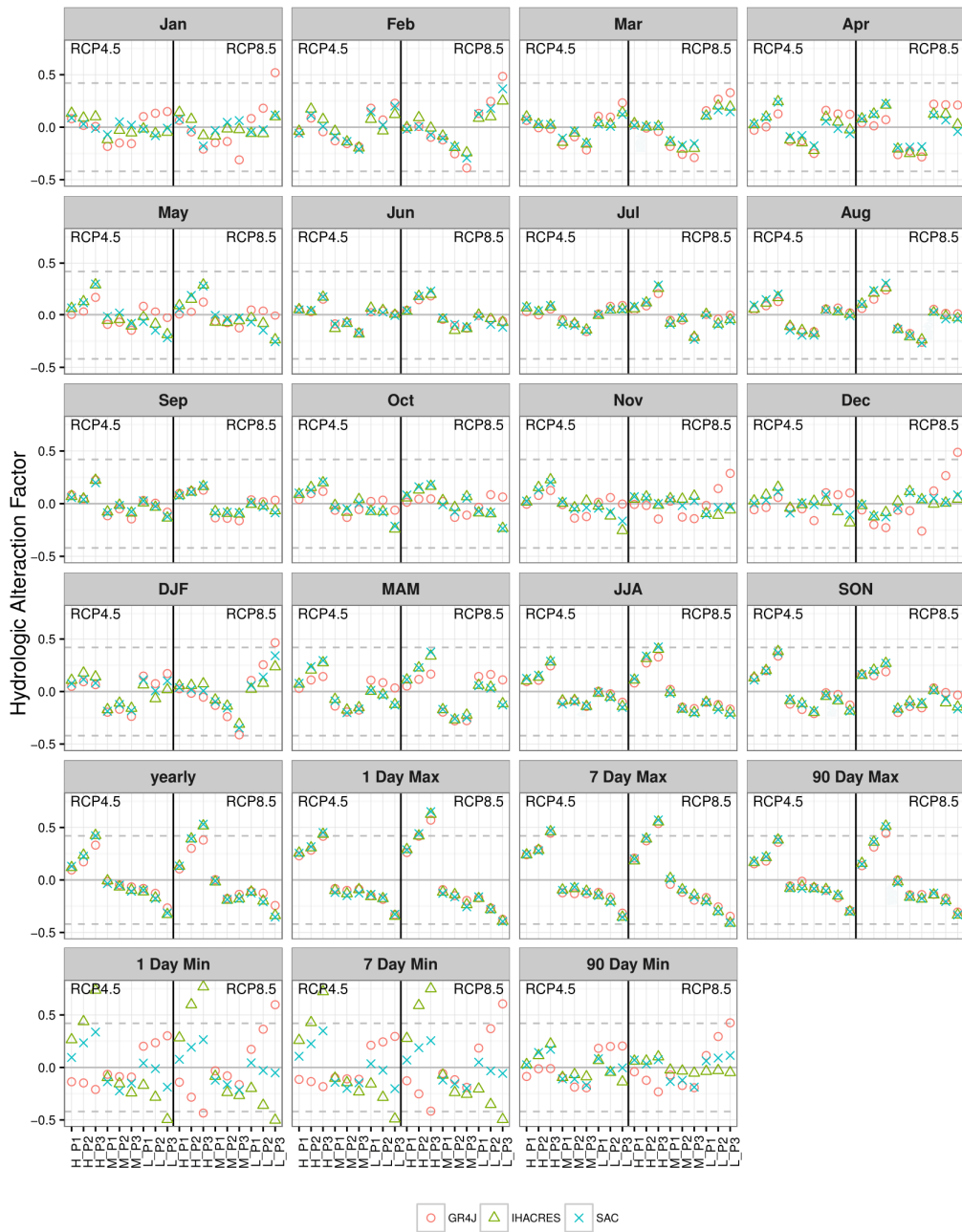


Figure 3.31 임하댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

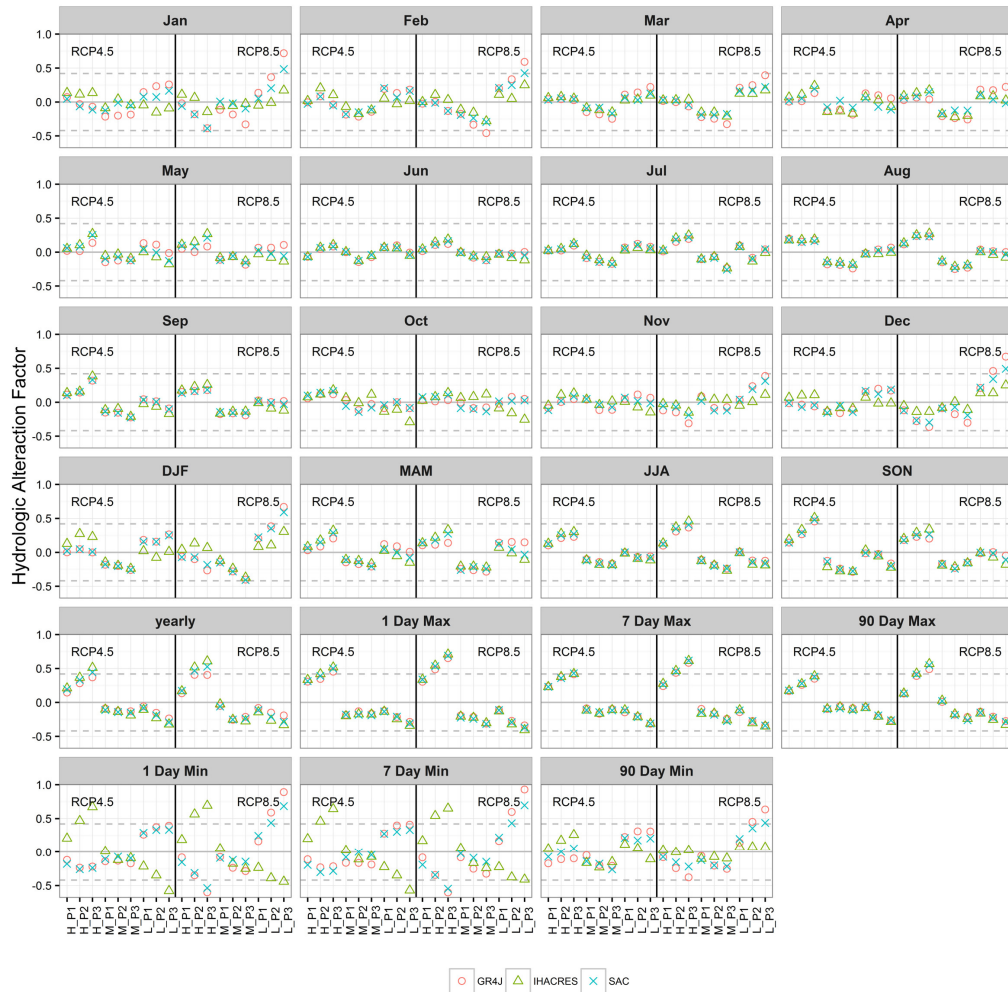


Figure 3.32 용담댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

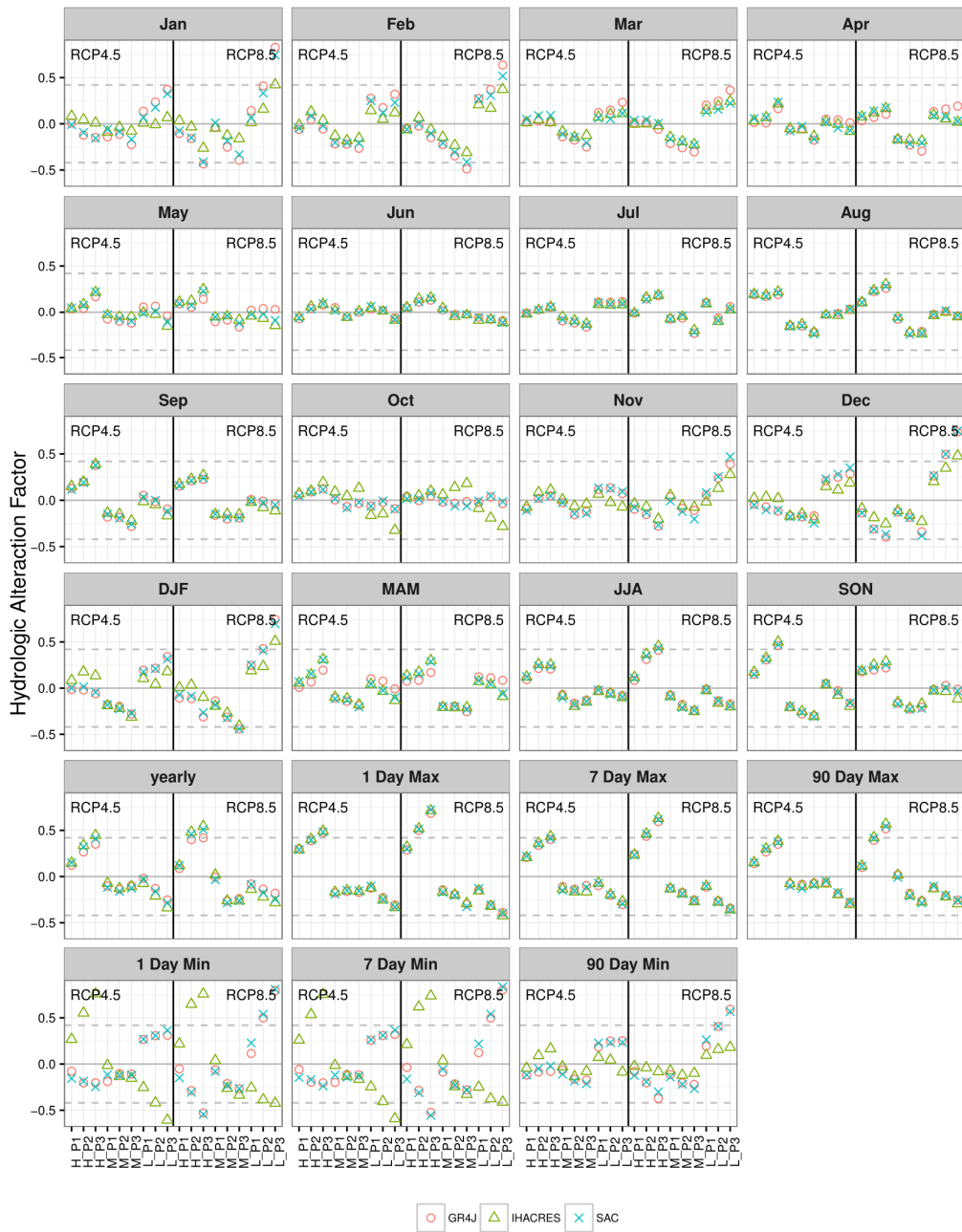


Figure 3.33 섬진강댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

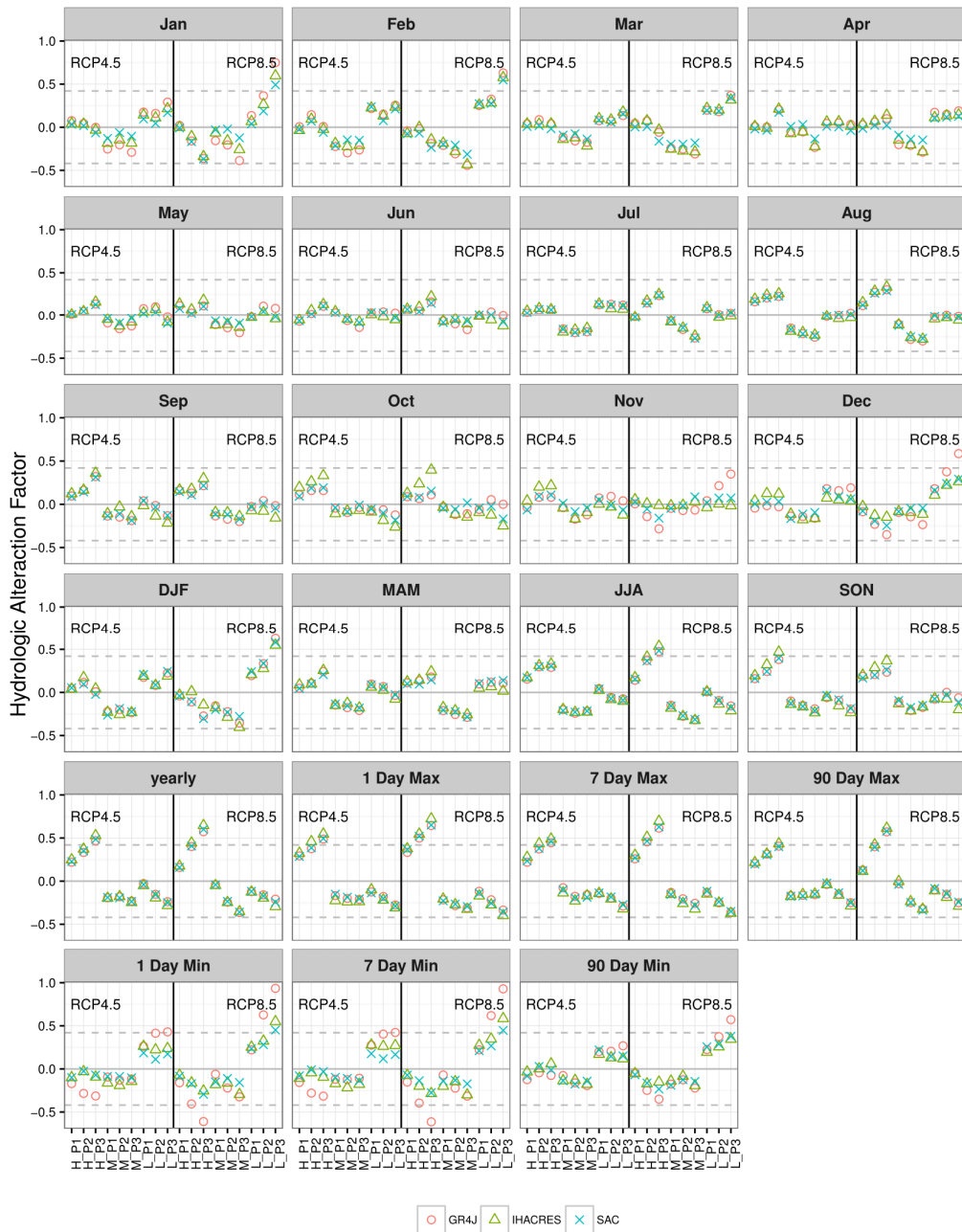


Figure 3.34 주암댐 유역의 수문모형별 Hydrologic Alteration Factor(HAF)

3.5 FSI와 TSI를 활용한 수문지수별 불확실성 정량화

본 연구에서 제시한 2개의 대기농도 시나리오(RCP), 26개 전지구모형(GCM), 6개 상세화모형(DS), 그리고 3개 수문모형(HM)으로 구성된 model chain 내 어떤 요소를 선택하는지에 따른 수문지수 변동성을 FSI와 TSI를 통해 각 요소별로 정량화하였다. 다시 말해 model chain 내 4가지 단계에서 어떤 모형을 선택하는가에 따라 수문지수가 어떻게 달라지는지를 기후변화 대응전략 수립을 위한 불확실성으로 정의하여 각 단계별 불확실성을 정량화하였다. 앞 절에서는 23개 수문지수에 대한 결과를 모두 제시했지만 계절유량에 대한 수문지수만으로 월별유량에 대한 특성을 파악할 수 있기 때문에 본 절에서는 연유출량 및 계절유량과 연최대·최소유량과 관련된 수문지수에 대한 FSI와 TSI 결과를 제시하였다.

Figure 3.35 ~ 3.41은 7개 댐유역별 model chain내 각 요소에 대한 FSI를 나타내고 있다. 우선 연최소·최대유출량과 관련된 수문지수에서 연최소유량에 대한 수문지수에서는 전지구모형과 수문모형에 의해 수문지수의 변동성이 90% 이상 결정된다고 볼 수 있다. 특히 짧은 주기 즉, 1 Day Min과 7 Day Min에서 수문모형의 기여도가 전지구모형에 비해 크게 나타나며 이러한 경향은 P3(2080s)에서 더욱 커지며 90 Day Min에서는 이러한 경향이 감소하며 오히려 전지구모형의 기여도가 증가하는 것을 알 수 있다. 이는 모든 유역에서 겨울철동안 적설과 적은 강수량으로 인해 대부분의 저유량이 발생하며 이에 대한 수문모형의 모의능력이 서로 상이함을 앞 절에서 제시하였다. 이로 인해 짧은 기간 동안 발생하는 연최소유량에 대해 어떤 수문모형을 선택하는지에 따라 수문지수의 변동성이 크게 결정된다는 것을 의미한다. 그러나 Figure 3.41에서 제시한 주암댐의 경우, 전지구모형과 수문모형의 기여도가 주를 이룬다는 경향은 유사하지만 수문모형의 기여도를 보면 6%에서 22%까지 나타난다. 특히, P1기간의 7 Day Min을 보면 전지구모형의 기여도의 1/15정도밖에 되지 않는다는 것을 알 수 있다. 이는 주암댐 유역의 수문특성에 기인한 것으로 볼 수 있는데 Figure 3.42에서 제시한 유출계수 중 특히 12월에서 5월까지의 유출계수를 보면 타 유역에 비해 훨씬 낮은 유출계수를 보이고 있음을 알 수 있다. 예를 들어 2월의 경우, 유출계수는 0.2정도밖에 되지 않는데 이는 2월 강수의 20%만이 유출에 기여하는 것으로 해석할 수 있다. 유출계수가 낮다는 의미는 강수량에 대한 유출량의 민감도가 크지 않다는 것을 의미한다. 따라서 어떤 수문모형을 사용해도 강수에 민감한 반응을 보이지 않는 유역에

대해서는 비슷한 유출량을 모의한다는 의미로 해석할 수 있다. 이러한 현상은 Figure 3.34를 보면 알 수 있는데 1 Day Min과 7 Day Min에 대한 수문모형별 HAF의 변동성이 다른 유역에 비해 상당히 감소함을 보여주고 있다.

연 최대유량과 관련한 수문지수에 대해서는 기간이 짧은 1 Day Max에서는 수문모형의 기여도가 충주댐의 경우 36%까지 높아지지만 7일 이상 연 최대유량에 대해서는 기여도가 미미해지며 오히려 RCP의 기여도가 소양강댐의 경우 18%까지 상승하는 것을 알 수 있다. 이는 각 수문모형의 최대유량 모의능력에 기인한다고 볼 수 있는데 7일 이상 지속되는 연 최대유량에 있어서는 그 영향이 소멸되며 기후시나리오를 제공하는 GCM의 기여도가 크게 상승하는 것으로 볼 수 있다.

연 유출 및 계절유량에 대한 변동성은 예상한바와 같이 대부분 전지구모형의 기여도가 78%(안동댐 P3의 JJA) ~ 96%(충주댐 P1의 JJA) 정도로 수문지수의 변동성이 전지구모형의 선택에 의해 설명된다고 볼 수 있다. 즉 어떤 전지구모형을 선택하느냐에 따라 연유출 및 계절유량에 대한 변동성이 88%이상 좌우된다고 볼 수 있다. 겨울철 유출량(DJF)을 살펴보면 대규모 댐유역인 소양강과 충주댐에서 수문모형의 기여도가 2.5% ~ 5.3%로 다른 계절보다 높게 나타나는 것을 알 수 있다. 이는 수문모형에 따른 겨울철 저유량 모의능력에 따른 겨울철 유출량 변동성 기여에 의한 것으로 해석된다. 계절유출량에 관한 수문지수에서 한 가지 눈여겨 볼 사항은 여름철 유출량에서 RCP에 대한 기여도가 P1에서 P3까지 점차 증가하여 안동댐의 경우 P3기간 동안 15%정도의 기여도를 나타냈다. 이는 RCP에 따른 여름철 기후 시나리오의 변동성이 높기 때문이며 먼 미래인 P3에서 이러한 변동성이 더욱 커진다는 것으로 해석할 수 있다.

FSI와 더불어 그 요소뿐만 아니라 요소간 상호작용에 대한 효과를 포함한 기여도를 정량화할 수 있는 TSI를 Figure 3.43 ~ 3.49에 제시하였다. 이를 보면 전반적으로 요소별 기여도에 대한 상대적 비율은 FSI의 결과와 유사하게 나타남을 알 수 있다. 예를 들어 1 Day Min에서 GCM과 수문모형(HM)의 기여도가 가장 높게 나오며 수문모형에 대한 기여도가 P1에서 P3로 갈수록 증가하고 있는 것은 FSI의 결과와 유사하다. 그러나 전반적으로 눈에 띄는 결과로써 모든 수문지수에서 RCP의 기여도가 FSI에 비해 크게 증가하고 있다는 것이다. 이는 RCP와 더불어 다른 요소 즉, GCM, DS, HM의 상호작용이 전체결과에 미치는 영향이 다른 요소에 비해 크게 나타난다는

것으로 볼 수 있다. 다시 말해, RCP 자체보다는 다른 요소와의 상호작용에 의해 모든 수문지수의 변동성이 증가한다는 의미로 해석할 수 있다.

본 연구를 통해 FSI와 TSI 모두 model chain 내 단계별 수문지수의 변동성을 정량화하는 활용될 수 있다는 것을 보였다. 전체 결과의 변동성에 대한 기여도 측면에서 두 지수 모두 유사한 상대적 비율을 나타냈다. 이러한 결과는 기후변화로 인한 수문지수의 불확실성을 요소별로 정량화하고 이를 바탕으로 주로 어떤 요소에 의해 불확실성이 좌우되는지 파악하는데 큰 도움이 될 것으로 사료된다.

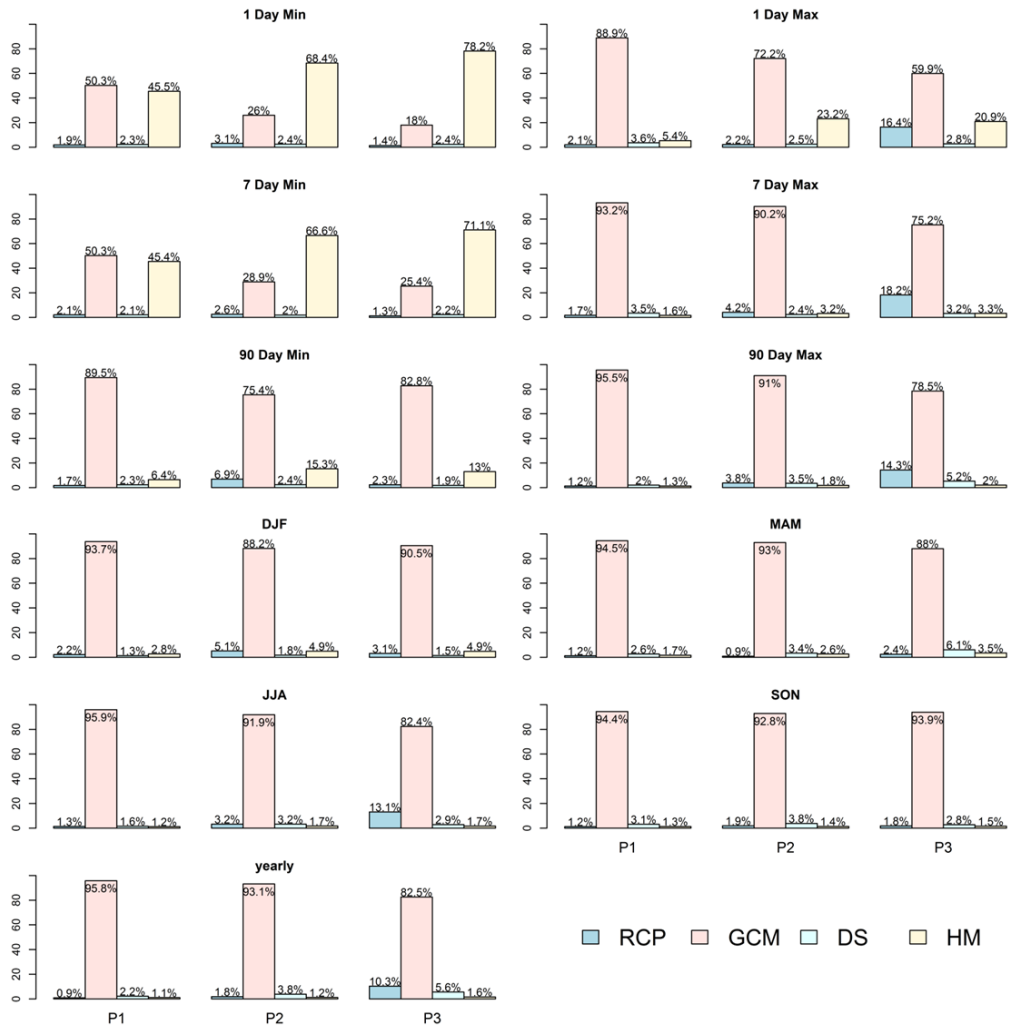


Figure 3.35 소양강댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI

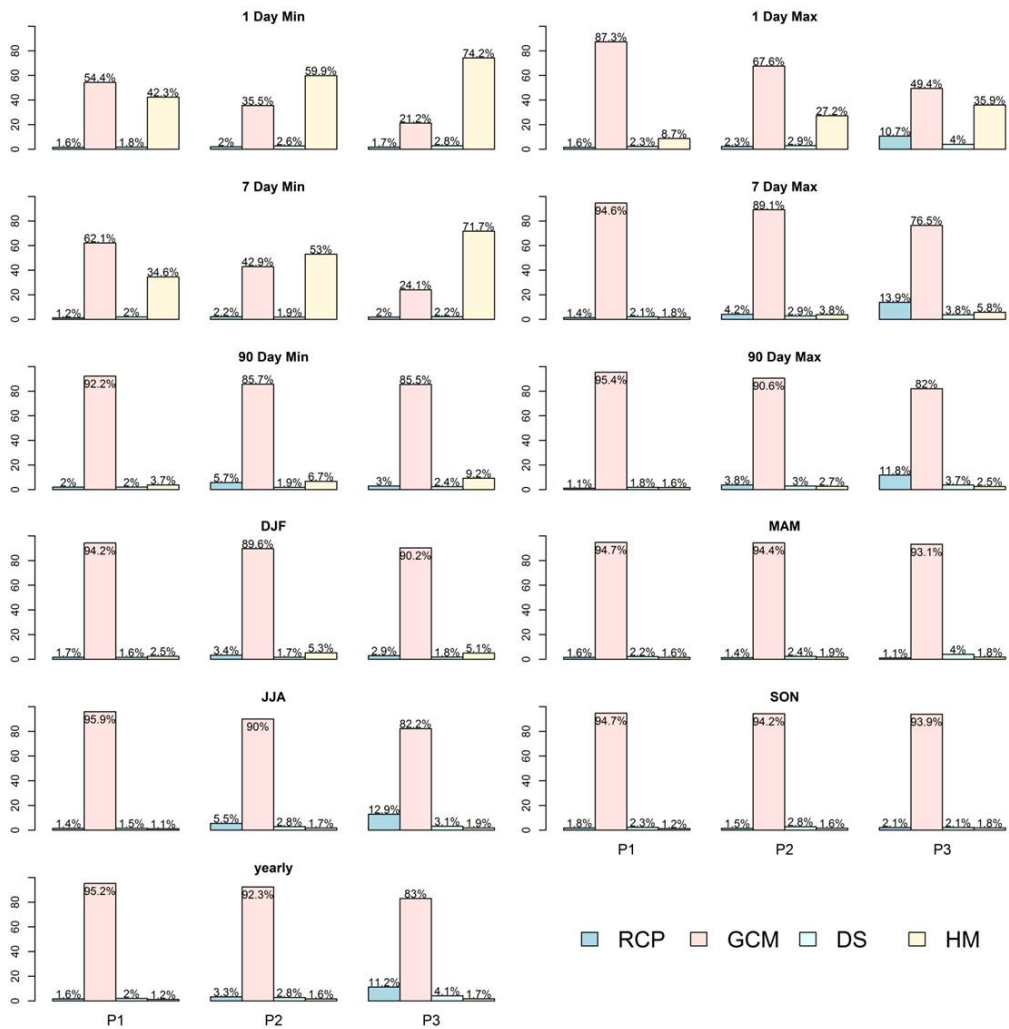


Figure 3.36 충주댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI

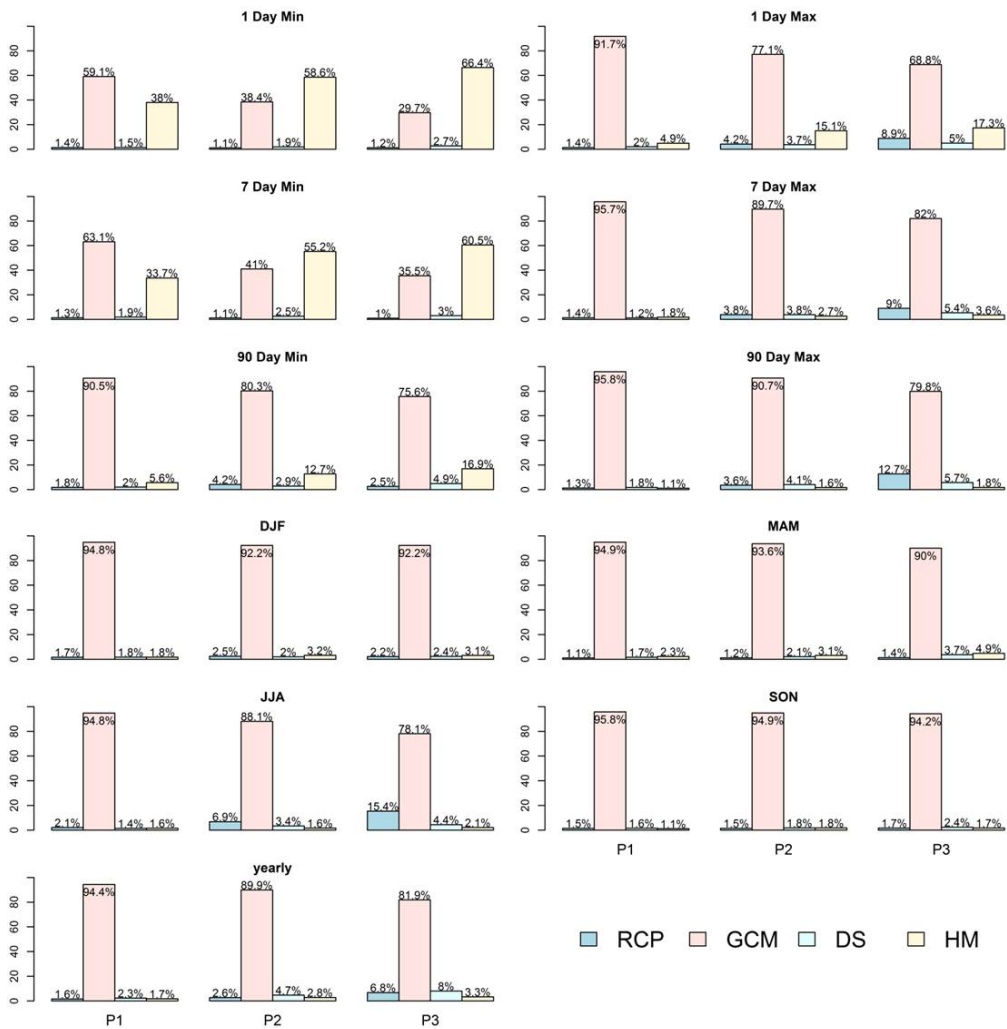


Figure 3.37 안동댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI

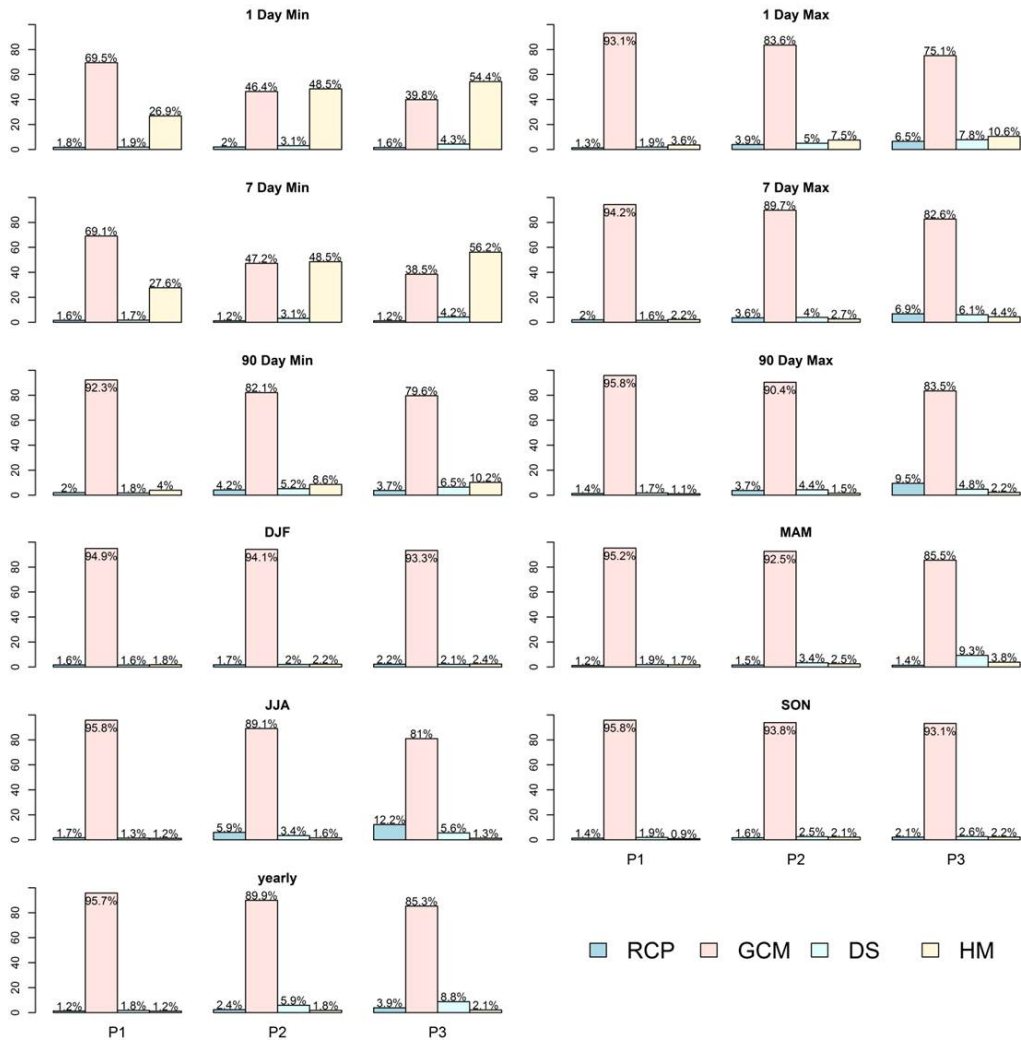


Figure 3.38 임하댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문자수에 대한 model chain 내 요소의 FSI

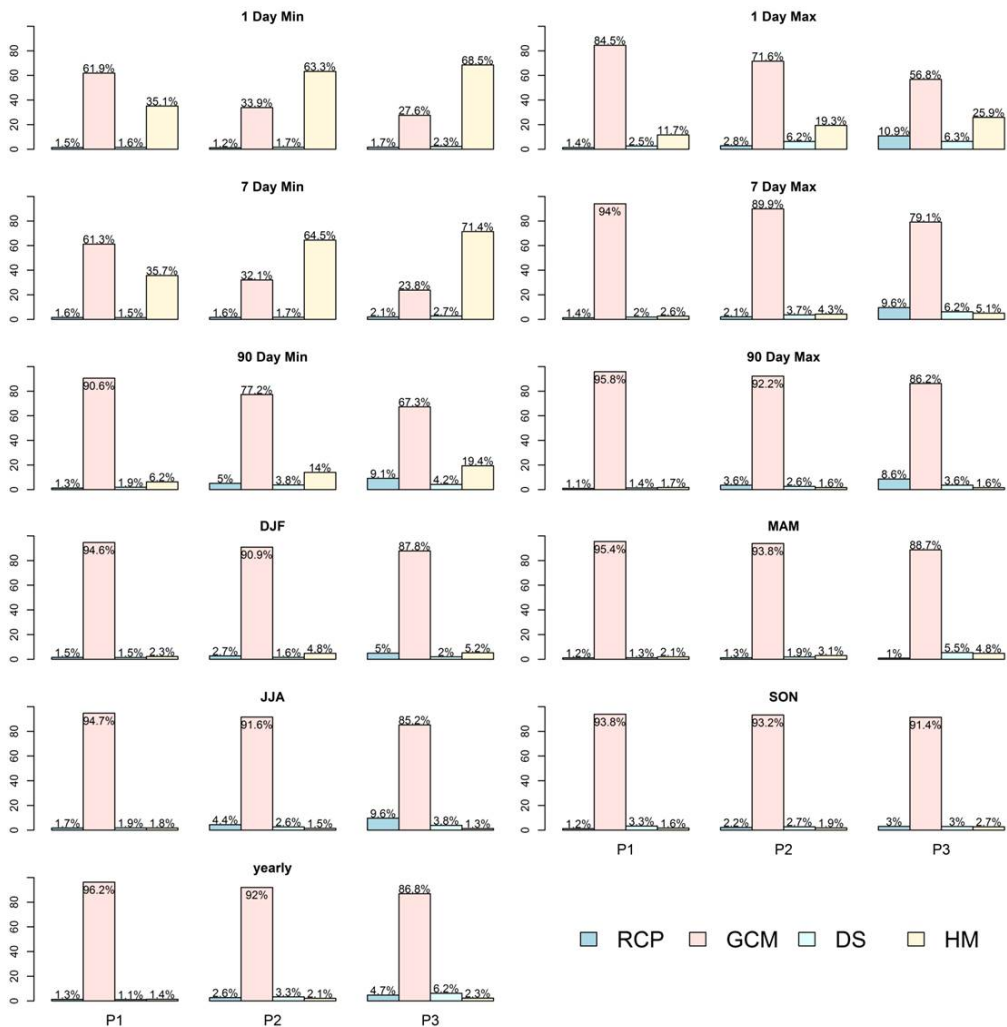


Figure 3.39 용담댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI

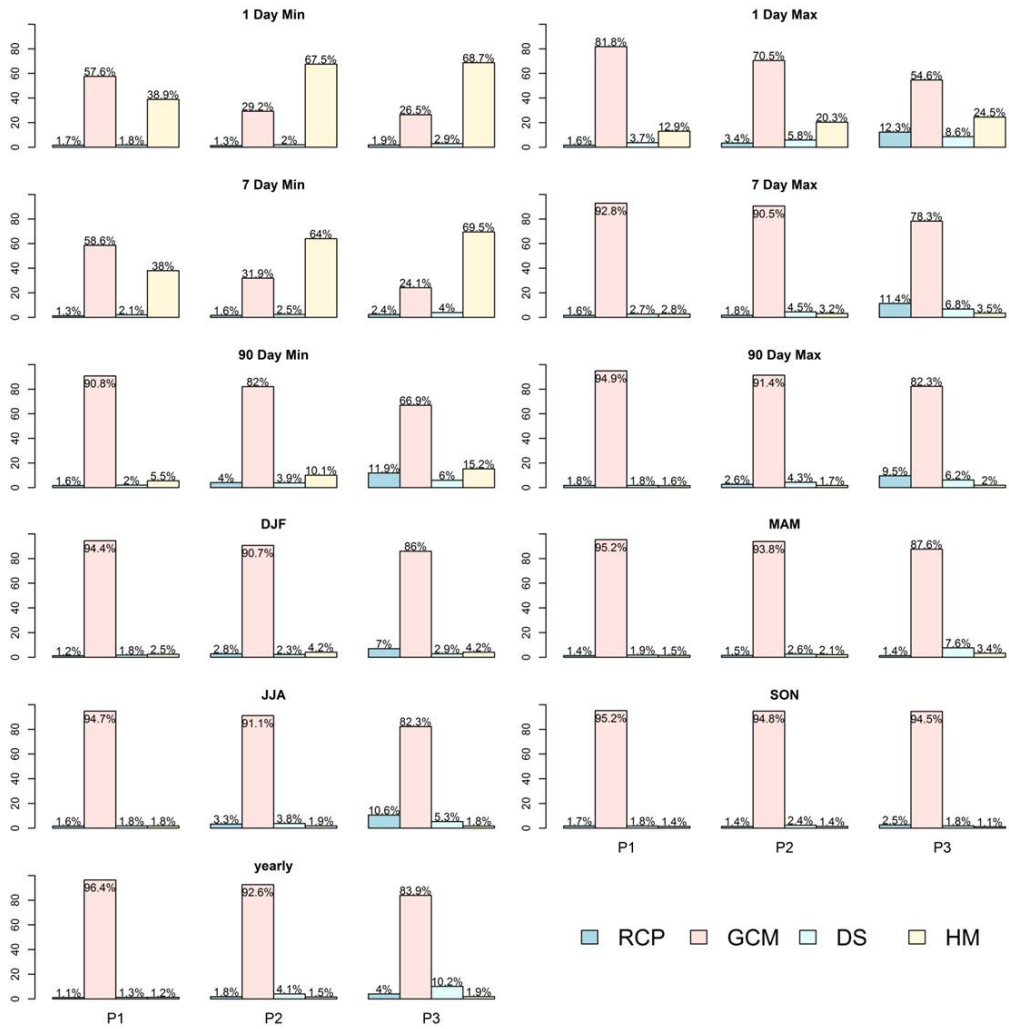


Figure 3.40 삼진강댐 지역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI

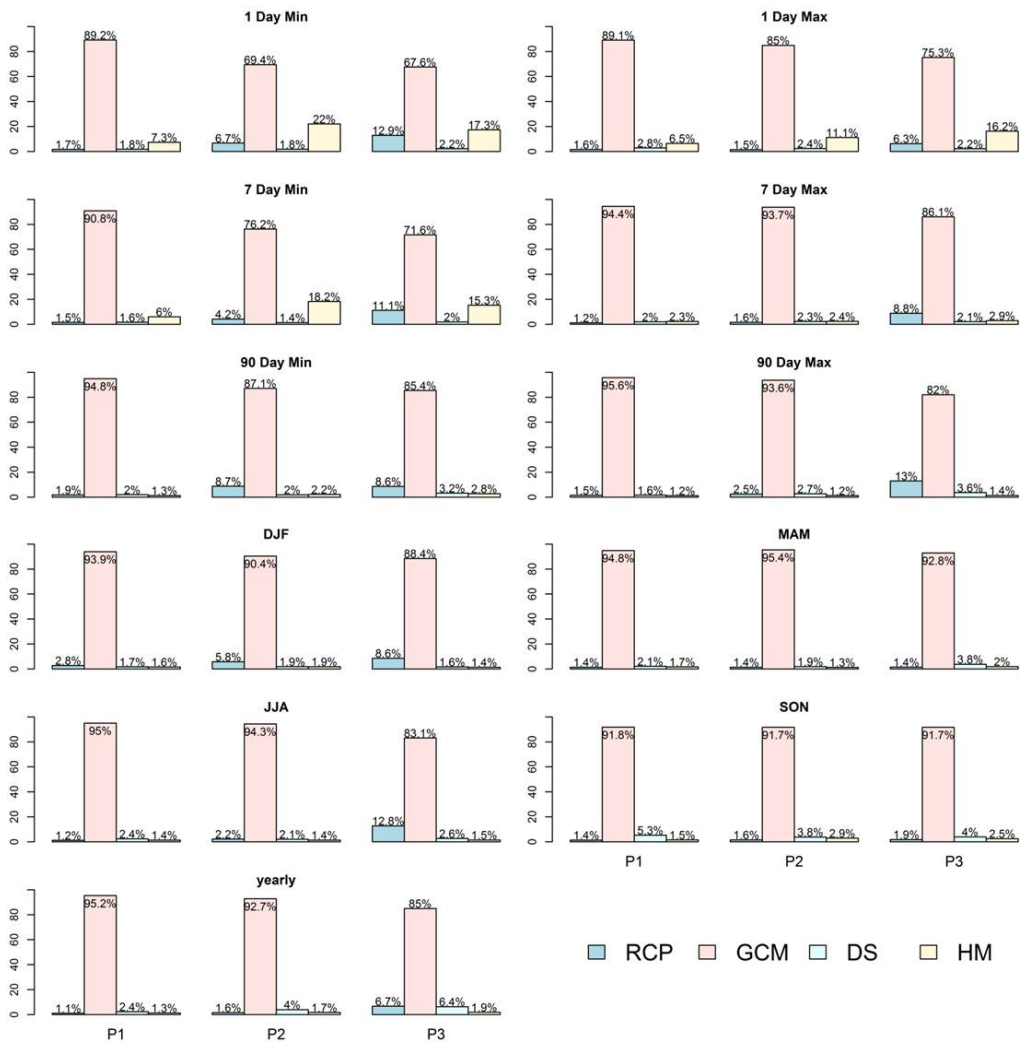


Figure 3.41 주암댐 지역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 FSI

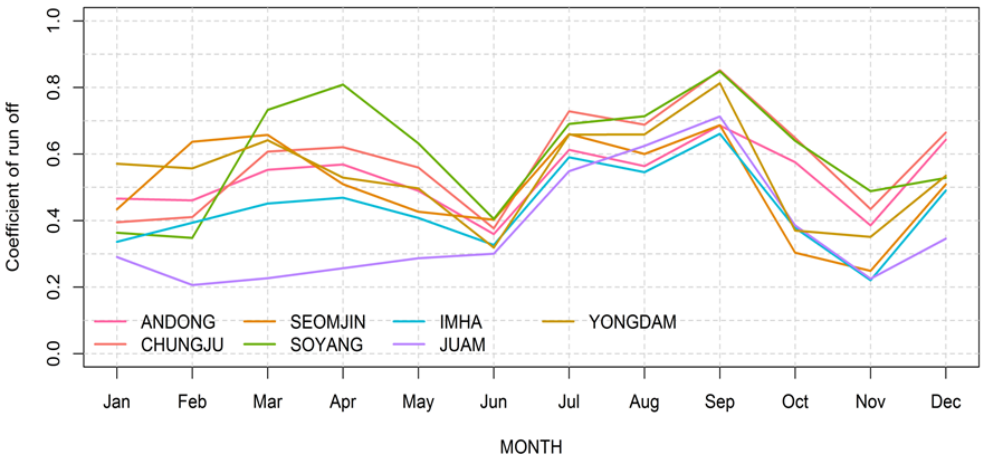


Figure 3.42 댐유역별 월 유출계수

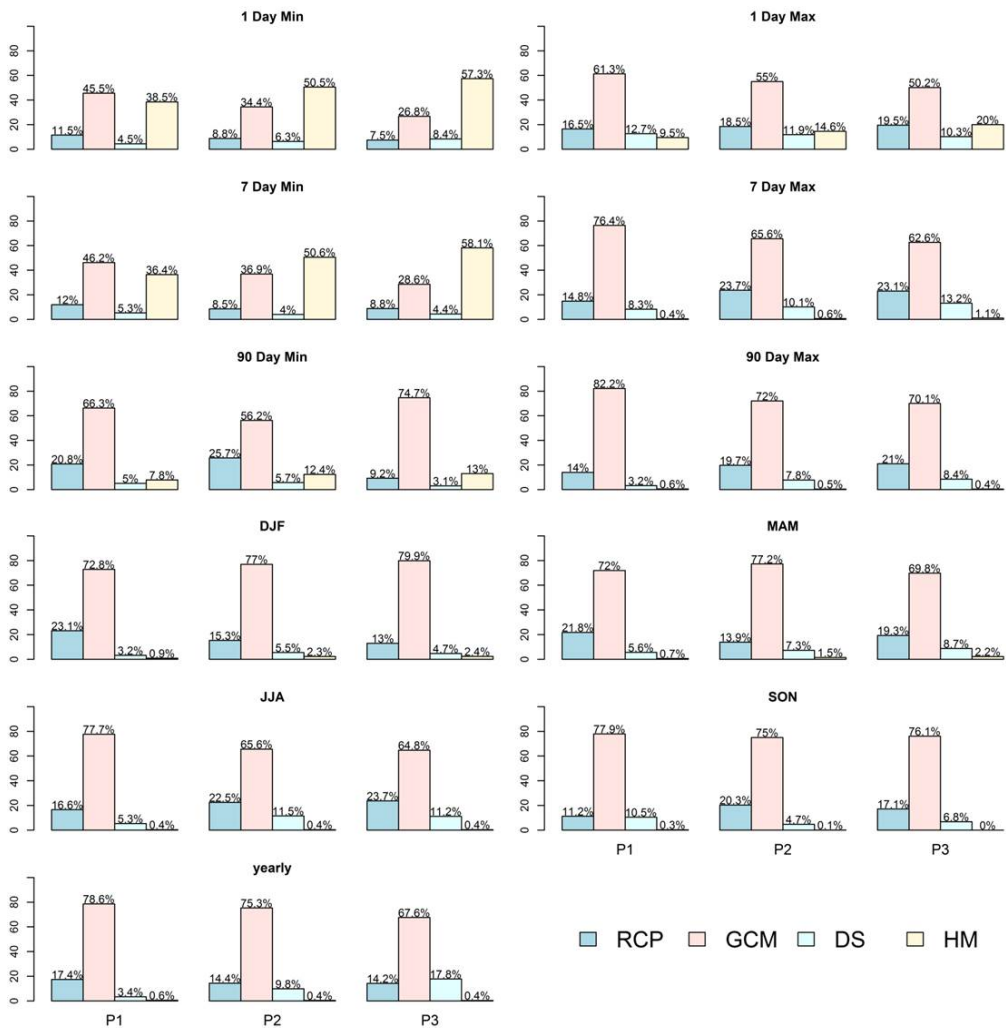


Figure 3.43 소양강댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI

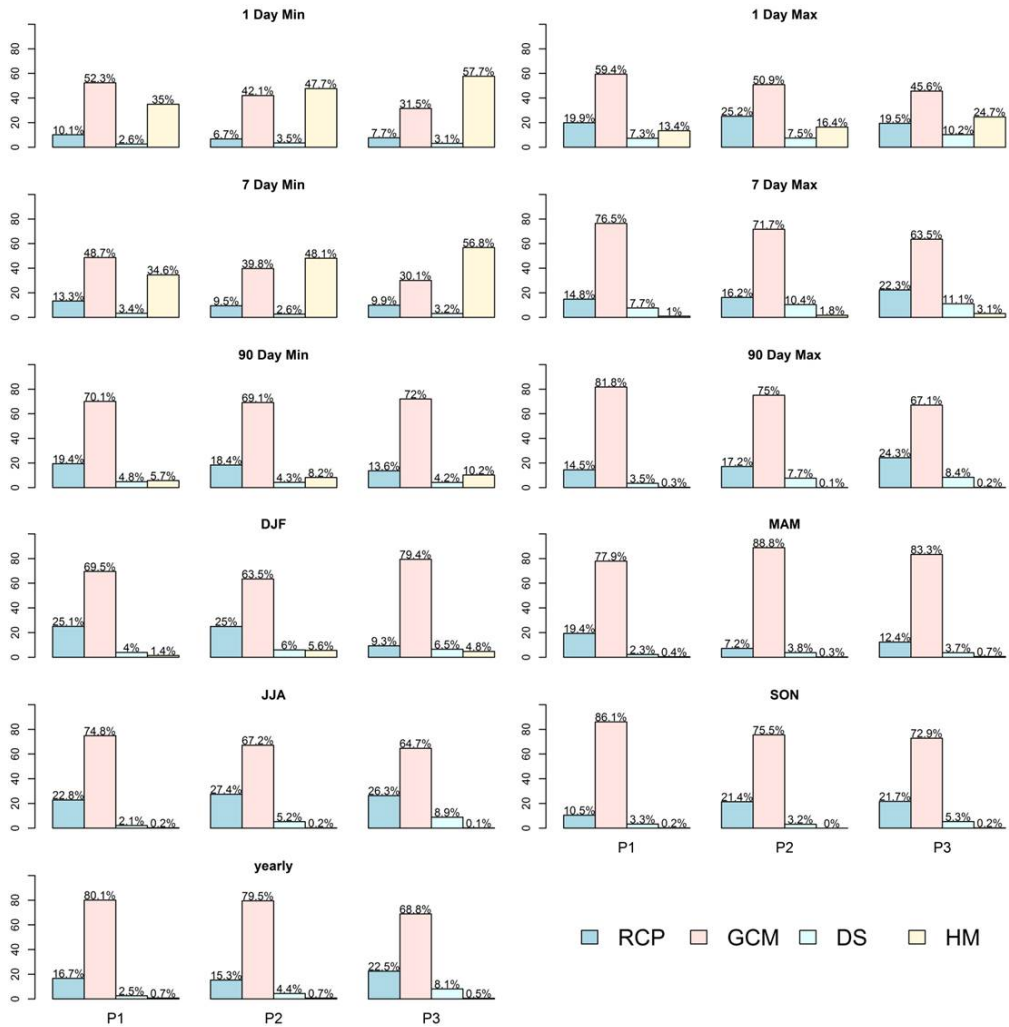


Figure 3.44 충주댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI

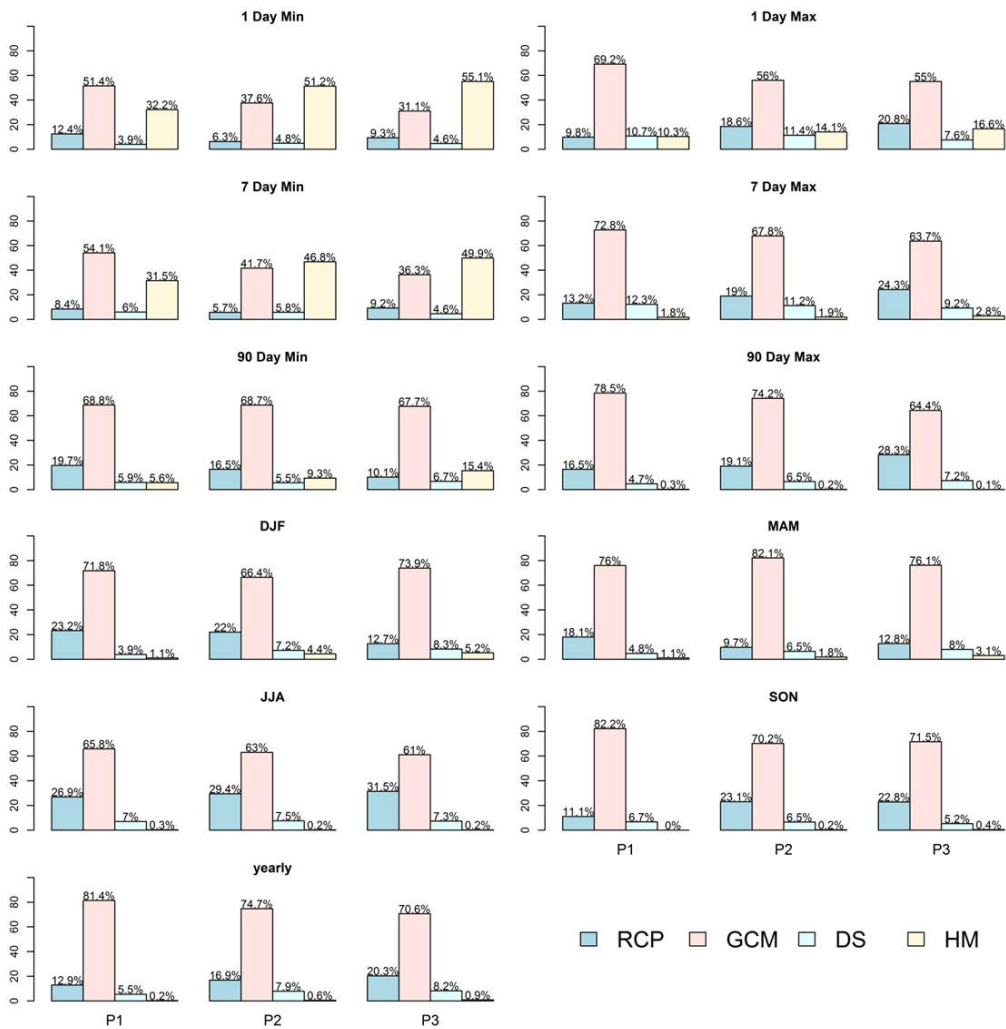


Figure 3.45 안동댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI

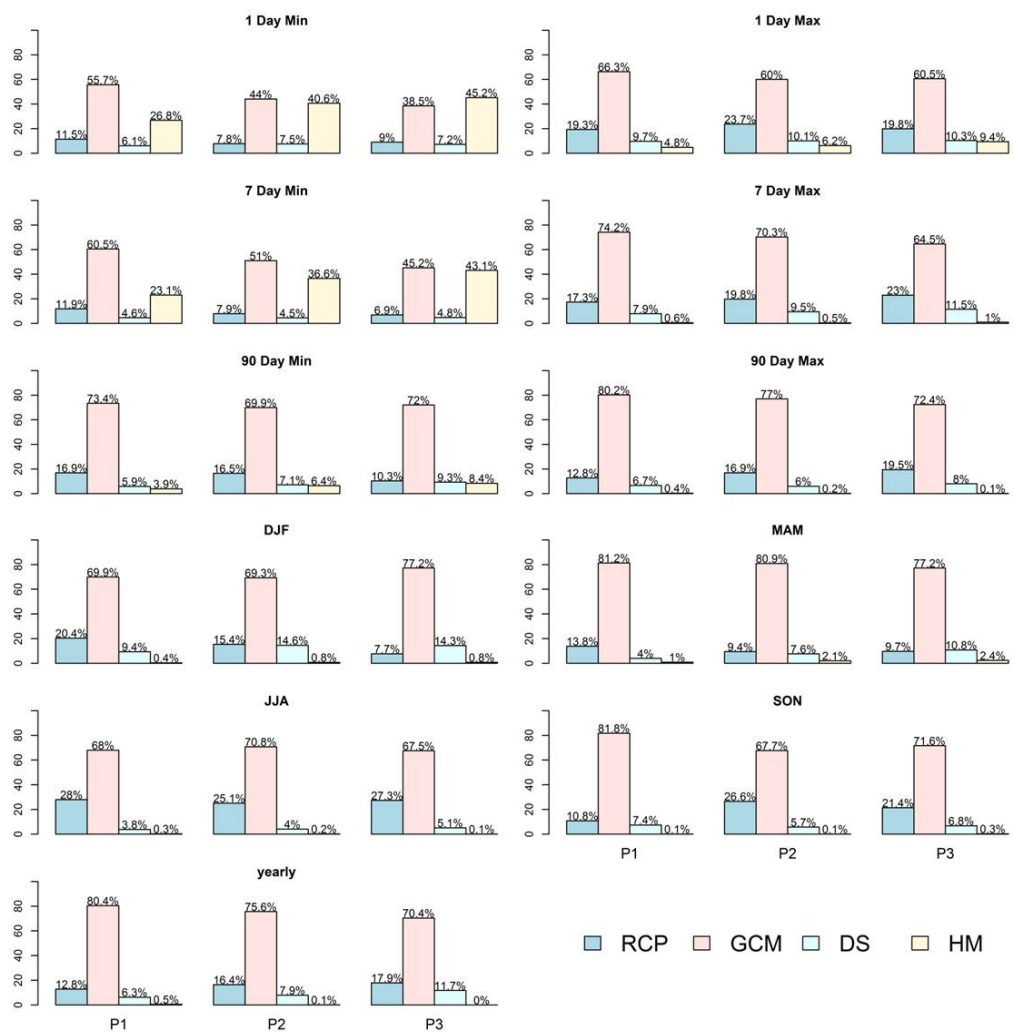


Figure 3.46 임하댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI

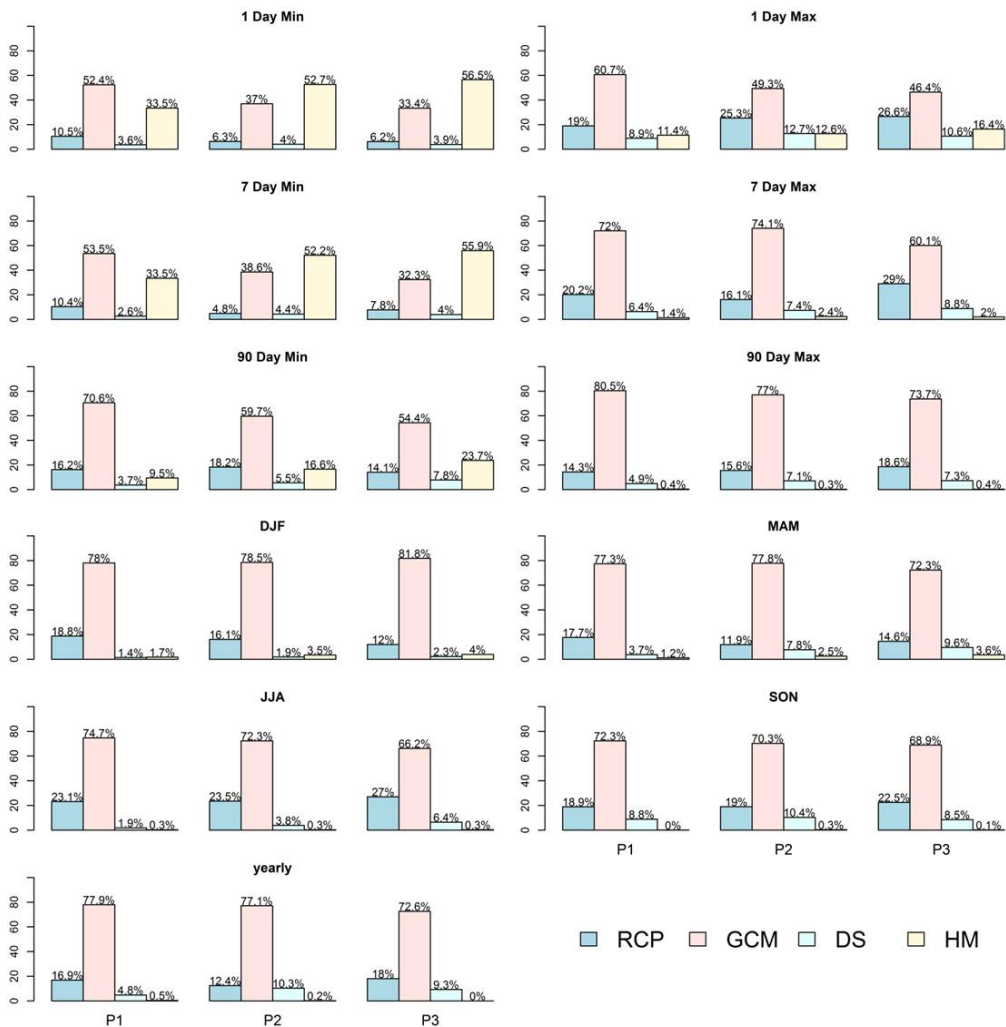


Figure 3.47 용담댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI

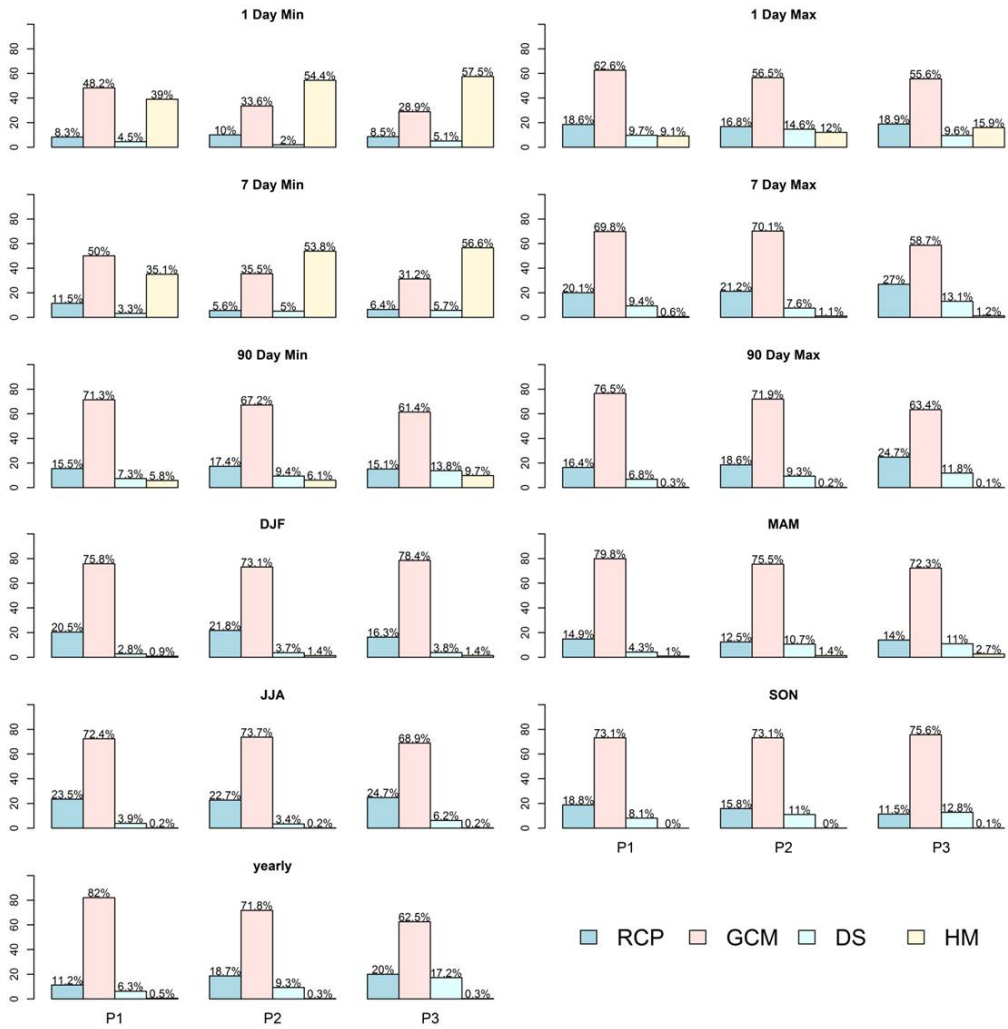


Figure 3.48 삼진강댐 지역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문지수에 대한 model chain 내 요소의 TSI

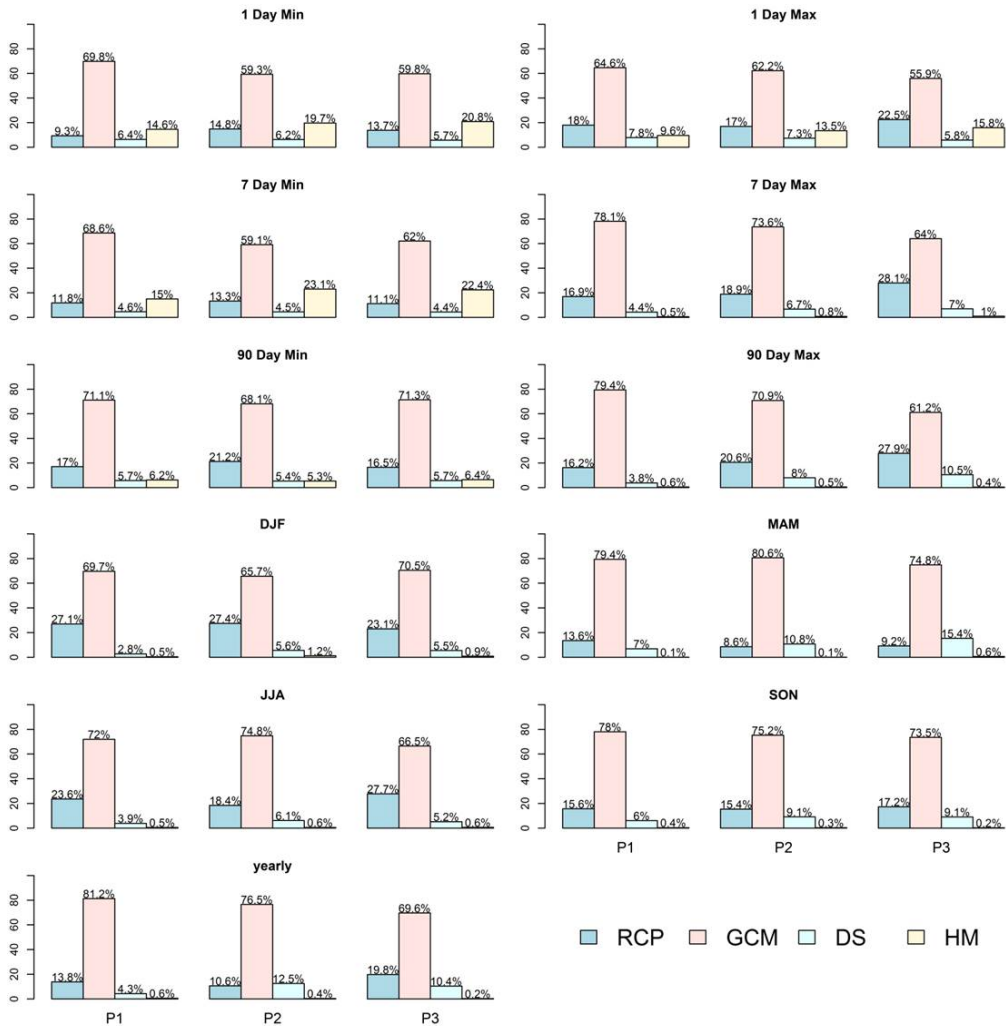


Figure 3.49 주임댐 유역의 연최대·최소유량과 계절유량에 대한 수문자수에 대한 model chain 내 요소의 TSI

4. 결론

기후변화로 인한 국내 담유역의 수문지수의 변동성을 살펴보기 위해 본 연구에서는 RCP4.5 및 RCP8.5를 바탕으로 제공되는 26개 CMIP5 기후변화 시나리오를 활용하였다. 전지구모형으로부터 제공되는 기후변화 시나리오를 수문모형에 적용하기 위해 장기추세를 반영한 통계적 상세화모형을 개발하였고 이를 기존의 상세화모형과 비교하기 위해 BCSD/QM, BCSD/DQM, BCSD/QDM, BCCA/QM, BCCA/DQM, BCCA/QDM와 같이 6개 상세화모형을 적용하여 국내 60개 ASOS 관측점에 대한 상세화된 기후변화 시나리오를 생산하였다. 표준화된 평가지표를 기준으로 하여 TOPSIS를 활용하여 26개 기후변화 시나리오에 대한 변수별 우선순위를 결정하였다. 또한 장기추세를 반영한 통계적 상세화모형과 기존의 QM 방식을 비교하여 GCM으로 유도된 장기추세가 상세화모형을 통해 얼마나 잘 유지되었는지 검토하였다. 상세화된 시나리오는 3개 수문모형의 입력자료로 활용되었다. 이와 같이 본 연구에서는 2개 대기시나리오(RCP), 26개 전지구모형(GCM), 6개 상세화모형(DS), 그리고 3개 수문모형으로 구성된 model chain을 구성하였다. 구성된 model chain을 통해 국내 주요 수계에 위치한 7개 다목적댐 유역의 유출량을 산정하였으며 이를 바탕으로 연최대·최소유출량 및 연·계절 유출량과 관련된 23개 수문지수를 산정하였다. 매해 산정되는 수문지수 분포의 tercile에 대한 빈도 변화를 효과적으로 파악할 수 있는 수문변동지수(HAF)를 활용하여 국내 담유역의 수문지수의 변동성을 파악하고자 하였다. 이와 더불어, 민감도분석 중 variance-based approach의 하나인 FSI와 TSI를 통해 본 연구에서 구성한 model chain 내 수문지수 변동성에 대한 각 요소의 기여도를 산정하였다. 이를 통해 기후변화 대응전략 등에 활용되는 수문지수의 불확실성에 각 요소별 상대적 기여도를 정량화하고자 하였다. 본 연구의 결과를 요약하면 다음과 같다.

- 각 관측점에 대한 K-S test결과 단순보간을 통해 얻는 자료에서는 거의 모든 모형과 지수에서 50% 이하의 통과율을 보였으나 BCSD를 통해 상세화된 기후자료에서는 80% 이상의 통과율을 보였다. 이는 상세화모형을 통해 기후자료의 정확도가 향상되고 있음을 알 수 있다.
- GCM 장기추세에 대해 본 연구에서 제시한 세 가지 편이보정 방식 중 QM에 의한 편이가 가장 크게 나타나고 있음을 알 수 있다. 특히 장기추세가 뚜렷한 지수

에 대해 더 큰 편이가 발생하였다. 이에 반해 DQM과 QDM은 상대적으로 작은 편이를 보여 장기추세를 적절히 유지한 상세화자료를 생성하였다.

- WSDI와 같이 과거 일정한 기온값을 기준으로 산정하는 지수에서는 moving window의 크기에 따라 계절성을 얼마나 반영하는지에 따라 지수의 변동성이 크다는 사실을 확인하였다.
- 폭염과 관련된 지수는 상승추세를 폭염과 관련된 지수는 감소추세를 보였다. 또한 RCP8.5가 RCP4.5에 비해 2060년을 기준으로 해서 더 높은 상승세를 보였으며 이는 그 기간 이후로 두 대기농도시나리오의 차이에 의한 것으로 사료된다.
- 국내 전반에 걸쳐 폭염의 강도와 지속기간이 증가하지만 강도는 중부내륙에서 그 리고 지속기간은 남부와 제주지역에서 더 강한 상승추세를 보였다. 강수는 중부내륙에 비해 남부지역에서 더욱 강한 상승률을 보인 동시에 무강우일수 또한 증가하여 가뭄과 홍수를 동시에 대비해야 하는 것으로 나타났다.
- 강수에 대한 26개 GCM에 대한 우선순위 결과에서는 기후모형의 공간해상도와 우선순위는 큰 관계가 없었으나 기후변화 연구 시 가용한 많은 모형 중 어떤 모형을 배제해야 하는지에 대한 정보를 제공할 수 있다. 또한 기온에 대해서는 공간해상도와 우선순위가 양의 상관관계를 보이는 것을 확인하였다.
- 표준 평가지표에 근거한 BCSD와 BCCA 비교에서는 BCCA가 더 좋은 결과로 보이고 있어 공간패턴을 활용한 added-value 있는 것으로 확인되었는데 특히 강수와 같이 GCM 성능이 낮은 변수에서 두 모형 간 차이가 더 크다는 것을 확인하였다. 또한 BCCA/QDM이 BCSD/QDM보다 더 높은 극한 기온 및 강우사상을 제공하고 있으며 이와 더불어 높은 강우강도를 제공하였다.
- 겨울을 제외한 모든 계절의 유출량이 증가하였다. 겨울에는 고유량과 저유량이 빈번하게 나타나는 유출의 양극화 현상이 발생하였다. 이로 인해, 연최소유출량 수문지수인 1 Day Min, 7 Day Min, 90 Day Max가 감소하는 경향을 보였다. 대부분의 연최소유출량이 겨울철에 발생한다는 점에서 이러한 결과는 겨울철 저유량 빈도증가와 더불어 저유량의 심도 또한 증가한다는 것을 의미하므로 기후변화로 인한 겨울철 용수공급에 대한 대응전략 수립이 시급하다 할 수 있다.
- 수문모형 간 수문지수에 대한 변동성을 살펴봤을 때 고유량이 발생하는 월과 계절

에서는 연최대유출량과 관련한 수문지수에 대해 모두 유사한 HAF를 나타냈다. 그러나 저유량에 대한 수문모형 간 모의능력 차이로 인해 연최소유량과 관련된 지수에서는 모형 간 HAF의 변동성이 매우 높게 나타났다.

- 연최소유량에 대한 수문지수에서는 전지구모형과 수문모형에 의해 수문지수의 변동성이 90% 이상 결정된다고 볼 수 있다. 그러나 강우에 유출량의 민감도가 크지 않은 유역에 대해서는 수문모형의 기여도가 낮게 나타났다.
- 연최대유출량과 관련한 수문지수에 대해서는 연최소유량에 대한 수문지수에 비해 수문모형의 기여도가 그리 높게 나타나지 않았다. 특히, 7일 이상의 연최대유출량에 대해서는 기여도가 매우 미미해졌다. 오히려 기후시나리오의 변동성이 커지는 RCP의 기여도가 18%까지 상승하는 것으로 나타났다.
- 연유출 및 계절유량의 변동성에 대한 전지구모형의 기여도가 78%~96% 정도로 수문지수의 변동성은 전지구모형의 선택에 의해 좌우되는 것으로 나타났다.
- 요소간 상호작용에 대한 효과를 포함한 기여도를 정량화할 수 있는 TSI에서는 FSI의 경향과 유사했으나 RCP의 기여도가 FSI에 비해 크게 증가하여 RCP와 다른 선택요소와의 상호작용에 의해 모든 수문지수의 변동성이 증가한다는 것을 확인하였다.

본 연구에서는 2개 RCP와 26개 GCM, 6개 상세화모형, 그리고 3개 수문모형을 사용하여 수문지수를 산정하고 각 지수의 불확실성에 대한 선택요소별 기여도를 정량화하였다. 지난해 12월 파리에서 개최된 유엔 기후변화협약 당사국 총회에서 2020년 이후 지구온난화를 막고 산업화 이전 수준으로 유지하여 상승온도를 2°C 이하로 유지하고자 하는 파리협정을 발의하였다. 이후 CMIP5에서 제시한 4개 RCP 중 RCP2.6에 많은 관심을 가지게 되었다. 이러하듯 본 연구에서 사용한 2개 외에 더욱 다양한 RCP를 고려할 필요가 있다. 또한 6개 상세화모형은 QM을 편이보정의 주모델로 하여 비슷한 구조를 가지고 있다. 따라서 회귀모형이나 인공지능 등 더욱 다양한 통계적 상세화모형에 대한 비교뿐만 아니라 동역학적 상세화모형인 지역기후모형의 결과와의 비교를 포함한다면 보다 포괄적인 상세화모형의 상호비교 연구가 가능할 것으로 사료된다. 이와 더불어, 본 연구에서는 3가지 집중형 모형만을 사용했는데 Soil and Water

Assessment Tool(SWAT)이나 Variable Infiltration Capacity(VIC)과 같은 분포형 모형을 포함하여 보다 다양한 구조를 가진 수문모형에 대한 수문지수 검토가 필요하다고 할 수 있다. 이와 같이 보다 다양한 model chain 내 모형을 통해 더욱 면밀하고 포괄적인 선택요소별 기여도 산정이 가능할 것이다.

REFERENCE

- Abatzoglou, J.T., T.J. Brown, 2012: A comparison of statistical downscaling methods suited for wildfire applications. *International Journal of Climatology*, 32(5), 772–780. DOI: 10.1002/joc.2312.
- Apurv, T., R. Mehrotra, A. Sharma, M. K. Goyal, and S. Dutta, 2015: Impact of climate change on floods in the Brahmaputra basin using CMIP5 decadal predictions. *Journal of Hydrology*, 527, 281–291, doi:10.1016/j.jhydrol.2015.04.056.
- Bae, D.H., I.W. Jung, and D.P. Lettenmaier, 2011: Hydrologic uncertainties in climate change from IPCC AR4 GCM simulations of the Chungju Basin, Korea. *Journal of Hydrology*, 401, 90–105.
- Bastola, S., C. Murphy, and J. Sweeney, 2011: The role of hydrological modelling uncertainties in climate change impact assessments of Irish river catchments. *Adv. Water Res.*, 34, 562–576.
- Bürger, G., S. R. Sobie, A. J. Cannon, A. T. Werner, and T. Q. Murdock, 2013: Downscaling Extremes: An Intercomparison of Multiple Methods for Future Climate. *Journal of Climate*, 26, 3429–3449, doi:10.1175/JCLI-D-12-00249.1.
- Burnash, R.J.C., R.L. Ferral, and R.A. McGuire, 1973: A Generalized Streamflow Simulation System: Conceptual Modeling for Digital Computers. Technical Report, U.S. National Weather Service, Sacramento, Calif.
- Cannon, A. J., 2015: Selecting GCM Scenarios that Span the Range of Changes in a Multimodel Ensemble: Application to CMIP5 Climate Extremes Indices*. *Journal of Climate*, 28, 1260–1267.
- Cannon, A. J., S. R. Sobie, and T. Q. Murdock, 2015: Bias Correction of GCM Precipitation by Quantile Mapping: How Well Do Methods Preserve Changes in Quantiles and Extremes? *Journal of Climate*, 28, 6938–6959, doi:10.1175/JCLI-D-14-00754.1.
- Cao, Q., N. Sun, J. Yearsley, B. Nijssen, and D. P. Lettenmaier, 2016: Climate and land cover effects on the temperature of Puget sound streams: Assessment of climate and land use impacts on stream temperature. *Hydrological Processes*, 30(13), 2286–2304.
- Chang, H., and I.-W. Jung, 2010: Spatial and temporal changes in runoff caused by climate change in a complex large river basin in Oregon. *Journal of Hydrology*, 388(3–4), 186–207.
- Chen, J., F. P. Brissette, A. Poulin, and R. Leconte, 2011: Overall uncertainty study of the

- hydrological impacts of climate change for a Canadian watershed: OVERALL UNCERTAINTY OF CLIMATE CHANGE IMPACTS ON HYDROLOGY. *Water Resources Research*, 47, W12509, doi:10.1029/2011WR010602.
- Christensen, N., and D.P. Lettenmaier, 2007: A multimodel ensemble approach to assessment of climate change impacts on the hydrology and water resources of the Colorado River basin. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11, 1417–1434.
- Chung, E.S., and G.S. Lee, 2009: Identification of spatial ranking of hydrological vulnerability using multi-criteria decision making techniques: Case study of Korea. *Water Resources Management*, 23, 2395–2416.
- Clark, M.P., and Coauthors, 2016: Characterizing uncertainty of the hydrologic impacts of climate change. *Current Climate Change Reports*, 2, 55–64, doi:10.1007/s40641-016-0034-x.
- Croke, B.F.W., and A.J. Jakeman, 2004: A catchment moisture deficit module for the IHACRES rainfall-runoff model. *Environmental Modelling & Software*, 19(1), 1–5.
- Diez, E., C. Primo, J.A. Garcia-Moya, J.M. Gutierrez, and B. Orfila, 2005: Statistical and dynamical downscaling of precipitation over Spain from DEMETER seasonal forecasts. *Tellus series A*, 57, 409–423.
- Dobler, C., S. Hagemann, R. L. Wilby, and J. Stötter, 2012: Quantifying different sources of uncertainty in hydrological projections in an Alpine watershed. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16, 4343–4360, doi:10.5194/hess-16-4343-2012.
- Duan, Q., V.K. Gupta, and S. Sorooshian, 1993: Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *Journal of optimization theory and applications*, 76(3), 501–521. DOI: 10.1007/BF00939380
- Duan, Q., S. Sorooshian, and V. Gupta, 1992: Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 28(4), 1015–1031. DOI: 10.1029/91WR02985.
- Dunbar, M.J., M.L. Pedersen, D. Cadman, C.A. Extence, J. Waddingham, R.P. Chadd, S.E. Larsen, 2010: River discharge and local-scale physical habitat influence macroinvertebrate LIFE scores. *Freshwater Biology*, 55, 226–242.
- Eum, H.-I., 2016: High-resolution gridded data generation and performance assessment of multiple statistical downscaling methods for South Korea. *APCC annual report*.
- Eum, H.-I., and A. J. Cannon, 2016: Intercomparison of projected changes in climate extremes for South Korea: application of trend preserving statistical downscaling methods to the CMIP5 ensemble. *International of Journal of Climatology*, DOI: 10.1002/joc.4924.

- Eum, H.-I., A. J. Cannon, and T. Q. Murdock, 2016: Intercomparison of multiple statistical downscaling methods: multi-criteria model selection for South Korea. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, doi:10.1007/s00477-016-1312-9.
- Eum, H.-I., and S. P. Simonovic, 2010: Integrated Reservoir Management System for Adaptation to Climate Change: The Nakdong River Basin in Korea. *Water Resources Management*, 24, 3397-3417, doi:10.1007/s11269-010-9612-1.
- Eum, H.-I., and S. P. Simonovic, 2012: Assessment on variability of extreme climate events for the Upper Thames River basin in Canada. *Hydrological Processes*, 26, 485-499, doi:10.1002/hyp.8145.
- Eum, H.-I., A. Vasan, and S. P. Simonovic, 2012: Integrated Reservoir Management System for Flood Risk Assessment Under Climate Change. *Water Resources Management*, 26, 3785-3802, doi:10.1007/s11269-012-0103-4.
- Fernández, J., and J. Sáenz, 2003, Improved field reconstruction with the analog method: Searching the CCA space. *Climate Research*, 24, 199-213.
- Fowler, H. J., and M. Ekström, 2009: Multi-model ensemble estimates of climate change impacts on UK seasonal precipitation extremes. *International Journal of Climatology*, 29, 385-416, doi:10.1002/joc.1827.
- Fowler, H.J., M. Ekstrom, C.G. Kilsby, and P.D. Jones, 2005, New estimates of future changes in extreme rainfall across the UK using regional climate model integrations—1. Assessment of control climate. *Journal of Hydrology*, 300, 212-233.
- Frei, C., R. Scholl, S. Fukutome, J. Schidli, and P.L. Vidale, 2006, Future change of precipitation extremes in Europe: intercomparison of scenarios from regional climate models. *Journal of Geophysical Research*, 111, D06105. DOI: 10.1029/2005JD005965.
- Hagemann, S., C. Chen, J. O. Haerter, J. Heinke, D. Gerten, and C. Piani, 2011: Impact of a Statistical Bias Correction on the Projected Hydrological Changes Obtained from Three GCMs and Two Hydrology Models. *Journal of Hydrometeorology*, 12, 556-578, doi:10.1175/2011JHM1336.1.
- Hayhoe, K.A., 2010, A standardized framework for evaluating the skill of regional climate downscaling techniques. University of Illinois at Urbana-Champaign.
- Hempel, S., K. Frieler, L. Warszawski, J. Schewe, and F. Piontek, 2013: A trend-preserving bias correction – the ISI-MIP approach. *Earth System Dynamics*, 4, 219-236, doi:10.5194/esd-4-219-2013.
- Hidalgo, H., M. Dettinger, and D. Cayan, 2008: Downscaling with constructed analogues: Daily precipitation and temperature fields over the United States, Rep.

- CEC-500-2007-123, Calif. Energy Comm., PIER Energy-Related Environ. Res., Sacramento, Calif.
- Holland, J.H., 1975: Adaptation in Natural and Artificial System: An Introduction with Application to Biology, Control and Artificial Intelligence. Michigan Univ. Press, Ann Arbor.
- Horton, P., B. Schaeffli, A. Mezghani, B. Hingray, and A. Musy, 2006, Assessment of climate-change impacts on Alpine discharge regimes with climate model uncertainty. Hydrol. Processes, 20(10), 2091-2109.
- Hwang, S., and W. D. Graham, 2013: Development and comparative evaluation of a stochastic analog method to downscale daily GCM precipitation. Hydrology and Earth System Sciences, 17, 4481-4502, doi:10.5194/hess-17-4481-2013.
- Hwang, C.I., and K. Yoon, 1981, Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications. New York, Springer-Verlag.
- IPCC, 2014: Climate Change 2014: Mitigation of ClimateChange. Contribution of WorkingGroup III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York.
- Jun, K.-S., E.-S. Chung, Y.-G. Kim, and Y. Kim, 2013: A fuzzy multi-criteria approach to flood risk vulnerability in South Korea by considering climate change impacts. Expert Systems with Applications, 40, 1003-1013.
- Jung, I. W., D. H. Bae, and B. J. Lee, 2013: Possible change in Korean streamflow seasonality based on multi-model climate projections: SEASONAL STREAMFLOW RESPONSE TO CLIMATE CHANGE. Hydrological Processes, 27, 1033-1045, doi:10.1002/hyp.9215.
- Kay, A.L., H.N. Davies, V.A. Bell, and R.G. Jones, 2009, Comparison of uncertainty sources for climate change impacts: Flood frequency in England. Clim. Change, 92, 41-63.
- Kotsuki, S., K. Tanaka, and S. Watanabe, 2014: Projected hydrological changes and their consistency under future climate in the Chao Phraya River Basin using multi-model and multi-scenario of CMIP5 dataset. Hydrological Research Letters, 8, 27-32, doi:10.3178/hrl.8.27.
- Landman, W.A., S.J. Mason, P.D. Tyson, and W.J. Tennant, 2001, Statistical downscaling of GCM simulations to streamflow. J. Hydrol., 252, 221-236.
- Landman, W.A., S.J. Mason, P.D. Tyson, and W.J. Tennant, 2001: Statistical downscaling of GCM simulations to streamflow. Journal of Hydrology., 252, 221-236.
- Le Moine, N., V. Andréassian, and T. Mathevet, 2008: Confronting surface- and groundwater

- balances on the La Rochefoucauld–Touvre karstic system (Charente, France). *Water Resources Research*, 44(3), W03403. DOI: 10.1029/2007WR005984.
- Lee, G., K.-S. Jun, and E.-S. Chung, 2013: Integrated multi-criteria flood vulnerability approach using fuzzy TOPSIS and Delphi technique. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13, 1293–1312.
- 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, doi:10.1029/2009JD012882.
- Maloney, E.D., S.J. Camargo, E. Chang, E., et al., 2014, North American Climate in CMIP5 experiments: Part III: Assessment of twenty-first century projections. *Journal of Climate*, 27, 2230–2270.
- Maraun, D., 2013: Bias Correction, Quantile Mapping, and Downscaling: Revisiting the Inflation Issue. *Journal of Climate*, 26, 2137–2143, doi:10.1175/JCLI-D-12-00821.1.
- Maraun, D., and Coauthors, 2010: Precipitation downscaling under climate change: Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user. *Reviews of Geophysics*, 48, doi:10.1029/2009RG000314.
- 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.
- Maurer, E. P., H. G. Hidalgo, T. Das, M. D. Dettinger, and D. R. Cayan, 2010: The utility of daily large-scale climate data in the assessment of climate change impacts on daily streamflow in California. *Hydrology and Earth System Sciences*, 14, 1125–1138, doi:10.5194/hess-14-1125-2010.
- Maurer, E. P., and D. W. Pierce, 2014: Bias correction can modify climate model simulated precipitation changes without adverse effect on the ensemble mean. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18, 915–925, doi:10.5194/hess-18-915-2014.
- Mearns, L. O., and Coauthors, 2012: The North American regional climate change assessment program: overview of phase I results. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93, 1337–1362.
- Mathews, R., and B.D. Richter, 2007: Application of the Indicators of Hydrologic Alteration Software in Environmental Flow Setting 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 43(6), 1400–1413.
- Monk, W. A., D. L. Peters, and D. J. Baird, 2012: Assessment of ecologically relevant hydrological variables influencing a cold-region river and its delta: the Athabasca River

- and the Peace-Athabasca Delta, northwestern Canada. *Hydrological Processes*, 26, 1827-1839, doi:10.1002/hyp.9307.
- Murphy, M.J., D.M.H. Sexton, D.N. Barnett, G.S. Jones, M.J. Webb, M. Collins, and D.A. Stainforth, 2004, Quantification of modelling uncertainties in a large ensemble of climate change simulations, *Nature*, 430, 768-772.
- Nash, J.E., and J.V. Sutcliffe, 1970: River flow forecasting through conceptual models part I -- A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), 282-290.
- Nelder, J.A., and R. Mead, 1965: A simplex method for function minimization. *The computer journal*, 7(4), 308-313.
- Nemini, R., P. Votava, A. Michaelis, F. Melton, and C. Milesi, 2011: Collaborative supercomputing for global change science. *Eos Trans. AGU*, 92(13), 109-110.
- Olsson, J., K. Berggren, M. Olofsson, and M. Viklander, 2009: Applying climate model precipitation scenarios for urban hydrological assessment: A case study in Kalmar City, Sweden. *Atmos. Res.* 92, 364-375, doi:10.1016/j.atmosres.2009.01.015.
- Perrin, C., C. Michel, and V. Andréassian, 2003: Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 279(1), 275-289.
- Pierce, D.W., D.R. Cayan, E.P. Maurer, J.T. Abatzoglou, and K.C. Hegewisch, 2015: Improved Bias Correction Techniques for Hydrological Simulations of Climate Change. *Journal of Hydrometeorology*, 16(6), 2421-2442.
- Podger G., 2004: RRL Rainfall Runoff Library User Guide. Cooperative Research Centre for Catchment Hydrology. <<http://www.toolkit.net.au>>.
- Poff, N.L., J.D. Allan, M.B. Bain, J.R. Karr, K.L. Prestegard, B.D. Richter, R.E. Sparks, and J.C. Stromberg, 1997: The natural flow regime. *Bioscience*, 47, 769-784.
- Poulin, A., F. Brissette, R. Leconte, R. Arsenault, and J.-S. Malo, 2011: Uncertainty of hydrological modelling in climate change impact studies in a Canadian, snow-dominated river basin. *Journal of Hydrology*, 409, 626-636, doi:10.1016/j.jhydrol.2011.08.057.
- Price, W.L., 1987: Global optimization algorithms for a CAD workstation. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 55(1), 133-146.
- Prudhomme, C., and H. Davies, 2009, Assessing uncertainties in climate change impact analyses on the river flow regimes in the UK. Part 2: Future climate. *Clim. Change*, 93, 197-222.
- Richter, B.D., J.V. Baumgartner, J. Powell, and D.P. Braun, 1996: A method for assessing hydrologic alteration within ecosystems, *Conservation Biology* 10(4), 1163-1174.

- Saltelli, A., 2002: Making best use of model evaluations to compute sensitivity indices. *Comput. Phys. Commun.*, 145(2), 280-297.
- Saltelli, A., K. Chan, and E.M. Scott, 2000: *Sensitivity Analysis*. Wiley, New York.
- Saltelli, A., P. Annoni, I. Azzini, F. Campolongo, M. Ratto, and S. Tarantola, 2010: Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index. *Computer Physics Communications*, 181, 259-270, doi:10.1016/j.cpc.2009.09.018.
- Shin, M.-J., H.-I. Eum, C.-S. Kim, and I.-W. Jung, 2016: Alteration of hydrologic indicators for Korean catchments under CMIP5 climate projections: Alteration of Hydrologic Indicators for the Seven Korean Catchments. *Hydrological Processes*, doi:10.1002/hyp.10948.
- Shin, M.-J., J. H. A. Guillaume, B. F. W. Croke, and A. J. Jakeman, 2013: Addressing ten questions about conceptual rainfall-runoff models with global sensitivity analyses in R. *Journal of Hydrology*, 503, 135-152, doi:10.1016/j.jhydrol.2013.08.047.
- Shin, M.-J., J. H. A. Guillaume, B. F. W. Croke, and A. J. Jakeman, 2015: A review of foundational methods for checking the structural identifiability of models: Results for rainfall-runoff. *Journal of Hydrology*, 520, 1-16, doi:10.1016/j.jhydrol.2014.11.040.
- Shrestha, R.R., D.L. Peters, and A. Schnorbus, 2014: Evaluating the ability of a hydrologic model to replicate hydro-ecologically relevant indicators. *Hydrological Processes* 28(14), 4294-4310.
- Sillmann, J., V. V. Kharin, X. Zhang, F. W. Zwiers, and D. Bronaugh, 2013: Climate extremes indices in the CMIP5 multimodel ensemble: Part 1. Model evaluation in the present climate: CLIMATE EXTREMES INDICES IN CMIP5. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118, 1716-1733, doi:10.1002/jgrd.50203.
- Steinschneider, S., S. Wi, and C. Brown, 2015: The integrated effects of climate and hydrologic uncertainty on future flood risk assessments: FLOOD RISK UNDER HYDROLOGIC AND CLIMATE UNCERTAINTY. *Hydrological Processes*, 29, 2823-2839, doi:10.1002/hyp.10409.
- Stoner, A., K. Hayhoe, X. Yang, 2013: An asynchronous regional regression model for statistical downscaling of daily climate variables. *International Journal of Climatology*, 33, 2473-2494, doi:10.1002/joc.3603.
- Sunyer, M. A., and Coauthors, 2015: Inter-comparison of statistical downscaling methods for projection of extreme precipitation in Europe. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19, 1827-1847, doi:10.5194/hess-19-1827-2015.
- Taylor, K. E., R. J. Stouffer, and G. A. Meehl, 2012: An Overview of CMIP5 and the

- Experiment Design. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93, 485-498, doi:10.1175/BAMS-D-11-00094.1.
- Teutschbein, C., F. Wetterhall, and J. Seibert, 2011, Evaluation of different downscaling techniques for hydrological climate-change impact studies at the catchment scale. *Clim. Dyn.*, 37(9-10), 2087-2105.
- Thomson, A. M., and Coauthors, 2011: RCP4.5: a pathway for stabilization of radiative forcing by 2100. *Climatic Change*, 109, 77-94, doi:10.1007/s10584-011-0151-4.
- Thrasher, B., E.P. Maurer, C. McKellar, and P.B. Duffy, 2012: Technical Note: Bias correcting climate model simulated daily temperature extremes with quantile mapping. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9), 3309-3314.
- Tikhonov, A.N., A.V. Goncharsky, V.V. Stepanov, and A.G. Yagola, 1995: *Numerical Methods for the Solution of Ill-Posed Problems*, Kluwer Academic Publishers.
- Timbal, B., A. Dufour, and B. McAvaney, 2003: An estimate of future climate change for western France using a statistical downscaling technique. *Climate Dynamics*, 20, 807-823.
- Tonina, D., C.H. Luce, B. Rieman, J.M Buffington, P. Goodwin, S.R. Clayton, S.M Ali, J.J. Barry, and C. Berenbrock, 2008: Hydrological response to timber harvest in northern Idaho: Implications for channel scour and persistence of salmonids. *Hydrological Processes*, 22, 3223-3235.
- Toth, B., A. Pietroniro, F.M. Conly, and N. Kouwen, 2006: Modelling climate change impacts in the Peace and Athabasca catchment and delta: I—hydrological model application. *Hydrological Processes*, 20(19), 4197-4214.
- Trenberth, K.E., A. Dai, R.M. Rasmussen, and D. Parsons, 2003: The changing character of precipitation. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 84, 1205-1217.
- van den Dool, H.M., 1994: Searching for analogues, how long must one wait? *Tellus Ser. A*, 46, 314-324.
- Venkataraman, K., S. Tummuri, A. Medina, and J. Perry, 2016: 21st century drought outlook for major climate divisions of Texas based on CMIP5 multimodel ensemble: Implications for water resource management. *Journal of Hydrology*, 534, 300-316.
- Wang, L., and W. Chen, 2014: Equiratio cumulative distribution function matching as an improvement to the equidistant approach in bias correction of precipitation. *Atmos. Sci. Lett.*, 15, 1-6, doi:10.1002/asl2.454.
- Wilby, R. L., and I. Harris, 2006, A framework for assessing uncertainties in climate change impacts: Low-flow scenarios for the River Thames, UK, *Water Resour. Res.*, 42, W02419, doi:10.1029/2005WR004065.

- Wilby, R.L., H. Hassan, and K. Hanaki, 1998: Statistical downscaling of hydrometeorological variables using general circulation model output. *J. Hydrol.*, 205, 1–19.
- Willems, P., and M. Vrac, 2011: Statistical precipitation downscaling for small-scale hydrological impact investigations of climate change. *Journal of Hydrology* 402(3–4), 193–205. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2011.02.030.
- Wood, A. W., and D. P. Lettenmaier, 2006: A testbed for new seasonal hydrologic forecasting approaches in the western U.S. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 87, 1699–1712.
- 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*, 62, 189–216.
- Zhang, X., L. Alexander, G.C. Hegerl, P. Jones, A.K. Tank, T.C. Peterson, B. Trewin, and F.W. Zwiers, 2011: Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 2(6), 851–870.
- Zhou, Y.G., J.J. Wen, and D.W. Chen, 2012: Study on the competitive and layout of commercial pedestrian streets' business forms though IEW & TOPSIS– two comparative cases in Hangzhou. *Journal of Zhejiang University Science*, 39 (6), 724–731.
- Zolezzi, G., A. Bellin, M.C. Bruno, B. Maiolini, and A. Siviglia, 2009: Assessing hydrological alterations at multiple temporal scales: Adige River, Italy. *Water Resources Research*, 45, W12421, doi:10.1029/2008WR007266.

연구보고서 2016-28

장기추세를 반영한 상세화기법 개발 및
기후변화를 고려한 수자원 영향평가 시스템 내
불확실성 평가

Development of long-term trend preserving statistical downscaling
methods and assessment of the uncertainty in a water-outlook system
under climate change

음형일



APEC 기후센터
48058 부산광역시 해운대구 센텀7로12
Tel: 051-745-3900 Fax: 051-745-3949
www.apcc21.org

