

다중범위 기후정보를 활용한 태국의 농업 및 수자원 리스크 평가 II

Climate Information Based Water and Agriculture Risk Assessment (CLI-WARA):
Utilization of Multi-Range Climate Information for Risk Assessment on
Water Resources and Agriculture in Thailand

정유란 윤선권 융합기술팀

이진영 기후분석팀

조재필 서비스개발팀

오지현 예측기술팀

발간사

기후 관측 및 예측기술은 4차 산업시대의 수많은 콘텐츠 및 기술 개발과 발맞추어 꾸준히 발전하고 있으며 많은 산업에 영향을 주고 있습니다. 특히 이상기후는 농수산업, 교통 및 물류 산업, 에너지 산업 등 각계각층의 산업에서 기후 재해 발생의 원인이 되고 있으며, 최근 기후변화로 인해 재해의 발생과 빈도는 더욱 증가 추세에 있습니다. 4차 산업시대를 맞아 이상기후 및 기후예측 기술 개발과 발전은 더없이 중요할 것입니다. 그러나 기후를 관측하는 것뿐만 아니라 기후 혹은 이상기후 및 그 발생 빈도 등을 예측하는 것은 쉬운 일이 아닙니다. 그럼에도 불구하고 우리 센터는 기후예측 기술을 개발하고 향상시키는데 노력해 왔습니다. 또한 그 예측 정보의 다양한 산업에 활용 가치를 고민해 왔습니다.

이 연구보고서 “다중범위 기후정보를 활용한 태국의 농업 및 수자원 리스크 평가 II”는 다양한 시간 규모의 예측기후 정보에서 가뭄예측, 수자원 및 농업 생산성 예측 및 활용 평가기술 개발에 이어 다양한 예측기후 정보 기반의 이상기후 위험 분석 및 평가를 위한 프레임워크를 제시하고자 수행되었습니다. 특히, 이 연구보고서는 기후 분야뿐만 아니라 농업 및 수자원 분야 등 다학제간 융합 연구로 학제간 소통 및 문제 해결 방안 등을 제시하였으며, 분야간 짜임새 있는 연구 활동을 통해 완성해 낸 결과라는 점에서 더욱 의의를 갖습니다.

이 연구보고서가 발간되기까지 많은 분들의 도움이 있었습니다. 무엇보다 자문 위원으로서 아낌없는 조언과 격려를 해 주신 이태삼 교수, 박남식 교수와 김태웅 교수, 그리고 보고서의 수준을 제고하도록 좋은 논평을 해주신 익명의 검토자들에게 깊은 감사를 드립니다. 또한 이 연구보고서를 총괄하고 최종 집필한 정유란 박

사, 윤선권 박사, 이진영 박사, 조재필 박사, 오지현 박사에게도 감사의 뜻을 전합니다. 이 연구보고서가 밑거름이 되어 향후 관련 연구들이 지속되고 부족한 부분들을 계속 채워나가길 바랍니다.

2019년 3월
APEC 기후센터
원장 권 원 태

ABSTRACT

The purpose of this research was to apply seamless statistically downscaled climate forecast data to water management and agriculture to the 2012–2013 drought in Thailand and build a risk assessment framework.

Capitalizing on Boreal Summer Intraseasonal Oscillation (BSISO) forecasts and Multi-Model Ensemble (MME) seasonal prediction provided by the APCC, we investigated the mechanisms of rainfall in Thailand. We also developed procedures for the collection, quality control, and downscaling of multi-range climate information such as sub-seasonal to seasonal (S2S) data, seasonal forecasts, and climate change scenarios for use in drought, agriculture, and water resources management.

We evaluated the usability of the satellite and meteorological reanalysis data on ungauged watersheds, considering that there were difficulties in drought analysis after 2013 due mainly to the large quantities of missing data. The missing values were filled in using the correlation between observed and MERRA2 data which showed the best results at the daily, monthly, yearly, and 30 year average monthly time scales. The quality-controlled data were then used for drought analysis.

A Simple Bias Correction (SBC)-based method was used to downscale the ECMWF (European Center for Medium-Range Weather Forecasts) S2S data against that from weather stations. In terms of seasonal forecasts, SBC, Climate Index Regression (CIR), Moving Window Regression (MWR), and Observation-based Moving Window Regression (MWR-Obs) modules were used to downscale precipitation and temperature for Northeast Thailand based on the 11 individual models collected for

the APCC's MME. In terms of climate change scenarios the APCC integrated Modeling Solution (AIMS) platform was used to downscale 29 Global Climate Models based on the Simple Quantile Mapping (SQM) and Spatial Disaggregation and Quantile Delta Mapping (SDQDM) methods. SQM was selected for further analyses using the reproducibility test against the historical period. The performance of the downscaled forecast data that was developed in this project, including S2S, was evaluated in the first year.

Two approaches to predict drought in Thailand were developed and modified throughout two year project. One is based on machine learning using the standardized precipitation index (SPI) and the other is based on the effective drought index (EDI). The drought prediction model based on machine learning for ungauged areas was modified so that S2S data could be used for predictions with a two to month lead-time in addition to one month predictions. When compared to the SPI3 prediction results from the bias-corrected seasonal forecast data, the latter was outperformed only for the one month predictions. Nevertheless, combining S2S and seasonal forecast data with different time scales for application in a drought prediction model is a novel approach worth following up in further studies. Machine learning-based drought prediction models with finer time scales may be more appropriate for use with S2S forecast data.

We also developed a system to forecast droughts with a six month lead-time using downscaled precipitation forecasts and the EDI. A system to forecast area-averaged drought over a target region was developed and its prediction skill was evaluated in the first year. In the second year, a system was developed to forecast the spatial distribution of drought conditions over a target area based on the downscaled precipitation data at a station level. The system was applied to the 2012-2013 droughts in Northeast Thailand but showed some limitation in predicting the spatial distribution of drought at its beginning and end.

While the six month forecast for the Lam Takhong dam inflow was assessed during the first year, changes in dam inflow according to changes in the climate were evaluated in the second year. According to the analysis of variations in the monthly average dam inflow and maximum daily inflow in each month, the dam inflow increased mainly during the July–October period and the uncertainty range was high during this period. Both the total and daily maximum inflow increased for all future periods in all Representative Concentration Pathway (RCP) scenarios; RCP8.5 indicated a higher rate of increase compared to RCP4.5. The increase in available water due to the increase in dam inflow can be considered for drought risk management in Northeast Thailand.

We evaluated whether the climate prediction information on various temporal scales could be used to predict potential rice yield. Rice yield potential were estimated based on seasonal precipitation forecasts and S2S precipitation forecasts using correlation analysis and probability density function analysis. In the estimate that used the seasonal forecast precipitation, shorter lead-times had higher correlations than those with longer lead-times. When the S2S precipitation forecast was used, potential rice yield predictions were highly correlated when predicted with a lead-time of approximately 15 days. When the two forecast climate datasets were combined, the correlation of the potential rice yields predicted using forecasts with lead-time of one month (L1) were higher than those with a lead-time two months (L2), but they were not significant.

The date of the onset of the rainy season is a critical factor for determining planting dates, and high temperatures and a lack of sunshine during the heading time and the grain-filling period, which affect yield, could be components of the risk to potential rice yield during the growing season.

BSISO forecasts can be utilized to predict the onset date three to four weeks

in advance. It is also possible to obtain information such as the amount of precipitation necessary to determine the planting date using the ECMWF S2S 46 day precipitation forecast. It is also expected that the combination of S2S temperature, seasonal temperature forecasts with a one month lead-time, or temperature forecasts on an individual time scale could provide data on the temperature at which rice yield could fail (e.g., 39 °C) during the heading and grain-filling periods. Therefore, it was determined that it would be possible to derive the climate exposure (e.g., drought) risk components for each stage of rice growth and development during the growing season (e.g., planting phase or maturity stage) from sub-seasonal and seasonal forecasts.

Finally, we developed a framework for drought risk assessment in agriculture and water resources management using multi-range climate data for Thailand based on the Hyogo Framework for Action (HFA) and the Sendai Framework for Disaster Risk Reduction. The concept of climate exposure-sensitivity, which is used mainly in vulnerability assessments for climate change adaptation, was considered a component of risk assessment framework. The components of the drought risk index were defined as functions of hazard, exposure, and vulnerability. The Integrated Water Supply Risk Index (IWSRI) and the Integrated Rice Potential Yield Index (IRPYI), which could affect dam inflow and agricultural yield, were developed for agricultural and water resources drought risk assessment, respectively. This will be useful to predict drought risk in Thailand using multi-range climate data.

In addition, the results of evaluating the predictability of potential rice yield conducted in this study are based only on case studies, and there is still much room for the improvement. However, this study is expected to be a good prototype for the application of seasonal forecast climate data to predicting potential rice yield since the climate prediction skill is being improved continuously and there are various spatiotemporal downscaling methods being developed.

목 차

1. 서언	1
2. 다중범위 시간규모 기후예측정보의 응용모델 활용기술 고도화	5
2.1 연구 지역	5
2.2 자료 및 방법	6
2.2.1 다중범위 시간규모 기후예측정보 데이터베이스화	7
2.2.2 가뭄 감시 고도화	10
2.2.3 미계측 지역 가뭄 예측 고도화	11
2.2.4 수자원 예측 고도화	14
2.2.5 작물수량 예측 고도화	14
2.2.6 기후노출 리스크 평가 목표 지표 선정	18
2.3 결과	21
2.3.1 다중범위 시간규모 기후예측정보 데이터베이스 개선	21
2.3.2 EDI 기반 가뭄 감시 활용	26
2.3.3 기계학습 기반 미계측 지역 가뭄 예측모델 고도화	33
2.3.4 수자원 예측 모델링 고도화	39
2.3.5 기후예측자료 활용 최적화에 따른 작물수량 예측 고도화	43

2.3.6 다중범위 시간규모 기후예측자료 활용기반 기후노출 리스크 평가 지표 도출-----	47
3. 다중범위 시간규모 기후예측정보 기반 가뭄 리스크 평가 기술 개발-----	53
3.1 글로벌 재난관리 프레임워크-----	53
3.1.1 호고 프레임워크-----	53
3.1.2 센다이 프레임워크-----	53
3.2 태국의 재난재해 현황-----	55
3.3 태국의 가뭄관리 사례-----	57
3.4 다중범위 시간규모 기후예측정보의 응용분야 활용-----	58
3.5 재난관리 개념 모델 및 프레임워크 구축-----	60
3.5.1 재난관리 개념 모델-----	60
3.5.2 재난관리 프레임워크 구축-----	61
3.6 리스크 분석 방법-----	63
3.7 다중범위 리스크 분석에 필요한 자료 목록-----	65
3.7.1 위해성 관련 자료 목록-----	65
3.7.2 사회-경제적 취약성 자료 목록-----	68
3.8 가뭄 리스크 평가 목표 지표 설정-----	69
3.9 가뭄 리스크 평가 지표의 개발-----	71
3.10 다중범위 시간규모 기후예측정보 기반 가뭄 리스크 전망-----	74
4. 결론-----	77

5. 활용계획-----	80
5.1 다중범위 시간규모 기후예측자료의 활용 고도화-----	80
5.2 다중범위 시간규모 기후예측자료 활용기반 가뭄 리스크 평가 기술 -----	81
Ⅰ 국문적요-----	83
Ⅰ REFERENCES-----	87
Ⅰ 부록-----	90

1. 서언

계절내(Sub-seasonal to seasonal, S2S) 및 계절 예측은 최단 7~10일 최장 6개월 앞으로 일어날 수 있는 기후 이벤트의 가능성을 예측하는 것으로 최근 국내외적으로 S2S 및 계절 예측에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다(Robertson et al., 2007; Diro et al., 2012; Vitart et al. 2016; Manzananas et al., 2017; <https://public.wmo.int/en/re-sources/bulletin/sub-seasonal-seasonal-prediction-project-bridging-gap-between-weather-and-climate>). 계절 예측의 예측선행기간은 최단 1개월에서 최장 6개월로 일년의 반에 해당하는 계절의 변동 정보를 제공할 수 있고, S2S 예측의 예측선행기간은 최단 7일(일주일)에서 최장 46일(6주)로 약 1개월 간의 기후변동 정보를 제공할 수 있다.

최근 이렇게 다양한 시간규모의 기후예측 자료를 응용분야(예, 수문학, 에너지 산업, 농업 등)에 활용하고자 하는 연구들이 활발히 진행되고 있지만, 한편으로는 이러한 시간 규모, 즉 S2S 및 계절 기후예측 자료의 정확도 및 불확실성뿐만 아니라 응용분야의 활용 가능성에 대한 염려도 함께 논의되고 있다. 전지구 기후예측모형(Global Circulation Model, GCM)으로부터 생산되는 S2S 및 계절 기후예측 자료들의 시공간 해상도가 대부분의 응용분야에서 바로 이용되기에 낮기 때문이다. 다시 말하면, 응용분야에서는 수십 m 혹은 수십 km 단위의 공간규모를 가지는 일 단위의 기후 자료가 필요한 반면, 대부분의 GCM으로부터 생산된 기후 자료들은 수백 km 단위의 공간(대부분 $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$) 해상도를 가지며 월 단위로 생산되고 있다. 그래서 이와 같이 낮은 해상도를 가진 GCM 자료를 시공간적으로 고해상도의 기후 자료로 재생산하는 연구들이 진행되어왔다(Schmidli et al., 2006; Eden and Widmann, 2014).

최근 일 단위까지 상세화된 기후변화 시나리오가 다양한 응용분야에서 활용 가능하도록 제공되고 있지만(CMIP5; <https://www.wcrp-climate.org/wgcm-cmip/wgcm-cmip5> 등), 지역적인 영향을 많이 받는 농업연구에 활용하기에는 여전히 공간 해상도가 낮다. 일 단위로 상세화된 미래 기후변화 시나리오를 공간 상세화와 편의보정을 적용하여 수문이나 농업에 대한 미래 기후변화 영향을 평가한 사례들이 있다(Murphy et al., 2004; Semenov et al., 2010; Gudmundsson et al., 2012; Diffenbaugh et al., 2012; Martre et al., 2015;

Chung et al., 2016; Marioano et al., 2016; Chung et al., 2017; Eum et al., 2017).

반면 앞서 언급한 다중 시간규모, 즉 계절 및 S2S 기후예측 자료 생산과 상세화는 최근에 활성화되었기 때문에 아직 이를 바탕으로 한 농업 등의 응용분야 활용 사례 및 영향평가, 불확실성 평가 등의 연구가 미래 기후변화 시나리오에 대한 연구들에 비해서 적은 편이다. 많은 이유 중에는 계절 및 S2S 기후예측 자료들의 예측 생산 메커니즘이 다르기 때문일 것이다.

본 연구는 농업분야에 대한 이 기후예측 자료의 활용 측면에서, 작물의 주요 생육시기에 대해 상세화된 S2S 및 계절 예측강수 자료가 관측강수를 잘 재현했는가를 우선 살펴보고, 작물의 주요 생육시기, 즉 타겟 기간에 대해 혼합된 기후예측 자료가 작물모형에 입력되어 작물의 수량 반응을 잘 예측했는지도 평가하였다. 즉, 주요 생육시기 동안 예측 선행시점별 S2S 및 계절 예측강수 자료의 혼합이 작물 수량 예측 개선에 기여했는가를 평가함으로써, 본질적으로 시간규모가 다른 두 기후예측 자료의 결합(blending)이 작물 모형의 잠재수량 예측 개선에 활용 가능한가를 평가하는 것이다.

국내외적으로 기후변화에 의한 영향 평가, 민감성, 취약성 및 이에 대한 적응 시스템 구축, 가이드라인 개발 등 국가 차원의 기후변화 적응 종합계획 및 다양한 연구들이 진행되어 왔다(환경부, 2010). 그래서, 지방자치단체에서 일반인에 이르기까지 기후변화에 대한 적응 및 이해도가 높아지고 있는 가운데, 미래 기후변화에 대한 취약성 및 적응 연구는 각 지역별 및 분야별로 기후변화 적응 능력을 극대화하기 위한 대응 전략 및 수립, 연구 방안 등으로 발전되고 있다. 그러나 과학적 근거를 통해 도출된 불확실성을 포함한 다중범위 시간규모 혹은 중장기 규모의 기후예측 정보를 수자원과 농업분야 리스크 관리 관점의 의사결정에 활용되는 사례는 전 세계적으로 드문 실정이다.

앞서 언급한 바와 같이, 기후변화 시나리오 전망을 기반으로 한 기후변화 영향평가 및 취약성 평가는 먼 미래에 대한 리스크 관리 측면에서 많은 연구와 적용이 수행되어 왔다. 하지만 중장기 기후예측 정보 기반의 리스크 관리는 기후예측 정보의 응용분야 활용 자체가 적은 이유로 연구 및 활용 사례를 찾아보기 어려운 상황이며, 기후변화 시나리오 기반의 취약성 평가에 보편적으로 활용되고 있는 기후노출-민감도-대응 역량의 접근 방식을 그대로 사용하기에는 한계가 있다. 계절 기후예측 정보를 활용한 영산강의 갈수기

수질 관리를 위한 계절 기후예측 활용 연구에서, 인근 농업용 저수지의 총 저수량, 예를 들면 기간에 따라 변화하지 않는 고정된 저수량 같은 경우 기후변화 취약성 평가에는 활용 가능하지만 실제 수개월 이후의 물관리 측면에서는 총 저수량은 적합하지 않으며, 예측선행시점에서의 실제 저수량이 계절 기후예측 기반의 리스크 관리 측면에서 중요할 수 있음이 제시되었다(조재필 2015).

전 세계에서 쌀 생산 1위 국가이며 최대 쌀 수출국인 태국은 최근 2011년 몬순 기간의 대홍수와 2012-2013년 건기의 물 부족 상황, 2014-2015년 극심한 가뭄을 경험하였다. 또한 기후변화에 따른 이상기상의 발생 확률이 높아짐에 따라 태국의 수자원과 농업 분야의 이수 및 치수 관련 리스크 관리의 필요성이 부각되고 있다. APCC는 꾸준히 개발·향상시켜 온 예측 기술 및 기후 정보 서비스를 통해 우수한 품질의 장기예보를 생산하고 있으며, BSISO를 이용한 S2S 예측을 현업 생산하게 됨으로써 15일에서 6개월 중장기 기후예측 정보를 제공하고 있다. 선행 연구에서 BSISO가 태국의 강수량에 미치는 영향이 중요한 것으로 나타났고, APCC MME의 예측성이 중위도 지역보다 높게 나타남을 밝힌 바, APCC의 기후 정보의 예측, 생산, 활용 기술을 적용한 태국 지역의 수자원 및 농업분야 리스크 평가 및 관리 프레임워크 개발이 가능할 것으로 예상되었다.

이를 위해 다중범위 기후정보(Seamless Climate Information)의 응용분야 활용 관점에서 동일한 리스크 관리 프레임워크를 모든 스케일의 기후정보 기반 리스크 관리에 사용할 수 있는지에 대한 연구가 필요하다. 즉, 기후변화 취약성 평가에 보편적으로 사용되어 온 평가 방법을 APCC에서 응용분야 활용성을 도출하고자 하는 S2S와 계절 예측에 대해 어떤 리스크 관리 프레임워크가 필요한지에 대한 연구가 우선 필요하다. 보다 구체적으로 기후 예측 정보라는 관점에서 동일한 프레임워크를 S2S 및 계절 예측에 동일하게 사용할 수 있는지, 아니면 상이한 리스크 관리 프레임워크가 필요한지에 대한 가이드라인의 제시가 기후예측 정보의 응용분야 활용 관점에서 필요할 것이다.

1차년 연구 결과, APCC의 다양한 기후예측 정보(위성관측, S2S, 계절 예측)를 적절히 활용할 경우 태국 지역의 가뭄, 농업 생산성, 수자원 예측력을 높일 수 있음이 확인되었다. 특히, 새롭게 도입된 S2S 예측 정보는 태국 몬순 시작의 예측과 가뭄 예측뿐만 아니라 농업 및 수자원 분야에서 유용하게 쓰일 수 있는 가능성을 보여주었다. 또한 본 연구는 기상학(Climatology)

Science), 농업(Agriculture), 수문학(Hydrology), 수문기후학(Hydro-climatology), 원격탐사(Remote Sensing), 지리정보학(GIS), 통계학(Downscaling) 등의 다양한 분야 학문이 융합된 다학제간 연구로, 본 연구를 통해 APCC에서 생산한 다양한 시간규모 기후예측 및 상세화 정보를 활용한 수재해 리스크 관리 프레임워크를 개발하여 태국의 농업과 수자원 분야 의사결정을 지원하고 다양한 시간 범주의 기후정보를 활용한 리스크 관리에 도움을 주고자 수행되었다.

따라서, 본 연구는 태국을 Testbed로 APCC에서 생산된 이음새 없는 기후예측 정보(seamless prediction)가 농업 및 수자원 응용분야와 리스크 관리에 적용되는 첫 사례가 될 것이며, 이를 통하여 구축된 기후 리스크 평가 및 관리 프레임워크를 활용한 국내 및 개도국에 확장 적용할 수 있는 토대가 마련될 것으로 기대한다.

2. 다중범위 시간규모 기후예측정보의 응용모델 활용기술 고도화

2.1 연구 지역

본 연구의 연구지역은 태국 북동부 지역에서 북서쪽에 위치한 람타콩 소유역이며(Lam Takhong small basin), 태국 북동부 지역에는 22개의 태국 기상관측소가 있다(Figure 1). 람타콩 소유역 상류에는 람타콩 댐이 있고, 람타콩 소유역에서 전체 농업지역의 17-18%가 람타콩 댐으로부터 관개 가능한 지역으로 대부분 벼 재배방법은 천수답(rainfed)이다. 관개 지역의 하류에는 1개의 태국 무인기상관측소(Nakhon Ratchasima, ID: TH431201)가 있다. 태국 북동부 지역은 태국 쌀 생산량의 70%를 차지하고 있는 벼의 주요 재배지역이다. 주요 벼 재배기간은 5월부터 9월이며, 주요 파종시기는 우기인 5월과 6월이다.

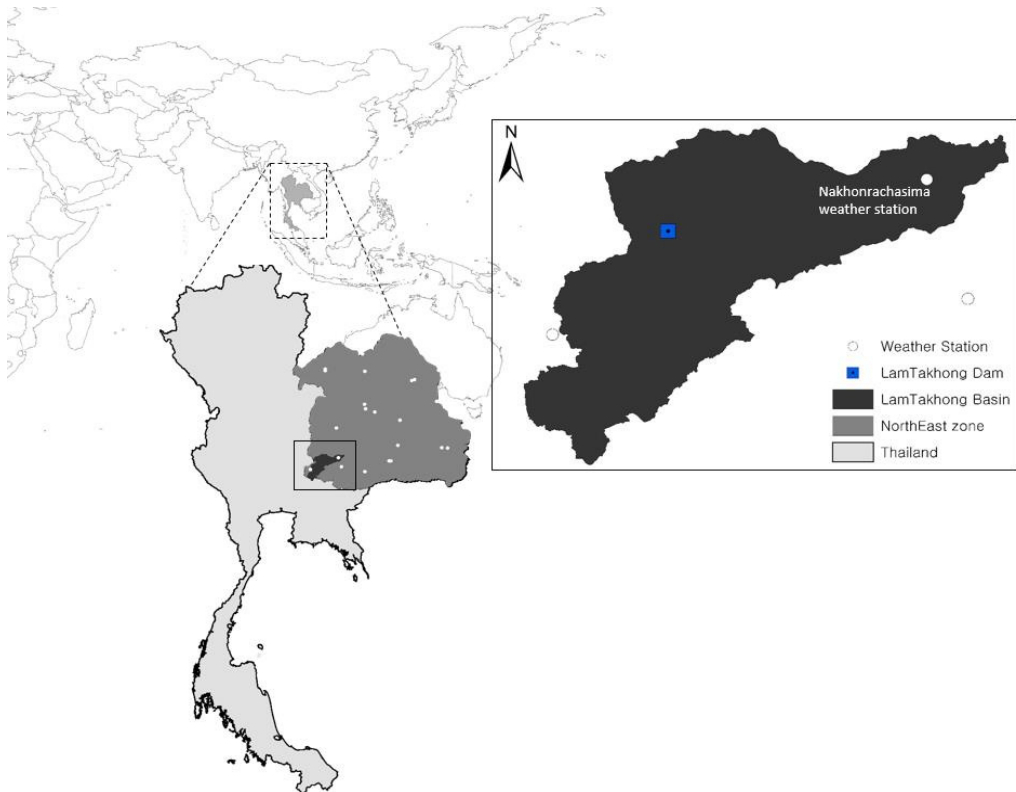


Figure 1. A map of the Lam Takhong Basin in Northeast Thailand and the weather stations of the Thailand Meteorology Department.

2.2 자료 및 방법

본 연구의 1차년(2017년)에는 전지구 및 지역 수준의 기후 및 환경 관련 자료를 수집했다. 전지구 자료는 대부분 공개된 것으로 온라인에서 수집됐다. 수집된 전구 예측 기후변수는 온도, 바람, 강수, 일사량, 상대습도, 해수면 온도, 상향장파복사 등이며, 그 외 토양수분, 운량(구름) 및 일조시간, 식생지수, 증발산 등은 위성자료로부터 수집되었다. 이들 전구 자료의 공간 해상도는 최소 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 에서 최대 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ 까지로 비교적 저해상도이다. 지역 자료는 연구 대상지역에서 수집되는 자료들로서 대부분 응용분야의 모델링에서 필요한 입력 자료들이다. 예를 들면 관측 저수율, 관측 유량, 관측 관개량 등의 수문모형을 위한 자료들과 작물재배 환경 정보(예, 시비량, 관개량 및 파종시기 등) 및 작물의 관측 생물계절 정보(예, 개화시기 및 생육시기 등)의 작물모형을 위한 자료들이다. 전구 및 지역 자료에 대한 보다 자세한 정보는 1차년 연구 보고서에 수록되어 있다(정유란 외, 2017).

수집된 기후 자료는 관측기후와 예측기후 자료로서, 간략하게 관측기후 자료는 북동부 지역에 위치한 태국 기상청(Thai Meteorological Department, TMD)의 22개의 기상관측소로부터 1984년에서 2016년까지 일 최고기온, 일 최저기온, 일 적산강수량, 일조시수 등이 수집됐다. 이렇게 수집된 관측기후 자료는 ECMWF(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts)에서 제공하는 예측선행시점별 계절내(Sub-seasonal to seasonal, S2S) 기후예측 자료와 APCC 다중모형앙상블(Multi-Model Ensemble, MME) 방법에 의해 예측된 계절 기후예측 자료를 22개 지점 단위로 상세화하고 편의보정하는데 이용됐다.

본 연구에서 사용한 S2S 기후예측 자료는 ECMWF에서 생산한 것(Vitart et al., 2016)으로, ECMWF의 S2S의 공간 해상도는 $1.5^{\circ}(T639/319 L91)$ 이다. forecast의 경우 51개의 앙상블 멤버로 구성되어 매주 월요일과 목요일에 46일에 대한 예측정보를 제공한다. 이와 더불어 forecast 시점으로부터 과거 20년에 대해 11개의 앙상블로 구성된 hindcast를 제공한다. 수집된 ECMWF의 S2S 기후예측 자료에 대한 자세한 정보는 1차년 보고서를 참고하면 된다. 계절 기후예측 자료는 9개 기관에서 제공된 기후예측 자료를 APCC MME에 의해 태국 북동부 지역에 대해 1984년부터 2016년 동안 1월에서 12월 까지 경년 변동(평년보다 낮음, below normal; 평년과 비슷, near normal; 평년보다 높음, above normal)에 따라 월별 규모로 예측 및 생산된 것이다(정유란 외, 2017).

2.2.1 다중범위 시간규모 기후예측정보 데이터베이스화

2.2.1.1 미계측 유역을 위한 위성 및 재분석 자료 활용

미계측 유역의 수문분석을 위해서는 강수량 정보가 중요하며 태국의 북동부 지역의 경우 22개 기상 관측소가 존재하지만, Figure 2와 같이 태국의 주요 가뭄이 발생한 2013년도 이후 기간에 대해 결측이 많아 가뭄 분석이 어려운 상황이다. 따라서 본 연구에서는 일반에 공개되어 활용 가능한 자료들 중에서 관측자료, 위성자료 및 재분석(meteorological reanalysis) 자료의 미계측 유역에서의 활용성을 평가하였다.

위성자료는 재분석 자료와 비교하여 높은 공간 해상도를 갖고 있으며 실제 위성에 의해 계측된 시그널을 기반으로 가공된 자료라는 장점을 갖고 있는 반면 강수량에 대한 정보만을 제공한다. 반면 재분석 자료는 과거 관측자료를 기반으로 자료 동화를 통해 생산 및 제공되는 자료이다. 현업적으로 생산되는 재분석 자료는 일반적으로 초기 조건을 필요로 하는 기상·기후 예측모형의 입력자료로 활용하기 위해 생산되어 제공되고 있다. 재분석 자료의 경우는 위성자료와 비교하여 공간 해상도가 낮고 비록 격자 형태로 자료를 제공하고 있지만 자료 동화에 사용된 관측소의 공간적 밀도 및 관측자료의 품질 및 사용된 자료 동화 기법에 따라 대상지역 별 데이터 질(quality)이 다를 수 있다. 기후변화 영향 평가의 경우 사용된 재분석 자료에 따라서 결과가 영향을 받을 수 있으며 이에 따라 불확실성이 존재한다.

Table 1은 사용된 위성자료와 재분석 자료의 특성을 보여준다. 위성자료인 Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data(CHIRPS)와 PERSIANN Precipitation Climate Data Record(PERSIANN-CDR) 자료는 일 단위 자료를 사용하였다. 반면 유럽 중기예보센터(ECMWF)에서 생산된 ERA-Interim 재분석 자료의 경우, 12시간 간격의 강수량자료와 4시간 간격의 기온 자료를 각각 일단위로 변환하여 사용하였으며, 미국의 NASA에서 제공하고 있는 Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications, Version 2(MERRA2) 자료는 시간단위 강수량자료를 일단위로 변환하여 사용하였으며 기타 기상변수들은 일 단위 자료를 사용하였다.

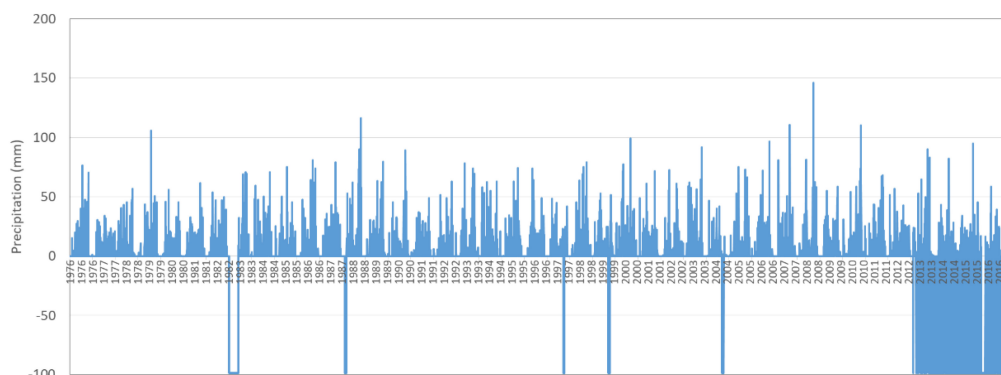


Figure 2. Daily precipitation of TH431301 station (-99 is missing).

Table 1. List of used satellite and reanalysis dataset and descriptions

Data		Descriptions				
		Spatial scale	Temporal scale of raw data	Variables provided	Data period	Update
Satellite	CHIRPS	25 km	daily	prec only	1981~2018	monthly update with 1-month delay
	PERSIANN-CDR	25 km	daily	prec only	1983~2017	Annual update
Reanalysis	MERRA2	50 km	hourly	prec, Max./Min. Temperature	1980~2018	monthly update with 1-month delay
	ERA-Interim	75 km	prec: 12-hourly temp: 4-hourly	prec, Max./Min. Temperature	1979~2018	monthly update with 1-month delay

유역에 가장 적합한 격자형 관측자료의 선정은 EDI를 이용한 기상학적 가뭄 감시 및 예측에 필요한 강수량에 대하여 비교를 통해 수행하였다. 우선 결측된 관측자료의 보정을 위해서 활용 가능한 격자형 관측자료의 선정을 위해 태국 기상청(TMD)로부터 제공 받은 일 단위 기상 자료와 격자형 자료로부터 관측소 별로 추출한 일 단위(daily) 강수량으로부터 월 단위(monthly), 연 단위(annual) 강수량 및 월별 30년 평균 강수량을 계산한

후 재현성을 비교하였다. 여러 자료 중에 결측이 하나라도 존재하는 경우에는 분석에서 제외하였다. 분석 기간은 4개 격자형 자료의 공통된 시작 연도인 1983년으로부터 2015년까지의 자료를 사용 하였다. 비교는 일 단위, 월 단위, 연 단위 및 월 평균 강수량에 대하여 관측자료와의 전체적인 편차를 살펴보기 위해 RMSE를 관측의 표준편차로 나누어 표준화하는 Normalized root mean square error(NRMSE)와 관측자료의 경향을 잘 반영하는지를 살펴보기 위하여 Temporal Correlation Coefficient(TCC)를 사용하였다.

2.2.1.2 상세 기후예측자료의 데이터베이스

1차년(2017년) 연구에서 APCC의 BSISO 예측 기술과 계절 기후예측 정보로부터 태국 북동부 지역의 강수에 미치는 영향과 메커니즘 및 관련 주요 인자들을 파악함으로써 가뭄 영향 인자 정보와 우기 시작일 예측 정보 등을 응용분야에서 활용할 수 있는 체계를 구축하였다.

또한 앞서 설명한 바와 같이 APCC에는 ECMWF의 S2S 자료가 매주 월요일과 목요일에 예측선행시점으로부터 46일간 11개의 hindcast와 51개 forecast 양상을 결과를 수집하도록 구축되어 있는데, 여기서 수문모형과 농업모형의 모델링을 위한 필수 기후요소들을 사용자 중심에서 수집될 수 있도록 개선하였다. 현재 본 연구는 ECMWF의 S2S 예측자료 기반으로만 되어 있는데, 향후 다른 S2S 자료도 추가적으로 활용될 수 있을 것이다. 상세화 및 편의보정 방법은 1차년도에 강수량 및 평균 기온과 동일한 SBC 방법을 사용하였다. 수개월 예측선행기간을 갖는 계절 기후예측 자료의 경우는 1차년도 자료와 동일하며, 계절 기후예측 자료의 상세화는 센터에서 개발한 상세화 방법들(예, Simple Bias Correction, SBC; Moving Window Regression; MWR 등)에 의해 수문 및 농업 모형에서 활용할 수 있는 시공간 규모로 상세화되었다.

상세 기후변화 시나리오 자료의 경우 1차년도에 북동부 지역의 22개 관측소에 대하여 rSQM 패키지를 이용한 Simple Quantile Mapping(SQM) 기법을 통해 생산 및 데이터 베이스화되었다. 2차년도 연구에서는 APCC에서 제시하는 사용자 중심의 기후변화 상세화 자료 활용을 위해 개발된 APCC Integrated Modeling Solution(AIMS) 상세화 플랫폼

품을 이용하여 SQM 기법(1차년)에 더하여 SDQDM 기법을 통해 일 단위로 상세화되었다. 기후변화 시나리오 자료의 경우는 SDQDM을 추가적으로 고려하였으며 Figure 3에서 제시된 절차에 따라서 태국의 북동부 지역의 기후 특성을 잘 재현하는 전지구 기후모형(Global Climate Model, GCM)을 선정한 후, 가뭄 리스크 분석과 관련된 기후 특성을 잘 재현하는 상세화 기법을 선정하였다.

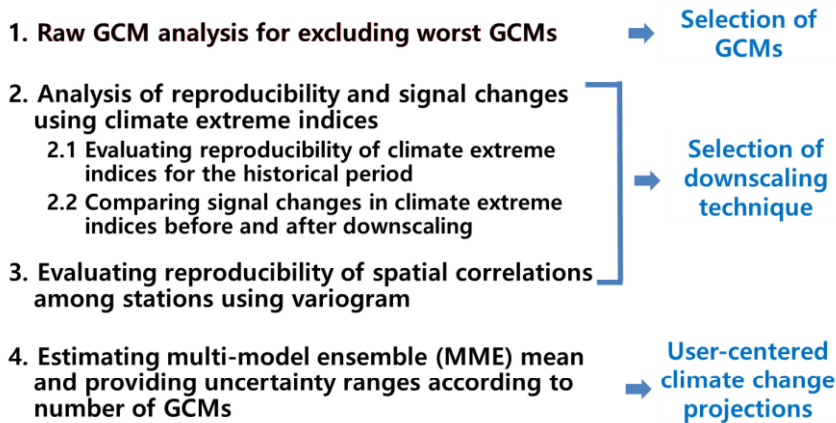


Figure 3. Procedures for selection of GCMs and downscaling methods.

2.2.2 가뭄 감시 고도화

2.2.2.1 관측강수 EDI

가뭄 감시를 위해서는 실시간으로 업데이트 되는 기상자료의 획득이 중요하다. 앞서 살펴 본 MERRA2 자료는 월 단위로 업데이트 되고 있다.

본 연구에서는 사용한 EDI는 일 단위 및 월 단위 평가가 가능한 장점을 갖고 있다. 본 연구에서는 단일 기상자료를 사용하기에 제한이 있기 때문에 가용한 자료를 통합하여 사용하였다. 즉, TMD 기상자료를 기본으로 사용하되, 결측이 없는 격자형 관측자료의 평가를 통해 가장 관측기후 특성을 잘 재현하는 격자형 자료를 선택하여 관측자료와의 관계를 이용하여 결측 자료를 메꾼 후 관측소 별 일 단위 자료를 생산한 후 일 단위 EDI 및 월 단위 EDI를 산정하여 가뭄 상황의 공간적 분포를 제시하였다.

2.2.3 기계학습 지역 가뭄 예측 고도화

2.2.3.1 기계학습 기반 기계학습 지역 가뭄 예측을 위한 자료 및 전처리

기계학습 기반 기계학습 지역 가뭄 예측을 위한 자료 및 전처리 과정은 1차년과 동일하다(정유란 외, 2017). 다만 S2S 기후예측 자료의 경우 2017년 예측된 자료를 새로이 제공받아 사용하였다. 이 경우 hindcast 기간이 1997-2016년, forecast 기간이 2017년 이 되므로 2002-2016년의 hindcast 자료를 주로 사용하였다. Hindcast는 11개의 앙상블로 구성되어 있는데(control run 1개, perturbed run 10개), 총 11개의 앙상블을 평균하여 사용하였다. 가뭄 예측모델의 목적이 기계학습 지역에 대한 예측값을 얻는 것이므로, 지점에 대해 상세화한 자료를 사용하지 않고 위성기반의 강수를 이용하여 편의보정하였다.

2.2.3.2 기계학습 기반 기계학습 지역 가뭄 예측모델 고도화

1차년 모델 분석 결과를 바탕으로 기계학습 기반 기계학습 지역 가뭄 예측 모델을 고도화 및 개선하고자 방법론을 수정하였다. 모델 구성에 있어 수정사항이 있는데, 입력 변수에 위도 및 경도를 추가하였으며 1차년 모델에서는 모델 훈련 시 위성기반 가뭄지수(3-month Standardized Precipitation Index; SPI3)의 초기값을 입력 변수로 사용하고 검증 시 편의보정된 기후모델 기반 SPI3 값(SPI3_FCST)을 사용한 반면 2차년 모델에서는 위성기반 SPI3의 초기값은 훈련과 검증 시 단순 입력 변수로 사용하고 목표 시점의 위성기반 SPI3 값을 훈련 시 입력 변수로 사용, 그리고 검증 시 편의보정된 기후모델 기반 SPI3 값(SPI3_FCST)을 사용하였다.

1차년에는 연도와 관측지점의 조합을 10개 그룹으로 나누어 이 중 7개를 모델 매개변수 선정을 위한 교차검증 및 훈련에 사용하고 나머지 3개를 검증에 사용하였는데, 2차년도에는 입력자료 전체의 70%를 훈련에, 30%를 검증에 미리 할당하고 연도와 관측지점의 조합을 10개 그룹으로 만들어 모델 매개변수 선정을 위한 교차검증에 사용하였다.

SPI는 정규분포를 가지므로 가뭄지수 카테고리 간 샘플 수에 차이가 있는데, 일부 기

계학습 모델의 경우 샘플의 분포에 민감하게 반응할 수 있다. 따라서 노이즈를 포함한 샘플을 추가로 생성하여 기계학습 모델 훈련에 사용하였다. 즉, 전체 샘플을 가뭄 상태 ($SPI \leq -1.0$), 보통 상태($-1.0 < SPI \leq 1.0$), 습윤 상태($SPI > 1.0$)의 세 구간으로 나누어 이 세 구간의 샘플 수가 같아지도록 샘플 수가 적은 카테고리에서 임의로 선택된 샘플에 해당 지점 SPI 값들의 표준 편차와 0에서 1 사이의 임의의 값을 곱한 노이즈를 원래 값에 더한 추가적인 샘플을 생성하여 훈련에 사용하였다(Rhee and Yang, 2018).

1차년도에는 S2S 기후예측 자료를 1개월 예측선행시간에 대해서만 적용하여 분석하였는데, 고도화를 위해 S2S 기후예측 자료와 MME 계절 기후예측 자료를 결합하여 2개월, 3개월 예측선행시간에 대해서도 S2S 기후예측 자료의 유용성을 평가하였다. 즉, SPI3을 위해서는 3개월 누적 강수량이 필요한데 각 예측선행시간에 대해 사용된 기후예측 자료는 Figure 4와 같다.

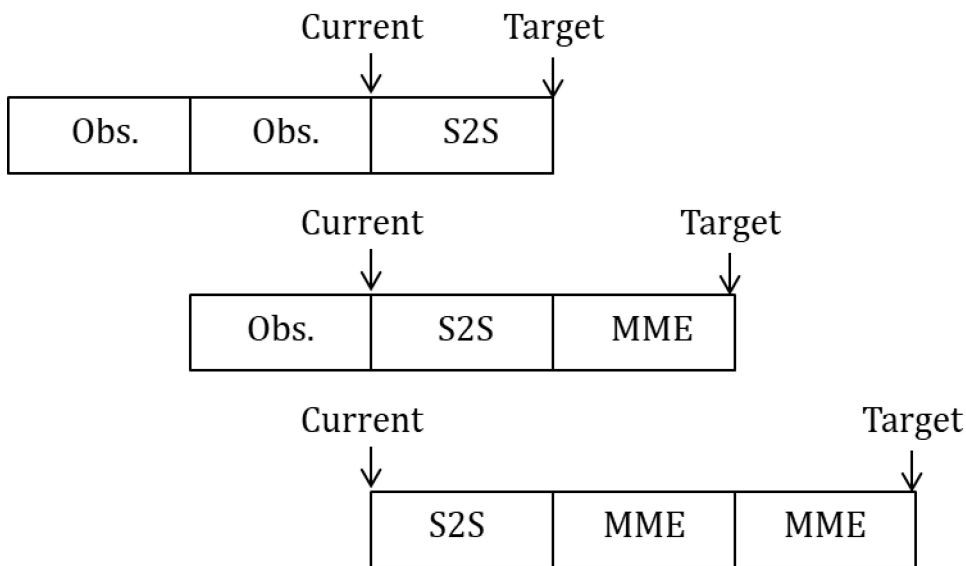


Figure 4. Data used to produce SPI3_FCST for 1, 2, and 3-month lead SPI3 prediction. “Obs.” is remote sensing-based precipitation data, S2S is sub-seasonal to seasonal forecast data, and MME is Multi-Model Ensemble seasonal forecast data.

2.2.3.3 계절 예측 상세화 자료 기반 가뭄 예측 고도화

1차년도에서는 Figure 5와 같이 태국 북동부 지역에 대해 예측된 공간평균 월 단위 강수량을 이용하여 북동부 지역의 평균적인 EDI 기반의 가뭄 예측 시스템과 예측성을 제시한 반면, 본 연구에서는 22개 기상관측소에 대하여 일단위로 상세화된 6개월 예측자료를 이용하여 관측소별 EDI를 예측한 후 공간 내삽법을 이용하여 최장 6개월까지의 가뭄의 공간적 분포를 예측하였다. 계절 기후예측의 경우 일 단위 상세화 자료를 제공하지만 이는 농업 및 수자원 분야의 모델링을 위해 요구되는 시간 해상도를 충족시키기 위함이며 특정일의 강수량을 예측하기 위한 목적이 아니다. 따라서 일 단위로 예측된 관측소별 상세화 자료를 월 단위로 변환한 후 월 단위 EDI를 이용하여 공간적인 가뭄의 분포를 예측하였다.

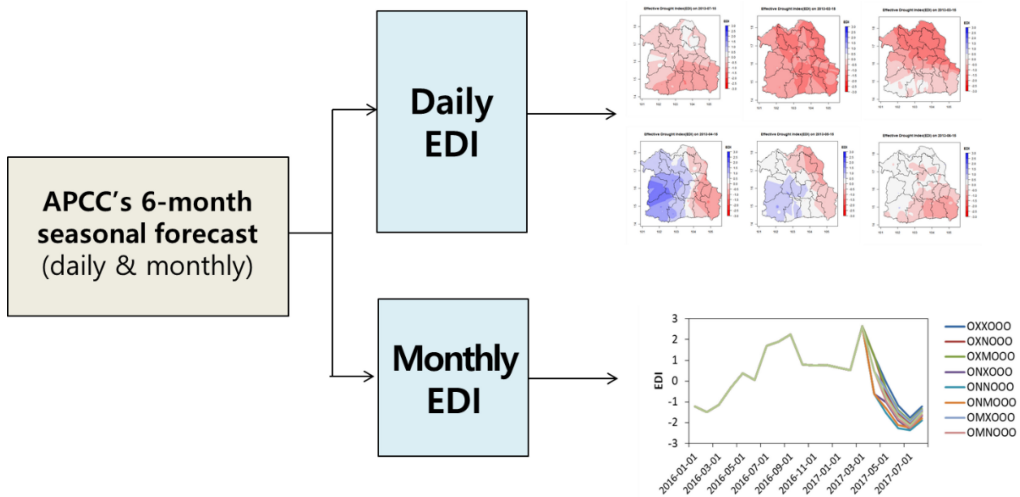


Figure 5. Flowchart of drought (EDI) forecasting based on downscaled seasonal precipitation forecast.

2.2.3.4 기후변화에 따른 가뭄 영향 평가

기후변화에 따른 가뭄의 특성 변화는 Figure 6에서와 같이 일 단위 EDI로부터 가뭄지속기간(Duration), 가뭄심도(Intensity), 가뭄발생빈도(Frequency)의 개념을 그대로 사용하였다. 다만, 지속기간의 경우 특정 일 단위 강수량에 의해서 민감한 문제를 고려하기

위해서 월 단위 EDI를 이용하여 지속기간, 심도, 발생빈도를 선정된 GCM과 상세화 기법으로부터 생산된 상세화 자료를 이용하여 22개 관측소에 대해 생산한 후 공간적 내삽법을 이용하여 기후변화에 따른 가뭄특성의 공간적 분포를 전망하였다.

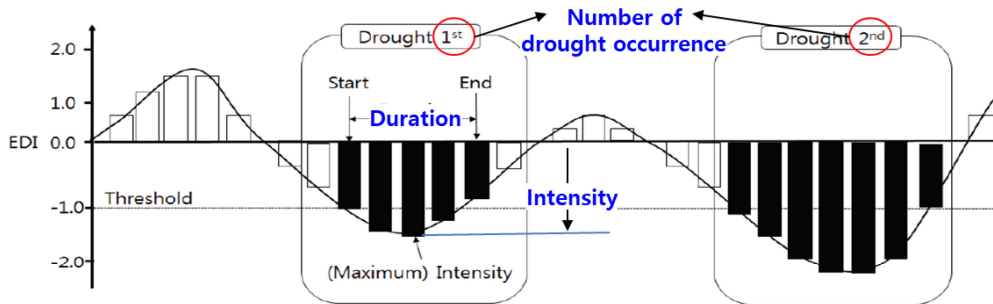


Figure 6. Conceptual description of drought duration, intensity, and frequency.

2.2.4 수자원 예측 고도화

1차년도에는 최장 6개월 강수량 예측자료를 이용하여 람타콩 댐으로의 유입량을 예측하였다. 2차년도 연구에서는 앞서 상세화된 기후변화 자료를 이용하여 댐 유입량의 월 단위 변화량을 전망하였다. 가뭄 리스크 관점에서는 댐으로 유입되는 수량의 계절적인 변화가 중요하다. 따라서 기후변화 시나리오 상세화 자료로부터 월별 댐 유입량의 총량을 과거기간 대비 미래 기간에 대해 시나리오 및 기간 별로 분석하였다.

2.2.5 작물수량 예측 고도화

1차년도연구에서 Figure 7과 같이 관측 기후자료, 상세화된 S2S 및 계절 기후예측 자료 기반의 벼 생육모형(이하, CERES-Rice) 시뮬레이션이 가능하도록 토양 및 예측기후 데이터베이스 및 작물모형 구동파일(예, 실행 파일)등이 구축되었다. 먼저, CERES-Rice 구동을 위한 최소 입력 기후변수는 일 최고 및 최저기온, 일 적산 강수량, 일 적산 일사량으로, 이들 4가지 기후변수에 대한 관측기후, ECMWF의 S2S 예측기후, APCC MME 계절 기후예측, 혼합 기후예측 자료가 구축되었다. 또한 이를 바탕으로 관측기후 기반,

ECMWF의 S2S 기후예측 및 계절 기후예측 기반, 그리고 혼합(blending) 기후예측 기반의 벼 잠재수량 시뮬레이션이 준비됐다.

특히, 계절 기후예측 자료는 예측성 점검을 위해 Figure 8와 같이 재배기간 동안 예측 선행시점(lead-time, L)이 월별로 결합되도록 구축되었다. 예를 들어, 예측선행시점별(1개월씩) 예측성 테스트를 위한 것으로, 5월의 경우는 4월에 예측한 기후 자료, 9월의 경우는 8월에 예측된 기후 자료가 결합되게 하는 방법인데, 2차년(2018년) 연구에서는 계절 기후예측 자료의 결합이 수정되었다. 이것은 타겟 기간(예, 등숙기간) 동안 S2S와 계절 기후예측 자료가 결합될 때 용이하게 결합되게 하기 위함이다. 예를 들면, ECMWF의 S2S의 총 예측기간은 46일이고, 등숙기간은 대체로 40일에서 45일인데, 만약 등숙 시기가 8월이라고 가정했을 때, 현재 시점이 7월의 어느 시점, 즉 예를 들면, ECMWF의 S2S의 예측선행시점인 7월 9일이라고 가정했을 때, 8월에 대한 APCC의 MME 계절 기후예측 자료는 이미 생산됐을 것이다. 이 8월에 대한 1개월 계절 기후예측(L1) 자료와 ECMWF의 S2S의 예측선행시점별 자료가 결합되기 위해서는 계절 기후예측 자료의 예측 선행시점별 결합이 추가적으로 필요했다(Figure 10).

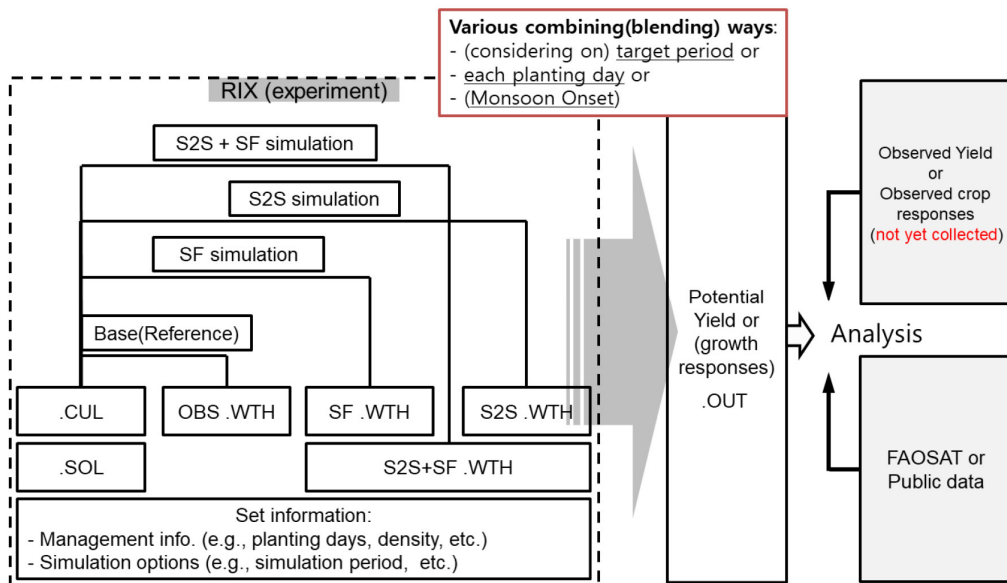


Figure 7. The database for CERES-Rice simulation (source: modified from the figure 4.63 in 1st research report).

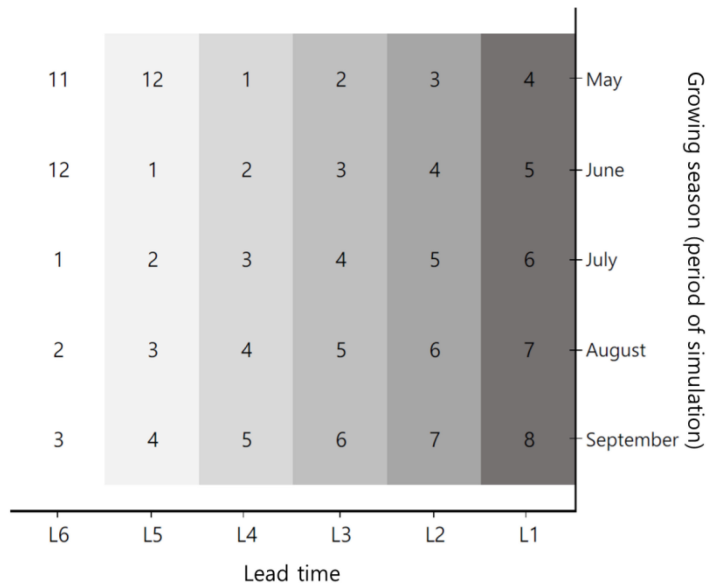


Figure 8. The process of combining the seasonal forecast climate data of the APCC MME by lead-time to evaluate the predictability of the rice potential yield during major rice growing periods in Northeast Thailand.

2.2.5.1 기후예측자료의 벼 잠재수량 예측에 활용기법 고도화

관측기후로부터 APCC MME 계절 기후예측뿐만 아니라 ECMWF의 S2S 기후예측 자료를 결합하는 방법은 이미 개발됐다(Figure 9와 정유란 외, 2017). 계속해서 2차년에는 ECMWF의 S2S 기후예측 자료의 활용을 중심으로 ECMWF의 S2S의 예측선행시점과 타겟 기간에 따라 재단, 즉 상세 시기별로 ECMWF의 S2S와 계절 기후예측 자료가 혼합(blending)될 수 있도록 개선하였다(Figure 10). 예를 들어, ECMWF의 S2S의 예측선행시점 5월 14일의 경우, 이 예측선행시점 전에는 관측기후 자료를, 5월 14일부터 46일인 6월 28일까지는 ECMWF의 S2S 예측기후 자료를, 그리고 6월 28일 이후에는 다시 관측기후 자료로 결합하여 1년 단위의 데이터 셋을 만드는 과정이다. 즉, 1년 단위의 관측기후자료에서 46일 동안의 기간에 대해서 ECMWF의 S2S 예측기후 자료가 대체되는 것이다. 이와 같이 벼 주요 재배기간 중 타겟 기간(예, 개화시기 혹은 등숙시기)에 포함되는 ECMWF의 S2S의 예측선행시점들을 선별하고, 선별된 예측선행시점의 ECMWF의 S2S

와 결합 가능한 예측선행시점에 있는 계절 기후예측가 결합되게 한 후, 벼 잠재수량 예측 시뮬레이션 개선에 이 혼합 기후예측 자료가 활용 가능한가를 평가하였다.

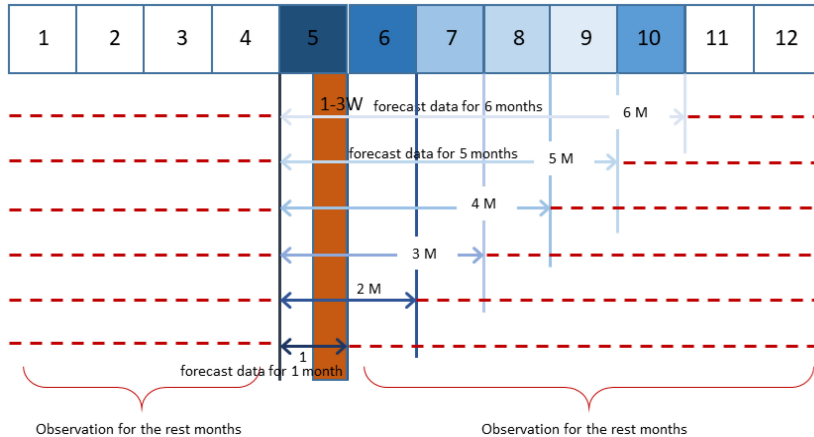


Figure 9. The concept of combining of APCC MME seasonal forecast climate data and the ECMWF-S2S (source: modified from the figure 3.17 and 3.19 in 1st research report).

작물의 재배기간에서 수량에 영향을 미치는 주요 시기(예, 출수시기 혹은 등숙시기) 중 등숙시기는 매우 중요한 시기이다. 태국 농업청(Department of Agriculture, DOA)의 쌀 개발부(Rice Department, RD)의 보고서에 의하면, 태국 북동부 지역에서 벼의 주요 재배기간은 5월에서 9월까지 약 5개월이고, 주요 적정 파종시기는 5월이며, 6월이 한계 파종시기라고 했다. 재배기간 중 등숙기간이 어느 월에 위치할지에 대한 영향은 꼭 파종일에 따라 결정되는 것은 아니다. 물론 파종 후, 영양생장기간 중의 기후가 등숙시기 위치에 영향을 주지만, 이렇게 5월 파종해서 시작되는 재배기간의 경우, 8월이 등숙시기에 해당될 경우가 일반적이다. 그래서 본 연구의 모든 CERES-Rice 구동에서 타겟 기간인 8월이 등숙시기에 해당되게 하기 위해 5월 14일을 파종일로 설정했다. 또 다른 이유는, 1차년 연구에서 1981년부터 2015년까지 평균 우기 시작 날짜가 5월 14일로 나타났기 때문이다(정유란 외, 2017의 페이지 54).

CERES-Rice 구동을 위해서는 먼저 1월부터 12월까지 1년 단위의 기후 데이터 셋이 필요하다. Figure 10은 벼 주요 재배기간 중에 ECMWF의 S2S가 타겟 시기(예, 개화시기 및 등숙시기)에 들어오도록 관측기후 자료와 일별로 상세화된 APCC MME의 예측선행

시점 1개월(L1)과 2개월(L2) 계절 기후예측 자료들이 혼합(blending)되는 과정을 설명한 것이다.

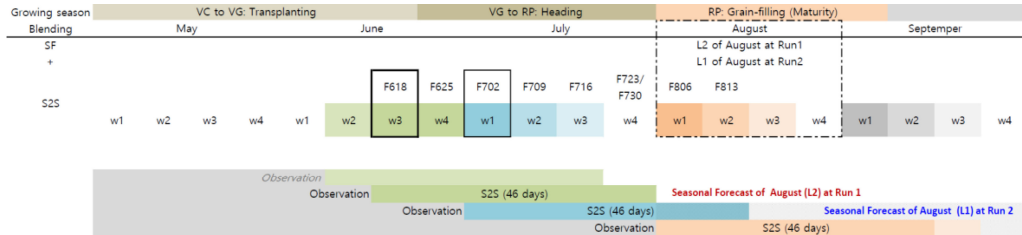


Figure 10. The process of blending the S2S forecast climate data of the ECMWF, the seasonal forecast climate data of the APCC MME system with different time scales, and the observational climate data as the lead-times during the major growth stages in the rice growing season.

2.2.6 기후노출 리스크 평가 목표 지표 선정

기후노출은 기후변화 또는 계절 기후예측 등 관심 시간규모에 따라서 사용되는 기후 정보로부터 결정될 수 있다. 본 연구의 2차년에는 먼저 연구지역에 대해 준비된 중단기 계절 기후예측 자료, 즉 S2S와 계절 기후예측으로부터 기후노출 리스크 평가를 위한 지표 도출이 가능한지에 대해 탐색하고자 한다.

2.2.6.1 가뭄 예측모델을 위한 기후모드

다양한 시간규모의 기후예측 정보를 이용하여 개발한 기계학습 기반의 SPI3 예측 모델에서 생산하는 가뭄지수 이외에 가뭄 리스크 평가를 위한 가뭄 예측 지표는 가뭄 예측 모델에서 사용된 기후모드가 될 수 있다.

2.2.6.2 우기 시작일 예측정보에 따른 벼 잠재수량

태국의 우기 시작일(Monsoon onset)에 대한 예측 정보는 파종일 설정과 동시에 등숙 시기 예측을 가능하게 할 수 있다. 즉, 파종일의 이동(예, 단축과 지연)에 따라 등숙시기가 이동되기 때문이다(Figure 11). 파종일 설정과 관련된 기후요소로는 강수 정보가 중요하

다. 강수 정보는 이앙 전 토양수분 및 관개수량 확보에 대한 중요한 정보이기 때문이다. 따라서 파종일의 단축 혹은 지연에 영향을 미치는 기후노출 리스크 평가 지표(indicator)로 예측 우기 정보와 예측 강수량을 선정하였다.



Figure 11. Changes in major growth stages (e.g., heading time and grain filling time) by the determination of planting time (e.g., shorten or delay) during growing season.

벼의 재배기간 동안, 적정 생육에 영향을 미치는 중요한 기후노출 리스크 평가 지표는 영양생장기간 중의 리스크 평가 지표와 생식생장기간 중의 리스크 평가 지표로 구분할 수 있다(Figure 12 and Table 2). 벼의 이앙 후, 약 45일(약 1.5개월) 동안의 기온과 일조시수(sunshine hour), 일교차가 벼의 생장 및 발육(growth & development)에 영향을 미친다. 특히, 출수 전 30일(약 1개월) 간의 일조시수와 일교차는 벼의 출수(heading)에 영향을 미치는데, 출수 일주일 전의 고온은 화분 수정에 영향을 미칠 수 있어 고온 스트레스 지수 알려져 있다(Yin et al., 1996; Shi et al., 2017). 벼의 출수 후, 40일 동안은 일반적으로 벼의 등숙시기에 해당된다. 이 기간 동안(약 1.5개월)의 기온, 일교차는 벼의 생산량에 직접적인 영향을 미치는 수량구성요소(예, 천립중 혹은 이삭수 등)에 영향을 미친다(Peng et al., 2004). 특히, 작은 일교차는 재배 환경이 고온에 노출되어 있다는 간접 예측이 가능하기 때문에, 출수 때 고온 스트레스 지수와 같이 등숙기간 동안에도 고온이 스트레스 지수로서 리스크 평가 지표로 활용될 수 있다. Table 3은 벼의 재배기간 동안 생육시기별 적정 및 한계 온도를 나타낸 것이다. 그래서 벼 주요 생육시기 동안 기후노출 리스크 평가 목표 지표로는 일 최고 및 최저 기온, 일조시수 등이 선정되었다.

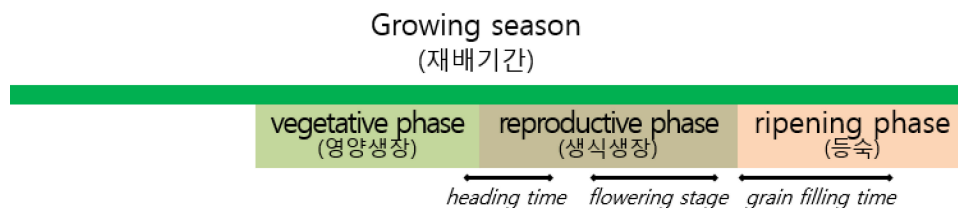


Figure 12. The three critical periods on vegetative phase (VG) and reproductive phase (RP).

Table 2. The derived climate exposure risk indicators at each growth stage of rice

	Climate risk component	Detailed stages or periods	
Growing season	daily air temperature daily total precipitation daily sunshine duration daily air temperature range	vegetative stage	rainy onset information daily total precipitation daily maximum air temperature daily air temperature range
		reproductive stage	daily air temperature range daily maximum air temperature

Table 3. The optimal and threshold temperatures (°C) at growth stages during growing season of rice

	Growth and development stage						
Crop	Base Temp Veg	Opt Temp Veg	Opt Temp Range Veg Prod	Base Temp Repro	Opt Temp Repro	Opt Temp Range Repro Yield	Failure Temp Repro Yield
Rice	10	26	22-28	24	22-26	22-30	38-40

탐색된 기후노출 리스크 평가 목표 지표들을 결합하여 벼 잠재수량 기후노출 리스크 민감도를 평가할 수 있을 것이다(Figure 13). P10은 벼의 파종시기 전 일 적산 강수량이 3 mm 에서 10 mm 미만인 일수, P80은 벼 재배기간 중 일 적산 강수량이 80 mm 이상인 일수, F-Tx40은 벼 재배기간 중에서 출수 전 약 30일 동안과 등숙기간 약 45일 동안 일 최고기온이 생육적정 온도(예, 40°) 이상인 고온으로 수량 실패온도, Range는 벼 재배기간 중 출수 전과 등숙기간 동안 생육적정 기온 미만의 일교차이다. 또한 SShine은 벼 재배기간 동안 일조시수 4시간 미만일 수로 재배기간 중 일조 부족은 벼의 생장발육에 영향을 미칠 뿐만 아니라, 특히 벼의 출수에 영향을 미친다(김기영 외 2014, 이성학 외 2016). 각각의 기후노출 리스크 평가 지표에 대한 대응(예, 가이드라인)에서 P10과 P80에 대한 현실적인 대응은 대상지역에서 관개용수 확보 능력(예, 인근 저수지의 개수 혹은

그 저수지의 저수율) 등이 되어야 할 것이다. 연구지역에서 벼 재배환경에 대한 각각의 기후노출 리스크 평가 지표 및 대응, 프레임워크 구축은 추후 실제 조사를 통해 수행될 수 있을 것으로 기대한다.

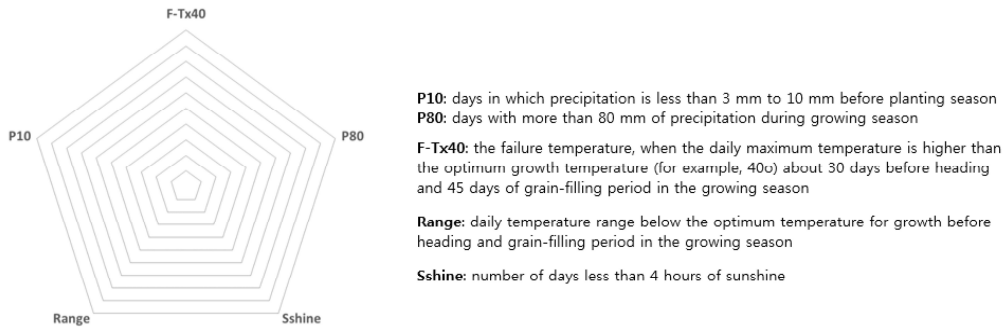


Figure 13. A conceptual frame of rice production climate exposure risk indicators.

2.3 결과

2.3.1 다중범위 시간규모 기후예측정보 데이터베이스 개선

2.3.1.1 미계측 유역을 위한 위성 및 재분석 자료 활용 평가

Figure 14는 격자형 자료별 일 단위, 월 단위, 연 단위, 및 30년 월평균 강수량에 대한 관측소별 상관계수의 분포를 보여 준다. 일 단위 관측자료의 결측 자료 보정을 위해서는 일 단위 평가가 중요하며 일 단위 자료의 경향성을 보여 주는 결과는 MERRA2 자료가 나머지 자료와 비교하여 월등히 우수한 결과를 보였다. 이는 MERRA2의 경우 기존 자료와 비교하여 개선된 자료동화 기법에 더하여 시간단위 자료로부터 지역 시간대를 고려하여 일 단위 강수량을 산정한 계산 과정 또한 영향을 미친 것으로 판단된다. 월 단위, 연 단위, 30년 월평균 모두 MERRA2가 가장 우수한 결과를 보였으며, CHIRPS, PERSIANN-CDR, ERA-Interim 순서의 재현성 결과를 보였다. 또한 전체적으로 상관계수(Correlation Coefficient)가 높은 경우 NRMSE는 낮은 반비례 경향을 보였다. 이는 경향을 잘 모의하는 격자형 자료가 전체적인 편차도 작게 잘 재현하고 있음을 보여 준다.

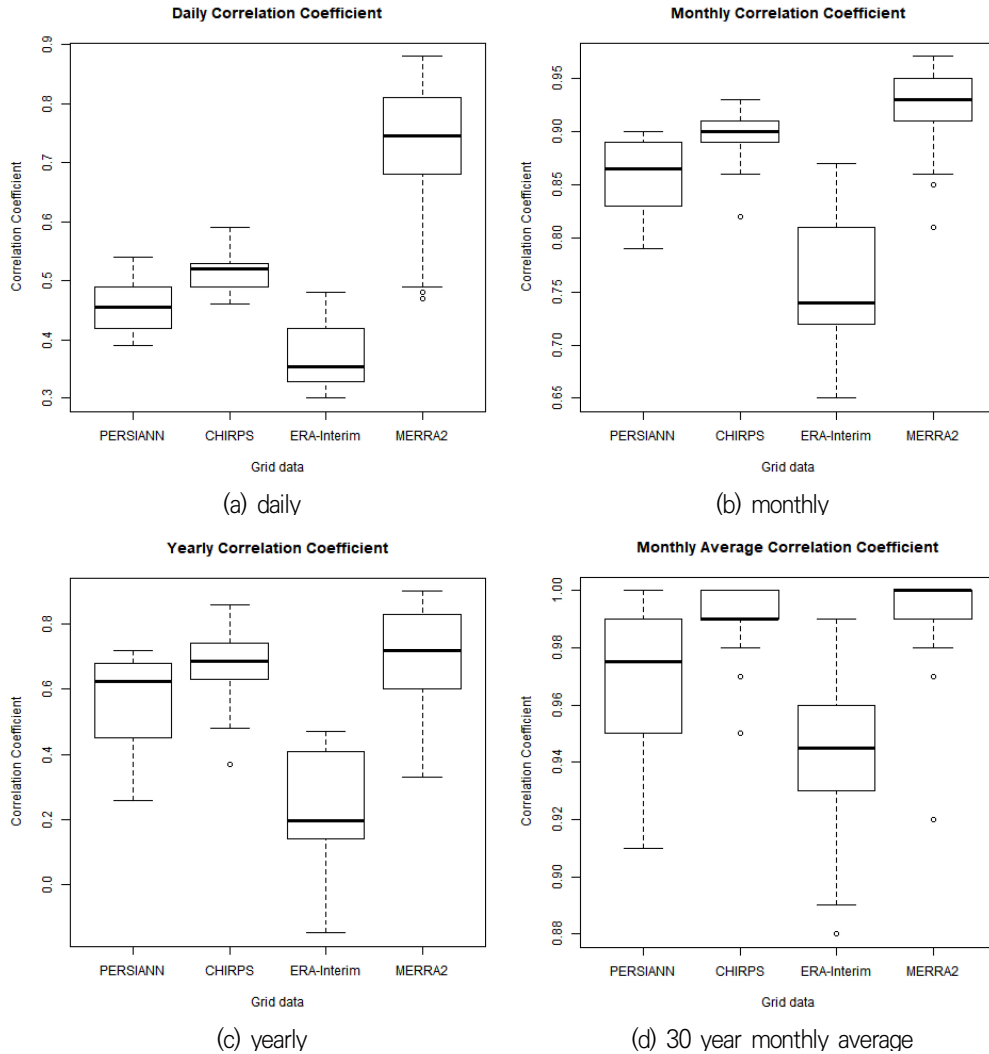


Figure 14. Evaluation results of grid-based observation data by comparison to the station observation data at (a) daily, (b) monthly, (c) annual, and (d) 30-year monthly average using correlation coefficient.

Figure 15는 람타콩댐 유역 내에 위치한 TH431201 관측소의 태국 기상청 관측자료와 MERRA2 자료의 일 단위, 월 단위, 연 단위, 30년 월평균에 대한 비교를 보여 준다. MERRA2 자료의 경우 관측자료와 비교하여 작은 값을 보였다. 일 단위 결측 자료의 경우 MERRA2와의 일 단위 상관관계를 이용하여 값을 산정하였다.

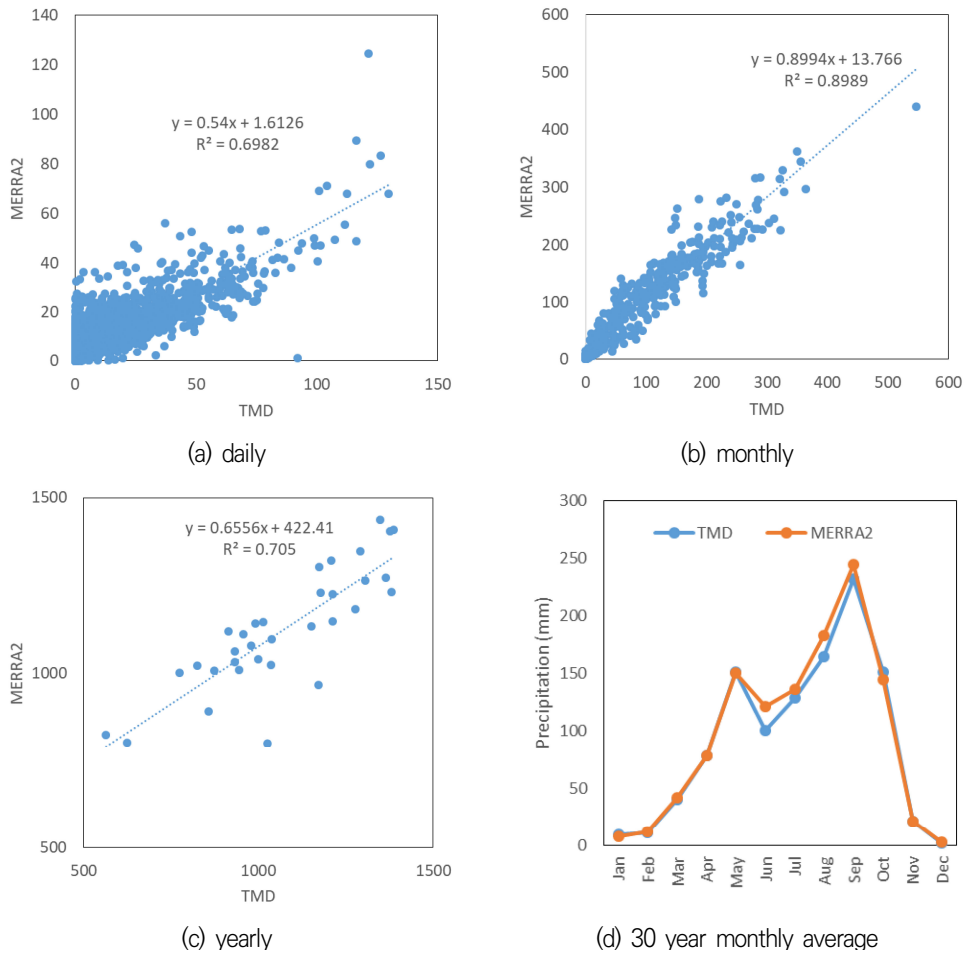


Figure 15. Comparison between station (TH431201) data and corresponding MERRA2 grid data at (a) daily, (b) monthly, (c) annual, and (d) 30-year monthly average.

2.3.1.2 기후변화 시나리오 자료 상세화

SQM 방법을 이용하여 태국 북동부 지역의 22개 기상 관측지점을 대상으로 생산된 기후변화 시나리오 상세화 자료는 APCC Integrated Modeling Solution(AIMS)의 가이드라인에서 제시된 다음과 같은 분석들을 수행하였다. 1) 원시 GCM 평가를 통한 Worst GCM 제거, 2) 가뭄과 관련된 극한기후변화지수의 과거 재현성 평가, 미래 시그널 왜곡도 평가, 및 공간 재현성 평가를 통한 상세화 기법 선정, 3) GCM별 가중치 결정

및 MME 계산 및 GCM 개수에 따른 불확실성 범위 평가를 포함한다. 1차년도에서는 원시 GCM들의 강수와 기온에 대한 시간 및 공간적 재현성 평가를 통해 17개 GCM을 선정하였다. 다만 SQM 기반 단일 상세화 기법을 통해 상세화 자료를 생산한 반면 2차년도에는 추가된 SDQDM 기법과의 재현성 평가 비교를 통해 상세화 기법을 선정하였다.

극한기후지수의 과거 재현성 평가는 가뭄과 가장 밀접하다고 판단되는 연강수량(Annual total precipitation amount, PRCPTOT) 및 최대무강우일수(Maximum length of dry spell, CDD)를 이용하여 동일 과거기간(1976~2005)에 대하여 관측자료로부터 도출된 중앙값 및 변동폭을 두 가지 방법에 의해 상세화 된 GCM 자료가 얼마나 잘 재현하는지를 평가하였다(Figure 16). 연강수량의 경우는 중앙값이 관측, SQM, SDQDM에 대하여 각각 1350 mm, 1355 mm, 1266 mm로 SQM이 관측과 비슷한 결과를 보여 SDQDM과 비교하여 우수한 결과를 보였다. 변동성 범위 또한 SDQDM이 SQM보다 넓게 나타나는 경향을 보였다. 최대무강우일수의 경우에는 중앙값이 관측의 97일과 비교하여 SQM은 91일로 낮게, SDQDM은 103일로 높게 나타나는 경향을 보였으나 변동성 범위와 관련해서는 SDQDM이 SQM과 비교하여 넓게 나타나는 결과를 보였다. 따라서 극한기후지수의 재현성과 관련해서는 SQM이 우수한 결과를 보였다.

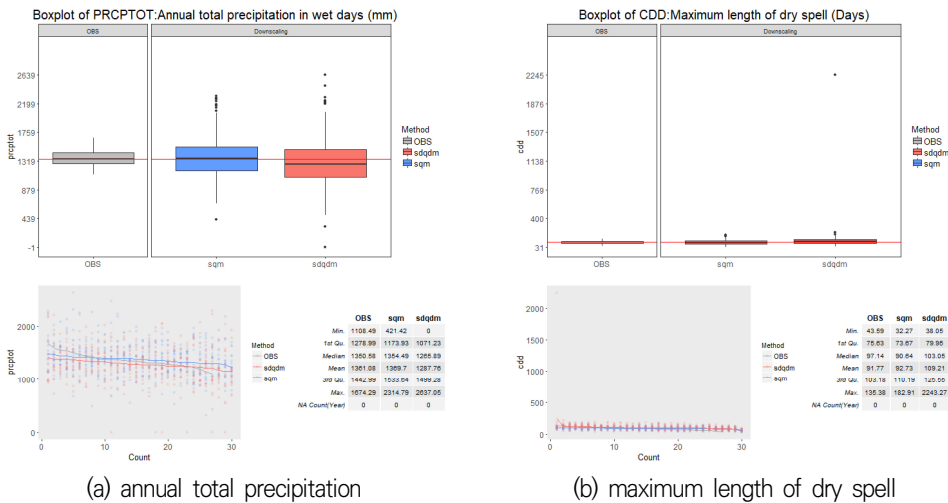


Figure 16. Result of reproducibility analysis of SQM and SDQDM methods: (a) annual total precipitation and (b) maximum length of dry spell.

Figure 17은 강수의 공간 재현성 평가 결과를 보여 준다. 그림에서와 같이 SQM이 SDQDM과 비교하여 관측에 의한 공간 유사성을 보다 근접하게 재현하는 결과를 보여 주었다. 즉 SDQDM의 경우는 관측점 사이의 거리가 멀어져도 낮은 Gamma값을 보여 유사성이 관측과 비교하여 보다 높게 유지되고 있는 것으로 나타났다. 이는 관측지점에 대한 GCM 값을 추출하는데 있어서 SQM은 관측점이 포함되어 있는 GCM격자 값을 바로 사용하는 반면에 SDQDM은 주변 격자의 GCM 값들로부터 역거리가중법을 이용하여 내삽한 결과를 사용한 것에 기인한다고 판단된다. 즉 북동부지역의 넓이 및 GCM들의 격자 크기를 고려할 때 대부분의 관측지점들에 대해 동일한 GCM의 격자들이 사용될 수 있기 때문이다.

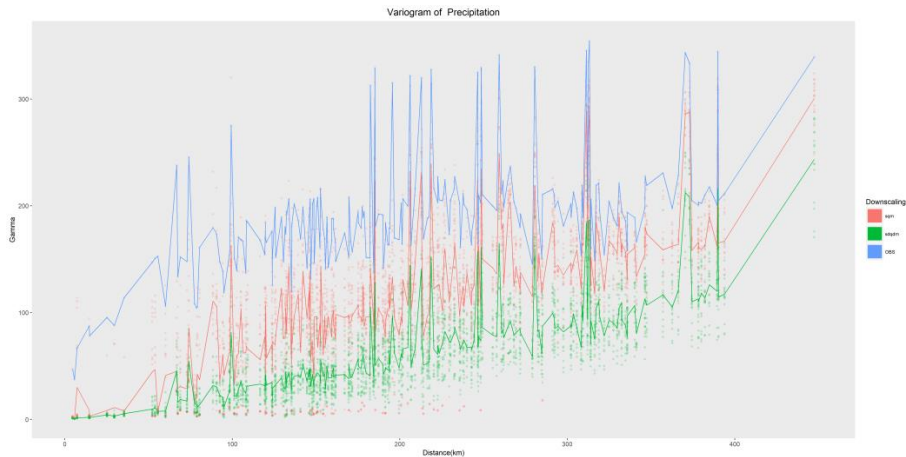


Figure 17. Reproducibility of spatial correlation between stations.

반면 미래 전망에 대한 시그널의 왜곡 정도를 살펴보면 Figure 18과 같이 연강수량의 경우 RCP4.5 및 8.5 시나리오 모두 중간 미래를 제외한 근 미래에서 먼 미래의 경우 전망치의 왜곡이 SQM이 SDQDM과 비교하여 보다 높은 결과를 보였다. 최대무강우일수의 경우에는 SQM이 SDQDM과 비교하여 시그널 왜곡도가 적게 나타나 우수한 결과를 보였다. 그림에서 붉은선과 비교하여 상세화 기법에 따른 box 플롯의 중앙값이 가깝게 위치할수록 원시 GCM에서 전망한 변화율을 왜곡하지 않음을 의미한다.

결과적으로 과거 기간의 극한기후지수 및 공간상관 재현성 평가와 미래 기간의 시그널 왜곡도 평가를 통해 SQM 기법을 이후 가뭄 분석 및 유출량 분석에 활용하였다.

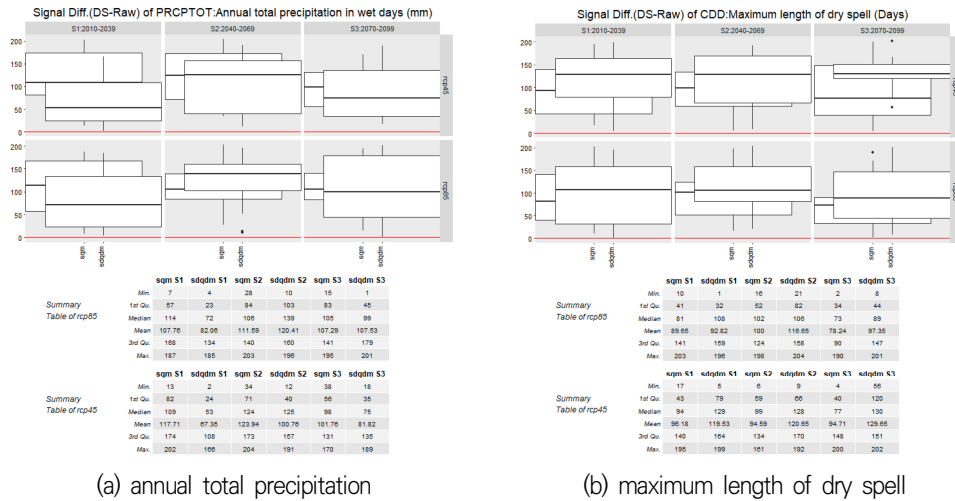


Figure 18. Analysis result of future signal change of SQM and SDQDM methods: (a) annual total precipitation and (b) maximum length of dry spell.

2.3.1.3 계절내 예측 상세화

S2S 기후예측 자료의 경우, 1차년도 강수량 및 평균 기온에 더하여 일 최고 및 최저기온에 대한 상세화가 가능하도록 rS2S 모듈이 수정되었다. 상세화 및 편의보정 방법은 1차년도의 강수량 및 평균 기온과 동일한 SBC 방법을 사용하였으며 예측성 평가를 위한 모듈이 개발 중이다.

2.3.2 EDI 기반 가뭄 감시 활용

2.3.2.1 관측강수 기반 EDI 가뭄 감시 활용 평가

MERRA2 자료를 이용하여 결측을 보정한 후 월 단위 EDI(Effective Drought Index)를 이용하여 2012년 1월부터 2016년 12월까지 태국 북동부 지역의 가뭄의 공간적 분포는 Figure 19와 같다. 태국 북동부 가뭄은 2012~2013년 기간에 전체 지역에 대한 가뭄 발생 특성을 보였고, 2015~2016년 기간에는 북동부 지역을 중심으로 분포하는 특성을 보였다. 본 결과는 향후 가뭄의 계절 예측과의 비교에 활용하였다.

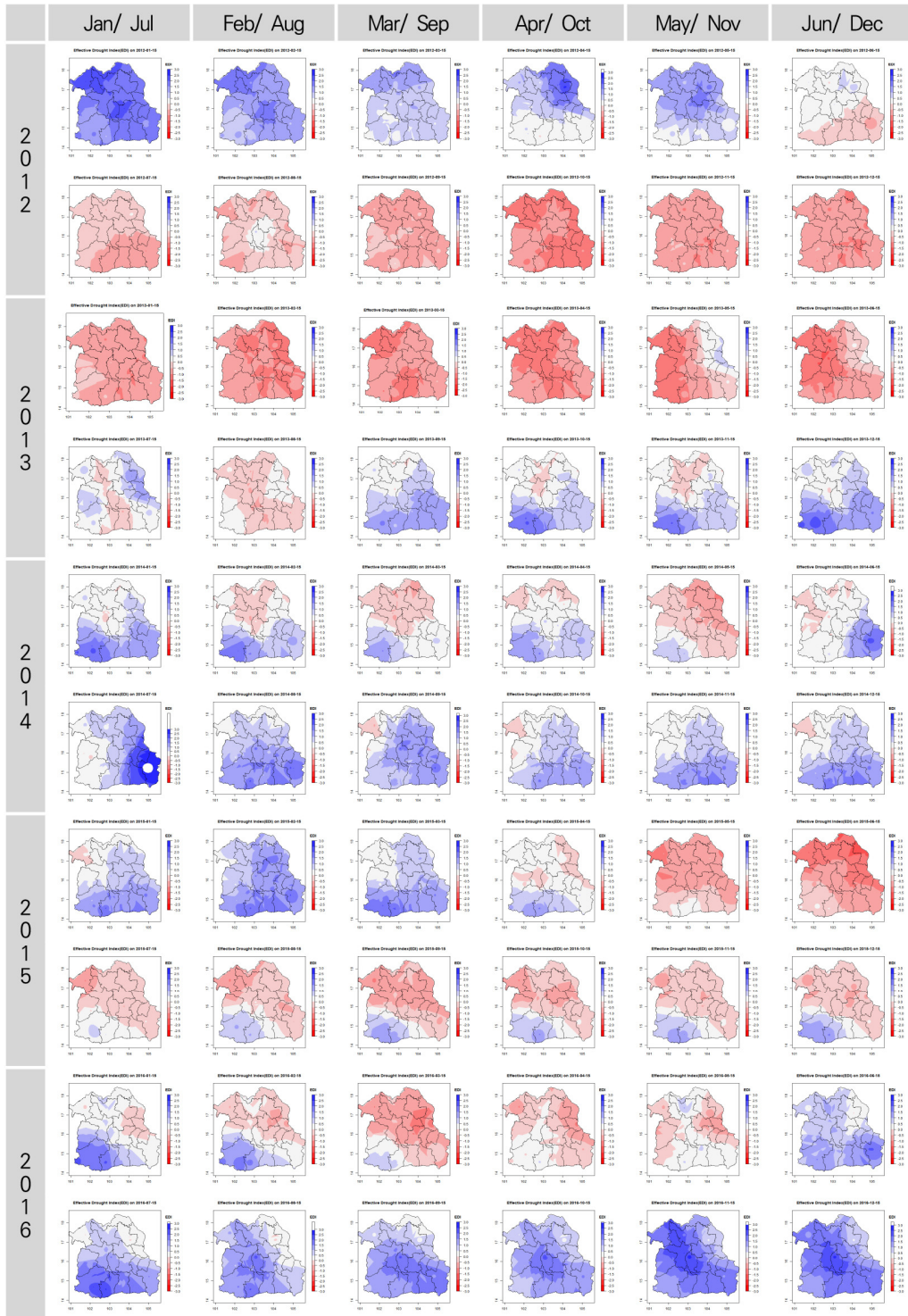


Figure 19. Drought monitoring of Northeast Thailand using EDI.

2.3.2.2 계절 예측강수 기반 EDI 가뭄 예측

가뭄 예측은 계절 예측강수량을 이용하여 월 단위 EDI를 기반으로 분석하였다. 계절 예측은 대상 역에 대해 최장 6개월까지 대상지역에 대한 평균 강수량 및 기온을 예측한 후 예측된 결과와 가장 비슷한 상황을 동일한 지역에 대해 구축된 과거 관측 DB에서 찾아 시·공간적인 상세화를 수행하게 된다. 1차년도에는 예측된 지역 평균강수량을 이용하여 지역의 평균적인 가뭄을 예측한 반면, 2차년도에는 관측소별로 상세화된 일 단위로 강수량을 이용하여 월 단위 EDI를 계산한 후 공간적 내삽을 통해 가뭄의 공간적인 분포를 예측하였다. 앞서 계산된 가뭄 감시 결과에서 가뭄이 심했던 2012년~2013년 기간에 대해 예측된 결과는 Figure 20에 나타나 있다.

예측대상 연-월(target month)에 대한 가뭄 예측은 예측선행기간에 따라 달라지게 된다. 그림에서 2012년 10월의 1개월 선행 예측은 2012년 9월에 예측된 결과이며, 3개월 예측선행기간 결과는 3개월 전인 2012년 6월 시점에 예측된 결과를 의미한다. 가뭄 발생 시점인 2012년 7월의 경우 1개월 예측선행기간에서는 예측에 실패 하였으나 이후 가뭄 지속 기간에 대해서는 전반적인 가뭄의 발생을 잘 예측하고 있는 것으로 나타났다. 관측자료 기반 가뭄의 분포에서는 2013년 5월부터 태국 북동부 지역을 중심으로 가뭄이 완화되는 경향을 보이고 있으나, 예측자료의 경우에는 4월의 2-3개월 예측선행기간에서 남서부 지역을 중심으로 가뭄이 완화되는 결과를 보였다. 2013년 5월에 대해서도 3~5 예측선행기간의 경우 남서부 지역을 중심으로 가뭄이 완화되는 경향을 보였다. 전반적으로 가뭄의 발생 시점 및 종료 시점에서의 공간적인 가뭄의 진행 상황을 예측하는데 한계를 보였다.

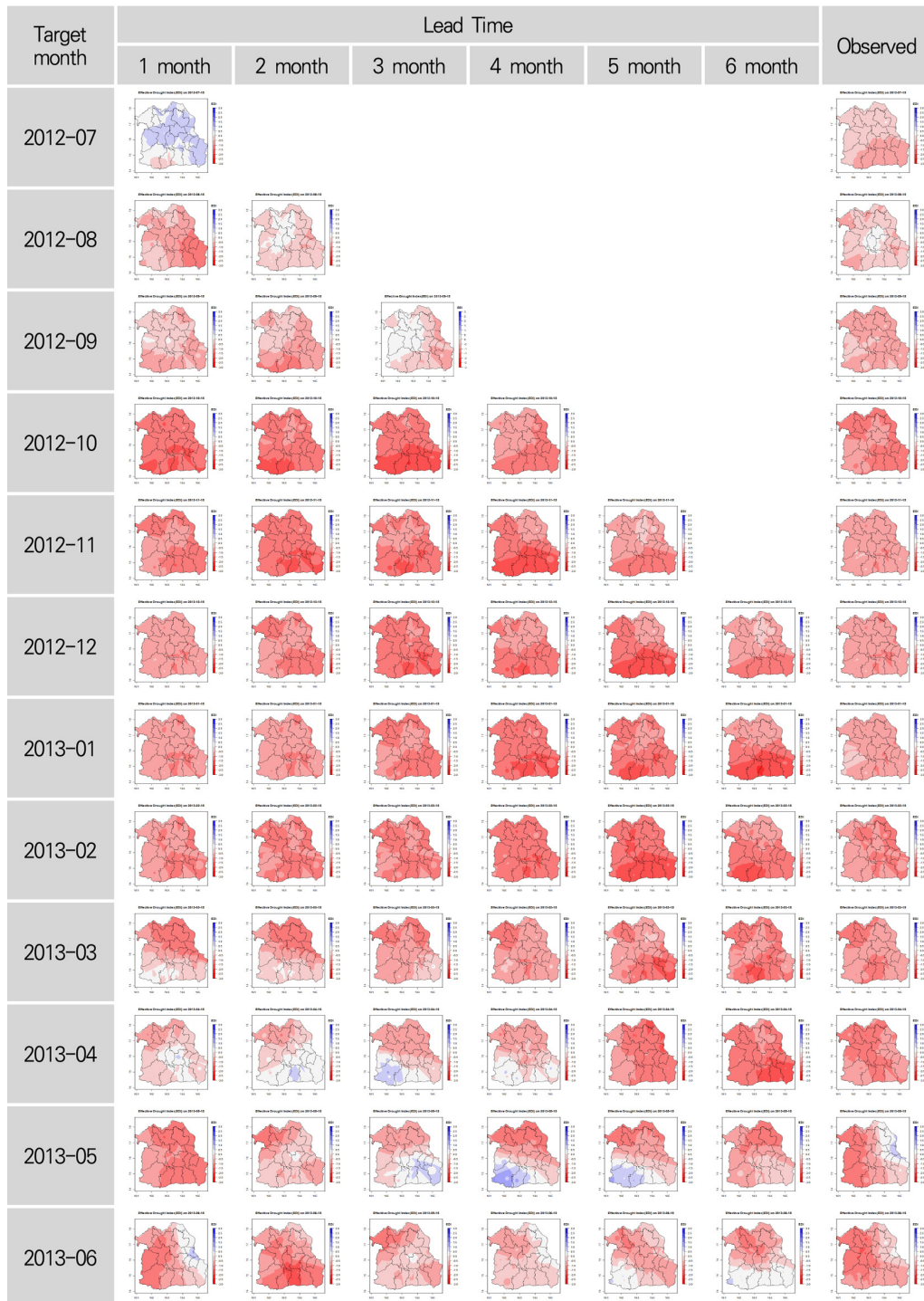


Figure 20. Result of drought forecasts based on monthly EDI using downscaled seasonal precipitation forecast information.

2.3.2.3 EDI를 이용한 기후변화 시나리오에 따른 가뭄 전망

기후변화에 따른 미래 기간의 가뭄특성 분석은 가뭄의 강도, 가뭄 지속기간, 가뭄 발생 횟수에 대해 변동성을 분석하였다. 미래 전망은 과거기간(Historical: 1976년~2005년) 대비 근 미래(S1: 2010년~2039년), 중간 미래(S2: 2040년~2069년), 먼 미래(S3: 2070년~2099년) 기간에 대해 RCP4.5 및 RCP8.5 시나리오에 대해 분석하였다.

우선 가뭄 강도의 변동은 Figure 21과 같이 나타났다. EDI의 최대강도 평균 변화(Average Intensity of drought events)는 가뭄 사상별 EDI의 최소값에 해당되는 최대 강도의 평균을 과거기간을 기준으로 미래 기간 및 시나리오 별로 얼마나 증가 혹은 감소하는지를 다중모형앙상블(MME)을 기반으로 분석하였다. 붉은 색은 EDI 값의 감소를 의미하여 가뭄 강도가 증가하는 것을 의미하며, 파랑색은 EDI 값의 증가를 의미하여 가뭄 강도가 약해지는 것을 의미한다. 최대가뭄 강도의 기간별 평균의 변화는 그림과 같이 모든 기간 및 RCP 시나리오에 대해 EDI 값이 과거기간과 비교하여 감소하는 경향을 보여 가뭄의 강도는 증가할 수 있음을 보였다. 다만 RCP8.5의 먼 미래 기간에는 북동부 지역의 중앙 지역에 대해서 가뭄강도의 변화가 미미한 결과를 보였다.

과거 및 미래 기간별 30년 기간 동안에 발생한 가장 강도가 심한 극한 가뭄(Maximum Intensity of drought events)에 대한 변동은 그림에서와 같이 평균적인 최대가뭄강도의 변화와 비슷하게 모든 기간 및 RCP 시나리오에 대해 EDI 값의 감소를 보여 극한 가뭄의 강도가 심해지는 것으로 나타났다. 다만 공간적으로 북동부지역의 북부 지역이 남부 지역과 비교하여 강도가 더욱 크게 증가하는 경향을 보였다.

이와 같이 가뭄 특성의 공간적인 분포를 고려하기 위해서는 단일 GCM을 사용하는 경우 선택된 모형의 공간적 모의 특성에 따라서 가뭄 특성의 공간적 분포가 바뀔 수 있기 때문에 GCM의 불확실성을 고려하여 다중모형앙상블(Multi-Model Ensemble, MME) 기반의 결과를 이용하는 것이 바람직하다. 즉 제시된 결과는 사용된 17개 GCM들에 의한 가뭄 강도의 평균적인 방향성으로서 의미를 가지며 선택된 모형에 따라 상이한 결과를 보이는 단일 GCM의 결과를 이용하는 것과 비교하여 보다 신뢰할 수 있는 정보라고 할 수 있다.

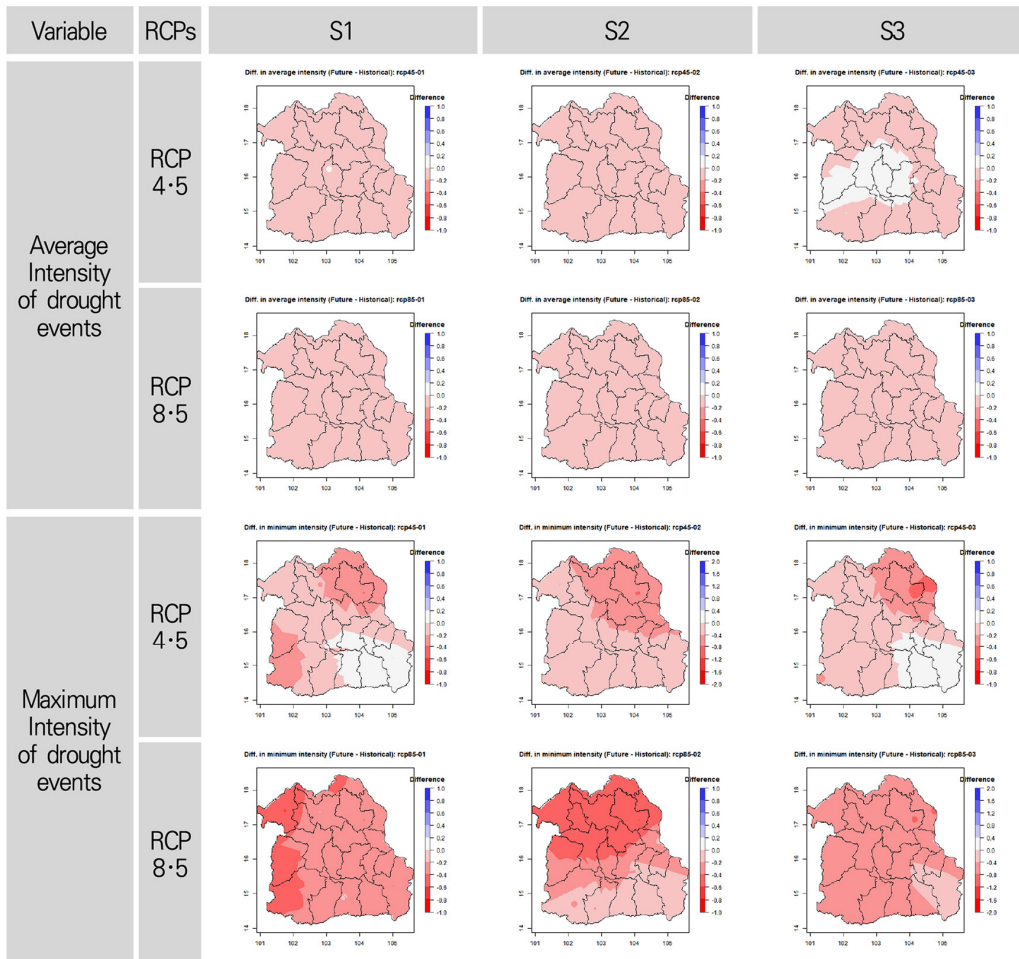


Figure 21. The change of EDI's (average, maximum) intensity for S1, S2, S3 with the RCP 4.5, 8.5 scenarios compared to the past.

가뭄의 지속기간에 대한 분석 결과는 Figure 22와 같다. 가뭄기간은 월 단위 EDI를 이용하여 보통가뭄의 기준(-1)보다 작은 값을 보이는 기간으로서 가뭄강도 분석과 동일하게 과거기간 대비 미래기간별 변동을 분석하였다. 기간별 30년 기간 동안에 발생한 강우 사상들의 지속기간의 평균(Average Duration of drought events)은 파랑색의 경우 지속기간의 감소를 의미하여 가뭄의 완화를 의미하며, 붉은색은 지속기간의 증가로서 가뭄이 악화됨을 의미한다. 따라서 평균 지속기간은 그림에서와 같이 모든 기간 및 RCP 시나리오에 대하여 지속기간의 감소를 보여 주었다. 반면 30년 기간 중에 가장 큰 극한가뭄 사상의 지속기간의 경우에는 평균 지속기간과는 다르게 RCP4.5의 경우에는 중간 및

먼 미래 기간에 남서부 지역에서 증가하는 경향을, RCP8.5 시나리오의 경우에는 근 미래에는 전반적인 증가를 중간 및 먼 미래에는 남동부 및 남부 지역을 중심으로 증가하는 경향을 보였다. 이는 평균적인 가뭄의 지속기간은 줄어들 수 있으나 극한 가뭄의 발생은 지역에 따라서 증가할 수 있음을 의미한다.

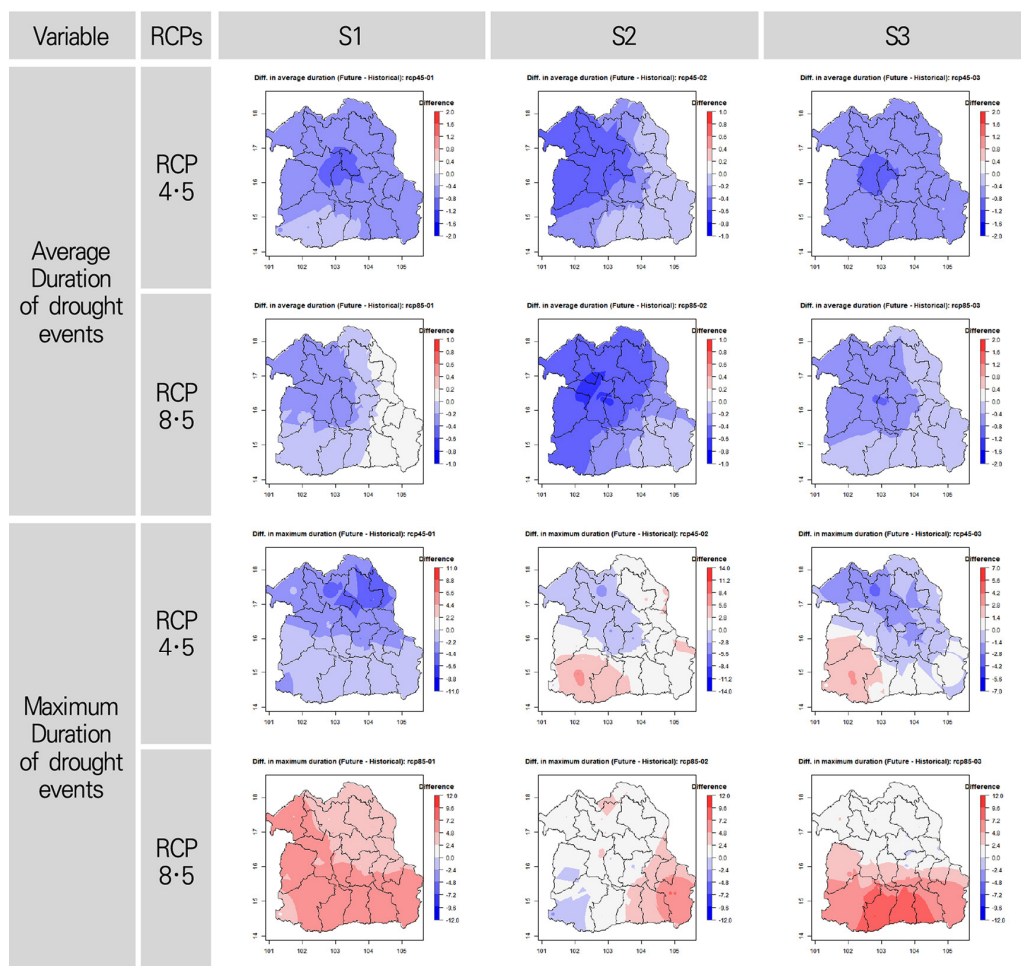


Figure 22. The change of EDI's (average, maximum) duration for S1, S2, S3 with the RCP 4.5, 8.5 scenarios compared to the past.

가뭄의 발생횟수는 Figure 23에 나타나 있다. 가뭄의 발생횟수는 과거 및 미래 기간별 30년 기간 중 발생한 가뭄의 횟수의 변동을 분석하였으며, 파랑색은 가뭄횟수의 감소를

의미하며 붉은 색은 증가를 의미한다. 그림에서는 RCP4.5 시나리오의 경우 모든 미래 기간에서 가뭄 발생 횟수의 감소 경향을 보였다. 반면 RCP8.5 시나리오의 경우에는 근 미래에서는 남서부 지역을 중심으로 감소하는 경향을 보였으나 중간 및 먼 미래 기간에서는 RCP4.5 시나리오에서와 같이 모든 지역에서 발생횟수의 감소하는 결과를 보였다. 공간적으로는 남부지역을 중심으로 감소 폭이 보다 높게 나타났다.

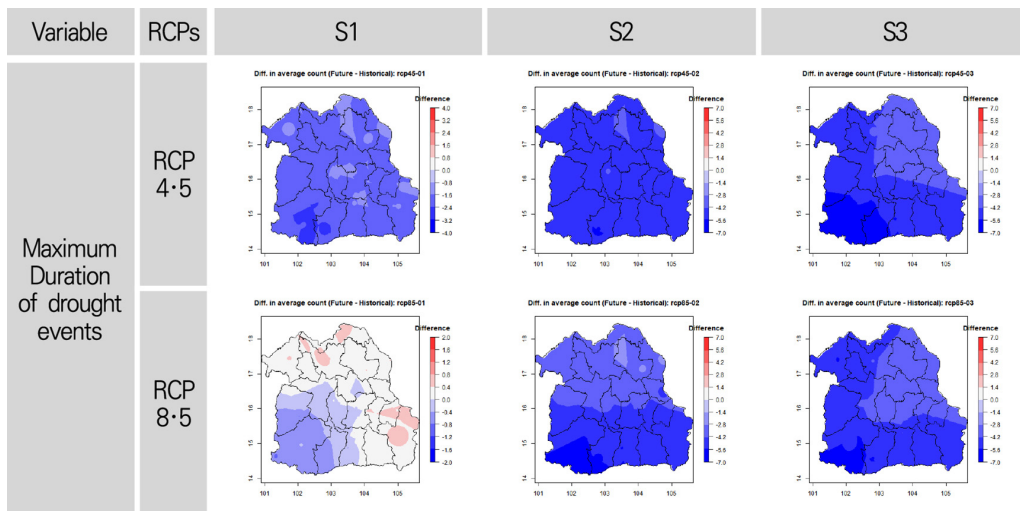


Figure 23. The change of the number of EDI's occurrence for S1, S2, S3 with the RCP 4.5, 8.5 scenarios compared to the past.

2.3.3 기계학습 기반 미계측 지역 가뭄 예측모델 고도화

기존 연구에서 우수하다고 판단된 Extra-Trees(이후 ERT로 표기; Geurts et al., 2006) 모델을 이용하여 위성기반 입력변수 및 기후모드와 관련된 잠재 예측 인자를 모두 사용하여 기계학습 기반 가뭄예측 모델을 구축하였다. 6월과 10월에 대해 1~3개월 예측을 수행하였다. 모델에서 사용하는 참값인 현장관측 자료가 존재하는 태국 북동부 기후지역의 22개 지점 위치에 대해서 자료를 추출하여 훈련과 검증에 활용하였다.

1차년 연구에서는 성능 평가 기준으로 McKee et al(1993, 부록)의 전체 카테고리를 모두 포함하는 Total Accuracy와 Total MAE(Mean Absolute Error) 뿐만 아니라 세 가뭄 카테고리(Moderate Drought, Severe Drought, Extreme Drought)만을 포함하

는 Drought Accuracy, Drought MAE를 사용하였다(Rhee and Im, 2017).

$$Total\ or\ Drought\ Accuracy = \frac{\sum C}{\sum N}$$

$$Total\ or\ Drought\ MAE = \frac{\sum |SPI_{obs} - SPI_{pred}|}{Total\ Number\ of\ Samples}$$

여기서 ED는 Extreme Drought, SD는 Severe Drought, MD는 Moderate Drought으로 McKee et al.(1993, 부록)의 가뭄 카테고리 분류를 따르며, N은 실제로 각 카테고리에 속하는 샘플의 수이고 C는 그 중 그 카테고리로 맞게 분류된 샘플의 수이다.

본 연구에서는 연구지역의 입력 자료의 시간적 범위 내에서 실제 가뭄 발생이 많지 않아 본 연구에서는 전체 카테고리를 모두 포함하는 성능 평가 기준만을 살펴보았다. Total Accuracy, Total MAE와 함께 관측과 예측의 상관관계를 나타내는 피어슨 상관계수(Correlation Coefficient)도 함께 살펴보았다.

2.3.3.1 기계학습 기반 가뭄 예측 모델 훈련

SPI3_FCST를 산정할 때 기후모델로 계절 기후예측자료인 APCC MME를 이용한 경우(이후 ML(SF)로 표기)와 S2S 기후예측 자료와 MME를 결합하여 이용한 경우(이후 ML(S2S_SF)로 표기), 그리고 기계학습을 사용하지 않고 SPI3_FCST를 직접 예측 값으로 사용하는 경우(이후 FCST_ONLY(SF) 및 FCST_ONLY(S2S_SF)로 표기)를 비교하였다.

훈련 자료의 경우, 6월과 10월 예측 모두 입력 자료의 차이(SF vs. S2S_SF)보다 예측 방법의 차이(ML vs. FCST_ONLY)가 크게 나타났다. 기계학습 모델의 경우 훈련한 자료로 살펴본 것이므로 어느 정도 과적합(overfitting) 결과를 보여주고 있을 가능성이 있다. Total Accuracy에 있어 6월의 경우 정확도의 차이가 그리 크게 나타나지는 않았지만 3개월 예측선행시간에서 ML(SF)의 정확도가 특히 높게 나타났으며 10월의 경우도 ML의 정확도가 모두 더 높았다(Figure 24).

Total MAE의 경우에는 6월과 10월 모두 ML의 오차가 FCST_ONLY에 비해 더 작게 나타나고 상관계수는 크게 나타났다(Figure 24). 이러한 차이가 통계적으로 유의한지 살

퍼보기 위해 관측과 예측의 차에 대해 Welch's t-test를 수행하였는데, ML끼리, FCST_ONLY끼리를 비교한 경우는 통계적으로 유의한 차이가 없었으나 이외에는 모두 ML이 FCST_ONLY보다 통계적으로 유의하게 작은 오차를 생산하였다(one-tailed p-value < 0.05).

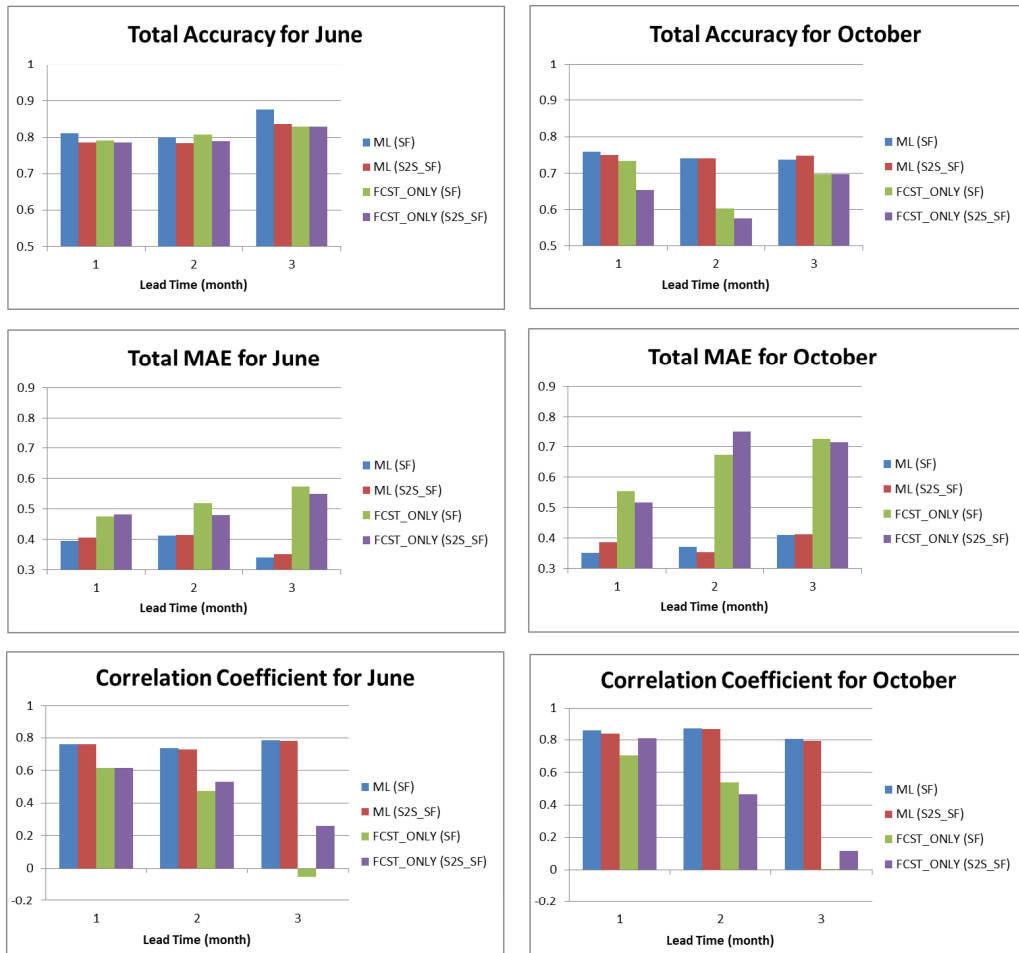


Figure 24. Total Accuracy, Total MAE, Correlation Coefficient values for the training dataset for June and October based on ML (SF), ML (S2S_SF), FCST_ONLY (SF), and FCST_ONLY (S2S_SF).

2.3.3.2 기계학습 기반 가뭄 예측 모델 검증

검증 자료로 살펴본 경우, 훈련 자료를 적용한 경우와 비교하여 정확도와 상관계수는 낮아지고 오차는 커졌는데, 특히 선행시간이 길수록 차이가 크게 나타났다(Figure 25). FCST_ONLY의 경우에도 성능 평가 기준 값이 많이 달라졌는데, 이는 임의로 선택된 30% 검증 자료의 영향으로, 따라서 ML과 FCST_ONLY를 상대적으로 비교해야 한다(Figure 25).

그러나 정확도의 경우 특히 6월 SPI3의 2~3개월 예측선행기간에서는 정확도가 거의 떨어지지 않고 훈련 자료와 비슷한 수준(0.7~0.8)을 유지하였으며, 10월 SPI3 예측의 경우도 1개월 예측선행시간에서 ML을 사용한 경우는 여전히 높은 정확도를 유지하였다(Figure 25).

오차의 경우, 6월 SPI3 예측의 경우 ML의 오차가 크게 나타났는데 10월 SPI3 예측에서 특히 긴 예측선행기간의 경우 FCST_ONLY의 오차가 크게 나타났다(Figure 25). 그러나 Welch's t-test 결과를 보면 10월의 3개월 예측선행기간에서 ML(S2S_SF)이 FCST_ONLY(S2S_SF)보다 통계적으로 유의하게 작은 오차를 보인 것을 제외하면 (one-tailed p-value = 0.037) 통계적으로 유의한 차이가 나타나지 않았다.



Figure 25. Total Accuracy, Total MAE, Correlation Coefficient values for the test dataset for June and October based on ML (SF), ML (S2S_SF), FCST_ONLY (SF), and FCST_ONLY (S2S_SF).

2.3.3.3 기계학습 기반 가뭄 예측모델 입력 변수의 상대적 중요도

기계학습 모델의 경우 입력 변수의 상대적 중요도를 파악할 수 있는데, 가장 중요한 입력 변수의 중요도를 100으로 했을 때의 상대적인 값으로 나타난다. 모델 훈련 과정에서 도출된 가장 중요한 변수는 6월과 10월 모두 SPI3_FCST로 나타났다.

10월 SPI3 예측의 경우 다른 모든 입력 변수의 상대적 중요도는 10 이하로, 기계학습 모델이 큰 역할을 수행하지 못하였음을 알 수 있다(자료 미제시). 검증 자료로 살펴보았을 때 ML이 FCST_ONLY보다 우수하게 나온 경우가 주로 10월 예측의 경우이므로, 이는

의외의 결과이다. 다만 Total MAE에서 통계적으로 유의하게 ML(S2S_SF)가 FCST_ONLY(S2S_SF)보다 작은 오차를 보인 경우에 WNINO(Western NINO) 지수의 중요도가 5.1%로 다른 경우보다 높게 나온 점을 주목할 수 있겠다.

6월 SPI3 예측의 경우, 1개월 선행인 경우 위성기반 SPI3의 초기값, 주간지표면온도가 비교적 높은 중요도를 보였으며 모든 선행 시간에 있어서 PDO(Pacific Decadal Oscillation), NINO3.4, SOI(Southern Oscillation Index), EMI(El Nino Modoki Index), IOBW(Indian Ocean Basin Wide) 지수가 비교적 중요하게 나타났다(자료 미제시). 특히 EMI의 경우 모든 선행시간에서 10% 이상의 중요도를 나타냈다. 하지만 그럼에도 불구하고 이러한 기후모드 변수가 기계학습 모델을 통한 가뭄 예측을 개선하는 데에는 크게 기여하지 못한 것으로 보이는데, 이는 기후모델의 강수 예측에 이미 이러한 기후모드가 잘 반영되어 있기 때문으로 해석할 수 있다.

2.3.3.4 기계학습 기반 가뭄 예측 지도

기계학습 모델을 구동하여 가뭄 예측 지도를 생산할 수 있다. 이를 위성강수 기반으로 산정한 SPI3 및 계절내 예측 자료를 편의보정한 값을 기반으로 산정한 SPI3과 비교하여 보았다(Figure 26). 각 지도의 원 안에 표시된 값이 실제 관측 지점의 현장 관측 값을 기반으로 산정한 SPI3 값으로, 실제 2004년 10월이나 2010년 6월에는 많은 지점에서 가뭄이 없거나 약하게 나타난 반면 위성강수 기반의 SPI3 지도는 보다 가뭄을 심하게 나타내고 있다. 2010년 6월의 예측 결과에서는 약한 가뭄이 있는 지역의 가뭄 상태를 기계학습 기반의 모델이 잘 표현하고 있지 못하는 반면 2004년 10월의 예측 결과에서는 비교적 잘 모의하고 있음을 볼 수 있다(Figure 26).

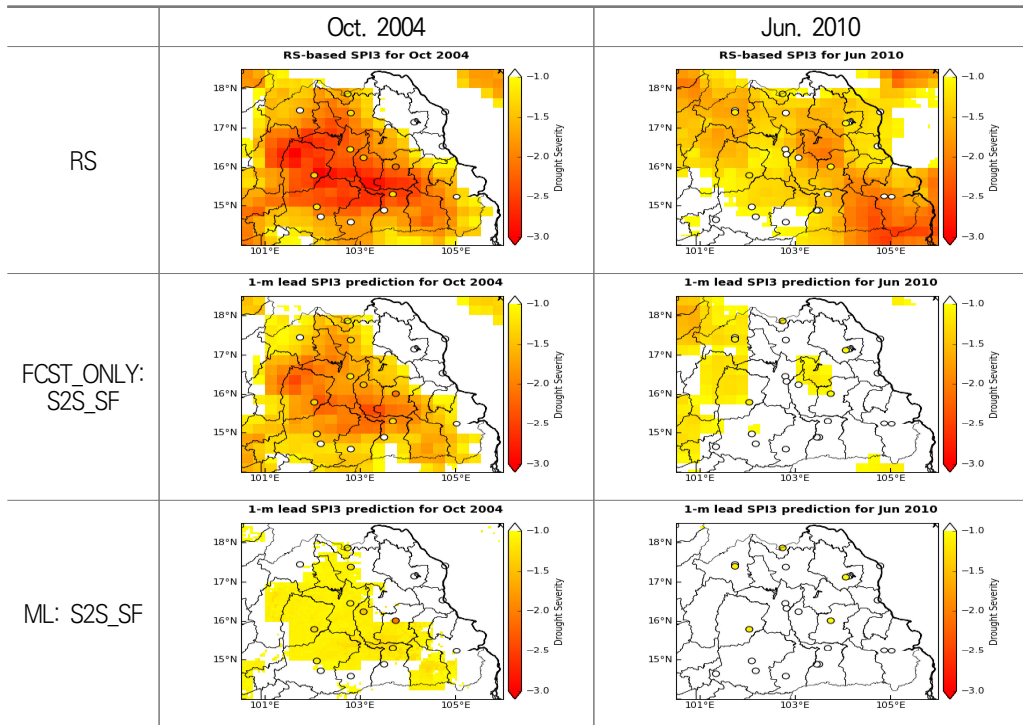


Figure 26. Relative importance of some input variables for June SPI3 prediction.

2.3.4 수자원 예측 모델링 고도화

2.3.4.1 기후변화에 따른 댐 유입량 전망

댐 유입량의 경우 가뭄 리스크 관점에서는 총 유입량 및 월별 유입량의 계절 변동이 중요할 수 있으며, 홍수 리스크 관점에서는 하루에 최대 유입되는 유입량의 변동이 중요하다. 따라서 본 연구에서는 월별 총 유입량의 변동성과 월별로 일 단위 최대 유입량의 변동성을 살펴 보았다.

우선 과거기간에 대하여 상세화 자료를 이용하여 계산된 월별 총유입량과 일최대 유입량이 과거 관측자료 기반의 유입량과의 비교를 통한 과거 재현성 평가를 수행하였다. Figure 27은 재현성 평가 결과를 보여준다. 월별 유입량의 경우에는 관측자료 기반의 월별 유입량의 패턴을 비슷하게 재현하고 있으나 MME의 경우 3월에서 10월까지 사이에 관측보다 크게 나타나 연 총유출량의 경우 17.6% 크게 나타났다. 반면 일최대유입량의

경우에는 8월에 관측기반 유입량과 비교하여 MME 값이 다소 작게 나타난 반면 1, 3, 5월에는 크게 나타나 전체적으로 MME가 8.1% 크게 나타나는 결과를 보였다. 총 오차의 경우 일최대유입량이 월유입량과 비교하여 작게 나타났으나 다중모형에 의해 발생 가능한 불확실성 범위는 일최대유입량이 월별 유입량과 비교하여 크게 나타났다.

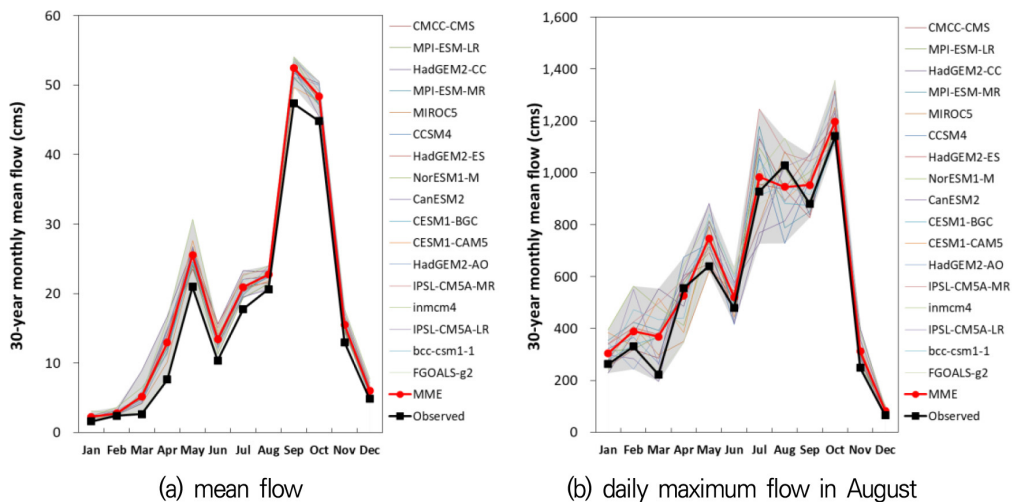


Figure 27. Comparison of errors according to the selection of different GCMs and downscaling technique.

기후변화에 따른 유입량의 변동은 과거기간에 대한 MME 기반 유입량과 미래 기간별 유입량의 비교를 통해 분석하였다. 가뭄 대응과 관련된 댐 운영 측면에서는 연간 총 유입량의 변화보다 시기별 유입량의 변동 특성을 이해하는 것이 중요하다. 이는 연간 총유입량 보다는 농업용수 공급 측면에서 관개기간에 대한 유입량의 변화가 중요할 수 있기 때문이다. Figure 28는 RCP 시나리오 및 미래 기간별 과거기간과 비교하여 미래기간 동안의 월 단위 유입량의 변화를 보여준다. 큰 미래 기간에 대해서는 RCP 시나리오 모두 7월~10월 기간을 중심으로 유입량이 증가하는 경향을 보였다. 반면 중간 미래에서 먼 미래로 갈수록 유입량의 증가가 전체 기간 동안에 발생하는 경향을 보였다.

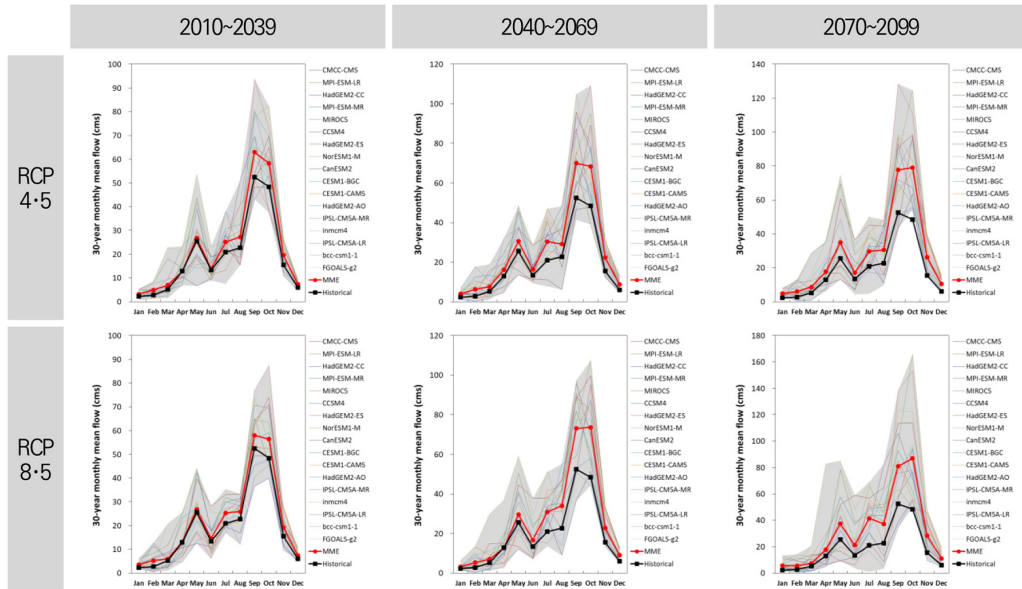


Figure 28. Changes in 30-year average daily maximum dam inflow for each month according to RCP scenarios and future periods.

Figure 29는 월별 발생한 일 단위 최대 유입량의 과거기간 대비 미래기간의 변동성을 보여준다. 앞서 살펴본 평균 유입량과 비슷하게 7월~10월 기간을 중심으로 증가하는 경향을 보였다. 또한 불확실성 범위 또한 동일한 기간 동안에 높게 나타났다.

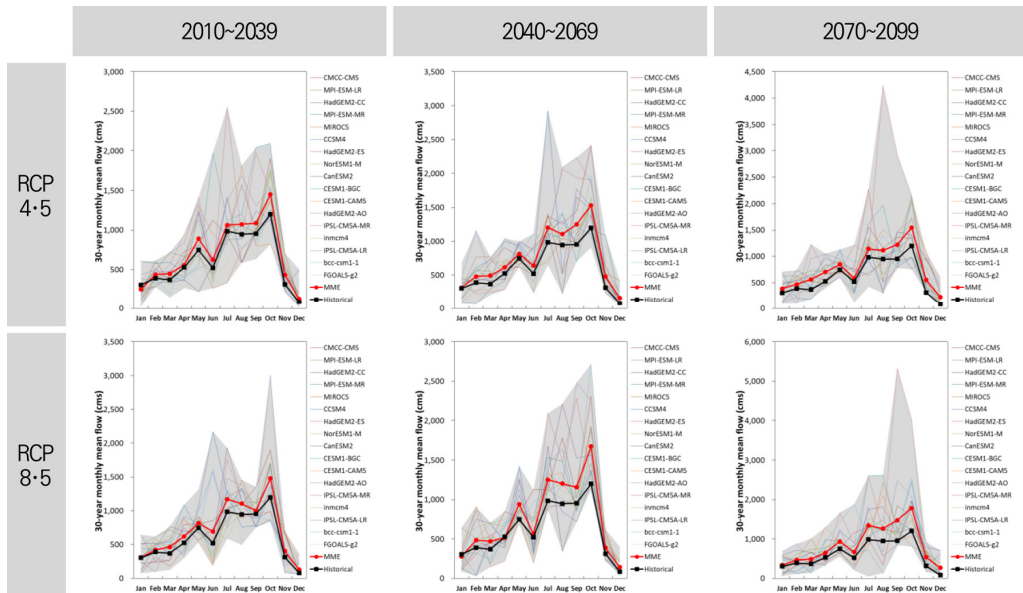


Figure 29. Changes in 30-year average daily maximum dam inflow for each month according to RCP scenarios and future periods.

월별로 가장 큰 일 단위 유입량은 홍수 관리 측면에서 중요하며 가장 큰 가뭄 리스크 관점에서 살펴 본 월별 유입량의 합인 총유입량에 대한 미래 기간의 변동성을 살펴본 결과는 Figure 30 (a)와 같다. 근 미래 기간에는 RCP8.5 시나리오가 RCP4.5 시나리오보다 낮은 값을 보인 반면 중간 및 먼 미래 기간에 대해서는 RCP8.5 시나리오가 높은 증가율을 보였다. 먼 미래로 갈수록 총유입량의 증가율은 근 미래를 기준으로 중간 미래에는 대략 2배 정도의 먼 미래의 경우는 3배에 가까운 증가율을 보였다. 이는 물 이용 측면에서 활용 가능한 수량의 증가를 의미하여 가뭄 리스크 관점에서는 긍정적으로 영향을 미칠 것으로 판단된다.

반면 홍수 리스크 관점에서 중요한 가장 큰 일최대유입량이 발생하는 10월을 중심으로 일최대유입량의 미래 변동성을 살펴본 결과는 Figure 30 (b)와 같다. 근 미래 기간 동안에는 평균 유입량의 변화와 비교하여 높게 나타났고 중간 및 먼 미래 기간에는 비슷하거나 낮게 나타나 먼 미래로 갈수록 총유입량과 비교하여 증가율이 완만한 경향을 보였다. 먼 미래의 경우는 RCP4.5 시나리오의 경우 29.0%의 증가율을 보여 평균 유입량의 증가율인 50.4% 보다 낮은 값을 보였다. 또한 모든 미래 기간 동안 RCP8.5 시나리오에

서 RCP4.5 시나리오 보다 높은 증가율을 보였다. 이는 먼 미래로 갈수록 일최대유입량이 평균 유입량과 비교하여 낮은 쪽으로 증가하여 홍수 관리 측면에서 긍정적으로 고려될 수 있으나 전체적으로 일최대유입량이 증가하는 것은 홍수 리스크 관리 측면에서 중요하게 고려되어야 한다.

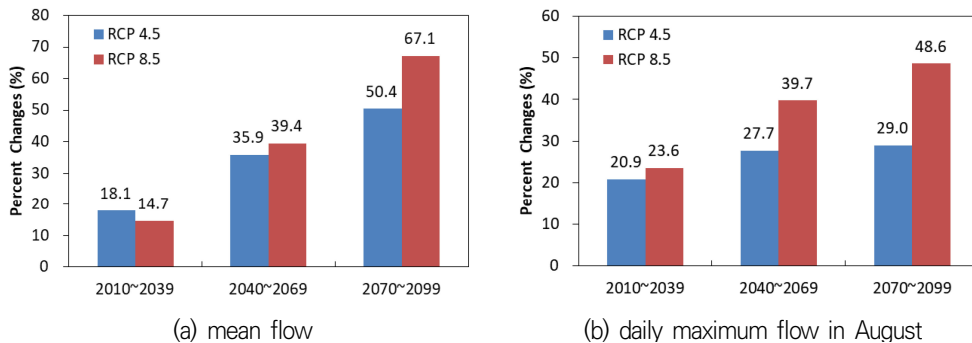


Figure 30. Percent changes in annual dam inflow according to RCP scenarios and future periods.

2.3.5 기후예측자료 활용 최적화에 따른 작물수량 예측 고도화

2.3.5.1 기후예측자료의 결합기법 최적화에 따른 벼 잠재수량 예측성 평가

관측기후 기반의 잠재수량을 기준(base)으로 상관관계를 분석했을 때, 개별 기후예측 자료 기반의 예측 잠재수량의 상관은 좋았다(정유란 외, 2017). 다시 말해서, 예측선행시점별 APCC MME 계절 기후예측 자료만으로 예측된 잠재수량의 상관이 예측선행시점 1개월에는 0.46, 예측선행시점 6개월에는 0.60으로 나타났다(Table 4). 또한 예측선행시점별 ECMWF의 S2S 예측강수 자료만으로 예측된 잠재수량도 관측기후 기반의 잠재수량과 비교했을 때 예측선행시점이 타겟 기간을 완벽하게 포함, 즉 등숙시기에 가까워질수록 예측 잠재수량의 예측성이 개선되는 것을 알 수 있다(Figure 31). 예측선행시점 5월 28일 이후부터 7월 9일(F709)까지 관측기후 기반 벼 잠재수량에 비해 큰 차이로 과소추정을 보였지만, 7월 16일(F716) 이후에서 관측기후 기반 벼 잠재수량과 흡사해지면서 예측선행시점 F716에서 5월 14일 파종의 관측기후 잠재수량과 동일해 지는 것으로 나타났다. 또한 이전의 예측선행시점의 예측 잠재수량의 상대적 변화를 현재 예측선행시점의

예측 잠재수량의 상대적 변화에서 뺀 차이를 계산해서 이전 예측선행시점의 예측강수의 잠재수량보다 현재 예측선행시점의 예측강수에 의한 잠재수량이 얼마나 개선 혹은 나빠졌는지를 비교했다(Figure 31의 회색막대). 예측선행시점 8월 6일(F806)의 예측 잠재수량이 관측기후 기반의 벼 잠재수량과 같아진 이유가 예측선행시점 전까지 결합된 관측기후의 영향이라고 단정지을 수 없는 것이 관측기후에 의한 영향이라면 예측선행시점 5월 28일(F528) 이후부터 7월 9일(F709)까지의 예측 잠재수량과 차이가 없어야 하는데 차이를 보였기 때문이다. 그러나 이러한 추정에 대해 ECMWF의 S2S를 추가적으로 수집 (예, 2013년부터 2014년 혹은 2016년 등)하여 추가 분석을 할 필요가 있다.

전반적으로 7월16일(F716)이후, 예측선행시점별로 대체되는 46일간의 ECMWF의 S2S의 예측강수에 의한 영향이 어느 정도 반영되고 있다고 유추할 수 있다. 따라서 타겟 기간을 중심으로 약 15일 전(약 2주전)에 해당하는 ECMWF의 S2S의 예측선행시점의 예측강수는 벼 잠재수량 예측 향상에 활용이 가능할 것으로 판단된다.

Table 4. The correlation of the seasonal forecast precipitation of APCC MME according to the interannual variations (i.e., lower than the normal, Below normal; near the normal, Normal; higher than the normal, Above normal) for leadtimes with the observation-base potential rice yield during 32 years (1984 to 2015)

Interannual variation	Correlation between observation-based potential yield and potential yield estimated from seasonal forecast climate data					
	L1	L2	L3	L4	L5	L6
Below	0.46	0.46	0.26	0.09	0.17	0.47
Normal	0.25	0.28	0.04	0.21	0.17	0.47
Above	0.28	0.19	0.11	0.05	0.07	0.47

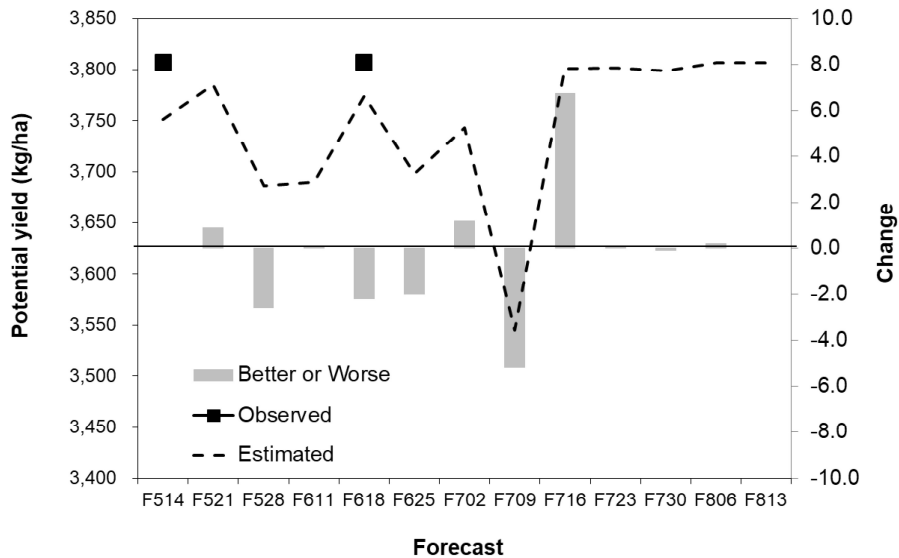


Figure 31. The black dashed line represents that the rice potential rice predicted from the sub-seasonal to seasonal forecast precipitation data of the ECMWF (SIM-S2S-PY) for each lead-time from May 14 to August 13. The grey bar indicates the difference between the SIM-S2S-PY of the current lead-time and the SIM-S2S-PY of the previous lead-time.

ECMWF의 S2S 상세화 과정에서 추가 변수, 즉 CERES-Rice 구동에 필요한 최소 변수 중 일 최고 및 일 최저기온, 일사량 등이 추가되면, CERES-Rice에 입력될 ECMWF의 S2S 혹은 혼합 예측기후 데이터베이스(WTH)가 갱신된다는 가정하에 CERES-Rice 시뮬레이션 최적화가 수행되었다.

2차년에는 2.2.7에서 언급한 방법에 의해 결합된 다양한 혼합 기후예측 자료로부터 벼의 예측 잠재수량을 평가했는데, 먼저 1차년에 편의보정 및 공간 상세화된 ECMWF의 S2S 자료의 기후 요소는 예측강수뿐이다. CERES-Rice 시뮬레이션에서 타겟 기간, 예를 들면 등숙시기에 ECMWF의 S2S 예측강수와 계절 예측강수 자료가 예측선행시점별로 다양하게 포함되게 결합함으로써, CERES-Rice 시뮬레이션에 입력되는 예측강수의 예측성 변화(예를 들면, 예측강수의 예측성의 좋고 나쁨)에 대한 예측 잠재수량을 평가했다 (Figure 32).

관측기후 기반의 벼 잠재수량을 기준으로 예측기후 기반의 벼 잠재수량의 상대적 변화를 계산하여 평가했다. 타겟 기간인 8월에 대해 예측선행시점 1개월(L1)과 2개월(L2)의

APCC MME 계절 예측강수 자료와 ECMWF의 S2S의 예측강수가 혼합된 예측강수 자료에 의해 예측된 벼 잠재수량의 상대적 변화를 비교한 결과, 잠재수량에 대한 예측성 개선이 뚜렷하게 보이지 않았다(Figure 32A).

또한, 편의보정된(bias correction) 상세 예측기후 자료로 구동한 경우도 편의보정하지 않은 경우에 비해 큰 개선을 보이지 않았는데, 강수의 예측성이 감소된 자료(예측선행 시점 7월 2일과 9일의 예측강수 자료는 예측기간 중 4-5주에 해당)에 대한 편의보정이 편의보정되지 않은 것보다 더 오차가 커졌기 때문인 것으로 추측된다. 즉, 예측기간 중 초반에 해당하는 예측강수에 대한 편의보정된 강수자료에 의한 예측 잠재수량이 편의보정되지 않은 것보다 개선되는 것으로 나타났는데 이러한 점이 반영된 것으로 추정된다(Figure 32B and C). 그러나 전반적으로 편의보정한 기후자료에 의한 벼 잠재수량 예측성 개선이 미미한 이유에 대한 추가 분석이 필요하다. 또한 예측기간 중 4-5주에 해당하는, 즉 예측성이 감소한 예측강수에서 편의보정 오차가 더 커지므로, 예측기간 후반부를 제외한 결합(blending) 방법도 고려할 필요가 있을 것으로 판단된다. 본 연구에서는 각각의 기후 요소에 동일한 편의보정 방법이 적용되었는데, 다시 말해서 일 최고기온 혹은 일 최저기온, 일 적산 강수라는 기후 요소의 구별 없이 이들 기후 요소에 편의보정 방법이 동일하게 적용되었다. 국지기후 요소의 특성(site-specific climate), 예를 들면, 지역에서 토지이용과 지형 등의 차이에 영향을 받아서 발생하는 일 최고기온과 일 최저기온의 특성이 다른데, 이런 기후 요소 특성에 따라 적합한 편의보정이 개발되고 적용될 수 있는 후속 연구도 필요할 것으로 판단된다.

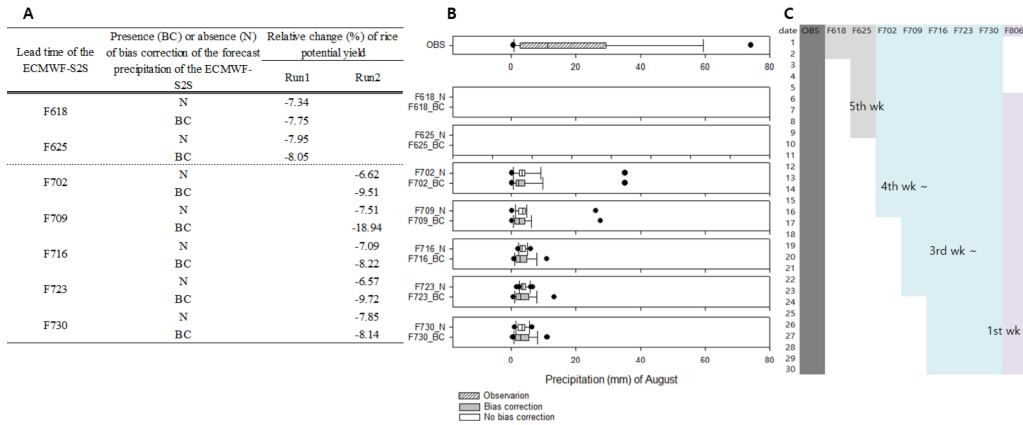


Figure 32. (A) The relative changes of the potential rice yield predicted from the forecast climates; the L1 (Run2) and the L2 (Run2) of August of the seasonal forecast of APCC MME in 2015, respectively, were combined with the ECMWF-S2S by the lead-times of ECMWF-S2S. (B) Comparison of the boxplots of the observed precipitation, and bias corrected and non-bias corrected the forecast precipitation of August of the ECMWF-S2S by leadtimes during from late June to late July in 2015. (C) Represents the corresponding week including into the target period (August) of the forecast precipitation.

2.3.6 다중범위 시간규모 기후예측자료 활용기반 기후노출 리스크 평가 지표 도출

2.3.6.1 가뭄 예측모델을 위한 기후모드

2.2.8에서 가뭄지수 이외 가뭄 리스크 평가를 위한 가뭄예측 모델에서 사용한 기후지수는 6월 SPI3 예측에는 PDO, NINO3.4, SOI, EMI, IOBW이며, 10월 SPI3 예측 모델에는 WNINO이 사용되었는데(정유란 외, 2017), PDO, NINO3.4 기후모드가 가뭄 예측 지표로 선정되었다.

또한, 1차년 연구결과에서 BSISO와 태국의 우기 시작일에 BSISO의 영향이 높았으므로 BSISO 지수는 벼 잠재수량의 변화에 대한 기후노출 리스크 평가의 중요한 지표로 선정되었다.

2.3.6.1 우기 시작일 예측정보 기반 확률적 작물수량

작물의 파종 전, 벼를 예로 들면, 벼의 재배환경에서 경운 시 토양수분 상태 혹은 이앙

전 관개용수 확보에 대한 정보는 중요한 이슈이다. 그래서 2.2.8에서 언급했듯이 벼 농사를 위해 안전한 물자원의(예, 관개용수량) 확보에 대해 농업인에게 중요한 정보는 “파종을 언제 해야 할 것인가”에 대한 정보일 것이다. 다시 말하면, 이앙 시 충분한 용수를 확보한다는 것은 벼의 초기 안전 생육을 보장하고 이후 다음 주요 생육단계로 이동할 수 있기 때문일 것이다. 그래서 파종시기 결정이라는 의사결정에 중요한 정보는 우기 시작일(Monsoon onset)이 될 것이다.

현재 시점을 5월 14일이라고 가정하고, 3-4주 전에 우기 시작이 5월 25일이라는 예측 정보를 지역 농업기술센터로부터 받았다고 가정하고, 농업인은 우기 시작일 예측 정보로부터 파종 계획을 5월 20일 이후에서 6월 20일 즈음으로 약 1개월(3-4주) 이내에 파종할 계획을 세웠다고 가정했다. 또한 현재 시점(예, 5월 14일)이 S2S 예측기후가 생산되는 날이라고 가정했다. 그렇다면, 현재 시점 5월 14일에 확보할 수 있는 예측기후 자료들에는 46일 동안의 S2S와 예측선행시점 1개월(L1)의 6월 APCC MME 계절 기후예측 자료 뿐만 아니라 L2(7월)에서부터 L6(11월)까지의 계절 기후예측 자료이다.

2015년 5월 14일(임의 시점)에서 획득할 수 있는 우기 시작일 예측 정보, S2S 예측강수 및 APCC MME 계절 예측강수 자료를 관측값과 비교하여 우기 시작 예측 정보와 계절 예측강수 정보 기반의 리스크 평가 목표 지표에 대한 활용 가능성을 평가하였다. 확보된 S2S 기후예측 자료는 2015년의 ECMWF의 S2S이고, 이 기후예측 자료에서 상세화 및 편의보정된 자료는 예측강수뿐이다. 현재 시점, 예측선행시점 2015년 5월 14일의 ECMWF의 S2S의 예측강수 자료에서 현재 시점 5월 14일로부터 3주 이후인 6월 1일부터 14일까지 2주에 해당하는 ECMWF의 S2S 예측강수 자료와 예측선행시점 L1의 6월에 대해 상세화된 계절 예측강수 자료 중에서 2주 기간에 해당하는 예측강수 자료를 동일 기간의 관측 강수와 비교했다(Figure 33A). 또한, 6월부터 8월까지 3개월 동안의 상세 계절 예측강수 자료를 동일 기간의 관측강수 자료와 비교했다(Figure 33B). 결과에서, 예측선행시점 L1의 6월 상세 계절 예측강수 자료에서 2주 동안의 계절 예측강수량은 동일 기간 동안의 관측강수보다 2.5배 이상이 될 것으로 나타났고(Figure 33A), 3개월 동안의 상세 계절 예측강수량은 관측강수와 비슷한 것으로 나타났다(Figure 33B).

1차년 연구 결과에 의하면 2015년 6월 계절 예측강수의 예측성이 전혀 나타나지 않았

기 때문인데, 이유는 2013년부터 2016년까지 수집된 관측기후 자료에 결측이 너무 많아서 관측기후 기반의 월별 계절 기후예측의 상세화 인자를 도출할 수 없었고 이로 인해 상세화된 2015년 계절 기후예측의 예측성이 확보되지 않았다. 따라서 이 상세 계절 예측 강수량 정보의 활용성은 지금으로써는 판단할 수 없지만, 본 연구의 목적에 기초하여 분석할 수 있도록 체계가 구축되어 있으므로 향후 결측이 많은 관측기후의 문제가 해결되고 상세화 인자들을 재도출하여 예측성이 향상된 상세 계절 예측강수 자료를 확보할 수 있다면 해결될 수 있을 것이다. 또한 계절 기후예측 자료의 일 단위 상세화가 특정일의 기후 요소(예, 기온 및 강수 등)를 예측하는 것이 아니라 하여도, 약 15일(2주) 혹은 30일(4주, 약 1개월)에 대한 예측 기후 요소들에 대한 확률 혹은 경향 분석은 가능하기 때문에 계절 기후예측 자료의 상세화 개선은 필수일 것이다. 편의보정된 ECMWF의 S2S의 3-4주 때 예측 강수량은 2주 후에는 예측성이 많이 감소함에도 불구하고 관측강수 정보만큼 확보할 수 있는 것으로 추정됐다(Figure 33A). 그러나 S2S의 경우도 2015년 한 해에 대한 비교이기 때문에 활용성을 정확하게 판단하기 어렵다. 이러한 극복해야 할 사항들이 있음에도 불구하고 2.3.5에서 언급한 바와 같이 향후 상세 기후예측 데이터베이스에 다양한 S2S 예측기후 자료들이 추가되면 평가 가능할 것으로 판단된다.

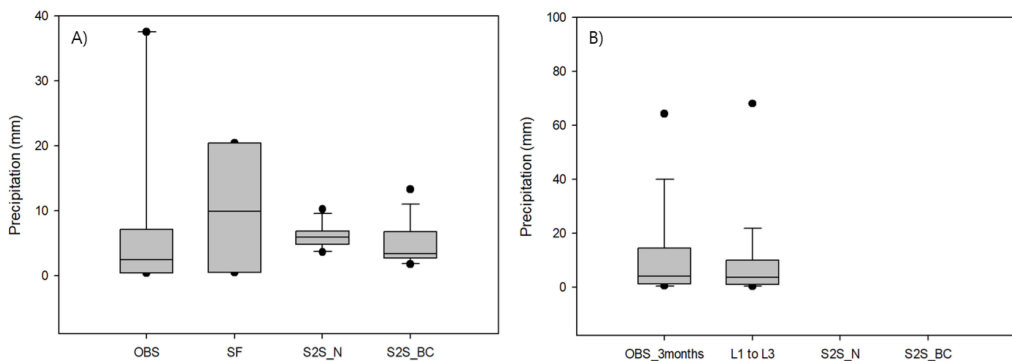


Figure 33. Comparison of observed precipitation, sub-seasonal and seasonal predicted precipitation data over the next two weeks (A) and during three months (B) from the determined date of transplanting.

임의 해에 예측 잠재수량 정보는 우기 시작일 예측 정보에 의해 파종시기를 결정하고 작물모형(CERES-Rice)의 잠재수량 예측을 통해서 획득할 수 있을 것이다. Figure 34은

CERES-Rice에서 계절 기후예측 자료로부터 예측된 벼 예측 잠재수량의 확률밀도분포 (potential density function, PDF)를 과거 관측 우기 시작일로부터 분석된 우기 시작의 단축(early)과 지연(delay) 및 평균(normal)에 따라 비교하였다. 우기 시작일이 평년과 같은 경우, 대체로 관측기후 기반의 벼 잠재수량 PDF와 계절 예측기후에 의해 예측된 잠재수량의 PDF가 비슷하게 나타났다. 그러나 우기 시작일이 평년보다 늦은 경우, 예측 선행시점이 가까워짐에도 불구하고 예측기후 기반의 벼 예측 잠재수량이 관측기후 기반의 벼 잠재수량만큼 예측하지 못하면서 예측 잠재수량의 PDF는 감소 방향으로 나타났다. 우기 시작일이 평년보다 빠른 경우, 예측기후 자료에 의해 예측된 벼 예측 잠재수량의 PDF는 관측기후 기반의 벼 잠재수량보다 증가할 수 있지만 증가 빈도가 많지 않게 예측될 수 있는 것으로 나타났다.

우기 시작일에 의한 파종시기 이동에 따라 벼 잠재수량 확보에 대한 확률적 작물수량 전망, 다시 말해서 평년과 같은 수준의 수량 확보가 가능한지, 혹은 평년 보다 낮은 혹은 많은 수량 확보가 가능한가에 대한 전망이 가능할 것으로 판단된다. 여기에 앞서 언급한 바와 같이 연구지역에서 관개 가능한 저수지 등이 충분한지 혹은 충분하지 않다면 우기 시작일과 파종시기 결정은 벼 잠재수량에 영향을 미치는 잠재 리스크 평가 지표로서 더 중요하게 적용될 수 있을 것이다.

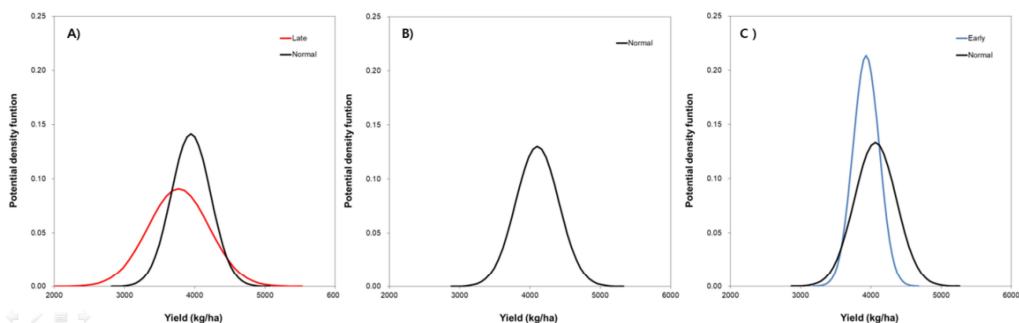


Figure 34. Probability density distribution of rice potential yield predicted from the APCC MME seasonal forecast precipitation for leadtime according to the interannual variations.

2.2.8.2에서 언급한 바와 같이 영양생장단계와 생식생장단계에서 벼 생육에 영향을 미쳐서 결과적으로 벼 잠재수량의 변화에 영향을 미치는 기후노출 잠재 리스크 인자들이

도출됐다. 이 기후노출 리스크 인자들에 대한 지수화 혹은 표준화는 기존 연구(농림축산식품부, 2014)에도 있지만 본 연구에서는 도출된 지표들에 대해 지수화 혹은 표준화까지는 고려되지 않았다.

수집된 1984년부터 2015년까지 관측기후와 동일 기간에 대한 예측선행시점 L1에서 L6의 월별 APCC MME 계절 기후예측 자료를 일별로 상세화한 기후예측 자료에서 기후노출 잠재 리스크 평가 지표들을 도출하여 농업 생산성 리스크에 대한 개념적 민감도 평가에 대입하였다(Figure 35A). 파종시기를 5월 14일로 결정했을 때, 파종시기로부터 14일 기간과 1개월(약 30일, 6월 15일까지) 동안 강수량이 10 mm 이상인 경우는 관측 기후에서(32년 동안) 평균 8일로 나타났다. 그러나, 총 재배기간 중 강수량이 80 mm 이상인 날 수는 32년 전체 통틀어서 23일로 나타났는데, 평균으로 본다면 거의 발생하지 않는다고 예상할 수 있다. 테이블 3에서 언급된 등숙시기(예, 7월과 8월)에 수량 실패 온도인 40° 이상인 날 수는 32년 전체 통틀어서 9일로 나타났다. 각 연별 발생 일수를 확인했는데, 2015년에 40°C를 넘는 날은 2015년 6월 1일 하루였다(자료 미제시). 관측 기후가 2016년 12월까지 수집됐기 때문에, 2016년까지 확장해서 본 결과, 2016년 5월부터 9월까지 재배기간 동안 40°C 를 넘는 날이 2016년 재배기간 중 7일 발생했다. 32년 동안 수량 실패 온도 40°C 발생 일수가 9일로써 비율을 보면, 40°C 이상일 경우가 1%에 불과하지만, 2016년의 한 해에 7일 발생하여 32년 동안 40°C 이상 발생 가능성이 1%와 비교하면 2016년 한 해에는 70% 이상의 발생 가능성을 나타낸 것이다. 2014년 말부터 시작된 가뭄의 영향이 2016년까지 영향을 미쳤다는 것을 고려할 때, 재배기간 중 수량 실패온도의 발생 가능성이 2016년에 집중된 것으로 보인다. 이러한 경우를 반영할 때, 동일 기간에 대한 계절 기후예측 자료에서도 비슷한 현상이 발생했는가를 살펴볼 필요가 있는데, 결과적으로는 나타나지 않았다(자료 미제시). 그러나 향후 S2S 기후예측 자료에서 분석할 필요가 있다. 일조부족에 대한 분석은 수행하지 않았다.

본 연구의 기후노출 리스크 평가를 위한 목표 지표들은 기존 기후변화 취약성 평가 연구에서 보편적으로 사용되어 온 리스크 평가 지표들과 같지만, 이러한 지표들이 다양한 시간규모의 기후예측 자료에서도 도출될 수 있는 기후노출 리스크 지표들으로써 다중범위 시간규모 기후예측 기반의 리스크 평가 목표 지표로 활용 가능할 것으로 판단되다. 다만, 앞서 언급한 바와 같이 우기 시작일 예측 정보로부터 파종시기를 결정할 때 상세 계절

기후예측 강수량의 직접적인 대응보다는 예측 관개용수 정보가 더 현실적인 지표로써 리스크 평가 지표로 대입되어야 현실적인 리스크 평가가 될 것으로 판단된다(Figure 35B).

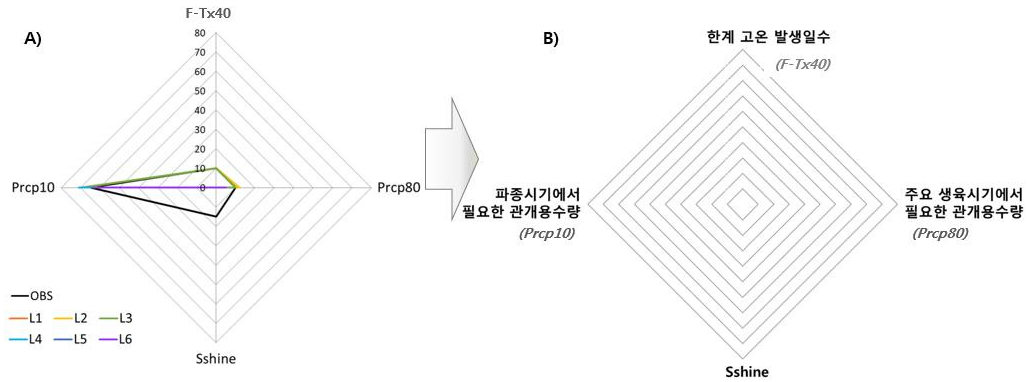


Figure 35. (A) A conceptual risk assessment frame for rice production based on indicators in major growing periods derived from the multi-range time scale forecast climate data. (B) Test of assigning climate exposure risk indicators derived from the observation and the forecast climate of test bed (Nakhon Ratchasima, TH431201) to the conceptual framework.

3. 다중범위 시간규모 기후예측정보 기반 가뭄 리스크 평가 기술 개발

3.1 글로벌 재난관리 프레임워크

3.1.1 효고 프레임워크

효고 행동 강령(The Hyogo Framework for Action, HFA: 2005-2015)은 국가와 지역 사회의 재난재해 손실을 줄이기 위해 모든 분야와 행위자가 필요로 하는 작업을 세부적으로 설명하여 기술한 최초의 계획이다. 재난 리스크를 줄이기 위해 필요한 많은 파트너, 즉 정부, 국제기구, 재난 전문가 및 기타 여러 기관과 공동 개발 및 합의하여 공통의 조정 시스템을 구축했다. HFA는 5가지 우선순위를 명시하고 재난 복구를 위한 지침과 원칙 그리고 실질적인 수단을 제공하고 있다. 그 목표는 국가 및 지역 사회의 재해 복구를 위해 2015년까지 재난 손실을 실질적으로 줄이는 것이다. 이는 재난 리스크로부터 생명 및 사회, 경제 및 환경 자산의 손실을 줄이는 것을 의미한다.

HFA의 5가지 우선순위는 첫째 재난재해저감(Disaster Risk Reduction, DRR)의 시행을 위한 국가적 지역적으로 강력한 제도적 근거를 마련하는 것이며, 둘째 재난 리스크를 식별하고 평가하며 모니터링하기 위한 조기경보 체계를 강화하는 것이다. 셋째 지식, 혁신, 교육 등의 방법을 사용하여 다양한 계층에서의 안전과 탄력성을 갖춘 문화를 구축하는 것이며, 넷째 토지이용계획, 환경, 사회 및 경제적 조치를 통해 리스크 요소를 줄이는 것이다. 그리고 다섯째 모든 수준에서 효과적인 대응을 위한 재난대비 준비를 강화하고 재난발생 시 즉각 행동할 준비를 갖추는 것이다.

3.1.2 센다이 프레임워크

센다이 강령(Sendai Framework for Disaster Risk Reduction, 2015-2030)은 제3차 세계 재난 리스크 경감 총회에서 기존의 효고 행동 강령의 후속으로 마련된 것으로, 재난 감소를 위한 각 국 정부의 행동 지침을 담아 UN 제69차 총회에서 채택되었다. 기존의 효고 행동 강령에도 불구하고 리스크를 감소하기 위한 실질적인 투자나 개발 규제로 이어지지 못한 상황을 인식해서다. 노출 특성과 취약성을 감소시키는 데 필요한 경제,

시설, 법, 사회, 보건, 문화, 교육, 환경, 기술, 정책 등 가용 수단을 결집하여 현재와 장래의 리스크에 사전 예방을 하기로 하였다. 대응과 회복을 고려한 대비책을 마련하고 사회 복원력을 증진시키고, 각 국 정부의 이행과제로 리스크 평가, 공간정보 개발, 도시계획 수단 고려, 중앙-지방-연구기관 협력 등을 제시하였다.

센다이 프레임워크는 1개의 목표, 7개의 글로벌 목표, 13개의 지침서, 4개의 이행 과제 우선 순위, 그리고 지자체, 국가, 지역 및 글로벌의 4단계 지역규모에 대한 내용을 포함하고 있다. HFA와 센다이 프레임워크의 차이점을 살펴보면, 센다이 프레임워크는 재난 리스크(Disaster Risks)에 중점을 두고 있는 반면 HFA는 재난 손실(Disaster Loss)에 중점을 두고 있다. 또한 HFA가 “무엇(What)”을 할 것인가에 더 초점을 맞추는 동안 센다이 프레임워크는 “어떻게(How)”에 초점을 맞추었다고 할 수 있다. 그리고 센다이 프레임워크는 실제 재난재해 저감 실행을 위한 수단에 중점을 두었다(Figure 36).



Figure 36. Sendai framework based on Hyogo framework of action for disaster risk reduction (2015-2030).

Table 5은 센다이 프레임워크의 4가지 이행 과제 우선 순위를 나타내고 있다. 첫째 이행 과제는 재난 리스크의 이해로서, 리스크에 대한 종합적인 이해를 토대로 정책과 실무를 추진하도록 하는 것이다(자료수집/분석, 주기적인 평가, 업데이트 및 정보 확산, 정보 이용, 정보 시스템 구축, 과학과 정책의 연계, 기술 역량 제고, 리스크 정보 활용). 둘째 이행 과제는 리스트 관리에 대한 거버넌스를 강화하는 것으로, 국가·지역 단위에서 토지 이용, 도시계획, 건축물 기준, 환경관리 등 법 제도에 포함된 방재 규정 준수를 위한 이행

절차, 인센티브 등의 수단을 마련토록 권고하며, 법체계 하에서 재난 리스크의 우려가 있는 곳은 주거지 이전이나 예방 대책을 마련하는 정책을 추진하도록 강조하였다. 셋째 이행 과제는 재난 리스크 감소를 위한 투자로서, 리스크 평가를 토지이용과 관련된 정책이나 사업에 반영하게 하였다. 넷째 이행 과제는 재난재해 저감을 위한 효과적인 대응 및 준비를 통한 더 나은 삶을 누리기 위한 목적이 있으며, 이를 위하여 회복과 재할, 그리고 재건의 노력을 강화하는 것이다.

Table 5. Priority actions in Sendai Framework for disaster risk reduction (2015–2030)

Priorities	Action
Priority 1	Understanding disaster risk
Priority 2	Strengthening disaster risk governance to manage disaster risk
Priority 3	Investing in disaster risk reduction for resilience
Priority 4	Enhancing preparedness for effective response, and to “Build back Better” in recovery, rehabilitation and reconstruction

(Source: <https://www.unisdr.org/we/inform/publications/43291>)

3.2 태국의 재난재해 현황

Munich Re's NatCatSERVICE는 과거 발생하였던 자연재해를 자신의 필요에 맞게 온라인상에서 분석하고 평가할 수 있는 세계에서 가장 포괄적인 데이터베이스 중 하나이다. 여기서 제공되는 자연 재해 자료는 1980년으로 거슬러 올라가며, 5년 또는 그 이상, 그리고 개별적으로 분리된 기간에 대하여 분석을 수행 할 수 있다. 또한 열대 저기압, 허리케인 및 태풍, 또는 지진과 같은 재난 타입별로도 분석이 가능하다.

Figure 37은 Munich Re's NatCatSERVICE에서 제공하는 전 세계 자연 재해분석 툴을 활용하여 2016년도의 자연재해 현황을 분석한 결과이다. 붉은 박스 안이 인도차이나 반도에 위치한 동남아시아 국가의 자연재해 연화이며, 태국의 경우 기후학적 이벤트 (폭염, 가뭄, 산불 등)에 의한 심각한 피해가 발생하였음을 확인할 수 있다. 이러한 인도차

이나 반도의 기후학적 자연재난 이벤트는 2015년과 2016년 사이에 강한 엘니뇨현상 발생으로 인한 강수량 부족의 건조기후 원격상관을 유추할 수 있다.

World Natural Catastrophes, 2016

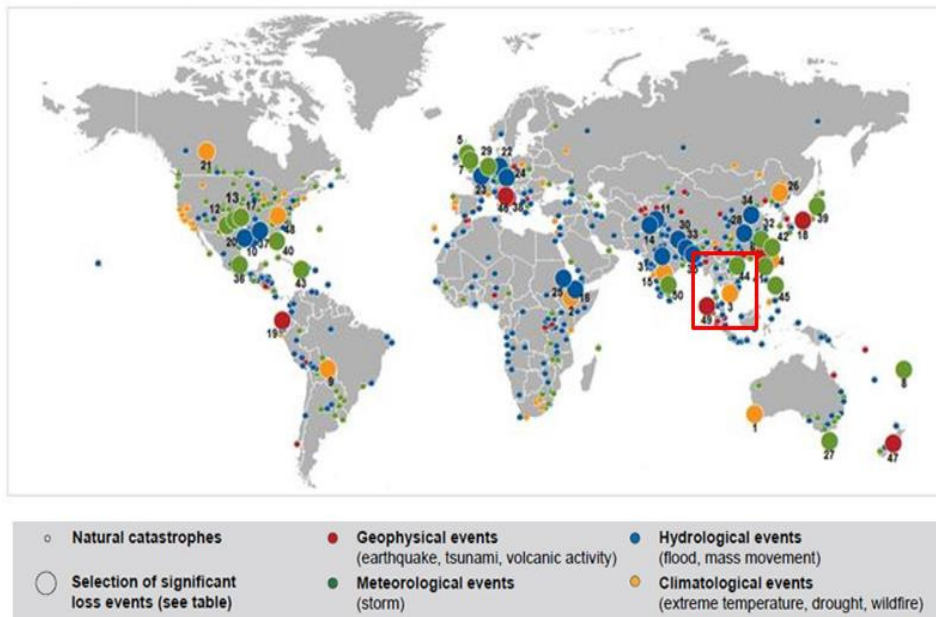


Figure 37. Global overview of natural disasters by world natural catastrophes in 2016 (Source: Munich Re, Geo Risks Research, NatCatSERVICE. As of February 2017).

Figure 38은 ASEAN 10개국을 대상으로 주요 재난발생 유형과 국가별 리스크 랭킹 조사결과를 나타내었다(UNISDR, 2010). 태국의 경우 홍수와 사이클론, 그리고 가뭄이 가장 지배적인 자연재난 유형에 속하며, ASEAN 10개국 중 필리핀과 인도네시아에 이어 재난발생 3위에 위치하고 있음을 확인할 수 있다.

Country	City	Dominant disaster	Risk Ranking
Philippines	Manila	Cyclone, flood, earthquake, volcanos	1
Indonesia	Jakarta	Earthquake, tsunami, wild fire	2
Thailand	Bangkok	Flood, cyclone, drought	3
Vietnam	Ha Noi	Cyclone, flood	4
Singapore	Singapore	Flash flood	5
Malaysia	Kuala Lumpur	Flood, tsunami, cyclone	6
Myanmar	Naypyidaw	Cyclone, floods	7
Cambodia	Phnom Penh	Flood	8
Laos	Vientiane	Cyclone, flood	9
Brunei	Bandar Seri Begwan	-	10

Figure 38. Disaster risk profile of ASEAN region (Source: UNISDR, 2010).

3.3 태국의 가뭄관리 사례

태국은 전체 용수 수요량에서 농업용수가 차지하는 비율이 약 63%에 해당한다. 그러나 2014년 기상관측 자료에 의하면 9월~10월 기간 동안 강우량이 연평균에 50%에도 미치지 못하였음을 확인 할 수 있다(태국기상청, 2014).

이 당시 건기 시작 전 우기에 평상시와 비슷한 수준으로 댐 방류량을 유지하여 담수 용량을 확보하지 못한 채, 가뭄발생으로 인한 댐 유입량이 급격히 감소하여 건기가 시작 되는 2014년 11월부터 2015년 8월까지 농업용수 공급 중단 사태가 발생하였다. 또한 2015년과 2016년 사이에는 열대 태평양 지역의 강한 엘니뇨현상까지 발생하여 태국 지역의 가뭄피해가 가중되었다. 이는 전형적인 댐 방류용량 조절 실패와 더불어 엘니뇨 이상기후 현상이 가중 되면서 농업 생산량에 큰 피해(농업 피해액: USD 1,100 billion in 2016)가 발생한 사례이다(Figure 39).

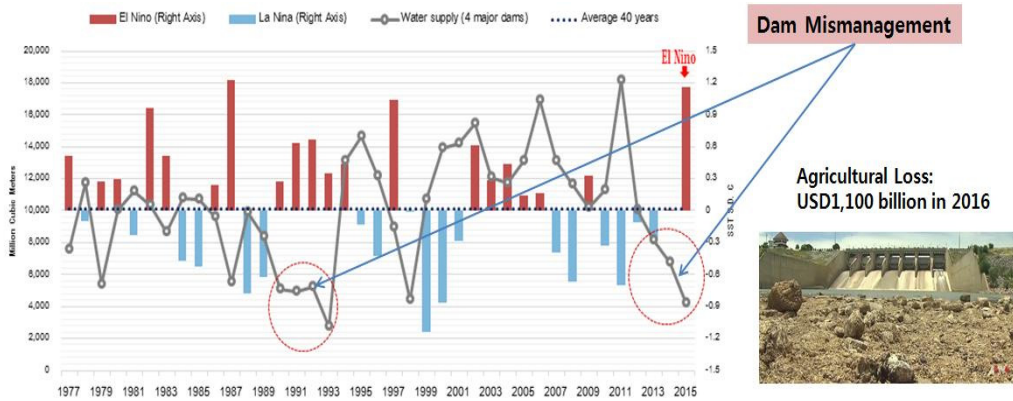


Figure 39. Dam mismanagement under abnormal climate of ENSO and impact on agricultural loss in Thailand (Source: Reality Check Workshop, Bangkok, Thailand, 2016).

3.4 다중범위 시간규모 기후예측정보의 응용분야 활용

최근 기후예측 기술의 발달로 인하여 기상 관련 자연 재난에 대비하는 방법이 다양화 및 정밀화 되었으며, 기후과학 분야에 이음새 없는 예측(seamless prediction)의 개념이 도입되고 있다. 이음새 없는 예측은 초단기(1~3시간), 단기(1~3일), S2S(Sub-seasonal to Seasonal), 계절 예측(3~6개월), 그리고 기후변화(10~100년)에 이르기까지 일정수준 이상의 기후예측 기술을 확보하는 개념이다.

Figure 40은 기후예측 리드타임 별 예측 스킬의 정성적 추정치를 나타내고 있다. 날씨 예측(Weather Forecasts)은 결정적 일 수 있으며, 정량적인 수치로 표현이 가능하다. 또한 예측 시간이 짧을수록 그 정량적인 값의 정확도를 높일 가능성이 크다. 그러나 기후 예측(Climate Prediction) 관점에서는 시간규모가 길어짐으로 예측에 포함되는 방법과 자료들이 변경되어야 하며, 더 큰 불확실성을 내포할 수밖에 없다. 특히, S2S 기후예측의 시간규모에서의 예측력은 계절 예측(Seasonal Prediction)에 비하여 정확도 개선이 필요한 분야 중 하나이다. 이러한 장시간 예보는 특정 기상 이벤트를 예측하는 것이 아니라 평년에 비하여 보다 덥거나 시원하고 건조하거나 습도가 높을 것이다 정도의 기후를 예측하고 확률 개념으로 정보를 제공하는 방식이 일반적이다.

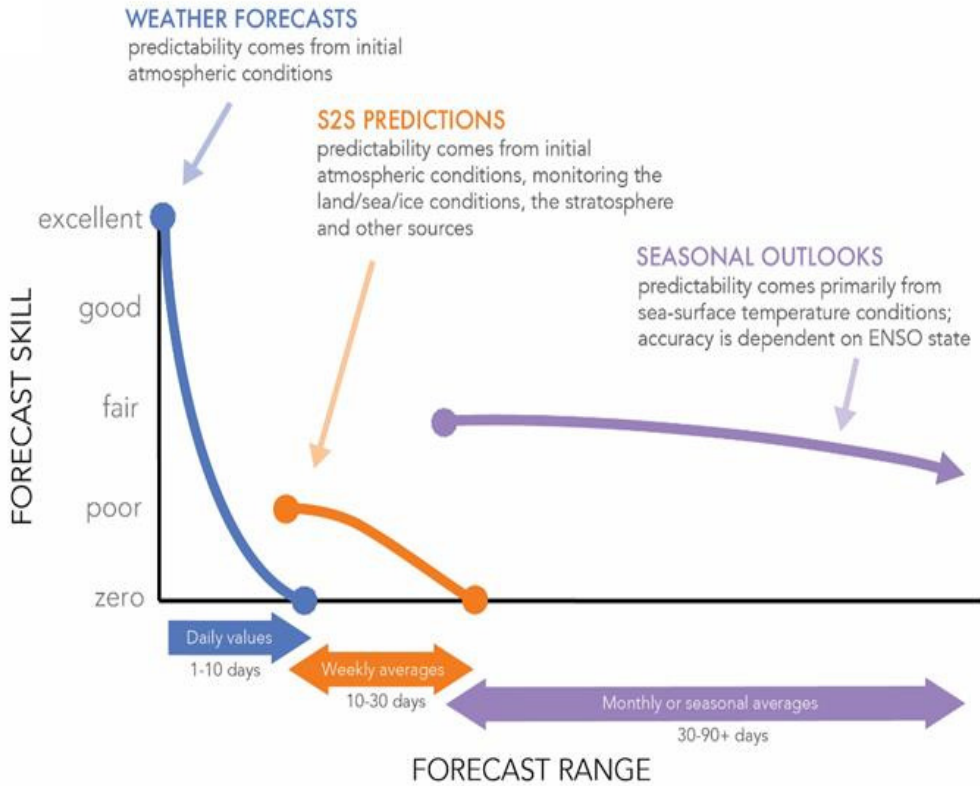


Figure 40. A qualitative estimate of forecast skill based on the lead-time of the forecast's issuing.
(Source: <https://iri.columbia.edu/news/qa-subseasonal-prediction-project/>)

Table 6는 기후학자 P. J. Webster가 제시한 3가지 시간규모의 기후예측 정보 활용 가능성을 나열하고 있다. 첫째, 1일에서 10일 정도 시간규모의 기후예측 정보는 비교적 자세한 수준의 저수지 수위 관리와 농작물 심기, 수확 등 농업과 수자원, 그리고 재난관련 계획 수립 등에 활용이 가능하다. 둘째, 20일에서 25일 정도 시간규모의 기후예측 정보는 보다 넓은 범위의 농작물 심기와 수확, 그리고 병충해 방지를 위한 방제 및 비료 시비, 농업용수 공급 및 수력 발전 계획에 활용이 가능하며, 재난재해 저감을 위한 예산과 자원의 재정비 또한 가능하다. 셋째, 1개월에서 3개월 정도의 계절 예측 정보는 중·장기 관점에서 농업과 수자원 관리를 위한 계획 수립에 활용이 가능하며, 평년에 비하여 확률적으로 많거나 적은 강수량 정보에 따른 홍수와 가뭄 등의 재난저감 위한 정보로 활용이 가능하다.

Table 6. Utility of a three-tier forecast system (by P. J. Webster)

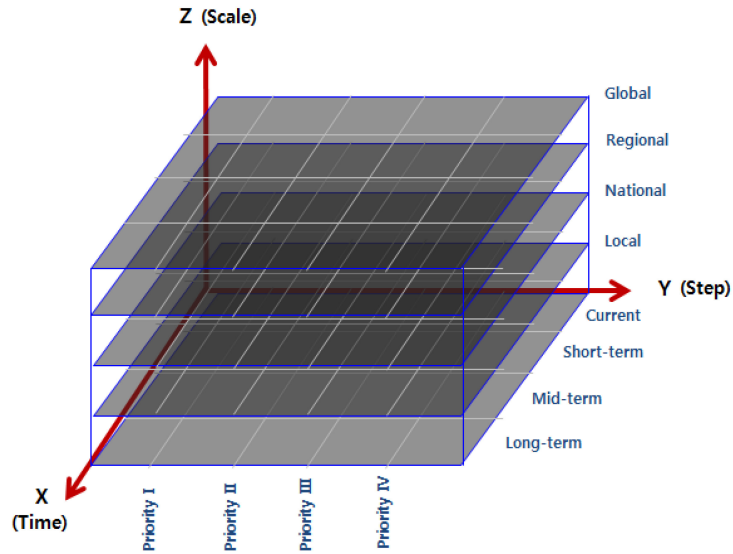
Lead-Time	Utility
SEASONAL OUTLOOK	Long term planning of agriculture, water resource management & disaster mitigation especially if high probability of anomalous season (e.g., flood/drought)
20-25 DAY FORECAST	Broad-scale planning schedules for planting, harvesting, pesticide & fertilizer application and water resource management (e.g., irrigation/hydro-power determination). Major disaster mitigation resource allocation.
1-10 DAY FORECAST	Detailed agriculture, water resource and disaster planning. E.g., fine tuning of reservoir level, planting and harvesting.

3.5 재난관리 개념 모델 및 프레임워크 구축

3.5.1 재난관리 개념 모델

태국 람타콩 지역의 농업 및 수자원 분야 가뭄 재해 리스크를 종합적으로 분석 관리할 수 있도록 하기 위하여, 다중범위 기후예측 정보와 응용분야 요소기술 적용을 통한 통합 재난 관리 프레임워크(Integrated Disaster Risk Management Framework) 구축과 의사결정 지원을 목표로 한다. 재난 타입은 가뭄을 대상으로 하였으며, 리스크 평가 프레임워크 구축 시 앞서 제시한 HFA 및 센다이 프레임워크 등 글로벌 재난 관리 프레임워크의 가이드라인을 따르고 대상 지역의 특수성을 고려하고자 한다.

Figure 41은 HFA와 센다이 프레임워크를 기반으로 다중범위 기후예측 정보를 활용한 농업 및 수자원 분야 재난재해 저감을 위한 리스크 프레임워크 구축의 개념적 프레임워크 3차원 모델을 작성한 결과이다. x축은 시간 축에 해당하며 현재부터 단기, 중기, 장기간에 걸친 방안들이 나열될 수 있으며, y축은 우선순위 단계별(Priority 1, 2, 3, 4) 이행 과제들이 제시될 수 있다. 그리고 z축은 지역 규모(Global, Regional, National, Local)별 대책들이 제시될 수 있다.



Horizontal	Understanding, strengthening, investing and enhancing for disasters risk reduction
Vertical	Integration, coordination, cooperation, construction, and communication by stakeholders in different community level

Figure 41. Conceptual diagram for disasters risk reduction model based on Sendai Framework.

3.5.2 재난관리 프레임워크 구축

Figure 42는 상기 제시한 재난관리 개념모델을 기반으로 작성한 재난관리 프레임워크이다. 여기서 오른쪽(연한 회색) 부분은 과학적 분석과 재난 발생에 대한 이해를 바탕으로 가능한 활동들과 그 프로세스를 의미하며, 왼쪽(진한 회색) 부분은 실제 재난 대응 및 저감 활동을 위한 의사결정 지원 프로세스를 의미한다.

재난 관리 프레임워크는 총 4단계로 구분되며 각 단계별 흐름 순서에 따른 역할은 유기적인 연계성을 갖는다. 첫째, 다양한 예측 정보로부터 재난이 사전에 감지(Disasters Pre-Appraisal)되면, 둘째, 과학적 분석과 이해를 바탕으로 우려되는 리스크 요소에 대한 평가와 재난 리스크 감지(Disaster Risk Appraisal)를 실시한다. 셋째, 발생 가능한 리스크에 대한 평가와 특성화 과정을 통한 재난 리스크를 판단(Disasters Risk Judgement)하고, 넷째, 실제 재난 대응 및 리스크 관리를 위한 기관 및 이해 관계자들의 활동(Disasters Risk Management)이 요구된다.

본 연구에서는 재난에 대한 분석과 이해를 바탕으로 사전 예측과 감지 그리고 평가를 위한 프레임워크 구축에 중점을 두며, 재난 리스크 관리와 저감에 기여하고자 한다.

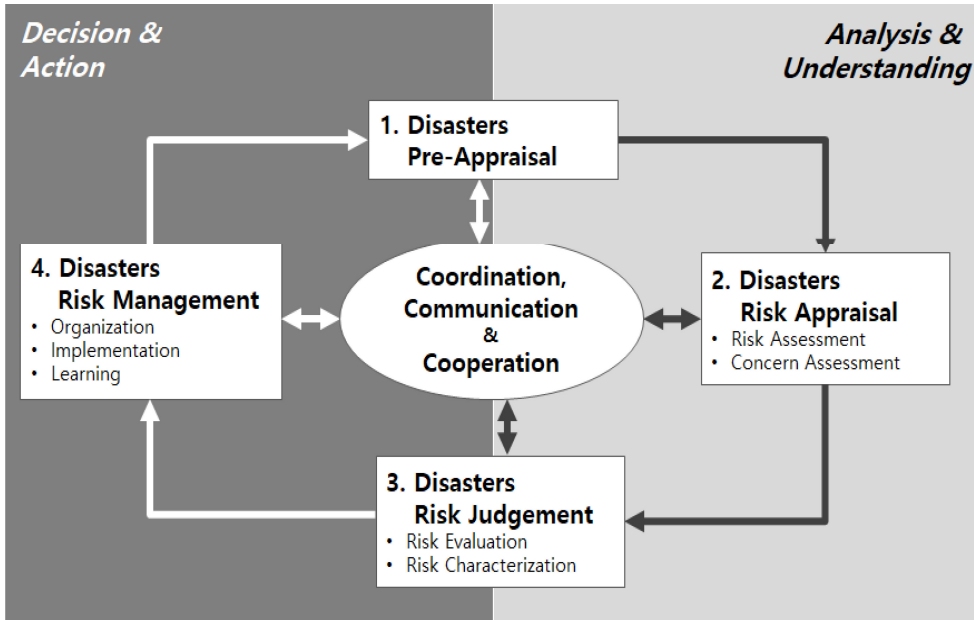


Figure 42. Disaster risk management framework.

Figure 43은 앞서 제시한 재난 관리 프레임워크를 적용하기 위한 다중규모 기후예측 정보 활용 가뭄 리스크 평가 프로세스를 나타내고 있다. 다양한 시간규모(계절 예측 및 S2S 예측)의 기후 변동성 분석과 이를 기반으로 한 태국 람타콩 지역의 상세화 자료 생산 및 예측성을 평가하고, 농업 및 수자원 분야 정량적인 가뭄 리스크 평가 및 영향 예측이 가능하다. 다양한 시간규모별 기후예측 정보를 활용한 농업 및 수자원 분야 예측력 향상과 가뭄 리스크 관리를 통해 태국의 극한기후 발생에 따른 가뭄의 사전 예방과 대비 차원의 비-구조적 대책 마련과, 최적 의사결정 지원을 위한 방안으로 활용이 가능하다.

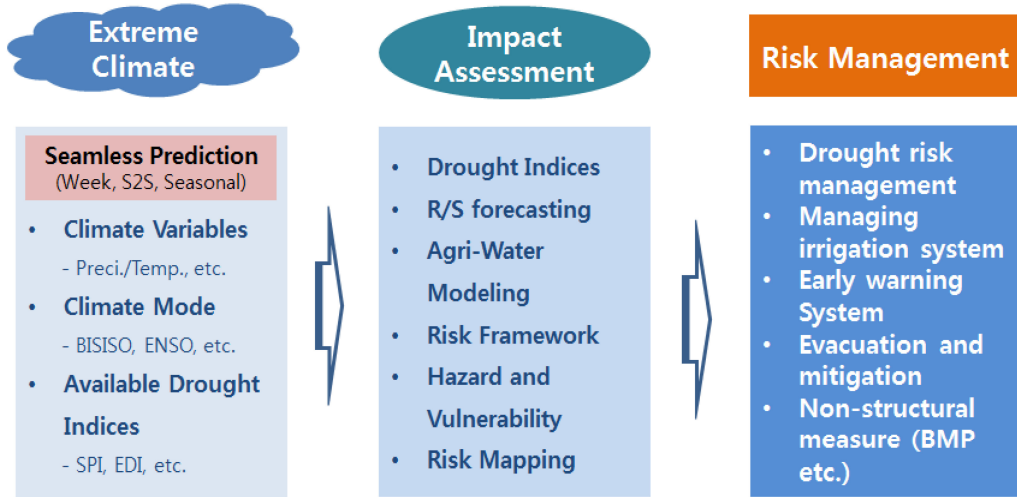


Figure 43. Drought risk assessment process using multi-scale Climate forecast information.

3.6 리스크 분석 방법

리스크와 관련한 컴포넌트의 구성은 위해성(Hazard) 컴포넌트와, 노출성(Exposure) 컴포넌트, 그리고 취약성(Vulnerability) 컴포넌트로 구분할 수 있으며, 노출성과 취약성 컴포넌트는 사회-경제적 취약성(Socio-Economic Vulnerability) 지표로 구분할 수 있다. 여기서 위해성은 물리적인 리스크 요인을 의미하며, 노출성과 취약성은 사회-경제적인 취약성 요인을 의미한다.

각 지수에 대한 리스크 평가를 위하여 인덱스(Index)의 구간 범위를 설정할 필요성이 있으며, 대체로 붉은색: Very High(0.8-1.0), 주황색: High(0.6-0.8), 노란색: Medium(0.6-0.4), 연두색: Low(0.2-0.4), 초록색: Very Low(0.2-0.0)의 5단계로 구분하였다. 이러한 리스크 개념의 적용과 리스크 평가 구간 설정을 통하여 중·장기 기후예측 정보를 활용한 지역 규모의 가뭄 리스크 평가를 실시할 수 있으며, 분석된 결과는 GIS상에서 가시화하여 리스크에 대한 표출이 가능하다. Figure 44는 통합 리스크 지수(Integrated Risk Index) 개념을 설명하기 위한 벤다이어그램 모식도를 나타내고 있다.

➤ *Integrated Risk Index = f (Hazard, Socio-Economic Vulnerability)*

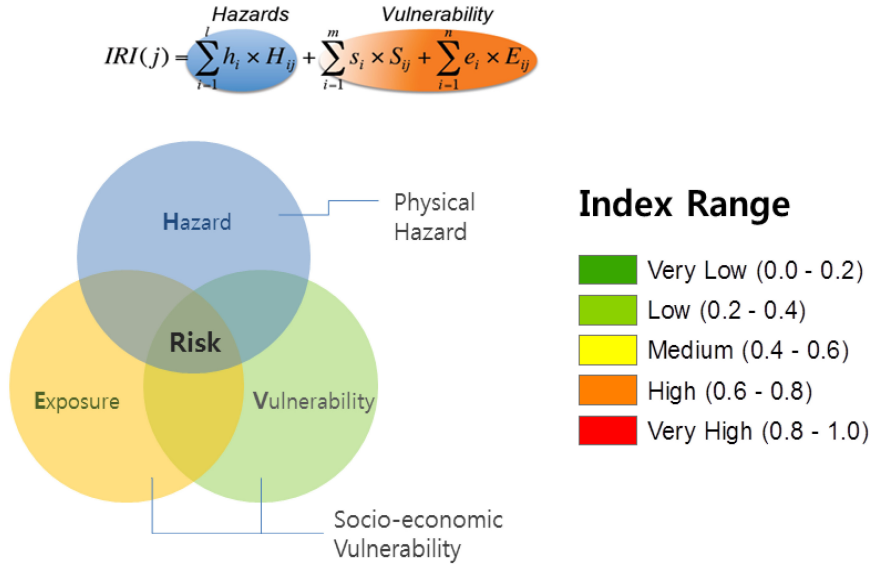


Figure 44. Vendigram of the integrated risk index and its index range.

리스크는 다음 Eq. (1)과 같이 위해성, 노출성, 그리고 취약성의 함수로 나타낼 수 있다. 또한 통합 가뭄 리스크 지수(Integrated Drought Risk Index, *IDRI*)는 Eq. (2)와 같이 위해성, 노출성, 취약성 요인과 각 가중치(Weighting Factor)의 곱, 그리고 컴포넌트별 계산된 지수의 합 형태로 간단히 나타낼 수 있다.

$$Risk = f(Hazard, Exposure, Vulnerability) \quad \text{Eq. (1)}$$

$$IDRI = \sum_{i=1}^l (h_i \times H_i) + \sum_{j=1}^m (e_j \times E_j) + \sum_{k=1}^n (v_k \times V_k) \quad \text{Eq. (2)}$$

여기서, H_i 는 위해성 요인, E_j 는 노출성 요인, V_k 는 취약성 요인을 의미하며 h_i , e_j , v_k 는 각 인자별 가중치이다.

3.7 다중범위 리스크 분석에 필요한 자료 목록

태국 랍타콩 지역의 농업 및 수자원 영향을 분석하기 위해서는 기상, 기후예측 등과 같은 위해성(Hazard) 지표에 대한 자료 수집, 그리고 지형, 인구, 재정, 가뭄 피해 등과 같은 사회 및 경제적인 취약성(Vulnerability) 자료 등의 수집이 필요하며, 행정구역별 또는 구역별 데이터베이스를 구축하는 일이 선행되어야 한다.

3.7.1 위해성 관련 자료 목록

Table 7은 랍타콩 지역의 수문분석과 리스크 평가를 위하여 필요한 자료와 출처를 나타내고 있다. DEM은 ASTER Global에서 제공하는 30m 격자 크기의 자료를 사용할 수 있으며, Land Use, Land cover, Watershed, River와 관련한 정보를 아래의 링크소에서 다운로드가 가능하다.

Table 7. Data list and source for watershed modeling

Data list	Source
DEM	ASTER Global DEM: 30×30m resolution (https://earthexplorer.usgs.gov)
Land use & Land cover	USGS Global Land Cover Characterization (GLCC) database (https://lta.cr.usgs.gov/GLCC) https://earthexplorer.usgs.gov http://glcf.umd.edu/data https://landcover.usgs.gov/glc
Watershed	Global River Basin (http://www.waterbase.org/download_data.html)
River	https://hydrosheds.cr.usgs.gov

또한 관측 기상(강우, 기온 등) 자료는 태국 기상청에서 제공하는 station 자료를 활용할 수 있으나, 이상치와 결측치 등의 품질관리(Quality Control)가 가장 큰 이슈라 할 수 있다. 만약 관측 기상자료의 결측치와 이상치가 상당부분 존재할 경우, AgMERRA 재분석자료를 관측 자료로 대체가 가능하다. AgMERRA는 1980년~2010년까지의 총 30

년 기간에 대한 자료 조회가 가능하며, 농업 수자원 분석에 필요한 총 5개(Mean, Min and Max Temperature(°C), Precipitation(mm/day), Solar Radiation(MJ/m²/day), Relative Humidity at Time of Max Temp(%), Wind Speed(m/s)) 주요 변수를 제공한다. 각 변수 별 공간 해상도는 Table 8과 같다.

Table 8. AgMERRA reanalysis data (Time periods: 1980–2010)

Variable	Eff. Res.
Mean, Min and Max Temperature(°C)	0.5°
Precipitation(mm/day)	0.25°
Solar Radiation(MJ/m ² /day)	1.0°
Relative Humidity at Time of Max Temp (%)	0.25°
Wind Speed (m/s)	0.25°

(Source: <https://data.giss.nasa.gov/impacts/agmipcf>)

전 지구 기상관측 정보(기온, 강수, 바람, 일사량, 상대습도, 해수면온도, 상향장파복사 등)와 위성으로부터 수집이 가능한 토양수분, 운량(구름), 일조시간, 식생지수, 증발산 등의 자료가 활용될 수 있다. 이에 대한 자료 목록과 출처는 Table 9에 정리하였다.

Table 9. Global data source and list

Variables	Data Source			
	Satellite	Station	Reanal./Assimil.	Climate Model
Temperature	MODIS	GHCN, ISD	NCEP/NCAR R2 NCEP CFSR APHRODITE	ECMWF S2S forecast APCC seasonal forecast
Wind			NCEP/NCAR R2 NCEP CFSR	ECMWF S2S forecast APCC seasonal forecast
Precipitation	TRMM, GPM	GHCN, ISD	NCEP/NCAR R2 APHRODITE	ECMWF S2S forecast APCC seasonal forecast
Geopotential Height Sea-level pressure			NCEP/NCAR R2 NCEP CFSR	ECMWF S2S forecast APCC seasonal forecast
Solar Radiation			NCEP/NCAR R2 NCEP CFSR	ECMWF
Relative Humidity			NCEP/NCAR R2 NCEP CFSR	ECMWF
Soil moisture	AMSR-E, AMSR2, SMOS, SMAP			
Cloud fraction or sunshine duration	MODIS			
Vegetation indices (NDVI, EVI)	MODIS			
Evapotranspiration	MODIS ET, BESS ET			
Sea surface temperature			NOAA Extended Version 4	
Outgoing Longwave Radiation			NOAA monthly interpolated	

또한 국지적으로 수집된 관측자료가 응용분야 모델링을 위한 입력변수 활용 및 매개변수로 활용이 되며, 이러한 자료 목록은 다양하다. 대상 지역의 농업 및 수자원 분석을 위해 필요한 자료는 저수지별 저수위-저수면적-저수용량 곡선과 일저수위, 저수지 유입량 및 방류량, 필지별 관개수량, 전통적인 농업관리 방법, 재배작물, 작물생육정보, 작물수량자료 등이며, 관련 목록을 Table 10에 정리하였다.

Table 10. List of local data and their source

Variables	Data Source	the case of no cooperation from local partner
Water Lever-Surface Area-Volume Table	RID	
Daily water lever for each reservoir	RID	
Irrigation water amount for each irrigation districts, Inflow streamflow into reservoirs, Outflow from reservoir	RID	
Typical agricultural management (including irrigation water amount)	RID, DOA, MOAC	References (case study data)
Crop cultivar	RID, DOA, MOAC	References
Observed phenological information	RID, DOA, MOAC	References (case study data), FAO
Observed yield data	RID, DOA, MOAC, Agricultural Census of Thailand	FAO

3.7.2 사회-경제적 취약성 자료 목록

리스크 평가를 위하여 필요한 중요한 자료 목록 중 하나는 사회 및 경제적 취약성 요소와 관련한 사항이다. 이는 계절 및 S2S 예측 시간 스케일에서 쉽게 변하지 않는 항목에 해당한다. 따라서 지자체 혹은 지역단위 별로 데이터베이스를 구축해 놓으면, 계절 예측 및 S2S 예측 리스크 평가에 지속적으로 활용할 수 있는 항목에 해당한다. 태국 람타콩 지역의 가뭄 리스크 평가를 위하여 필요한 사회 및 경제적 취약성 지표와 관련한 주요 목록을 정리하면 다음과 같다.

지역 인구수, 취약계층 인구수(e.g., 12세 이하, 60세 이상), 지역별 재정, 공무원 수, 학교 수, 의료기관 수, 주거지역분포, 지역 평균고도, 관개 면적비율, 농가 주민 수, 농민 학력수준, 농기계 보유현황, 가뭄피해 면적, 가뭄 피해액 등 다양한 지표 관련 자료가 사용될 수 있으며, 대부분 태국의 지역 자료를 활용할 수 있으나, 자료 수집이 어려운 경우 글로벌 데이터베이스가 활용 가능하다.

AquaStat: <http://www.fao.org/nr/water/aquastat/main/index.stm>

WorldWater: <http://worldwater.org/water-data/>

3.8 가뭄 리스크 평가 목표 지표 설정

본 연구에서는 기후정보의 시간적 스케일에 따라서 리스크 평가는 2개의 대상 그룹으로 구성될 수 있다. 첫째, S2S의 활용 가능 분야를 고려하여 중요 생육기간의 극한기후 현상 발생이 이수 관리 및 관개 등의 영향으로 농업 생산성에 영향 미치는 분야. 둘째, 계절 예측 자료의 활용 가능 분야를 고려한 가뭄 예측 및 저수지 유입량 변화에 따른 리스크 관리 분야이다. 이러한 다중범위 시간규모 기후예측 정보를 활용한 농업과 수자원 분야 가뭄 리스크 평가 및 의사결정 지원의 프로토타입 개발이 이루어질 수 있다.

앞서 제시한 리스크 개념을 대상지역 가뭄 리스크 평가에 활용하는 경우, 과거 관측 기반 도출된 기상 및 기후관련 지수와 다중범위 시간규모의 기후예측 정보로부터 도출된 대상유역 내 가뭄 상황 설명 기후 지수를 위해성(Hazard) 관련 지표로 선정하고, 농경지 면적과 관개지구 면적 등과 같이 지역의 가뭄에 노출된 정도를 나타낼 수 있는 노출성(Exposure) 관련 지표와 농업에 종사하는 인구 및 재정자립도 등과 같은 취약성(Vulnerability) 관련 지표를 선정한 후, 대상지역 내에 가뭄에 대한 리스크 예측 결과를 제시한다.

즉, 이수 관점의 물관리 및 농업 생산량 향상을 위한 가뭄 의사결정에 활용할 수 있는 리스크 평가 프레임워크 구축을 목표로 선정된 컴포넌트에 대해서 시간규모별로 활용 가능한 세부 지표의 도출이 요구된다.

이수 관점의 물 관리를 위해서 기후정보와 가장 민감하게 반응할 수 있는 요소는 댐 유입량이며, 자연 유입된 유량은 농업용수로 활용되어 댐 하류 관개 지역에 직접적인 영향을 준다. 또한 이렇게 관개된 물은 가뭄 상황에서 절대적인 농업 생산량에 영향을 미치게 되어, 본 연구에서는 댐 유입량 예측과 벼 잠재수량 예측 관련 변수를 목표 지표로 설정하였다.

Figure 45와 Figure 46은 태국 랍타콩 지역의 다중범위 시간규모 기후예측 기반 가뭄 리스크 평가 목표 지표로 설정한 댐 유입량과 벼 잠재수량 예측 관련 고려 사항을 각각 나타내었다. 시간 규모별 댐 유입량 예측과 벼 잠재수량 예측에 가용한 기상 및 기후 변수와 기후모드, 그리고 가용한 가뭄지수를 나열하였으며, 다양한 시간규모별 기후예측 자료에서 사용된 분석 툴을 제시하였다.

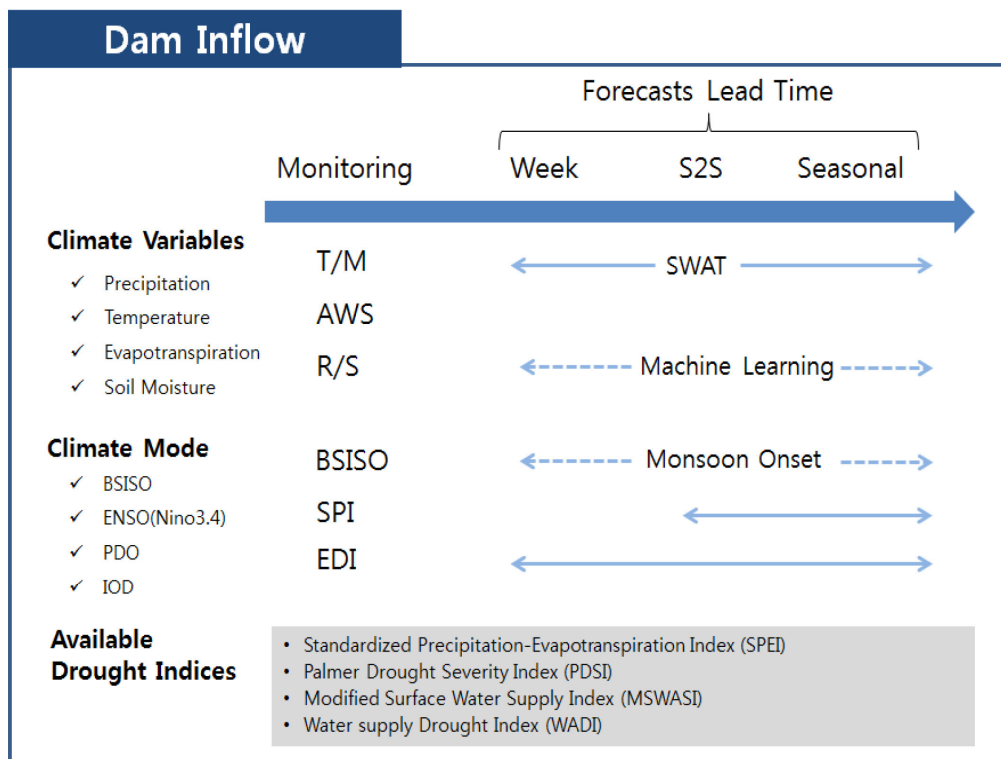


Figure 45. Forecasts lead-time on dam inflow.

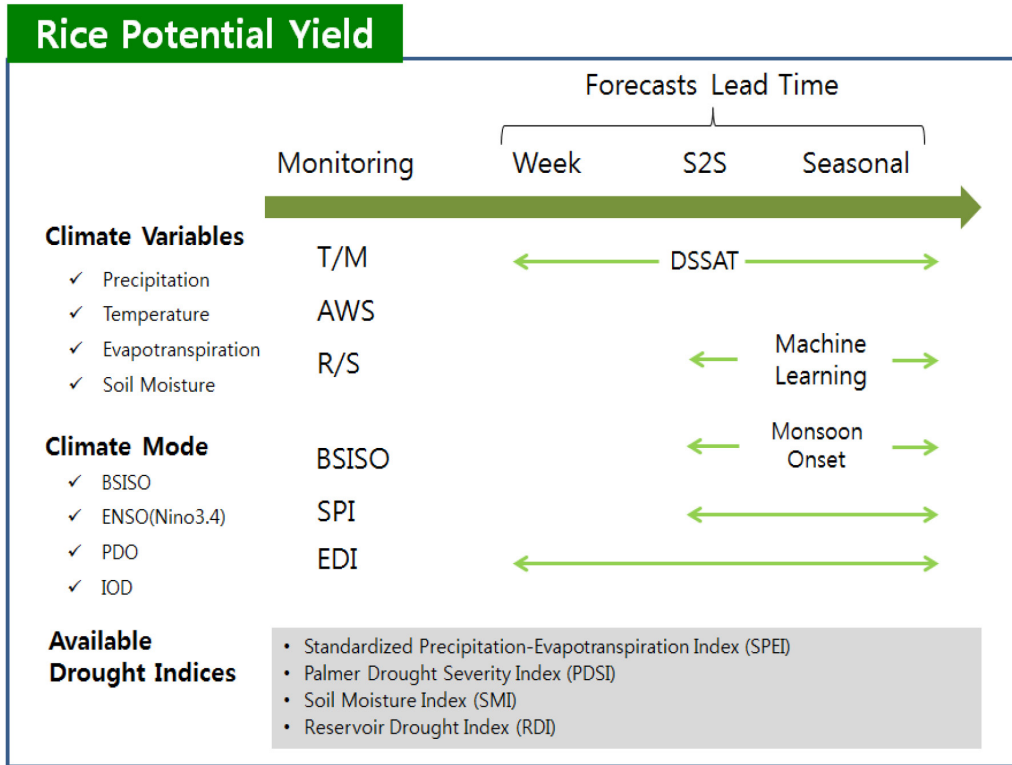


Figure 46. Forecasts lead-time on rice potential yield.

3.9 가뭄 리스크 평가 지표의 개발

리스크 관리에 있어서 시간규모에 따라서 차이점이 존재한다. 기후변화 시간규모에서는 기후의 장기적인 변화에 관점을 두고 기후변화 스트레스가 인간에 의해 야기될 수 있고 또한 온실가스 감축과 인구추세, 토지이용 계획 등과 같이 인간의 노력에 따라 감소 또는 증가할 수 있다고 보는 반면, S2S 또는 계절 예측 시간규모에서는 지역의 단기적인 변화를 기대하기는 어렵다. 또한 자연재해에 대한 취약성을 감소시키기 위해 필요한 기반 시설이나 사회 시스템의 경우에도 기후변화의 경우 변화하는 기후에 사회 시스템을 시공간적으로 적응시켜가는 동적(dynamic) 개념으로 보는 반면, 예측기반의 시간규모에서는 현재 상태에서부터의 변화를 고려하지 않는 정적(static)인 상태로 본다. 따라서 S2S 또는 계절 예측 규모의 리스크 평가는 기후관련 위해성(Hazard) 요소의 단기적 변화 위주로 평가될 필요성이 있다.

예를 들어, 홍수 리스크 관점에서 스트레스로 작용하는 노출 관련 지표로서 사용될 수 있는 불투수 면적률 등은 예측자료 기반의 리스크 평가 및 분석 시에는 수개월 동안에 변화가 불가능하기 때문에 정적(static)인 관점에서 보는 것이 합리적인 반면, 기후변화의 경우에는 적응방안의 일환으로서 불투수 면적을 장기적으로 줄여 나갈 수 있는 동적(dynamic)인 관점에서 보는 것이 합리적이다.

따라서 시간규모에 따른 관점의 차이를 고려하기 위해서는 기후변화 또는 계절 예측과 같이 시간규모에 맞는 적절한 지표 선택이 중요하며, 관심 시간규모에 따라 활용 가능한 기후 정보로부터 결정될 수 있다. 본 연구에서는 태국 람타콩 지역에 대해 준비된 S2S와 계절 예측 정보로부터 기후노출 리스크 컴포넌트 지표를 도출했다.

제시된 지표는 전문가 설문조사(Delphi-AHP)를 통하여 검증 과정을 거치며, 다기준 의사결정기법(MCDM, Multi-Criteria Decision Making Analysis)을 통한 리스크 평가의 우선순위를 종합적으로 결정하여 중요도를 수치화 한다. 또한 선정된 지표의 단위와 가중치가 다르기 때문에 단순 합산을 통한 비교는 불가능하다. 따라서 지표의 표준화를 통한 각 지표의 크기 및 단위의 문제를 해소하고 통합 리스크 평가에 활용한다.

본 연구에서는 가뭄과 관련하여 다양한 선행 연구 결과와 전문가 의견 수렴을 바탕으로 계절 예측 및 S2S 예측 시간규모에 적용 가능한 통합 가뭄 리스크 지수를 개발하였다. 이는 기존의 가뭄 리스크 분석 지표 검토를 통하여 태국 람타콩 지역에 적용 가능한 지표들로 최적화한 지수이며, 이수에 대한 리스크 지표(Integrated Water Supply Risk Index, IWURI)와 벼 생산성에 대한 리스크 지표(Integrated Rice potential Yield Risk Index, IRYRI)로 구분하였다. IWURI와 IRYRI의 리스크 평가를 위한 개념적 프레임워크 결과는 Table 11과 Table 12에 각각 나타내었다.

Table 11. Conceptual Framework for Integrated Water Supply Risk Index (IWSRI)

목표	대표지표	중간지표	세부지표
이수에 대한 리스크 (IWSRI)	위해성 (Hazard)	기상학적 위해성	이수기 강수량
			이수기 강우일수
			연속 무강우 일수
		다중규모 예측 정보 위해성	BSISO ¹⁾ 예측 (강수량, 기온)
			APCC MME ²⁾ 예측 (강수량, 기온)
			ENSO ³⁾ 예측
			IOD ⁴⁾ 예측
			SPI 예측 (APCC MME 기반)
			Machine Learning 예측
			SWAT-Inflow (장기유출 유입량)
	노출성 (Exposure)	상습 이수(가뭄) 피해지역 노출성	농경지 면적비율
			관개면적 비율
			관정개발 현황(공공관정, 마을관정, NGO)
			과거 가뭄피해면적
		이수(가뭄) 피해 노출성	저수지 저수량(단위면적당)
			하천수, 지하수 이용량
			농업용수, 생활용수, 공업용수 이용량
	취약성 (Vulnerability)	사회-경제적 취약성	인구수(행정구역당)
			취약계층 인구수(12세 이하, 60세 이상)
			지역내 총생산(GRDP)
			재정자립도
			과거 가뭄피해액
		이수(가뭄) 피해 취약성	상수도 보급률
			병원/보건소 수
			학교 및 공공기관 수
			이수공무원수(행정구역당)

- 1) BSISO: The Boreal Summer Intraseasonal Oscillation의 약자로 APEC기후센터(www.apcc21.org)에서 매달 정보를 생산·제공하고 있으며, 8개 Phase 기후모드 변화에 따른 BSISO 지수로부터 여름철 계절내 예측 정보를 확인할 수 있음.
- 2) APCC MME: APEC기후센터(www.apcc21.org)에서 매월 전 지구 규모로 6개월까지 생산·제공하고 있는 다중모델 앙상블(MME, Multi Model Ensemble) 기후예측 정보.
- 3) ENSO (El Niño-Southern Oscillation): 열대 태평양 지역(Niño1, 2, 3, 3.4, 4 등)에서 매월 관측되고 있는 해수면온도 관련 지수로서 엘니뇨/라니냐 등 대규모 기후변동현상을 판단할 수 있으며, 전 지구 기후시스템에 영향을 주어 원격상관기반 중·장기 기후예측에 활용되고 있는 주요 인자임.
- 4) IOD (Indian Ocean Dipole) 모드는 열대 서인도양(50°E-70°E, 10°S-10°N)과 남동인도양(90°E-110°E, 10°S-0°N) 사이의 SST 편차로 정의되는 인도차이나 반도의 몬순 기후에 영향을 주는 주요 인자임.

Table 12. Conceptual Framework for Integrated Rice potential Yield Risk Index (IRYRI)

목표	대표지표	중간지표	세부지표
벼 생산성에 대한 리스크 (IRYRI)	위해성 (Hazard)	기상학적 위해성	이앙 후 45일 간의 기온, 일조시간 및 기온교차
			벼의 출수 전 30일 간의 기온, 일조시간 및 기온교차
			벼의 출수 후 49일 간의 기온, 일조시간 및 기온교차
			일강수량이 80mm이상인 날의 횟수
		다중규모 예측 정보 위해성	BSISO 예측
			APCC MME 예측
			Monsoon Onset 기반의 Planting day
			EDI 예측 (ECMWF 기반)
			Machine Learning 예측
			DSSAT-Rice Yield Potential
	노출성 (Exposure)	벼 생산성 피해지역 노출성	벼 품종별 재배면적
			벼 재배지의 경지정리 비율
		벼 생산성 피해 노출성	벼 재배면적당 농민수
			벼 재배농민 연령계급별 분포
	취약성 (Vulnerability)	사회-경제적 취약성	과거 가뭄에 의한 벼 피해 면적
			농가 주민 수
			농민학력수준
			농민 연간 소득현황
		벼 생산성 피해 취약성	과거 가뭄에 의한 벼 생산량 피해액
			농가 인터넷 보급률
			농기계 보유현황
			지자체 품종 보유현황
			벼 재배면적당 관련 공무원 수

3.10 다중범위 시간규모 기후예측정보 기반 가뭄 리스크 전망

재난 발생과 리스크는 불확실성 요소를 내포하고 있어 이러한 요인을 사전에 줄이고 소멸시키는 일은 중요한 사항이 될 수 있다. 또한 그것이 발생 했을 때 어떤 식으로 대응

할지에 대한 과정이 체계적으로 갖추어져 있어야 복구 및 재발방지에 도움이 될 수 있다. 따라서 시간적인 측면에서 재난발생 이전과 이후에 대한 프로세스를 이해하고 대응 매뉴얼을 작성한다면 도움이 될 것이다.

또한 공간적인 측면에서 재난에 대한 분석과 이해, 실제 재난상황에서 결정하고 행동하는 이해당사자들 간의 역할과 상호 협조 체계를 구축하는 일이 무엇보다 중요하다. 본 연구에서 제시한 가뭄 리스크 평가 프레임워크를 통한 과거 재난에 대한 이해와 진단, 그리고 미래 발생 가능한 가뭄 리스크 예측을 통하여 시간규모별(단계별) 가능한 주요활동 들을 정리하고 다양한 이해당사자들 간의 역할을 정립할 수 있다. 그리고 무엇보다 적절한 시간 규모별 가뭄 리스크 예측 정보를 통하여, 가뭄재난 발생(Impact) 이전의 골든타임 확보를 위한 프로세스를 늘려 나가고, 이후의 프로세스는 줄여나갈 필요성이 있다.

Figure 47은 본 연구에서 제안하고자 하는 태국 랍타콩 지역의 기후정보를 활용한 다중범위 통합 가뭄 리스크 전망 매트릭스를 나타내고 있다. x축은 잠재적인 영향을 의미하며, 노출성과 취약성 항목이 이에 해당하며, y축은 발생가능성을 의미하여, 위해성 항목이 이에 해당한다. 따라서 리스크 개념에서 컴포넌트별로 계산된 구간별 값을 예측 시간에 따라 매트릭스 상에 위치시키면 시간규모별 리스크 예측 관련 전망의 제시가 가능하다. 여기서 S2S 기후예측 자료의 시간규모에서는 주(Weekly) 단위 가뭄 리스크 전망 제시가 가능하며, 계절 예측 시간규모에서는 월(Monthly) 단위 가뭄 리스크 전망 제시가 가능하다.

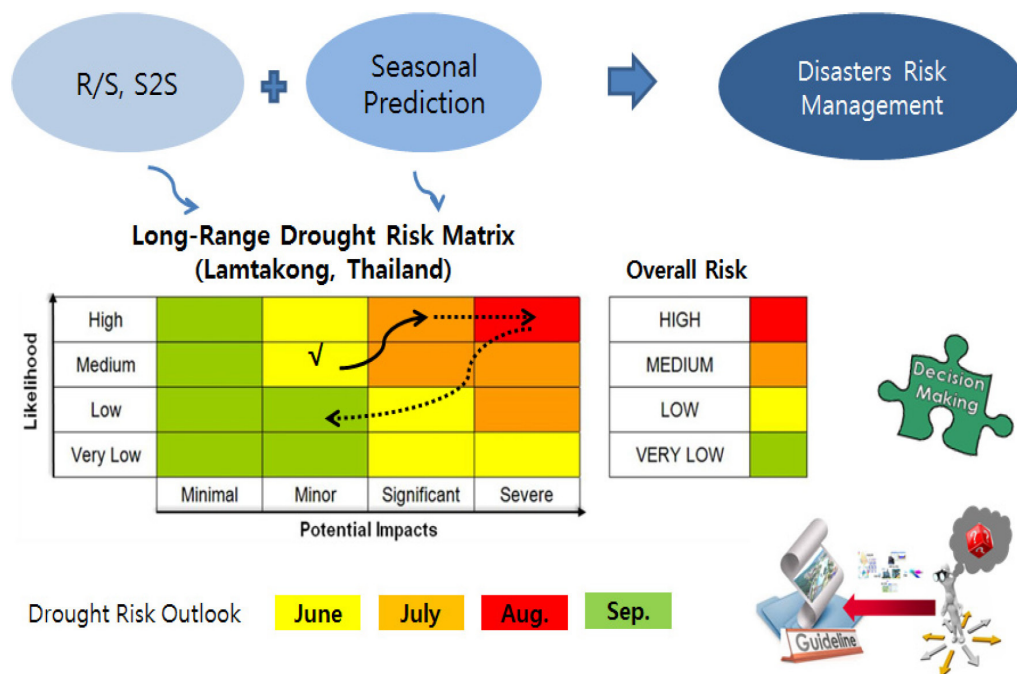


Figure 47. Example of Long-Range disaster risk outlook in different climate forecasting information.

4. 결론

본 연구에서는 다중범위 시간규모의 기후예측 정보를 상세화하여 수자원 및 농업 분야에 활용할 수 있는 기술을 개발하고, 이를 바탕으로 리스크 평가 및 관리 프레임워크를 구축하였다. 본 연구에서 수행된 연구 내용은 아래와 같이 요약될 수 있다.

- 계절내(Sub-seasonal to Seasonal, S2S) 예측 정보의 상세화를 위한 R기반 패키지(rS2S)를 개발하였다. 계절 예측 자료의 상세화는 rSForecast 패키지를 이용하여 최장 6개월까지 강수 및 기온에 대한 예측 자료를 지점별 일 단위 시간규모로 상세화 자료를 생산하였다. 기후변화 시나리오 자료의 상세화는 APCC Integrated Modeling Solution(AIMS)를 이용하여 사용자 맞춤형 상세화 절차에 따라서 17개 GCM을 선정하여, 가뭄관련 극한기후지수 및 공간 재현성 평가를 통해 SQM 상세화 기법을 선정하여 가뭄 및 농업/수자원 모델링에 필요한 상세화 자료를 생산하였다.
- 계절예측정보를 이용한 EDI를 바탕으로 태국 북동부 지역의 평균 가뭄을 예측하는 모듈, 관측소별 EDI 산정을 통한 가뭄의 공간분포를 예측하는 모듈을 rDrought 패키지에 추가 및 개선 하였다. 계절 예측 강수량을 기반으로 하는 EDI 가뭄 예측 기법을 태국 북동부 지역에 적용하여 예측성을 평가한 결과, EDI를 이용한 가뭄 예측은 가뭄 시작 및 종료 시점에 가뭄 재현성에 어려움을 보였으나 지역 전반의 가뭄 발생에 대한 예측에는 활용이 가능할 것으로 평가되었다.
- EDI를 이용한 기후변화에 따른 가뭄 특성 전망을 위해서 가뭄의 최대강도, 지속기간, 발생횟수의 변동을 위한 기능을 rDrought 패키지에 추가 개선하였으며 태국에 적용하여 결과를 분석하였다. 태국의 북동부 지역에서의 가뭄 특성은 지속기간 및 발생횟수는 줄어들어 가뭄이 완화되는 특성을 보였으나 가뭄의 강도는 증가되는 경향을 보여 변동성은 더욱 심화될 수 있음을 제시하였다.
- S2S 예측자료를 2-3개월 예측선행기간에도 사용할 수 있도록 기계학습 기반 가뭄 예측모델을 고도화하였다. 계절 예측만 사용한 경우와 비교하였을 때 1개월 예측선행기간의 경우 10월 예측에 있어 S2S의 활용이 계절 예측만을 이용하는 경우보다 우수하게 나타났다. 2~3개월 예측선행기간에서는 큰 개선이 없었으나 본 연구

를 통해 S2S 기후예측 자료와 계절 예측자료를 결합하여 가뭄지수 예측모델에 적용하는 새로운 시도를 하였다는 점에서 의미가 있다.

- 관개용수를 공급하기 위해서는 람타콩 댐으로의 유입량이 중요하며 SWAT 모형을 이용한 댐 유입량 분석을 위해서 글로벌 토양도, 토지이용도, DEM DB를 구축하여 타 지역에서의 적용이 가능하도록 하였다. 상세화된 계절 예측강수 및 기온 자료를 이용하여 유입량을 예측하여 분석한 결과, 댐 유입량 예측성은 없는 것으로 나타났다. 미래 기후변화 시나리오에 따른 댐 유입량의 변화는 총유입량 및 일최대 유입량 모두 모든 미래기간 및 RCP 시나리오에 대하여 증가하는 경향을 보였고, 일반적으로 RCP8.5 시나리오가 RCP8.5 시나리오 보다 증가 폭이 큰 경향을 보였다. 이는 유입량의 증가로 가뭄에 대한 물공급 가능용량이 증가하여 가뭄 리스크 관점에서 긍정적일 수 있으나, 일최대 유입량의 증가는 홍수 리스크 관점에서는 부정적인 영향을 미칠 수 있다.
- 작물모형(CERES-Rice)의 관측기후 기반의 벼 잠재수량 예측력이 우수하다는 가정하에, 상세화된 S2S 및 계절 기후예측 자료에 대한 벼 잠재수량 예측성을 분석하여 다중범위 시간규모 기후예측 정보의 활용 가능성을 평가했다. ECMWF의 S2S 예측강수만 입력하여 예측성을 테스트한 결과, 벼 예측 잠재수량의 개선은 예측선행시점 기준에서 46일 기간 중 예측강수의 예측성이 좋은 주들(예, 예측선행시점 시작으로부터 약 2-3주까지)이 포함될 때, 이 기간 동안의 예측강수의 예측성이 벼 예측 잠재수량의 개선에 반영되는 것으로 나타나서, 벼 잠재수량 예측 향상을 위해 S2S의 예측강수의 활용이 가능할 것으로 판단된다. 또한 시간규모가 다른 즉, 예측선행시점이 주별 기준으로 46일 동안의 ECMWF의 S2S의 예측강수와 예측선행시점 1개월(L1)과 2개월(L2)의 APCC MME의 계절 예측강수를 타겟 기간(예, 등숙기간)에 들어오도록 blending한 기후예측 자료로부터 벼 잠재수량을 테스트한 결과, 등숙기간에 대해 예측성이 좋은 예측강수로 대체될 때, 월등하지 않았지만 벼 예측 잠재수량의 개선이 나타났다. 그래서 타겟 기간에 들어올 수 있는 S2S의 예측선행시점들을 선별하고, 이로부터 S2S와 결합할 계절 예측의 예측선행시점을 결정해서 시간규모가 다른 예측기후를 혼합하여 벼 잠재수량 예측 시뮬레이션을 개선할 수 있었다. 다시 말해서, 계절 예측 전에 결합될 S2S의 예측성이 개선되면서 벼 잠재수량의 예측성도 함께 개선되는 것을 확인할 수 있었다.
- HFA와 센다이 프레임워크를 기반으로 다중범위 기후예측 정보를 활용한 태국의

농업 및 수자원 분야 가뭄 리스크 평가 프레임워크를 구축하였는데, 리스크 평가 프레임워크에는 과학적 분석과 재난발생의 이해를 바탕으로 가능한 활동들, 그리고 실제 재난 대응 및 저감 활동에 관련한 의사결정 프로세스가 포함되도록 하였다. 또한 리스크 평가 프레임워크 컴포넌트 구성을 위하여 기후변화적응 취약성 평가에 사용되는 기후노출-민감도 개념이 활용가능하도록 재구성하였다. 가뭄 리스크와 관련한 컴포넌트는 위해성(Hazard), 노출성(Exposure), 그리고 취약성(Vulnerability)의 항목으로 정의하였으며, 물 관리 댐 유입량에 영향을 미칠 수 있는 지표와 농업 생산량에 영향을 미칠 수 있는 벼 잠재수량 관련 지표산정을 목표로 설정하였다. 계절 예측 및 S2S 시간규모에 적용 가능한 리스크 지표로 통합 이수 리스크 지표(Integrated Water Supply Risk Index)와 통합 벼 생산성 리스크 지표(Integrated Rice potential Yield Index)를 개발하였다. 이는 다중범위 기후예측 정보를 활용한 가뭄 리스크 전망에 활용이 가능할 것이다.

5. 활용계획

5.1 다중범위 시간규모 기후예측자료의 활용 고도화

계절내(sub-seasonal to seasonal, S2S) 예측 기후 자료는 계절 예측에서 예측할 수 없는 시간규모의 한계를 극복하고 이를 보완하는데 사용될 수 있다. 특히, 작물의 생육과 같이 주 별 기후 현상에 민감하게 반응하는 경우, S2S 예측 기후 자료의 활용도는 더욱 극대화될 수 있다. 이러한 측면에서 본 연구에서 수행된 S2S와 계절 기후예측 자료의 혼합 적용은 매우 중요한 의미를 가진다. 다만 현 S2S의 예측강수 자료의 전반적인 예측 성능이 1주일 정도에 지나지 않는 것은 앞으로 해결해야 할 중요한 과제라고 할 수 있겠다. 다만, 본 연구에서는 ECMWF에서 생산한 11개의 개별 앙상블 예측 자료를 모두 단순 평균하여 사용하였는데, 현존하는 예측 성능의 한계를 극복하기 위해서는 추후 다양한 시도들이 필요할 것으로 보인다. 예를 들어 개별 앙상블 정보를 각각 반영한 확률론적 예측을 시도하는 것도 한 방법이 될 수 있겠다. 또한 비록 ECMWF의 예측 성능이 현존하는 S2S 예측 정보 중 가장 좋은 성능을 보이고 있는 것으로 알려져 있기는 하나, 다양한 기후 예측 모델로부터 생산된 S2S 예측 정보의 사용도 예측력 향상에 기여할 수 있을 것이다.

앞에서 언급된 것과 같이 S2S 기후예측의 시간규모는 응용분야에서 활용이 가능한 일 단위로, 계절 예측 정보가 가지는 월 단위 시간규모의 한계는 극복되었지만, S2S 역시 전지구 기후예측모형(Global Climate Model)에서 생산되기 때문에 여전히 공간 해상도 측면에서는 한계가 있다. 월별 APCC MME 계절 기후예측 자료는 시간규모뿐만 아니라 공간규모에서도 응용분야에서 바로 활용하기에는 한계가 있다. 본 연구에서는 이러한 예측기후가 가지는 시공간 해상도의 한계를 극복하기 위해 다양한 상세화 방법을 개발해왔고, 평균기온 및 강수 상세화 이외 최소 필요 기상 변수인 일 최고기온 및 일 최저기온, 일사량 등에 대한 상세화 방법 및 모듈도 개발해왔다. 추가된 최소 필수 기상변수들 중에 특히 일사량 대한 상세화 기법에 대해 개선해야 할 점들이 남아 있는데, 일 최고 및 최저 기온과 같은 예측기온의 예측성이 다른 변수에 비해 상대적으로 높기 때문에 기온으로부터 일사량 추정 기술 도입도 자료의 활용 기술을 고도화할 수 방안일 것이다.

다중범위 시간규모의 기후예측은 응용모델을 구동하게 하는 원동력(driving force), 예를 들면 자동차에서 연료와 같은 역할이다. 앞서 언급한 바와 같이 기후에 대한 예측성은 꾸준히 향상되고 있는 가운데, 응용모델의 결과값, 예를 들어 가뭄 예측 모형의 경우는 가뭄 지수(예, SPI 등), 수문모형(예, SWAT or APEX 등)의 경우는 댐 저수율, 작물모형(예, DSSAT or APSIM 등)의 경우 벼 생산량 등에 대한 예측성 개선이 중요한데, 다양한 시간규모의 기후예측 활용기술 개선을 통해서 응용모델의 예측성을 향상시킬 수 있다. 본 연구를 통해 S2S 기후예측 자료와 계절 예측자료를 결합하여 가뭄지수 예측모델에 적용하는 새로운 시도를 하였다는 점에서 의미가 있다. 그러나 S2S 예측정보와 달리 계절 예측 정보는 월단위로 생산되기 때문에, 가뭄지수 예측 모델을 월단위로 구축한 결과 S2S 기후예측 자료의 장점이 크게 활용되지 못하였다. 추후 연구에서는 주 단위 또는 일 단위 가뭄지수 예측모델을 구축하여 시험해 볼 필요가 있다. 본 연구에서는 또한 타겟 기간에 들어오는 다양한 예측선행시점별 S2S 예측강수와 계절 예측강수의 결합이 벼 잠재수량의 예측 개선에 기여할 수 있는 잠재적 가능성이 있음을 보여주었다.

따라서, 본 연구에서 사용한 APCC 기후 예측자료의 우수 상세화 기술을 바탕으로 생산된 다양한 시간규모의 기후예측 자료를 응용분야(예, 가뭄 예측, 수자원, 농업 등)에 적용하여 응용모델의 예측성을 개선할 수 있는 활용기술 구축에도 기여할 수 있을 것이다.

5.2 다중범위 시간규모 기후예측자료 활용기반 가뭄 리스크 평가 기술

다중범위 시간규모 예측기후 자료의 응용분야 모델링 활용기술에 기반하여 기후-수자원-농업 연계 가뭄 리스크 평가 지표를 도출하고, 평가 프레임워크 구성을 시도하였다.

APCC BSISO 예측에 의한 우기 시작일 예측 정보와 개별 혹은 혼합(예, S2S와 계절 기후예측 결합) 기후예측으로부터 파종시기 결정에 필요한 강수량(추후 관개 용수량)과 출수시기와 등숙시기에 벼 생육과 수량구성요소(예, 천립중 혹은 이삭수) 등에 중요한 영향을 미치는 적정온도 혹은 수량 실패온도 등을 획득할 수 있는데, 이러한 기후 요소들은 결과적으로 벼 잠재수량의 변화에 영향을 미치기 때문에, 우기 시작일 예측 정보, 파종기간 동안의 강수량(추후 관개 용수량), 생육 적정온도 혹은 수량 실패온도 등의 기후노출 리스크 평가 지표들은 리스크 평가 기술 구축에 활용될 수 있다. 그러나 본 연구에서 테스

트한 우기 시작일 예측 정보 및 기후노출 리스크 지표 기반의 확률적 벼 잠재수량 전망은 농업 생산성 리스크 평가 기술로는 활용 가능하지만 이것이 직접적 가뭄 리스크 평가 기술로 기능하기 위해서는 작물수량 혹은 작물생육에 대한 가뭄 리스크 평가를 구체적으로 연계할 수 있는 지표 도출 혹은 지수 등이 더 필요할 것으로 판단된다. 그럼에도 불구하고, 본 연구에서 도입된 기술들, 즉 다양한 시간규모 기후예측의 응용모형 적용 기술과 예측성 평가, 그리고 리스크 평가 지표 도출 및 평가 프레임워크 구축 등은 향후 더욱 더 고도화됨으로써 센터 기술에 기반한 기후예측 및 응용모델 활용 기술 기반의 리스크 평가 및 관리, 치수 혹은 이수에 대한 의사결정 지원 정보 등에 활용될 수 있을 것이다. 또한 각 분야별로 체계화된 활용 기법들은 훈련 프로그램이나 워크숍 등에 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

국문적요

본 연구의 목적은 상세화된 다중범위 시간규모 기후예측 정보를 2012-13년 태국 가뭄 사례에 적용하여 수자원 및 농업 분야에 활용하는 기술을 개발하고, 이를 기반으로 리스크 평가 및 관리 프레임워크를 구축하는 것으로서, 2017-2018년에 걸쳐 수행되었다.

1차년도 연구에 있어서 태국 기상청으로부터 제공받은 기상관측 자료에 2013년도 이후 기간에 결측이 많아 가뭄 분석에 어려움이 있었다. 이를 해결하기 위하여 2차년도 연구에서는 위성 및 재분석(meteorological reanalysis) 자료의 미계측 구역에서의 활용성을 평가하였다. 위성자료로는 NOAA Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information Using Artificial Neural Networks - Climate Data Record (PERSIANN-CDR) 및 Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station (CHIRPS)을, 재분석 자료로는 ECMWF Re-Analysis(ERA) -Interim 및 Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications 2(MERRA2) 자료를 평가하였다. 관측자료와의 일 단위, 월 단위, 연 단위, 30년 평균 월 단위 강수량 모두 MERRA2가 가장 좋은 결과를 보여, MERRA2와 관측소 자료와의 상관관계를 이용하여 결측자료를 보완하였으며 이후 가뭄 분석에 활용하였다.

APCC의 여름철 계절내 진동(Boreal Summer Intraseasonal Oscillation, BSISO) 예측 및 다중모델 앙상블(Multi-Model Ensemble, MME) 계절 예측 정보를 바탕으로 태국 각 지역의 강수에 미치는 영향과 이와 관련한 메커니즘을 분석하였다. 또한 우기 시작일(Monsoon onset) 예측 정보 및 계절내 및 계절 예측, 기후변화 등 다양한 시간규모의 기후 정보 수집·가공·상세화 체계가 가뭄, 농업, 수자원 등 응용분야에서 활용될 수 있는 방안이 구축되었다. 계절내 예측기후 자료의 경우, ECMWF(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) 제공된 예측기후 정보가 사용되었으며, 이에 Simple Bias Correction(SBC) 기반의 기상 관측소 대상 공간 상세화가, APCC MME 계절 예측 자료의 경우에는 매월 갱신되는 11개 개별 예측모형 자료들을 이용하여 Simple Bias Correction(SBC), Climate Index Regression(CIR), Moving Window Regression(MWR), Observation-based Moving Window Regression(MWR-Obs)

를 이용하여 태국 북동부 지역의 강수와 기온을 월 단위로 예측한 후 기상관측소에 대한 일 단위 상세화를 수행하였다. 기후변화 시나리오 자료의 경우에는 29개 GCMs(Global Climate Models)에 대하여 APCC의 상세화 플랫폼인 AIMS를 이용하여 Simple Quantile Mapping(SQM) 및 Spatial Disaggregation and Quantile Delta Mapping(SDQDM)을 이용하여 상세화를 수행한 후 재현성 평가를 통해 SQM 자료를 사용하였다. 본 과제에서 상세화된 Subseasonal-to-seasonal(S2S) 및 기존에 개발되어 적용된 상세 시간규모별 기후예측 자료의 예측 성능은 1차년도에 평가되었다.

태국 가뭄예측을 위해 기계학습 기반의 표준강수지수(Standardized Precipitation Index, SPI)와 효과가뭄지수(Effective Drought Index, EDI)를 사용하여 예측 모델을 각각 개발하였다. 기계학습 기반의 미세측 지역 가뭄 예측모델에 대해서는, S2S 예측 자료를 2~3개월 예측선행시점에도 사용할 수 있도록 1차년에 개발한 모델을 고도화하였다. 계절 예측만 사용한 경우와 비교하였을 때 1개월 예측선행의 경우 10월 가뭄지수 예측이 조금 나아졌으나 2~3개월 예측선행시점에서 예측 성능이 개선되었다고는 볼 수는 없었다. 그러나 본 연구를 통해 S2S 예측 자료와 계절 예측 자료를 결합하여 가뭄지수 예측 모델에 적용하는 새로운 시도를 하였다는 점에서 의미가 있으며, 좀 더 조밀한 시간 스케일을 사용하는 경우 기계학습 기반 가뭄지수 예측모델을 통해 S2S 예측 자료를 더 잘 활용할 수 있을 것으로 보인다.

또한 상세화된 계절 예측 강수량 및 EDI를 이용한 최장 6개월 가뭄예측 시스템을 개발하였다. 1차년도에는 대상지역의 평균 가뭄을 예측하는 시스템을 개발하여 예측성을 평가한 반면, 2차년도에는 기상 관측소 별 예측된 강수량을 이용하여 가뭄의 공간적 분포를 예측할 수 있는 시스템을 개발하였다. 태국의 북동부 지역의 2012~2013년 가뭄 상황에 적용한 결과 전반적으로 가뭄의 발생 시점 및 종료 시점에서의 공간적인 가뭄의 진행 상황을 예측하는데 한계를 보였다.

1차년도에는 상세화된 계절 예측 자료를 이용한 람타콩 댐 유입량 예측을 수행한 반면, 2차년도에는 기후변화에 따른 댐 유입량 변화를 평가하였다. 기후변화에 따른 댐 유입량의 경우 월별 평균 댐 유입량 및 월별 발생한 일 단위 최대 유입량의 과거기간 대비 미래기간의 변동성을 분석한 결과 댐 유입량은 7월~10월 기간을 중심으로 증가하는 경

향을 보였으며 불확실성 범위 또한 동일한 기간 동안에 높게 나타났다. 미래 기후변화 시나리오에 따른 댐 유입량의 변화는 총유입량 및 일최대 유입량 모두 모든 미래기간 및 RCP 시나리오에 대하여 증가하는 경향을 보였고, 일반적으로 RCP8.5 시나리오가 RCP4.5 시나리오 보다 증가 폭이 큰 경향을 보였다. 이는 유입량의 증가로 가뭄에 대한 물공급 가능용량이 증가하여 가뭄 리스크 관점에서 긍정적인 일 수 있다.

계절내 및 계절 기후예측 정보를 농업에서 활용할 수 있는 신뢰 수준으로 제공하고, 이것을 벼 잠재수량 예측력 개선에 활용할 수 있는가를 평가하였다. 특히, 벼 잠재수량에 영향을 미치는 시기 중에서 등숙기간을(예, 5월 14일에 파종할 경우 대략 8월이 등숙기간) 타겟 기간으로 이 기간에 대한 APCC MME 계절 예측강수와 ECMWF의 S2S 예측강수 자료의 결합(blending)에 따른 벼 잠재수량을 예측하고, 관측기후 기반의 벼 잠재수량과의 상관분석 및 확률밀도분포 분석을 통해(벼 잠재수량 추정에 대한) 두 예측강수 자료의 예측성을 평가했다. 계절 예측의 경우 전반적으로 예측강수 자료의 예측선행시점이 가까운 경우가 먼 경우보다 상관성이 높게 나타났다. ECMWF의 S2S 예측강수의 경우, 약 15일(약 2주) 전의 예측선행시점에서 벼 잠재수량에 대한 예측 성능이 높았다. 또한 등숙 시기인 8월에 대해 두 예측강수 자료를 결합한 경우, 예측선행시점 1개월(L1)이 결합된 경우가 예측선행시점 2개월(L2)가 결합된 경우보다 개선됐지만 뚜렷하지 않았다.

재배기간 중 파종시기 결정에 영향을 미치는 우기 시작 예측일, 출수시기와 등숙시기에는 수량구성요소에 영향을 미치는 고온 및 일조부족 등이 벼 잠재수량 리스크 컴포넌트로 도출될 수 있었다. BSISO 예측 정보를 기반으로 우기 시작일을 3-4주 전에 예측할 수 있고, ECMWF의 S2S의 예측기간(예, 46일) 동안의 예측강수를 통해 관개량과 같은 파종시기 의사결정에 필요한 정보를 획득할 수 있다. 또한 46일 기간의 ECMWF의 S2S 예측기온과 예측선행시점 1개월의 계절 예측기온의 결합 혹은 각각의 개별 시간규모의 예측기온 분석을 통해 출수시기와 등숙시기 동안 수량 실패온도(예, 39°C 이상) 정보 획득이 가능할 것으로 예상되었다. 따라서 계절내 및 계절 예측 기후로부터 벼의 재배기간 동안 생육시기별(예, 파종시기, 등숙시기 등) 가뭄 리스크 컴포넌트의 도출이 가능할 것으로 평가되었다.

마지막으로, 효고프레임워크(HFA)와 샌다이 프레임워크를 기반으로 다중범위 기후예

측 정보를 활용한 농업 및 수자원 분야 가뭄 리스크 평가 프레임워크를 구축하였다. 리스크 평가 프레임워크 컴포넌트 구성에는 기후변화적응 취약성 평가에 활용되는 기후노출-민감도 개념이 활용되었으며, 가뭄 리스크와 관련한 컴포넌트는 위해성(Hazard), 노출성(Exposure), 그리고 취약성(Vulnerability)의 함수로 정의하였다. 계절 예측 및 S2S 시간규모에 적용 가능한 리스크 지표로 물 관리 댐 유입량에 영향을 미칠 수 있는 통합 이수 리스크 지표(Integrated Water Supply Risk Index)와 농업 생산량에 영향을 미칠 수 있는 통합 벼 생산성 리스크 지표(Integrated Rice potential Yield Index)를 개발하였다. 이는 다중범위 기후예측 정보를 활용한 가뭄 리스크 전망에 활용이 가능할 것이다.

본 연구 결과는 2012-13 태국 가뭄에 대한 사례 연구로서 아직 개선해야 할 점들이 아직 많이 남아 있지만, 기후 자료의 예측 생산 기술이 지속적으로 향상되고 있을 뿐만 아니라, 시공간적으로 상세화하는 방법도 다양하게 개발되고 있기 때문에, S2S 및 계절 예측 기후 자료의 농업분야(특히, 농업 모델링) 활용 연구 활성화에 기여할 수 있을 것으로 기대한다.

REFERENCES

- Ångström A. 1924: Solar and terrestrial radiation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 50. 121–126.
- Black, J. N., Bonython, C. W., & Prescott, J. A. (1954). Solar radiation and the duration of sunshine. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 80. 231–235. doi:10.1002/qj.49708034411
- Babel, M. S., Agarwal, A., Swain, D. K., & Herath S. (2011). Evaluation of climate change impacts and adaptation measures for rice cultivation in Northeast Thailand. *Climate Research*, 46, 137–146.
- Chung, U., Kim, Y. U., Seo, B. S., Seo, M. C. (2017). Evaluation of Variation and Uncertainty in the Potential Yield of Soybeans in South Korea Using Multi-model Ensemble Climate Change Scenarios. *Agrotechnology*, 6, 158. doi: 10.4172/2168-9881.1000158.
- Diffenbaugh, N. S., & Giorgi, F. (2012). Climate change hotspots in the CMIP5 global climate model ensemble. *Climate Change*, 114, 813–822. doi:10.1007/s10584-012-0570-x.
- Eden, J. M., & Widmann, M. (2014). Downscaling of GCM-Simulated Precipitation Using Model Output Statistics. *Journal of Climate*, 27, 312–324. doi: 10.1175/JCLI-D-13-00063.1.
- Eum, H. I., Cannon, A. J., & Murdock, T. Q. (2017). Intercomparison of multiple statistical downscaling methods: multi-criteria model selection for South Korea. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 31, 683–703. doi:10.1007/s00477-016-1312-9.
- Geurts, P., Ernst, D., & Wehenkel, L. (2006). Extremely randomized trees. *Machine Learning*, 63, 3–42.
- Gudmundsson, L., Bremnes, J. B., Haugen, J. E., & Engen-Skaugen, T. (2012). Technical Note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using quantile mapping – a comparison of methods. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16, 3383–3390.
- Hoogenboom, G., Porter, C. H., Shelia, V., Boote, K. J., Singh, U., White, J. W., Hunt, L. A., Ogoshi, R., Lizaso, J. I., Koo, J., Asseng, A., Singels, A., Moreno, L.P., & Jones, J. W. (2017). Decision Support System for Agrotechnology Transfer (DSSAT) Version 4.7 (<https://DSSAT.net>). DSSAT Foundation, Gainesville, Florida, USA.
- Keating, B. A., Carberry, P. S., Hammer, G. L., Probert, M. E., Robertson, M. J., et al. (2003). An overview of APSIM, a model designed for farming systems simulation. *European*

- Journal of Agronomy 18(3), 267-288.
- Marioano, A., Martre, P., Asseng, S., Ewert, F., Muller, C., et al. (2016). Crop model improvement reduces the uncertainty of the response to temperature of multi-model ensembles. *Field Crops Research*, 202, 5-20. doi:10.1016/j.fcr.2016.05.001.
- Martre, P., Wallach, D., Asseng, S., Ewert, F., Jones, J. W., et al. (2015). Multimodel ensembles of wheat growth: many models are better than one. *Global Change Biology*, 21, 911-925. doi:10.1111/gcb.12768.
- McKee, T. B., N. J. Doesken, and J. Kleist, 1993: The relationship of drought frequency and duration of time scales. Eighth Conference on Applied Climatology, American Meteorological Society, Jan17-23, 1993, Anaheim CA, pp.179-186. (부록 참조)
- Murphy, J. M., Sexton, D. M., Barnett, D. N., Jones, G. S., Webb, M. J., et al. (2004). Quantification of modelling uncertainties in a large ensemble of climate change simulations. *Nature*, 430, 768-772. doi:10.1038/nature02771.
- Rhee, J. & Im, J. (2017). Meteorological drought forecasting for ungauged areas based on machine learning: Using long-range climate forecast and remote sensing data. *Agricultural Forestry and Meteorology*, 237, 105-122.
- Rhee, J., & Yang, H. (2018). Drought Prediction for Areas with Sparse Monitoring Network: A Case Study for Fiji. *Water*, 10(6), 788.
- Schmidli, J., Frei, C., & Vidale, P. L. (2006). Downscaling from GCM precipitation: A benchmark for dynamical and statistical downscaling methods. *International Journal of Climatology*, 26, 679-689.
- Semenov, M. A., & Stratonovitch, P. (2010). Use of multi-model ensembles from global climate models for assessment of climate change impacts. *Climate Research*, 41, 1-12.
- Tsuji, G. Y., Hoogenboom, G., & Thornton, P. K. (1998). *Understanding Options for Agricultural Production*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Netherlands, pp399.
- Vitart, F., Ardilouze, C., Bonet, A., Brookshaw, A., Chen, M., Codorean, C., Déqué, M., Ferranti, L., Fucile, E., Fuentes, M., & Hendon, H. (2017). The Subseasonal to Seasonal (S2S) Prediction Project Database. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(1), 163-173.

- 국립환경과학원, 2012. 기초지자체 적응 세부시행계획 수립 시범사업 지원을 위한 기후변화 취약성 연구. 연구보고서. 106pp.
- 농림축산식품부, 2014. 농업이상기후지수 개발. 부경대학교. 연구보고서. 159pp.
- 서울대학교 산학협력단, 2011. 기후변화 취약성 평가 표준화 방법으로 개발. 287pp.
- 정유란, 명복순, 오지현, 이진영, 조재필, 박경원, 2017. 다중범위 기후정보를 활용한 태국의 농업-수자원 리스크 평가 (I). APEC 기후센터, 연구보고서.
- 조재필, 2016. 장기 수질예측 자료의 갈수기 수질관리 의사결정 활용 방안. APEC 기후센터, 연구보고서.

부록

표준강수지수(McKee et al., 1993)는 누적 강수량을 정규화하여 구할 수 있다. 강수량만을 사용하므로 산정 지역에 대한 제약이 적은 편이며 정규화된 지수로 결과가 나오므로 시공간적인 비교가 용이하다. 또한 사용자가 강수량 누적의 시간 스케일을 정하므로 여러 가뭄 유형에 따라 사용할 수 있다. 일반적으로 12개월 미만 강수량 누적량은 정규분포를 따르지 않으므로 매개변수가 2개인 Gamma 확률분포함수나 매개변수 3개의 Pearson Type III 확률분포함수 등 적절한 확률분포함수를 이용한다. 본 연구에서는 Gamma 확률분포함수를 이용하였다.

$$f(x) = \frac{\beta^{\alpha} x^{\alpha-1} e^{-\beta x}}{\Gamma(\alpha)}$$

여기서 x 는 Gamma 분포를 따르는 확률 변수(>0), $f(x)$ 는 Gamma 확률분포함수이며 $\Gamma(\alpha)$ 는 완전감마함수이다. α , β 는 이 확률분포함수의 매개변수로 α 는 형태 매개변수(>0), β 는 규모 매개변수의 역이 된다(>0).

월별 분석의 경우 기간에 따른 누적 강수량의 시계열을 구한 다음, 월별로 L-모멘트 또는 최대우도법(maximum likelihood) 등을 이용하여 매개변수 값을 얻는다. 이에 따라 각 누적 강수량의 누적 확률(cumulative probability)을 얻을 수 있으며, 정규분포함수의 역함수를 사용하여 SPI 값을 산정한다.

$$F(x) = \frac{\gamma(\alpha, \beta x)}{\Gamma(\alpha)}$$

F 는 Gamma 누적분포함수이며, $\gamma(\alpha, \beta x)$ 는 불완전 감마 함수이다. 산정된 표준강수 지수의 평균은 0, 표준편차는 1이 되는데, McKee et al.(1993)의 체계에 따라 가뭄의 심도를 분류할 수 있다(Table A-1).

Table A-1. Drought categories based on SPI (McKee et al., 1993).

Classification	Index Value
Extremely wet(EW)	≥ 2.00
Very wet(VW)	1.50 to 1.99
Moderately wet(MW)	1.00 to 1.49
Near Normal(NN)	0.99 to -0.99
Moderate drought(MD)	-1.00 to -1.49
Severe drought(SD)	-1.50 to -1.99
Extreme drought(ED)	≤ -2.00

【연구자】

정유란 선임연구원

윤선권 선임연구원

이진영 선임연구원

조재필 선임연구원

오지현 선임연구원

연구보고서 2018-25

다중범위 기후정보를 활용한 태국의 농업 및 수자원 리스크 평가 II

I S B N 979-11-5698-257-9

발 행 2019년 3월

발 행 인 권 원 태

발 행 처 APEC기후센터
부산시 해운대구 센텀7로 12

제작·인쇄 경성문화사

이 보고서는 APEC기후센터 홈페이지(<http://www.apcc21.org/>)에서 이용하실 수 있습니다.
또한 보고서에 실린 내용은 출처를 명시하면 자유롭게 인용할 수 있습니다. 단, 무단 전재 및
복제를 금합니다.