한국농림기상학회지, 제24권 제3호(2022) (pISSN 1229-5671, eISSN 2288-1859)
Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology, Vol. 24, No. 3, (2022), pp. 155~163
DOI: 10.5532/KJAFM.2022.24.3.155
ⓒ Author(s) 2022. CC Attribution 3.0 License.

농업적 활용성 제고를 위한 분위사상법 기반의 앙상블 장기기후예측자료 보정방법 개선연구

조세라[1], 이준리[2*], 심교문[1], 안중배[3], 허지나[1], 김용석[1], 최원준[1], 강민구[1]
[1]국립농업과학원 기후변화평가과, [2]울산과학기술원 도시환경공학부,
[3]부산대학교 지구환경시스템학부
(2021년 11월 30일 접수; 2022년 6월 22일 수정; 2022년 8월 17일 수락)

The Advanced Bias Correction Method based on Quantile Mapping for Long-Range Ensemble Climate Prediction for Improved Applicability in the Agriculture Field

Sera Jo[1], Joonlee Lee[2*], Kyo Moon Shim[1], Joong-Bae Ahn[3], Jina Hur[1],Yong Seok Kim[1], Won Jun Choi[1], Mingu Kang[1]
[1]*Climate Change Assessment Division, National Institute of Agricultural Sciences,*
[2]*School of Urban and Environmental Engineering, Ulsan National Institute of Science and Technology,*
[3]*Division of Earth Environmental System, Pusan National University*
(Received November 30, 2021; Revised June 22, 2022; Accepted August 17, 2022)

ABSTRACT

The optimization of long-range ensemble climate prediction for rice phenology model with advanced bias correction method is conducted. The daily long-range forecast(6-month) of mean/ minimum/maximum temperature and observation of January to October during 1991-2021 is collected for rice phenology prediction. In this study, the concept of "buffer period" is newly introduced to reduce the problem after bias correction by quantile mapping with constructing the transfer function by month, which evokes the discontinuity at the borders of each month. The four experiments with different lengths of buffer periods(5, 10, 15, 20 days) are implemented, and the best combinations of buffer periods are selected per month and variable. As a result, it is found that root mean square error(RMSE) of temperatures decreases in the range of 4.51 to 15.37%. Furthermore, this improvement of climatic variables quality is linked to the performance of the rice phenology model, thereby reducing RMSE in every rice phenology step at more than 75~100% of Automated Synoptic Observing System stations. Our results indicate the possibility and added values of interdisciplinary study between atmospheric and agriculture sciences.

***Key words*: Long-range forecast, Interdisciplinary study, Quantile mapping, Bias correction, Rice phenology**

* Corresponding Author : Joonlee Lee
(leejl@unist.ac.kr)

I. 배 경

대기과학 분야에서 장기예측은 역학(dynamical) 또는 통계(statistical)모형 기반 3~6개월의 기상전망자료를 생산하는 것으로, 기온, 강수, 풍향, 풍속 등 주요 기상변수뿐만 아니라 폭염, 기상학적 가뭄 등의 이상현상의 장기적 전망에 활발히 활용되고 있다(Jo *et al*., 2017; Min *et al*., 2017; Heo *et al*., 2019; Kim *et al*., 2019; Song *et al*., 2021). 하지만 초기조건의 불확실성, 모형의 불완벽성, 자연의 혼돈적 성질 등 다양한 요소로 인하여 장기예측 결과에는 모형이 지닌 편차 및 불확실성이 존재한다(Ahn and Lee, 2016; Lee and Ahn, 2019). 따라서, 세계 현업기관 및 연구자들은 자료동화, 앙상블 기법, 통계적 보정 등과 같은 방법들을 통하여 모형이 지닌 불확실성을 줄이고, 예측성능을 향상시키고자 노력하고 있다(e.g., Stocker *et al*., 2014).

한편, 작물의 생육기간 동안의 기온, 강수량, 일조시간 등과 같은 기상변수는 농산물의 생산량 및 품질에 직접적인 영향을 미치므로(Menza and Silva, 2009; Shim *et al*., 2013), 농산물의 작황, 생물계절, 병해충 등 다양한 농업모형의 핵심 입력변수는 기상조건이다. 그러므로 이러한 계절전망 자료를 농업분야에서 활용하고 학제간 연구를 통해 상호 분야에 대한 이해를 높이면 더욱 부가가치를 창출할 수 있을 것으로 기대된다. 예를 들어, 작물의 생육단계 및 각 단계 동안 노출될 수 있는 기상환경에 대해 전망하는 일은 각 생육계절마다 발생 가능한 기상위험에 미리 대비하고 한 해의 작황을 예상해 보는 등 사회・경제적으로 큰 파급효과를 가진다. 한국의 주요 식량작물인 벼는 주식으로 사용되는 작물이자 농가소득의 가장 큰 부분을 차지하며 재배면적도 넓은 대표적인 작물이다.

그러므로 본 연구에서는 벼의 생물계절 모의를 위해 집중적으로 필요한 기상자료인 1~10월의 일 평균/최저/최고 기온의 앙상블 장기(6개월) 전망자료를 생산하고 해당자료의 질을 높이기 위해 분위사상법 기반의 보정방법의 개선을 수행하였다. 또한, 장기 기상예측 자료의 보정방법 고도화가 기상자료 자체의 예측성능뿐만 아니라 벼 생물계절 예측 모형의 예측성능에 얼마나 영향을 줄 수 있는지 분석하고 학제간 연구의 필요성을 확인하고자 한다.

II. 재료 및 방법

2.1. 벼 생물계절 예측을 위한 앙상블 장기기후 예측자료

선행연구를 통해 전구모형-지역기후모형 체인을 통해 역학적 규모축소된 기상전망 자료는 미래예측이 가능하지만 낮은 공간해상도를 가지는 전구모형의 한계를 극복하고 특히 지형이 복잡한 남한 지역에 대해 지형적 특성을 상세하게 반영하며, 전구모형에서 모의할 수 없는 상세 기후의 역학적 모의를 통해 지역기후의 모의에 부가가치를 만드는 것으로 알려져 있다(Kim *et al*., 2019; Im *et al*., 2021). 이에 본 연구에서는 부산대학교에서 생산하는 PNU CGCM (Pusan National University Coupled General Circulation Model) 전지구 기후예측 시스템에서 생산된 장기기후예측자료를 남한지역에서 농업적 활용성을 높이기 위해 WRF (Weather Research and Forecasting) 지역기후모형을 이용하여 5km해상도로 역학적 규모축소한 6개월 전망자료(Hur *et al*., 2021)를 분위사상법을 기반으로 한 새로운 보정방법을 이용해 보정하고 벼 생물계절 예측의 입력자료로 사용하였다. PNU CGCM은 APCC (Asia-Pacific Economic Cooperation Climate Center) 다중모형앙상블 장기예측(6개월)에 참여하는 모형으로 전지구에 대해 매 월 장기기상 전망 자료를 생산하고 있다(Ahn and Lee, 2015; Ahn *et al*., 2018a; 2018b). PNU CGCM-WRF체인은 매월 PNU CGCM에서 생산된 최신의 장기 전망자료를 WRF모형의 측면경계조건으로 이용하여 적분시작 월로부터 6개월까지의 상세농업기후전망자료를 생산한다. 본 연구에서는 벼의 생육단계 추정을 위해 필요한 1~10월의 기온예측 자료를 확보할 수 있는 가장 빠른 적분인 3월 적분(5~10월 기상전망)의 생산시점인 4월 이전의 기온은 경과기상 관측자료를, 4~10월까지는 해당 기간을 커버하는 1월출발, 2월출발, 3월출발 적분 자료를 앙상블하여 활용하는 Fig. 1과 같이 상세농업기상 전망 및 벼 생육단계 추정 시스템을 구축하였다. 관측과의 연계를 위하여 관측 지점과 가장 가까운 격자의 기상값을 가져오는 방식을 이용해 기상청 ASOS (Automated Synoptic Observing System) 관측 61개 지점에 대해 내삽된 자료를 사용하였으며, 각 월별로 누적확률밀도함수를 구하기 위해 관측과 앙상블 상세기후전망 자료 모두 1991-2021년 31년치의 일별 기온 3종(최고, 최저, 평균)의 자료를 수집 및 생산하여 보

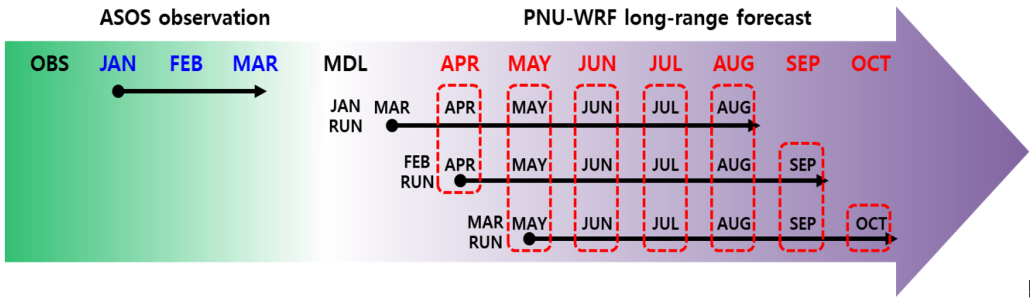

Fig. 1. The long-range ensemble forecast system of PNU CGCM-WRF chain for predicting rice phenology outlook.

정을 위한 입력자료로 활용하였다.

2.2. 분위사상법을 활용한 기후모형 자료 보정방법 고도화

모형의 장기전망자료가 경과기상에 활용된 관측자료와 자연스럽게 이어져 사용되기 위해서는 모형의 계통적 오차가 보정되어야만 한다. 또한, 실측값을 기반으로 경험적 모수 선정 방식을 사용하는 생물계절 예측의 경우 모형의 오차값은 비현실적인 모의 결과를 유도할 수 있다. 그러므로 본 연구에서는 기상 및 수문분야에서 많이 활용되며 효과가 좋은 것으로 알려진 분위사상법을 이용해 기후모형자료를 보정하였다. 또한, 아래에서 설명할 방법과 같이 분위사상법의 전달함수(transfer function) 구축과정을 고도화하여 기존의 방법보다 기상자료의 에러를 효과적으로 보정하는지 여부와 이를 벼 생물계절 예측모형의 입력자료로 활용하였을 때 벼 생물계절 예측모형의 예측성에 미치는 영향을 살펴보았다.

일반적으로 기상변수는 각 계절이나 월마다 가지는 값의 범위 및 특성이 다르므로, 관측과 모형의 누적확률분포 사이의 전달함수를 월별로 구성한다(e.g. Maitu and Hanzer, 2021; Fauzi and Atok, 2020; Passow and Donner, 2020; Jo *et al.*, 2019). 하지만 이렇게 구성된 보정시스템으로 생산된 일별 기온 자료를 분석하던 가운데 각 월의 경계에서 불연속이 생기는 단점이 발견되었다(Fig. 3b). 이에 본 연구에서는 전달함수를 구성할 때에 월별로 앞뒤로 5, 10, 15, 20일로 버퍼기간(buffer period)을 추가하는 실험을 수행하였다. 예를 들어 7월 기온의 보정을 위해 전달함수를 구성 할 때에 과거 30년 동안의 7월 1~31일의 일별 기온에 더하여 버퍼기간이 5일(20일) 인 경우 6월 26~30일(6월 11~30일), 8월 1~5일(8월 1~20일)의 일별 기온자료가 함께 전달함수의 구성에 활용된다. 이는 월의 경계에 해당하는 월 초 및 월 말의 기온과 관련이 높은 앞선 월과 후속 월의 기온을 버퍼기간만큼 전달함수에 고려할 수 있게 되기 때문에, 월별로 전달함수를 구축하는 기존의 방법에서 나타난 월의 경계에서 불연속이 생기는 단점을 보완할 수 있을 뿐 아니라, 기후변화에 따라 계절의 경계가 변동하고 그로 인해 월 마다 발생할 수 있는 기상값의 범위가 넓어지는 것을 효과적으로 반영할 수 있다. 이와 같이 정량적으로 버퍼기간을 추가하는 방법은 본 연구에서 새롭게 제안하는 방법으로, 최적의 버퍼기간을 선정하기 위해 5, 10, 15, 20일의 버퍼기간을 적용하여 각 월마다 4번의 실험을 수행

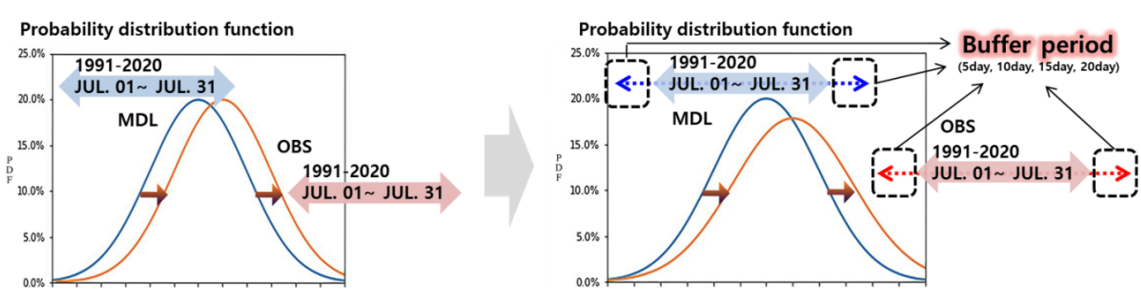

Fig. 2. Schematic diagram of the correction system based on quantile mapping with buffer period.

한 후 오차제곱근(Root Mean Square Error, RMSE)을 기준으로 월마다 각자 가장 높은 보정효과를 나타낸 버퍼기간을 골라 최적의 조합을 구성하고 그 예측성능을 평가해 보았다. 벼의 생물계절 예측에는 1~3월은 경과기상 자료를 활용하고, PNU CGCM-WRF모형 체인에 의해 생산된 4~10월의 앙상블 장기전망 자료를 활용하였다. 그러므로 버퍼기간별 예측성능의 평가는 예측에 활용된 4~10월의 앙상블 장기전망 자료에 적용하였다.

2.3. 벼의 생물계절 예측

벼의 생물계절 예측 모형은 유효적산온도 모형(Growing Degree Day, GDD)을 사용하였으며(Eq. 1), 총 6단계의 벼의 생육단계를 국립농업과학원 조기경보 시스템(Yun *et al*., 2013; Yun, 2014; Shim *et al*., 2017)에서 중·만생종 벼에 사용되고 있는 기준을 적용하였다(Table 1; RDA, 2018; Jo *et al*., 2020).

$$GDD = \sum_{i=1}^{n} T_{diff} \quad \begin{cases} T_{diff} = T_i - T_{base} \text{ for } T_i \geq T_{base} \\ T_{diff} = 0 \text{ for } T_i < T_{base} \end{cases} \quad \text{... (Eq. 1)}$$

i = Julian Day, n = total number of days (Jan. 1- Oct. 31), $T_i = \frac{T_{max\,i} + T_{min\,i}}{2}$,

T_{base} = basement temperature (10°C)

III. 결 과

보정 실험을 수행하기 전, 각 월별로 서로 다른 앙상블 멤버로 구성된 자료이기 때문에 월별로 불연속이 발생하는 것인지 살펴보기 위해 Fig. 3a에서는 보정전의 모형과 관측의 일별 기후값(1991~2020년 평균)을 나타내었다. 그 결과 모형은 기온 3종을, 특히 최고기온을 관측에 비해 작게 모의하는 계통적 오차를 가지고 있음을 확인할 수 있으며, 각 월별로 나타나는 불연속은 보정 전에는 보이지 않는 것을 확인할 수 있다. 한편, 월별로 분위사상법을 적용한 후에는 Fig. 3b와 같이 월의 경계에서 불연속이 나타나는 것을 확인할 수 있으며 4~6월의 최고기온에서 특히 뚜렷한 것으로 확인되었다. 이러한 문제는 버퍼기간을 고려함으로써 효과적으로 해결되는 것을 확인하였다(Fig 3c). 보정 결과를 좀 더 자세히 살펴보기 위해 Fig. 4에서는 다양한 버퍼기간을 고려하여 성능의 변화를 살펴보았다. 위의 2.2절에 설명한 바와 같이 각 월의 앞뒤로 5, 10, 15, 20일의 버퍼기간을 추가로 하여, 월마다 보정실험을 수행하였

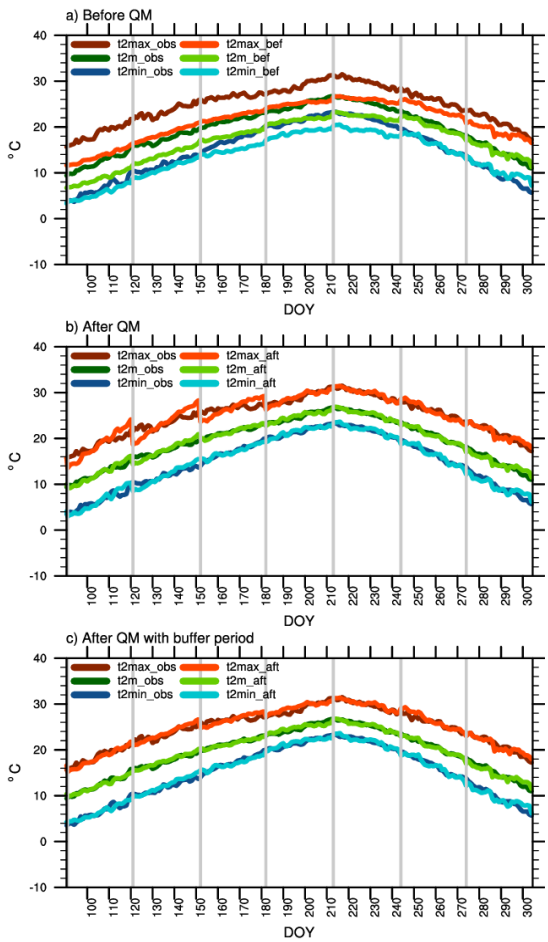

Fig. 3. The climatology(averaged during 1991-2020, 30 years) of daily mean/ maximum/minimum temperatures of a) observation and model prediction before bias correction, b) after bias correction without buffer period and c) after bias correction with buffer period.

Table 1. Rice phenology stages and heat requirement for GDD model

	Seeding (stage 1)	Transplanting (stage 2)	Tillering (stage 3)	Elongation (stage 4)	Heading (stage 5)	Harvest (stage 6)
GDD	≥110°C	≥300°C	≥860°C	≥1160°C	≥1640°C	≥2180°C

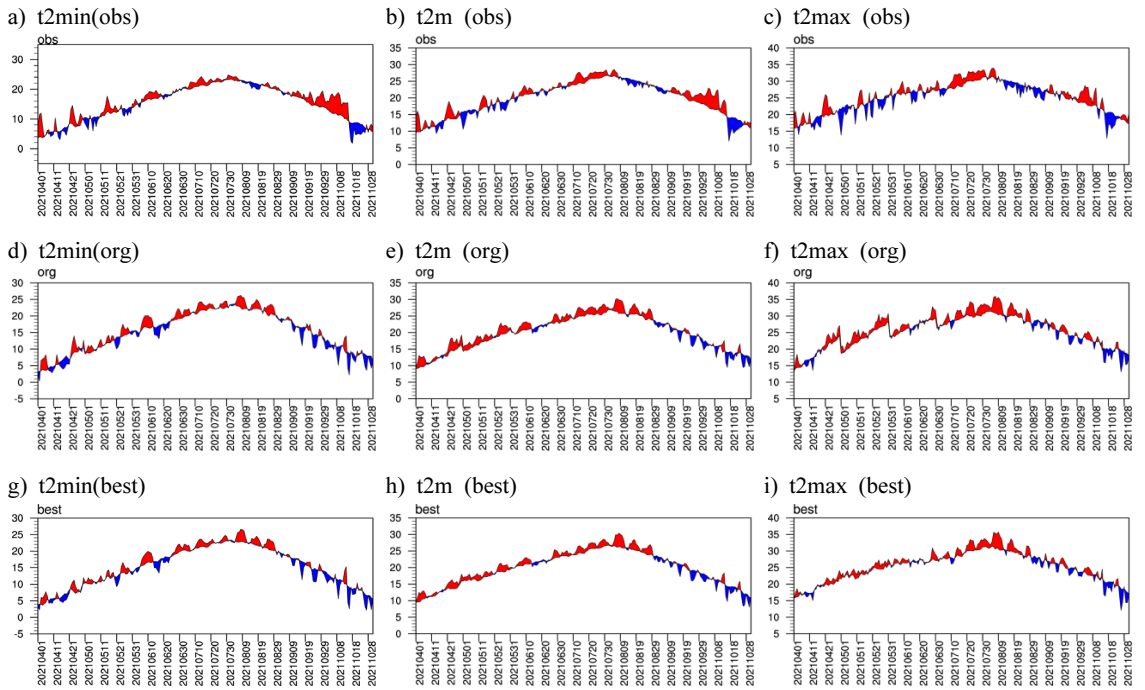

Fig. 4. The time-series of minimum(a, d, g), mean(b, e, h) and maximum(c, f, i) temperatures of observations(a, b, c), org experiments (d, e, f), and best experiments(g, h, i) during April to October in 2021.

고, 그 가운데 버퍼기간이 없는 실험(ORG)의 RMSE와 비교하여 RMSE의 개선이 크게 나타난 버퍼기간을 각 월의 최적 버퍼기간으로 선정하였다. 이 때, 각 실험의 RMSE는 1991~2020년 30년 기간에 대하여 각 년도별로 해당 월의 관측과 실험 사이의 RMSE를 구하고 이를 30년 평균하여 구하였다(Table 2). 그 결과 기온 3종 모두 대부분의 월에서 20일을 버퍼기간으로 선정하였을 때 4.51~15.37%까지 RMSE가 감소하는 것을 확인하였으며, 8~10월은 변수 및 월 별로 최적 버퍼기간이 다른 것을 확인하였다. 이렇게 선정된 최적의 버퍼기간을 적용하여 생산된 모형의 4~10월 전체 기간의 일별 기후값을 관측과 비교한 결과 시간상관계수는 증가하고, RMSE는 최고기온의 경우 8.09%, 평균기온은 4.83%, 최저기온은 4.89% 감소하였다. 또한, 여기에 모형의 계통적 오차를 보정하기 위해 모형의 기후값을 제외한 변동값을 관측의 기후값에 더하는 평균편차(mean bias)

Table 2. The RMSE differences(%) between org (no buffer period) and the selected best experiments for each month and variable. If the "org" is selected as the best experiment, RMSE difference marked with dash(-)

		APR	MAY	JUN	JUL	AUG	SEP	OCT
t2max	Best Exp.	20dy	20dy	20dy	20dy	20dy	10dy	org
	RMSE diff. (%)	-10.06	-14.50	-15.37	-7.98	-5.96	-1.70	-
t2m	Best Exp.	20dy	20dy	20dy	20dy	5dy	org	org
	RMSE diff. (%)	-8.93	-8.65	-8.43	-7.94	-1.45	-	-
t2min	Best Exp.	20dy	20dy	20dy	20dy	org	org	org
	RMSE diff. (%)	-13.00	-9.19	-4.51	-7.03	-	-	-

Table 3. The summary of the QM buffer period experiments performance in terms of temporal correlation coefficient (CORR) and Root Mean Square Error(RMSE) from April to October during 1991-2020

Variable		t2max		t2m		t2min	
Score		CORR	RMSE	CORR	RMSE	CORR	RMSE
QM ORG (0 day)		0.75	2.73	0.88	2.04	0.88	2.46
Score		CORR	RMSE diff. (%)	CORR	RMSE diff. (%)	CORR	RMSE diff. (%)
QM buffer	5day	0.77	-2.83	0.88	-0.71	0.88	-0.50
	10day	0.78	-3.66	0.88	0.13	0.88	-0.13
	15day	0.78	-3.17	0.88	1.97	0.87	0.83
	20day	0.77	-0.78	0.87	5.84	0.87	3.42
	best	0.79	-8.09	0.89	-3.37	0.88	-4.89
	best+meanbias	0.79	-10.48	0.89	-5.53	0.89	-7.29

보정을 적용한 최종 보정결과는 최고기온은 10.48%, 평균기온은 5.53%, 최저기온은 7.29% 오차가 감소하였다(Table 3). 기후값뿐만 아니라 2021년의 기온 3종 시계열을 살펴보았을 때(Fig. 4), 특히 최고기온의 경우(Fig. 4c, 4f, 4i) 관측과 비교하여 월 경계에서의 변동폭이 평균 3.67℃(가장 큰 경우 5~6월의 경계에서 7.51℃) 크게 나타났던 기존의 보정방법에 비해(Fig. 4f), 버퍼기간의 적용 후 평균 0.93℃, 약 25% 감소하였고, 그 차이가 5℃ 이상이였던 5~6월, 6~7월, 8~9월의 경우 평균 4.39℃에서 3.80℃로 13.5%만큼 불연속이 개선된 것을 확인하였다. 최고기온뿐만 아니라, 평균기온의 경우 3.6%, 최저기온의 경우 29.2%만큼 월 경계에서의 불연속이 해소되었다.

그렇다면 이렇게 개선된 모형보정 결과가 벼의 생물계절 모형에 활용되면 얼마만큼의 개선효과를 가지는지 살펴보기 위해 Fig. 5에서는 기상관측 자료로 전망한 벼의 생물계절 모형 모의 결과와 ORG 및 BEST 보정 결과의 RMSE 차이를 분석해 보았다. 그 결과 한반도 평균 모든 성장기간에서 7.82~10.60% RMSE가 감소하여 앞서 기후자료 자체의 RMSE보다 더 많은 오차(error)의 감소가 나타난 것을 확인하였다. 61개 지점 각각의 RMSE 차이를 살펴보면(Fig. 5g), 생육단계에 따라 전체 61개 지점 중 75~100%의 지점이 모두 보정전보다 RMSE가 감소하였으며, 특히 분얼기(Stage 3)의 시작일의 경우 30% 이상 RMSE가 감소한 지점이 나타나 기상자료의 개선이 벼의 생물계절 예측 결과에 더 큰 영향을 미치는 것을 확인하였다.

IV. 결 론

농업 분야에서 기온, 강수, 일조시간 등의 기상학적 조건은 농산물의 생산량 및 품질에 직접적인 영향을 미치는 핵심 요인이다. 그럼에도 불구하고 농업모형을 이용한 농산물의 작황, 생물계절, 병해충 등의 장기전망 분야에서 대기과학 분야에서 고도화된 장기전망 자료의 활용은 활발히 진행되고 있지 않다. 본 연구에서는 벼생물계절 예측 모형을 예시로 하여 해당 모형의 구동에 필요한 맞춤형 앙상블 상세기후예측자료를 구축하고 해당 자료의 보정방법을 고도화 하였을 때 농업적 활용 분야에서 가지는 부가가치를 확인해보고자 하였다. 기상 전망자료의 고도화를 위해 기존의 월별 전달함수를 활용하는 분위사상법에서 버퍼기간을 고려하는 방법으로 개선하였다. 그 결과 기상학적 변수의 개선은 벼의 생육단계 시작일 예측의 RMSE를 한반도 평균 7.82~10.60% 감소시켰으며, 지점별로 살펴보았을 때에도 생육단계에 따라 61개 ASOS지점 가운데 75~100%의 지점에서 RMSE가 감소하는 결과를 확인하였다. 현재의 실험은 벼의 생물계절 예측 모형에 접목해 보았지만 해당 1~10월 기간의 자료는 벼의 작황예측, 감자, 고구마, 옥수수 등의 식량작물의 생육에 적용해볼 수 있는 공통적인 기간이므로 타 작물로의 확대 적용도 가능할 것으로 생각된다. 또한, 추후 일조시간, 습도, 풍속과 같은 예측변수들의 보정자료가 구축되면 농산물 작황전망, 병해충 예찰 등 다양한 분야의 학제간 연구에 적용하여 더 많은 부가가치 창출이 가능할 것으로 기대된다.

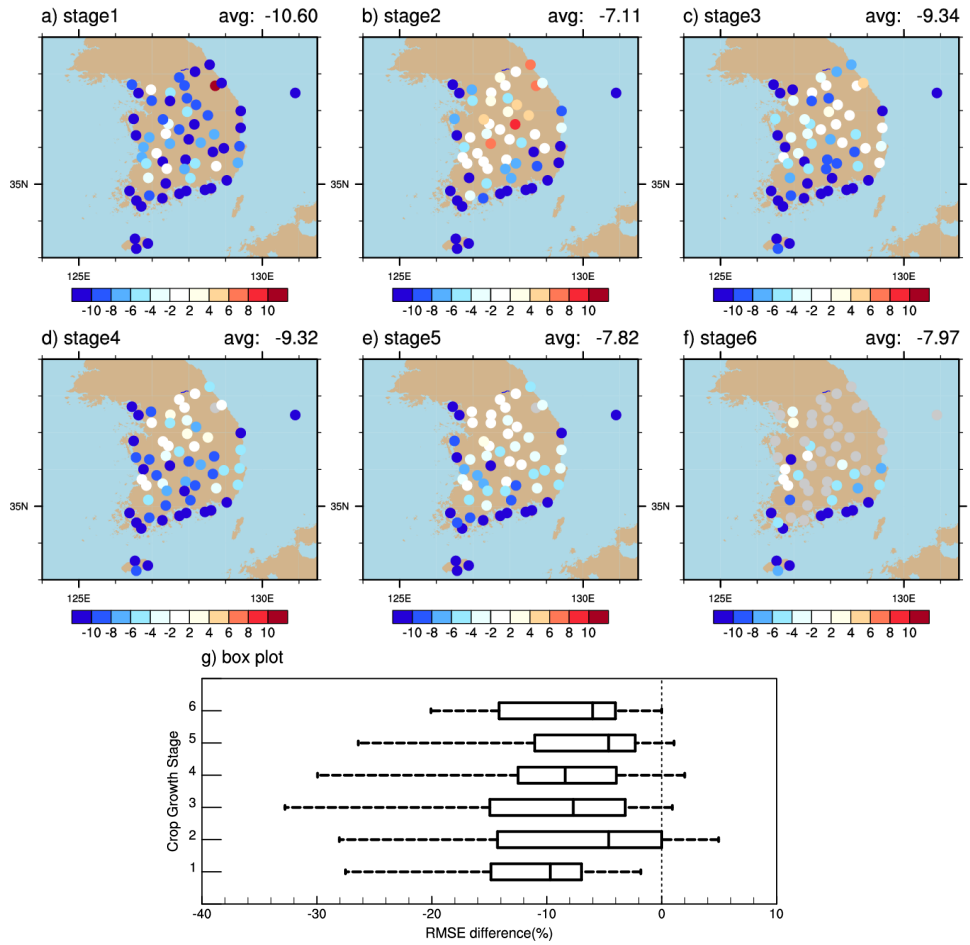

Fig. 5. The RMSE difference map for starting date of rice with each phenology stage (a~f) and corresponding box plot (g). The whisker in boxplot indicates 5th and 95th percentile values of 61 ASOS stations. The box ranges from 25th to 75th percentile, and the bar inside the box shows the position of the median value.

적 요

본 연구에서는 벼의 생물계절 예측 모형을 예시로 하여 해당 모형의 구동에 필요한 맞춤형 앙상블 상세기후예측자료를 구축하고 해당 자료의 보정방법을 고도화 하였을 때 농업적 활용 분야에서 가지는 부가가치를 확인해 보았다. 이를 위해, 벼의 생물계절 모의를 위해 집중적으로 필요한 기상자료인 1~10월의 일 평균/최저/최고 기온의 앙상블 장기(6개월) 전망자료를 생산하고 해당자료의 질을 높이기 위해 분위사상법 기반의 보정방법의 개선을 수행하였다. 그 결과 최저/최고/평균 기온 모두 대부분의 월에서 20일을 버퍼기간으로 선정하였을 때 4.51~15.37%까지 RMSE가 감소하는 것을 확인하였으며, 8~10월은 변수 및 월 별로 최적 버퍼기간이 다른 것을 확인하였다. 또한, 이러한 기상학적 변수의 개선은 벼의 생육단계별 시작일 예측이 모든 단계에서 7.82~10.60% 감소하였으며, 61개 ASOS 지점 가운데서도 생육단계에 따라 75~100%의 지점에서 RMSE가 감소하는 결과를 확인하였다. 본 연구 결과는 벼의 생물계절뿐만 아니라 감자, 고구마, 옥수수 등 타 작물로의 적용도 가능할 것으로 생각된다. 나아가, 일조시간, 습도, 풍속과 같은 예측변수들의 보정자료가 구축되면 농산물 작황전망, 병해충 예찰 등 다양한 분야의 학제간 연구에 적용하여 더 많은 부가가치 창출이 가능할 것으로 기대된다.

감사의 글

이 연구는 농촌진흥청 국립농업과학원 농업과학기술 연구개발사업(과제번호: PJ01487901)의 지원으로 수행되었습니다.

REFERENCES

Ahn, J. B., and J. L. Lee, 2015: Comparative study on the seasonal predictability dependency of boreal winter 2 m temperature and sea surface temperature on CGCM initial conditions. *Atmosphere* **25**, 353-366. (in Korean with English abstract)

Ahn, J. B., and J. L. Lee, 2016: A new multimodel ensemble method using nonlinear genetic algorithm: An application to boreal winter surface air temperature and precipitation prediction. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* **121**(16), 9263-9277.

Ahn, J. B., K. M. Shim, M. P. Jung, H. G. Jeong, Y. H. Kim, and E. S. Kim, 2018a: Predictability of temperature over South Korea in PNU CGCM and WRF hindcast. *Atmosphere* **28**, 479-490. (in Korean with English abstract)

Ahn, J. B., J. Lee, and S. Jo, 2018b: Evaluation of PNU CGCM ensemble forecast system for boreal winter temperature over South Korea. *Atmosphere* **28**, 509-520. (in Korean with English abstract)

Fauzi, F., H. Kuswanto, and R. M. Atok, 2020: Bias correction and statistical downscaling of earth system models using quantile delta mapping (QDM) and bias correction constructed analogues with quantile mapping reordering (BCCAQ). *In Journal of Physics: Conference Series* **1538**(1), 012050, IOP Publishing.

Heo, S. I., Y. K. Hyun, Y. Ryu, H. S. Kang, Y. J. Lim, and Y. Kim, 2019: An assessment of applicability of heat waves using extreme forecast index in KMA climate prediction system (GloSea5). *Atmosphere* **29**(3), 257-267. (in Korean with English abstract)

Hur, J. N., Y.-S. Kim, S. Jo, K. M. Shim, J.- B. Ahn, M.-J. Choi, Y.-H. Kim M. Kang, and W. J. Choi, 2021: Estimation of Waxy Corn Harvest Date over South Korea using PNU CGCM-WRF Chain. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **23**(4), 405-414. (in Korean with English abstract)

Im, E. S., S. Ha, L. Qiu, J. Hur, S. Jo, and K. M. Shim, 2021: An evaluation of temperature-based agricultural indices over Korea from the high resolution WRF simulation. *Frontiers in Earth Science* **9**, 357.

Jo, S., and J. B. Ahn, 2017: Statistical forecast of early spring precipitation over South Korea using multiple linear regression. *Journal of Climate Research* **12**, 53-71. doi: 10.14383/cri.2017.12.1.53 (in Korean with English abstract)

Jo, S., J. B. Ahn, D. H. Cha, S. K. Min, M. S. Suh, Y. H. Byun, and J. U. Kim, 2019: The Köppen-Trewartha Climate-Type Changes Over the CORDEX-East Asia Phase 2 Domain Under 2 and 3°C Global Warming. *Geophysical Research Letters* **46**(23), 14030-14041.

Jo, S., K. M. Shim, J. Hur, Y. S. Kim, and J. B. Ahn, 2020: Future changes of agro-climate and heat extremes over S. Korea at 2 and 3 °C global warming levels with CORDEX-EA phase 2 projection. *Atmosphere* **11**(12), 1336.

Kim, Y. H., E. S. Kim, M. J. Choi, K. M. Shim, and J. B. Ahn, 2019: Evaluation of long-term seasonal predictability of heatwave over South Korea using PNU CGCM-WRF chain. *Atmosphere* **29**(5), 671-687. (in Korean with English abstract)

Lee, J. L., and J. B. Ahn, 2019: A new statistical correction strategy to improve long-term dynamical prediction. *International Journal of Climatology* **39**(4), 2173-2185.

Matiu, M., and F. Hanzer, 2021: Bias correction and downscaling of snow cover fraction projections from regional climate models using remote sensing for the European Alps. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 1-25.

Min, Y.-M., V. N. Kryjov, S. M. Oh, and H.-J. Lee, 2017: Skill of real-time operational forecasts with the APCC multi-model ensemble prediction system during the period 2008–2015. *Climate Dynamic* **49**, 4141–4156. https://doi.org/10.1007/s00382-017-3576-2

Passow, C., and R. V. Donner, 2020: Regression-based distribution mapping for bias correction of climate model outputs using linear quantile regression. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* **34**(1), 87-102.

RDA (Rural Development Administration), 2018: Implementation of an early warning service for weather risk management in climate-smart agriculture. Rural Development Administration, 58-75.

Shim, K. M., G. Kim, K. Roh, H. Jeong, and D. Lee 2008: Evaluation of agro-climatic indices under

climate change. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **10**, 113-120. (in Korean with English abstract)

Shim, K. M., Y. S. Kim, M.-P. Jung, I. T. Choi, H. Kim, and K. K. Kang, 2017: Implementation of agrometeorological early warning system for weather risk management in South Korea. *Journal of Climate Change Research* **8**(2), 171-175. (in Korean with English abstract)

Song, C. Y., S. H. Kim, and J. B. Ahn, 2021: Improvement in seasonal prediction of precipitation and drought over the United States based on regional climate model using empirical quantile mapping. *Atmosphere* **31**(5), 637-656. (in Korean with English abstract)

Stocker, T. F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. M. B. Tignor, S. K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex, and P. M. Midgley (Eds.), 2014: Climate change 2013: the physical science basis: Working Group I contribution to the Fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge university press.

Yun, J. I., S. O. Kim, J. H. Kim, and D. J. Kim, 2013: User-specific agrometeorological service to local farming community: A case study. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **15**, 320-331. (in Korean with English abstract)

Yun, J. I., 2014: Agrometeorological early warning system: A service infrastructure for climate-smart agriculture. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **16**(4), 403-417. (in Korean with English abstract)