

CERES-Rice 모형의 품종 모수 추정을 위한 국내 기상관측망 비교

현신우¹, 김태경¹, 김광수^{1,2*}

¹서울대학교 농림생물자원학부, ²서울대학교 농업생명과학연구원
(2021년 5월 31일 접수; 2021년 6월 25일 수정; 2021년 6월 28일 수락)

Comparison of the Weather Station Networks Used for the Estimation of the Cultivar Parameters of the CERES-Rice Model in Korea

Shinwoo Hyun¹, Tae Kyung Kim¹, Kwang Soo Kim^{1,2*}

¹Department of Agriculture, Forestry and Bioresources, Seoul National University

²Research Institute of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University

(Received May 31, 2021; Revised June 25, 2021; Accepted June 28, 2021)

ABSTRACT

Cultivar parameter calibration can be affected by the reliability of the input data to a crop growth model. In South Korea, two sets of weather stations, which are included in the automated synoptic observing system (ASOS) or the automatic weather system (AWS), are available for preparation of the weather input data. The objectives of this study were to estimate the cultivar parameter using those sets of weather data and to compare the uncertainty of these parameters. The cultivar parameters of CERES-Rice model for *Shindongjin* cultivar was calibrated using the weather data measured at the weather stations included in either ASOS or AWS. The observation data of crop growth and management at the experiment farms were retrieved from the report of new cultivar development and research published by Rural Development Administration. The weather stations were chosen to be the nearest neighbor to the experiment farms where crop data were collected. The Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) method was used to calibrate the cultivar parameters for 100 times, which resulted in the distribution of parameter values. On average, the errors of the heading date decreased by one day when the weather input data were obtained from the weather stations included in AWS compared with ASOS. In particular, reduction of the estimation error was observed even when the distance between the experiment farm and the ASOS stations was about 15 km. These results suggest that the use of the AWS stations would improve the reliability and applicability of the crop growth models for decision support as well as parameter calibration.

Key words: Parameter calibration, ASOS, AWS, GLUE, Cultivar parameter



* Corresponding Author : Kwang Soo Kim
(luxkwang@snu.ac.kr)

I. 서 론

재배 및 환경조건에 따른 작물의 생육을 모의하기 위해 작물모형들이 사용되어왔다(Kim *et al.*, 2019). Consultative Group for International Agricultural Research (CGIAR)에서는 포장 실험을 최소화하여 새로운 품종을 개발하기 위해 Decision Support Systems for Agrotechnology Transfer (DSSAT), Agricultural Production Systems sIMulator (APSIM) 및 ORYZA2000 등의 작물모형들을 활용하고 있다(Ramirez-villegas *et al.*, 2020). Kim *et al.* (2013)은 미래 기후변화 조건에서 파종일 변경에 따른 작물 생산성을 평가하기 위해 작물의 생육과정을 모의하는 과정기반 작물 모델을 사용하였다. 또한, Kim *et al.* (2018b)은 간작 조건에서 작물 생산성을 예측하기 위해 옥수수과 콩의 생육을 동시에 모의할 수 있는 작물 모형을 개발하였다.

작물모형을 사용하여 작물의 성장과 발육을 모의할 때, 생육 및 생산성 예측값에 불확도가 발생한다. 이러한 불확도는 작물 모형을 구성하고 있는 수식과 함께 시간과 장소에 따라 변화하는 기상 및 토양 조건을 나타내기 위한 입력자료에 영향을 받는다. 특히, 작물 모형에 사용되는 일별 기상자료와 층위별 토양자료 및 품종 특성자료들을 준비하기 위해, 작물이 재배되는 포장에서 측정된 값을 활용하여 예측 결과의 불확도를 낮출 수 있다. 반면, 시험 포장 외부에서 얻어진 자료를 입력자료로 사용할 경우, 자료의 품질이나 신뢰도에 따라 작물 모형을 사용하여 예측된 생육 및 수량값에 상당한 불확도가 발생할 수 있다(Kim *et al.*, 2018a).

작물의 생육 과정을 모의하는 작물모형은 환경조건에 따른 특정 품종의 반응을 나타내기 위해 품종모수가 사용된다. 품종모수 값들은 이전 연구 결과에서 얻어진 값이 사용되거나(Jha *et al.*, 2019), 특정 품종에 대한 모수를 추정하는 과정이 선행되기도 한다(Yuan *et al.*, 2017). 작물모형 예측값의 불확도를 줄이기 위해 개별 품종별로 품종모수를 추정하는 것이 유리하며(Hyun *et al.*, 2019), 이를 위해 다양한 방법들이 사용된다. 예를 들어, Acharya *et al.* (2017)은 Metropolis-Hastings 및 Gibbs sampler 방법을 조합하여 150개의 콩 계통에 대한 CROPGRO 모형의 모수를 추정하였다. Si *et al.* (2021)은 Generalized Uncertainty Likelihood Estimation (GLUE) 방법을 통해 CERES-

Wheat 모형의 모수를 추정하였다.

품종모수를 추정하는 과정은 임의로 선정된 모수들을 사용하여 모형을 구동하고, 모의 결과값과 생육 관측값을 비교하는 단계로 구성된다(Shoarinezhad *et al.*, 2020). 품종모수의 신뢰도를 높이기 위해, 고품질 관측자료를 사용하는 것이 유리하다. 특히, 품종모수 추정을 고려하여 다양한 재배조건에서 수행된 포장 실험으로부터 생육 관측자료들을 확보할 경우, 작물모형의 불확도를 최소화하여 품종모수를 추정할 수 있다. 또한, 생육자료가 수집되는 시험포장에 기상관측소를 설치하여 작물이 재배되는 기상조건을 나타낼 수 있는 기상입력자료가 생성되어야 한다.

품종모수 추정에 특화된 포장실험으로부터 생육관측자료를 얻기 위해 상당한 비용과 노력이 요구되기 때문에, 모수 추정에는 이전에 관측된 생육자료들이 주로 활용되고 있다(Kim *et al.*, 2018a). 예를 들어, 농촌진흥청에서 발간하는 신품종개발공동연구 보고서에 수록된 지역적응 시험 또는 작황 시험 자료들을 통해 다양한 품종들에 대한 생육 관측값을 수집할 수 있다(Hyun *et al.*, 2020). 그러나, 기존의 생육 관측자료들은 모수 추정을 위한 목적으로 생산된 것이 아니기 때문에, 해당 시험포장을 대상으로 기상관측소를 사전에 계획하고 설치하고 기상요소들을 관측하는 사례는 극히 일부에 불과하다. 따라서, 모수 추정 과정에서 시험포장보다는 인접한 지역에 위치한 기상관측소에서 측정된 기상자료가 사용된다(Kim *et al.*, 2020c).

기존에 수집된 생육 관측자료를 사용하여 품종 모수를 추정하기 위해 기상청에서 제공되는 기상관측자료가 사용되어 왔다(Hyun *et al.*, 2019; Kim *et al.*, 2018a). 종관기상자료의 경우, 자료를 자동으로 수집하여 작물모형에 사용할 수 있는 입력자료를 생성하기 위한 도구가 개발되어 있어, 기상입력자료를 준비하기에 용이하다는 장점이 있다(Lee *et al.*, 2015). 그러나, Hyun *et al.* (2017)은 기상자료의 품질에 따라 출수기 예측값의 오차가 증가하는 것으로 보고하였다. 종관기상 관측망은 비교적 적은 수의 기상관측소들로 구성되어 있기 때문에, 시험지와 기상관측소 사이의 거리와 지형의 영향으로 인해 이러한 자료들이 작물 재배 조건과 다른 기상상태를 나타낼 수 있다. 이로 인해, 모수 추정과정에서 생육 추정값의 불확도가 증가할 수 있다.

국내의 복잡한 지형조건에서도 신뢰도 높은 기상관측자료를 얻기 위해 방재기상 관측망이 운영되고 있다

(Lee and Oh, 2019). 방재기상 관측소에서는 지형에 영향을 많이 받는 기온과 강수량이 측정되고 있다. 또한, 방재기상 관측소는 종관기상 관측소에 비해 상당히 조밀한 밀도로 분포하기 때문에 작물 생육 관측자료가 수집된 시험포장과 인접한 곳에 위치할 가능성이 높다. 따라서, 작물모형의 품종 모수를 추정할 때 방재기상 관측망 자료를 사용할 경우, 시험포장의 기상조건을 대표하지 못하는 기상입력자료를 사용함에 따라 발생하게 되는 문제를 보완할 수 있다. 그러나, 방재기상 관측망에서는 작물모형의 필수 입력 요소인 일사량이 관측되지 않기 때문에, 해당 기상관측 자료만을 이용하여 작물모형의 기상입력자료를 준비하기 어렵다.

본 연구에서는 생육 관측 시험지와 인접한 방재기상 관측망 자료와 종관기상 관측망자료를 사용하여 출수기를 추정하기 위한 모수들을 추정하고, 이들의 신뢰도를 비교하고자 하였다. 특히, 일사량의 공간적 특이성은 온도와 강수에 비해 상대적으로 적기 때문에, 인접한 종관기상 관측소를 사용하더라도 오차의 발생을 줄일 수 있다. 예를 들어, Hyun *et al.* (2020)과 Kersebaum *et al.* (2015)는 일사량이 기온과 강수량에 비해 시험포장으로부터 상대적으로 멀리 떨어져 있는 기상관측소에서도 신뢰할 만한 자료를 얻을 수 있을 것으로 보고하였다. 또한, 시험포장과 가장 인접한 방재기상관측소에서 관측된 기온 및 강수량 관측자료를 활용할 경우 작물이 재배된 시험지에서의 기상조건을 대표할 수 있다. 따라서, 시험지 인근에 위치한 두 종류의 기상관측망을 통합하여 활용하였을 때, 모수 추정 결과의 불확도가 개선될 수 있다. 신뢰도 높은 품종 모수가 추정될 경우, 생육단계별로 취해지는 재배관리

에 대한 의사결정을 위해 작물모형으로 예측된 출수기가 활용될 수 있다.

II. 재료 및 방법

2.1. Study sites

국내에서 널리 재배되고 있는 신동진 품종에 대한 DSSAT 모형의 모수를 추정하였다. DSSAT은 벼, 콩, 감자 등 주요 식량작물들을 대상으로 하는 개별 작물 모형들이 모듈 형태로 통합되어 있는 시스템으로, 작물의 생육모의를 위해 작물의 특성, 토양, 기상, 재배 관리 및 이들 간 상호작용을 일별로 계산하는 모형이다(Kim *et al.*, 2015; Jones *et al.*, 2003). DSSAT 모형에는 품종의 생육 특성을 고려하여 출수기와 수량을 예측하기 위해 품종모수들이 사용된다(Kim *et al.*, 2019).

본 연구에서는 문헌으로부터 모수 추정 과정에서 사용되는 생육 관측자료와 재배관리 자료를 수집하였다. 모수 추정을 위해 생육 관측 자료와 재배 관리 자료가 각각 모의값과의 비교 및 모형 구동을 위해 사용되었다. 신품종 개발 공동연구보고서에 수록되어 있는 지역 장려품종 선발시험과 작황시험으로부터 이들 자료들을 수집하였다(Hyun *et al.*, 2020). 지역 장려품종 선발 시험은 국내 특정 지역을 대상으로 농가 보급에 적합한 품종들을 파악하기 위해 수행된다. 해당 시험에서는 이앙기 및 시비량과 같은 기본적인 재배 자료들과 함께, 출수기, 수량 및 병해충 등의 생육 관련 자료가 수집된다. 작황 시험은 기상조건에 따른 작물 생육 및 수량을 장기 모니터링하는 시험이다. 작황 시

Table 1. Different type of nearby weather stations for the experiment field

| Field | Iksan | | Jeongeup | | Jinan | |
|--------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| Transplanting date | 5/30 | | 5/30 | | 5/20 | |
| Planting density | 30 cm x 14 cm | | 30 cm x 15 cm | | 30 cm x 12 cm | |
| Nitrogen fertilizer rate | 9 kg/10a | | 9 kg/10a | | 10 kg/10a | |
| Type | ASOS | AWS | ASOS | AWS | ASOS | AWS |
| ID* | 146 | 702 | 245 | 761 | 244 | 703 |
| Name | Jeonju | Iksan | Jeongeup | Taein | Imsil | Jinan |
| Location | 35°50' N 127°07' E | 35°56' N 126°59' E | 35°33' N 126°50' E | 35°39' N 126°56' E | 35°36' N 127°17' E | 35°45' N 127°26' E |
| Distance | 15.7 km | 0.5 km | 12.4 km | 7.7 km | 15.5 km | 7.2 km |

* ID indicates a number of the weather station used in Korean Meteorological Administration (KMA)

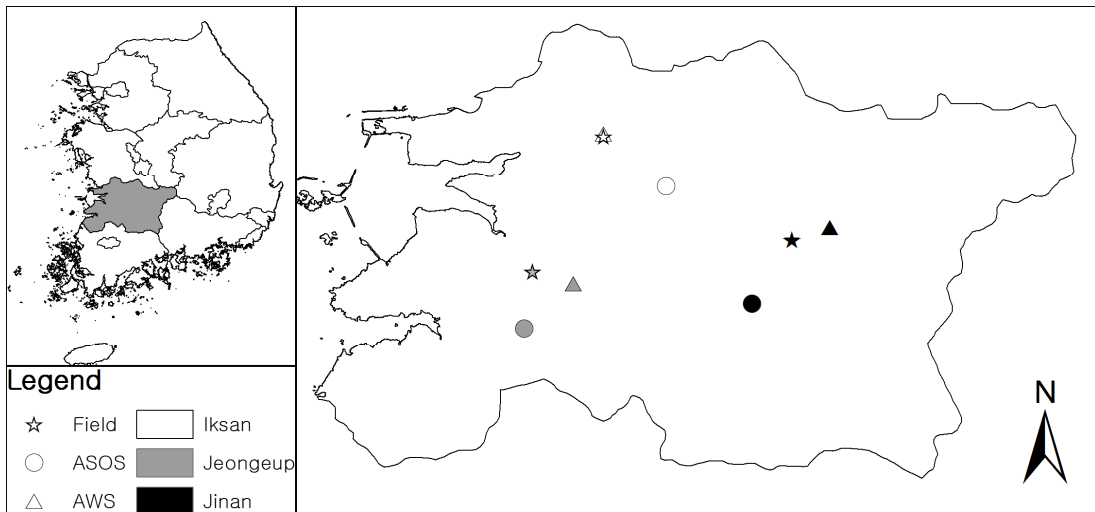


Fig. 1. Location of the experimental fields and nearby weather stations.

험에는 육묘 조건, 시기별 초장 및 분얼수, 출수기 생육, 수량 및 수량구성요소 등 생육 및 수량 특성을 파악하기 위한 항목들이 조사된다(Kim *et al.*, 2020c).

신동진 품종이 주로 재배되는 정읍과 진안 및 익산 지역에서 관측된 생육 관측 자료를 수집하였다(Table 1). 지역 장려 품종 선발 시험이 수행된 정읍과 진안에서는 2005년과 2011년 시험자료들이 수집되었다. 익산에서는 2009년부터 2011년까지 작황시험이 수행되어 얻어진 자료들이 수집되었다. 이들 자료들은 출수기 뿐만 아니라 파종일 및 이앙일, 재식밀도, 시비량 등 모형을 구동할 때 재배관리를 설정하기 위해 사용되는 자료들이 포함되었다.

각각의 시험지를 대상으로 최단거리에 있는 기상관측소에서 측정된 기상자료를 사용하여 작물모형을 구동하기 위한 기상입력파일을 생성하였다(Fig. 1). 우선, 시험지와 인접한 종관기상 관측소에서 측정된 최저기온, 최고기온, 강수량 및 일사량 등 일별 기상자료로 구성된 기상입력파일을 생성하였다. 종관기상 관측소보다 더 가까운 위치에 있는 방재기상 관측소로부터 최저기온, 최고기온 및 강수량 자료를 수집하여 기상입력파일을 추가로 준비하였다. 방재기상 관측소에서 측정되지 않는 일사량은 해당 시험지에 인접한 종관기상 관측소 자료를 사용하여 기상입력파일을 구성하였다.

2.2. GLUE

Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE)를 사용하여 DSSAT에 포함된 CERES-RICE

모형의 품종모수를 추정하였다. GLUE는 베이저안 추론을 기반으로 한 모수 추정 방식으로, 지금까지 많은 연구에서 사용되고 있다(Beven and Binley 2014). GLUE를 사용하여 모수를 추정하는 과정은 사전분포 (prior distribution)로부터 임의의 모수 집합을 생성하는 것으로 시작된다(Makowski *et al.*, 2002; He *et al.*, 2010a). 일반적으로 사전분포로부터 균일분포함수 (uniform distribution function)을 활용하여 N개의 모수 집합이 생성된다. 이들 모수 집합의 개별 원소에 대한 평가를 위해 모형을 구동하고, 이로부터 모수의 사후분포 (posterior distribution)가 도출된다. 각각의 모수 집합을 사용하여 구동된 결과를 여러 종류의 관측값과 비교하여 가능도 값 $L(\theta_i|O)$ 및 확률값 $p(\theta_i)$ 을 다음과 같이 계산한다:

$$L(\theta_i|O) = \prod \frac{1}{\sqrt{2\pi\theta\sigma_o^2}} \exp\left(-\frac{(O_j - S(\theta_i))^2}{2\sigma_o^2}\right), \quad i=1 \dots N \quad (\text{Eq. 1})$$

$$p(\theta_i) = \frac{L(\theta_i|O)}{\sum L(\theta_i|O)} \quad (\text{Eq. 2})$$

여기서 θ_i 및 $S(\theta_i)$ 는 각각 i 번째 모수와 해당 모수를 사용하여 모의된 결과값을 나타낸다. O_j 와 σ_o^2 는 각각 j 번째 관측값과 모의값 오차의 분산을 나타낸다.

개별 모수에 대한 확률값이 결정되면, 사후분포의 특성을 나타내는 값들이 계산된다. 예를 들어, 사후분포의 평균 $\mu(\hat{\theta})$ 와 분산 $\sigma^2(\hat{\theta})$ 이 다음과 같이 계산된다:

$$\mu(\hat{\theta}) = \sum p(\theta_i)\theta_i \quad (\text{Eq. 3})$$

$$\sigma^2(\hat{\theta}) = \sum p(\theta_i)(\theta_i - \mu(\hat{\theta}))^2 \quad (\text{Eq. 4})$$

위의 과정을 통해 생성된 사후분포로부터 품종모수 값이 결정된다. 일반적으로 사후 평균(posterior mean) 또는 최대 가능도(maximum likelihood)를 가지는 모수값들이 최종적인 품종모수로 선택된다(Gao *et al.*, 2020).

2.3. Calibration process

본 연구에서는 출수기에 영향을 미치는 4가지 모수가 추정되었다(Table 2). 개별 모수별로 정의된 일정 범위 내에서 임의적으로 표본을 추출하여 모수 집합(θ_i)을 생성하였다. 모수 집합의 생성 횟수(N)는 5,000 회로 설정하였다. 수식 3과 4를 이용하여 모수 집합의 사후 분포를 생성하고 이들의 평균값으로 품종모수를 선정하였다. 품종모수 추정을 위해 DSSAT에서 제공되는 도구를 사용하였다(He *et al.*, 2009; Jones *et al.*, 2011).

GLUE는 랜덤하게 생성된 다수의 모수 중에서 모수 추정에 사용된 관측값의 변이를 가장 잘 설명할 수 있는 하나의 모수를 선택하기 때문에 이 과정에서 상당한 정보의 손실이 발생하게 된다(Lamsal *et al.*, 2018; Makowski *et al.*, 2002). Iizumi *et al.* (2009)은 모수 추정 과정에서 생성된 사후 분포 (posterior distribution)로부터 임의의 모수 집합을 여러 번 추출하고, 이를 활용하여 양상불 예측을 수행하는 방식으로 정보 손실을 최소화하는 방식을 제안하였다. 이러한 방식은 GLUE 모수 추정에서 생산된 정보를 적극적으로 활용하는 장점이 있으나 개별 모수들 사이의 관계를 고려하지 못하는 단점이 있다. 예를 들어, Lamsal(2017)는 민감도분석을 통해 DSSAT의

CERES-Sorghum 모형에 대한 작물모수 및 토양모수들 간에 상호작용이 있음을 보고하였다. GLUE 방식으로 모수 추정 과정을 반복 수행할 경우, 모수 사이의 관계를 고려한 품종모수를 추정할 수 있다. 본 연구에서는 모수 추정 과정을 총 100회 반복 수행하고, 추정된 모수값의 분포를 활용할 수 있는 방안들을 탐색하였다.

GLUE를 활용한 모수 추정 과정에는 대량의 작물 생육 모의가 수행되기 때문에 상당한 양의 전산자원이 요구된다. 그러나, DSSAT에 구현된 GLUE는 단 하나의 CPU 코어만을 사용할 수 있기 때문에, 다중 코어 환경에서 전산자원을 효율적으로 활용할 수 없다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 도커 컨테이너(Docker Container)를 사용하여 GLUE를 구동하였다. 도커는 컨테이너(container) 기반의 가상화 플랫폼으로, 전체 시스템의 자원을 컨테이너 단위로 나누어 필요한 만큼만 가상화하고 나머지는 호스트 운영체제와 자원을 공유하여 작동한다(Chung *et al.*, 2016). 본 연구에서는 윈도우 10 운영체제(Microsoft, Redmond, WA, USA) 환경에서 GLUE를 구동하기 위해 필요한 R (4.0.3, R Core Team, 2020)과 DSSAT (4.7.5) 으로 구성된 컨테이너를 구축하였다. 또한, 각 컨테이너에 하나의 CPU 코어를 사용할 수 있도록 자원을 할당하였다. 한 대의 컴퓨터에서 동시에 여러 GLUE 분석 도구를 병렬적으로 실행하기 위해, 컨테이너에 포함되어 있는 GLUE를 수동으로 구동하였다.

병렬 구동 환경에서는 개별 모듈에서 수행하는 작업이 중복되지 않도록 정확히 작업을 할당하는 것이 중요하다. 본 연구에서는 각 컨테이너들과 통신할 수 있는 웹 서버를 구축하여, 작업이 완료된 컨테이너에서 추정된 모수를 수신받아 저장하고 새로운 작업을 할당할 수 있도록 구현하였다. 웹 서버의 경우 Python 기반의 경량화된 웹 프레임워크인 flask를 사용하여

Table 2. Definition and default ranges of cultivar parameters for calibration

| Parameter | Definition | Range |
|-----------|--|-----------|
| P1 | Time period (expressed as growing degree days above a base temperature of 9°C) from seedling emergence to end of juvenile phase | 150 - 800 |
| P2O | Critical photoperiod or the longest day length (in hours) at which the development occurs at a maximum rate. | 11 - 13 |
| P2R | Extent to which phasic development leading to panicle initiation is delayed (express as GDD) for each hour increase in photoperiod above P2O | 5 - 300 |
| PHINT | Time interval in GDD for each leaf-tip to appear under non-stressed conditions | 55 - 90 |

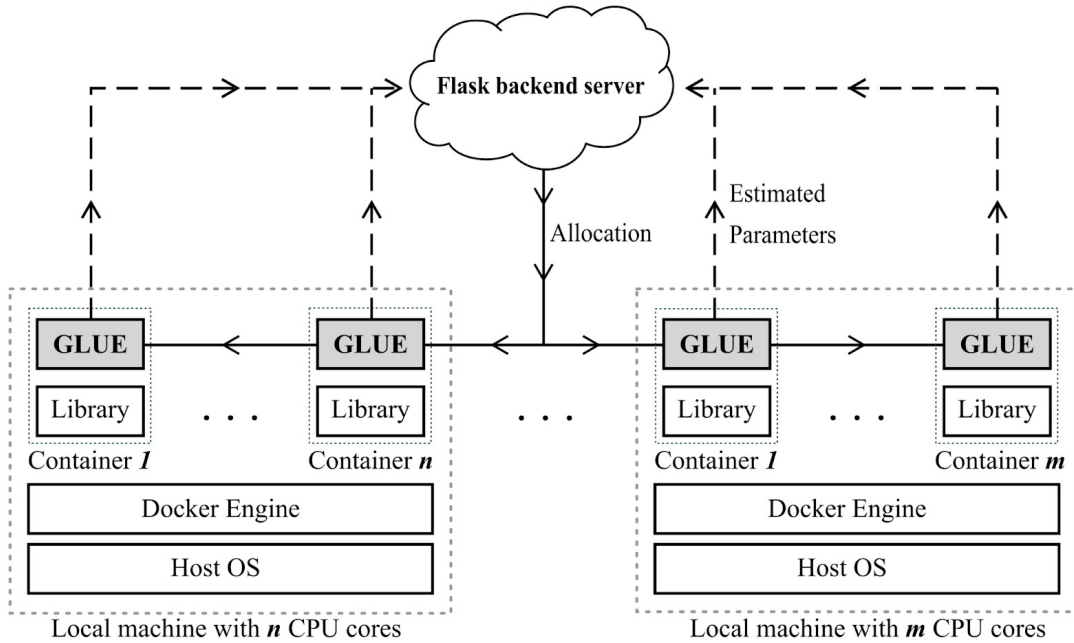


Fig. 2. Diagram of distributed parameter estimation framework.

구축하였고, HTTP 프로토콜인 POST, GET 메시지를 이용하여 통신하였다(Fig. 2). 각각의 GLUE가 로컬 PC 내에 구축된 컨테이너 상에서 구동되며 웹 서버와 데이터를 주고받도록 구현하였다.

2.4. Analysis of calibration results

본 연구에서 사용한 DSSAT-GLUE에서는 모수 추정에 사용되는 사전분포로서 특정 범위에 대한 균일 분포(uniform distribution)를 사용한다. 이로 인해 모수 별로 생성되는 값은 균등하게 분포하나, 모수값에 따라서 달라지는 모의 결과에 의해 확률값은 다르게 계산된다. 이 때, 각각의 모수별로 어떠한 조건에서 정확도가 높아지는 경향이 있는지 알아보기 위해 모수별 확률값의 분포를 분석하였다. 이를 위해 각각의 모수에 대하여 모수 추정 범위가 균일하도록 10개의 범위를 구분하고, 각각의 범위에 포함된 모수들을 대상으로 확률값의 최대값, 평균값 및 중앙값을 계산하였다. 모수 추정 과정에서 확률값이 작은 모수들은 사후 평균의 계산에 큰 영향이 없기 때문에, 확률값이 0.0001보다 작은 모수값은 제외하였다.

기상자료의 종류에 따른 품종 모수를 평가하기 위해, 서로 다른 기상자료를 사용하여 추정된 모수에 대

하여 출수기의 오차를 비교하였다. 특히, 반복된 모수 추정 과정을 통해 생성된 100개의 모수 집합을 활용하기 위해 두 가지 방법을 사용하여 모수를 평가하였다. 우선, 추정된 100개의 모수 집합에서 개별 모수별로 평균하여 추가적으로 모수 집합을 생성하였다. 이를 사용하여 모의된 출수기를 $s(\bar{\theta})$ 로 표기하였다. 또한, Iizumi *et al.* (2009)의 방법과 유사하도록, 각각의 모수 집합을 사용하여 모형을 구동하고, 각각 생성된 출수기를 평균한 결과를 $\bar{s}(\theta)$ 로 표기하였다. 출수기에 대한 모의값과 관측값을 비교하기 위해 다음과 같이 R^2 와 Root Mean Square Error (RMSE)를 다음과 같이 계산하였다:

$$R^2 = \frac{\sum (o_i - \bar{o})(s_i - \bar{s})}{\sqrt{\sum (o_i - \bar{o})^2} \sqrt{\sum (s_i - \bar{s})^2}} \quad (\text{Eq. 5})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (s_i - o_i)^2}{N}} \quad (\text{Eq. 6})$$

여기서 s_i 와 o_i 는 각각 i 번째 모의 출수기와 관측 출수기를 나타내며, \bar{s} 와 \bar{o} 는 각각 모의 출수기와 관측 출수기의 평균을 나타낸다. N 은 비교에 사용된 값

들의 개수를 나타낸다.

III. 결과 및 고찰

GLUE를 사용하여 얻어진 모수값에 대한 확률값은 모수 종류에 따라 상이한 변동양상을 보였다(Fig. 3). P1과 P2R의 확률값은 모수값의 범위에 따라 확률값이 높아지는 경향이 나타났다. 예를 들어, P1의 값이 400 이하로 작아질 때와 P2R의 값이 220에서 270 까지의 구간에서 확률값이 높아지는 경향이 나타났다. 최대 가능도가 되는 모수값은 P1과 P2R에 대해서 각각 159 및 254 이었으며, 해당 값에서 멀어질수록 최대 가능

도가 낮아지는 경향을 보였다. 반면, P2O와 PHINT의 최대 가능도는 P1 및 P2R과는 달리 특정한 경향이 나타나지 않았다. 두 모수에 대한 확률값의 평균값은 모든 범위에서 비슷하게 계산되었다. 예를 들어, P2O의 경우 12.3에서 가장 큰 가능도 값이 계산되었으나, 11.1, 11.9 및 12.7과 같이 차이가 나타나는 값에서도 높은 가능도를 보였다. 모수들의 사후 평균값은 각각 431.4, 137.8, 12.1 및 73.8로 최대 가능도가 되는 모수 값과 큰 차이가 있었다.

추정된 모수를 사용하여 출수기를 모의한 결과, 종관기상 관측망 자료를 사용했을 때보다 방재기상 관측망 자료를 사용했을 때 정확도가 더 높은 것으로 나타

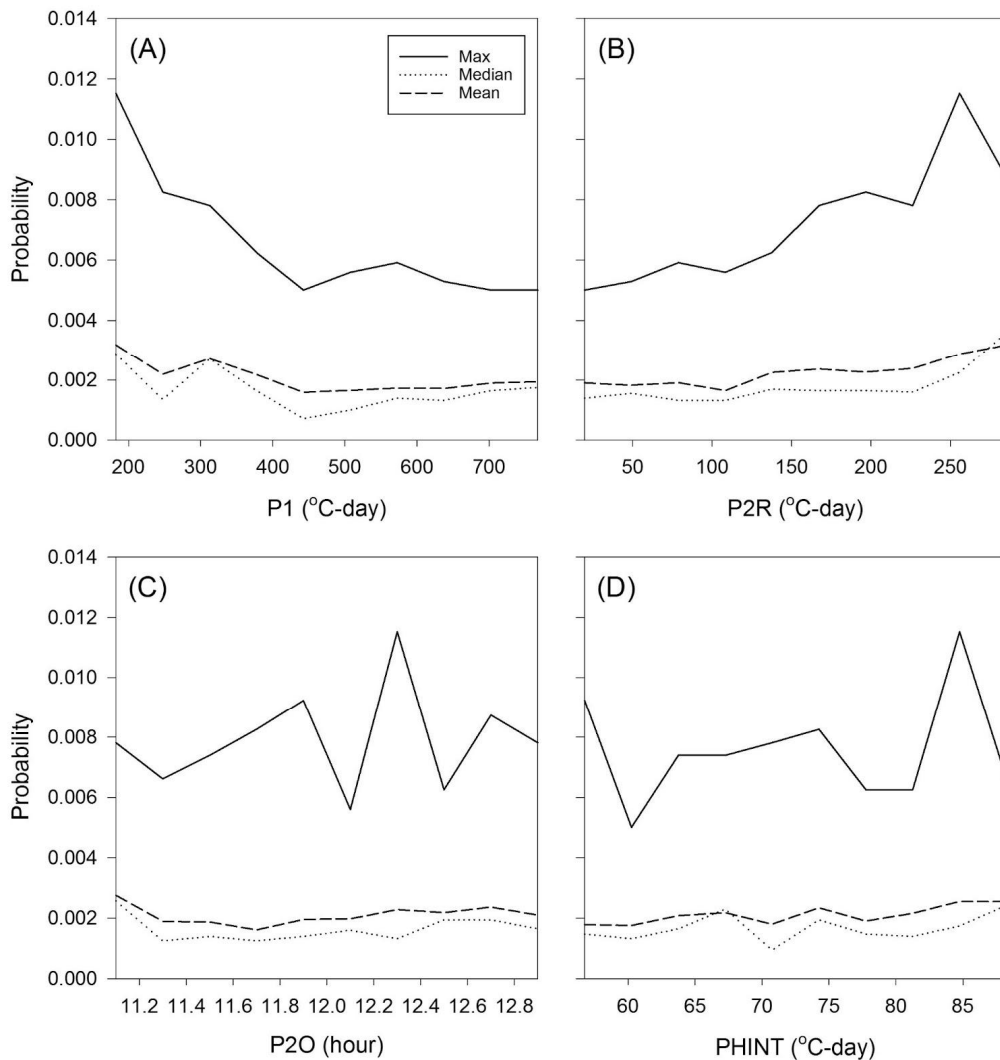


Fig. 3. Distribution of probabilities of (A) P1, (B) P2R, (C) P2O, and (D) PHINT.

났다(Fig. 4 and Fig. 5). 예를 들어, 종관기상 관측자료를 사용한 경우 출수기의 RMSE는 4일이었다. 그러나,

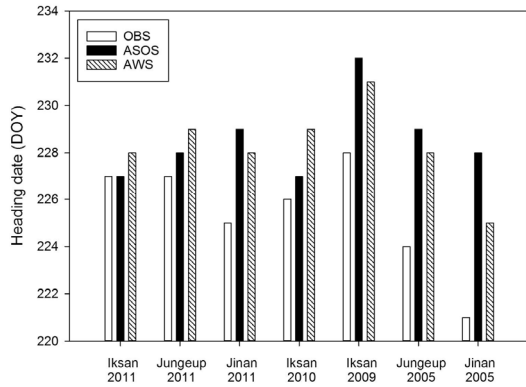


Fig. 4. Comparison of heading dates using the mean parameters which were calibrated using different types of weather data. OBS represents observed heading dates for each site-year. ASOS and AWS represent simulated heading dates using automated synoptic observing systems (ASOS) and automatic weather systems (AWS), respectively. DOY indicates day of year.

방재기상자료를 사용했을 때에는 RMSE 값이 3일로 감소하였다. 또한, 종관기상자료를 사용했을 때, 오차의 범위가 0일에서 7일 사이에 분포하였다. 반면, 방재기상자료를 사용한 경우 출수기 추정 오차 범위가 1일에서 4일 범위로 줄어들었다. 결과적으로 방재기상자료를 사용하였을 때, 모의값과 관측값 사이의 R^2 가 0.07에서 0.8로 크게 증가하여 출수기 변이에 대한 모의값의 설명력이 크게 개선된 것으로 나타났다.

방재기상자료를 사용하여 모수를 추정할 경우 종관기상자료를 사용했을 때에 비하여 출수기를 더 안정적으로 모의할 수 있었다(Fig. 5). 모의된 출수기의 오차는 동일한 년도 내에서도 지역별로 차이가 발생하는 데, 특히, 진안군에서 발생하는 오차가 다른 지역에서 발생하는 오차에 비해 큰 경향이 있었다. 방재기상자료를 사용할 경우 이러한 지역에 따른 오차의 범위가 줄어드는 것으로 나타났다. 예를 들어, 종관기상자료를 사용했을 때 2005년에 진안에서 발생한 출수기의 오차는 정읍에 비하여 2일 정도 크게 나타났으나, 방재기상자료를 사용할 경우 두 지역에 대한 출수기의 오차가 동일하게 모의되었다.

평균 모수를 사용하여 예측된 출수기 ($S(\bar{\theta})$)와 각각의 모수를 사용하여 예측된 출수기의 평균값 ($\bar{S}(\bar{\theta})$)은

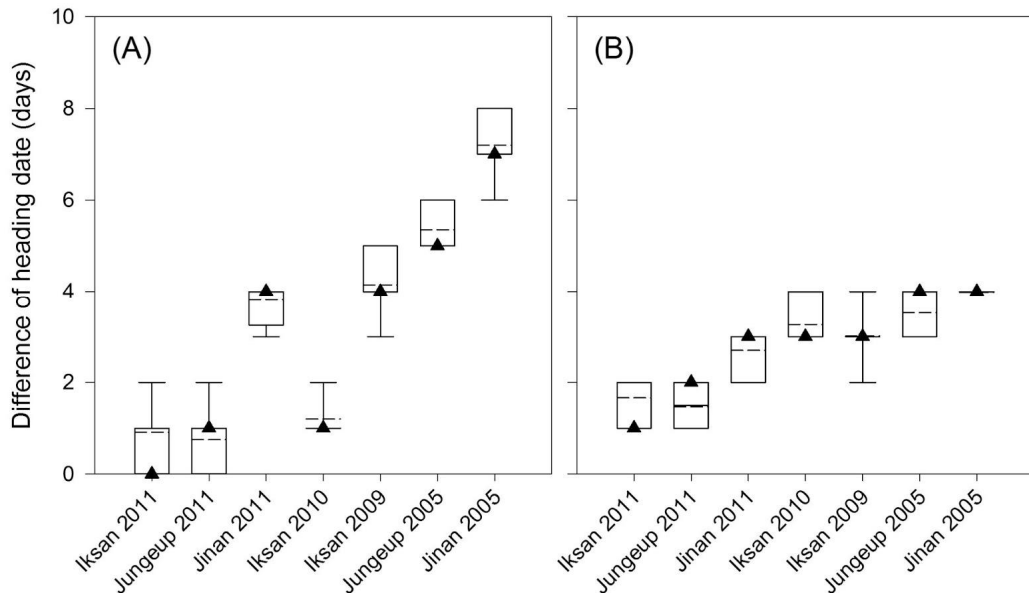


Fig. 5. Comparison of simulated heading dates using weather data from (A) ASOS and (B) AWS. Box plots, dashed lines, and triangles represent the distribution of the results using each parameter, the mean of the results using each parameter ($\bar{S}(\bar{\theta})$), and the results using mean parameters ($S(\bar{\theta})$), respectively.

유사한 값을 가졌다 (Fig. 5). 예를 들어, 종관기상 관측자료를 사용하여 모수를 추정했을 때와 방재기상 관측자료를 사용하여 모수를 추정하였을 때 모두 $\overline{s(\theta)}$ 와 $\overline{s(\theta)}$ 의 차이는 최대 1일 미만으로 나타났다. 각각의 모수를 사용하여 예측된 출수기는 최대 2일까지 차이가 발생하였으나, $\overline{s(\theta)}$ 를 기준으로 1일 정도의 변이가 발생하였다.

본 연구의 결과는 모수 추정의 과정에서 방재기상과 종관기상 관측망 자료를 통합하여 사용하는 것이 모수의 불확도를 낮출 수 있다는 것을 보여주었다. Hyun *et al.* (2017)은 기상자료의 거리가 40km를 초과했을 때 출수기의 오차가 크게 발생한다고 보고하였다. 본 연구에서 사용한 종관기상 기상자료까지의 거리는 약 15km 이내로 비교적 가까운 곳에 위치하였다. 그럼에도 불구하고, 방재기상 관측망자료를 사용하여 추정된 모수가 종관기상 관측소자료를 사용하여 얻어진 모수에 비해 출수기 추정값의 정확도가 증가하는 경향이 나타났다. 이는 기상관측 지점과의 거리뿐만 아니라 지형적인 원인도 있을 것으로 추정되었다(Hyun *et al.*, 2020). 특히, 진안군의 포장 및 인근 종관기상 관측소가 복잡한 지형을 가진 지역에 위치해 있어, 비교적 가까운 거리임에도 불구하고 기상 조건의 차이가 더 크게 나타났을 것으로 판단되었다(Fig. 6).

본 연구에서 제안된 방식으로 모수를 추정할 경우 기존의 모수 추정방식보다 광범위한 환경조건에서 사용할 수 있는 모수가 얻어질 수 있는 것으로 판단되었다. DSSAT모형에서 제공되는 GLUE 모수 추정 도구는 최대가능도 값을 얻은 모수를 품종모수로 선택한

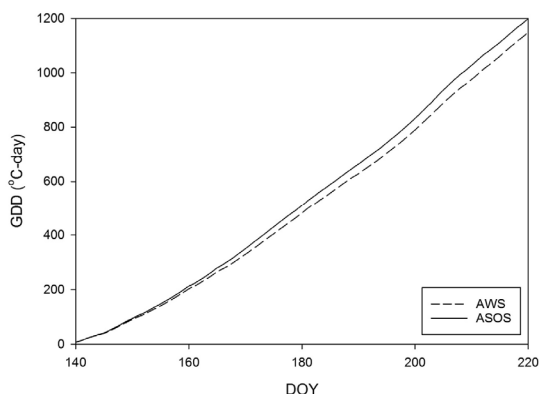


Fig. 6. Comparison of growing degree days (GDD) between ASOS and AWS for Jinan site in 2005. DOY indicates day of year.

다. 이로 인해, 모수 추정에 사용된 생육 관측 자료별로 상이한 모수값이 얻어질 것으로 예상되었다. 본 연구의 결과에 따르면, P2O와 PHINT는 모수값에 따라 가능도(likelihood) 값이 특정한 경향을 나타내지 않았다. 이는 최대 가능도가 되는 모수를 추출할 경우, 모수를 추정할 때마다 상이한 모수값이 나타날 수 있다는 것을 의미한다. 반면, 본 연구에서 사용된 사후 평균을 통해 얻어진 모수들은 출수기를 예측함에 있어서 상대적으로 큰 오차가 발생하였으나, 오차의 변동이 적은 모수를 추정할 수 있었다.

GLUE를 활용한 모수추정을 위하여 병렬 구동 시스템을 활용할 경우, 작업에 소요되는 시간을 상당히 줄일 수 있을 것으로 예상된다. 기존의 방법은 DSSAT에서 제공하는 그래픽 사용자 인터페이스(Graphical User Interface) 기반의 도구를 사용하기 때문에 입력값 설정, 모형 구동, 출력값 저장과 같은 일련의 과정들이 사용자가 직접 조작하여 진행된다(He *et al.*, 2010b). 따라서, 대량의 모수 추정을 위해 요구되는 병렬 구동에 적합하지 않다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해, 자동으로 입력값을 설정하고 모형을 구동하며, 그 결과값을 웹 서버에 보내는 스크립트 기반의 병렬 구동 시스템을 구축하였다. 그러나, 모수 추정 도구를 구동하기 위해 개별 CPU 코어별로 수동으로 작업이 진행되어야 하기 때문에, 대량으로 병렬 구동이 필요할 경우 상당한 노동력이 사용되어야 한다. 또한, 병렬화를 위한 계산 노드의 구성에 따라 처리 효율이 상이하니(Kim *et al.*, 2020b), 이에 대한 분석이 이루어 지지 않았다. 후속 연구에서, 병렬화 과정의 자동화와 이에 따른 계산 효율을 극대화할 수 있는 환경을 탐색하기 위한 연구가 진행되어야 할 것이다.

모수 추정을 원활하게 하기 위해 시험포장의 기상 조건을 대표할 수 있는 상세 기상자료를 손쉽게 수집하기 위한 도구가 개발되어야 할 것으로 보인다. 종관기상 관측자료의 경우 기상청에서 제공하는 Open-API를 통해 일별 및 시간별 자료를 수집할 수 있으며, 필요에 따라 웹 기반으로 자료를 수집하는 도구가 개발이 가능하다(Lee *et al.*, 2015; Lee *et al.*, 2019). 그러나, 방재기상 관측자료는 월별 자료만이 Open-API를 통해 확보될 수 있으며, 자동적으로 자료를 수집하는 도구가 개발되어있지 않다. 농촌진흥청에서는 영농 규모로 상세화된 기상자료를 제공하는 농업 기상정보 시스템을 운영하고 있다(Shin *et al.*, 2001;

Kim *et al.*, 2020a; Park *et al.*, 2017; Moon *et al.*, 2019). 이러한 시스템 역시 특정 지점별로 기상자료를 수집할 수 있는 지원체계가 갖추어져 있지 못하다. 따라서, 국내에서 운영되고 있는 기상정보 제공 시스템을 활용하여 개별 포장별로 기상자료를 수집할 수 있는 도구가 개발된다면, 모수 추정뿐만 아니라, 작물 생육 모의 연구가 활성화될 수 있을 것으로 예상된다.

본 연구의 결과는 작물 생육 예측값의 신뢰도를 높이기 위해 반복적인 모수 추정 과정을 통해 얻어지는 모수값들의 분포를 활용하는 전략이 필요하다는 것을 시사하였다. 이전의 연구에서는 개별 모수를 적용하여 얻어지는 작물 생육 모의 결과들을 평균하는 앙상블 방식이 제안되었다(Iizumi *et al.*, 2009; Houska *et al.*, 2014). 본 연구에서는 100번의 독립적인 모수 추정과정에서 얻어진 사후 평균값의 평균을 계산하고, 이러한 모수를 사용하여 앙상블을 사용한 결과와 유사한 작물 생육 모의 결과를 얻었다. 이는 특정 집단의 평균들로부터 평균을 계산할 경우, 모집단의 평균값을 추정할 수 있다는 중심극한이론(Central Limit Theorem)을 고려할 때, 상대적으로 신뢰도가 높은 품종모수 값을 추정하였기 때문으로 판단된다. 그러나, 본 연구에서 하나의 품종을 대상으로 모수 추정결과가 분석되었기 때문에, 다양한 품종들을 대상으로 앙상블 작물 생육 모의 결과와 평균 모수를 사용하여 추정된 작물 생육 예측값들을 비교하고 생육 예측값의 불확도를 분석하기 위한 연구가 진행되어야 할 것이다.

적 요

작물 모형의 품종모수를 추정하기 위한 기상자료는 일반적으로 생육 관측 자료가 수집된 시험지의 인근에 위치한 종관기상 관측자료가 사용되어왔으나, 지형적인 원인이나 시험지와 기상관측소 사이의 거리로 인해 실제 시험지의 기상과 차이가 발생할 수 있다. 반면, 비교적 높은 밀도로 분포하는 방재기상 관측자료를 활용할 경우 이러한 문제점을 보완할 수 있을 것이다. 본 연구에서는 종관기상 관측자료와 방재기상 관측자료를 각각 사용하여 출수기에 영향을 미치는 DSSAT 모형의 모수들을 추정하고, 추정된 모수들의 신뢰도를 비교하고자 하였다. 모수 추정을 위해 사용한 재배관리 및 생육 관측값은 지역장려품종 선발시험과 작황시험으로부터 수집하였다. 모수 추정은 Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) 방법을

사용하였으며, 불확실성을 고려하여 100번의 반복 추정을 통해 100개의 모수 집합을 생성하였다. 모수 추정에 소요되는 시간을 단축하기 위해 도커 컨테이너를 기반으로 병렬적으로 GLUE를 구동하였다. 추정된 모수들을 사용하여 모의된 출수기의 평균은, 방재기상자료를 사용하였을 때 최대 4일로, 종관기상자료를 사용하였을 때 최대 오차가 7일이었던 것에 비하여 크게 개선되었다. 그러나, 방재기상자료의 원활한 활용을 위해서는 해당 자료에 대한 접근성이 향상되어야 할 것으로 예상되었다.

감사의 글

본 연구는 농촌진흥청 공동연구사업(과제번호: PJ013837032021)의 지원에 의해 수행되었습니다.

REFERENCES

- Acharya, S., M. Correll, J. W. Jones, K. J. Boote, P. D. Alderman, Z. Hu, and C. E. Vallejos, 2017: Reliability of genotype-specific parameter estimation for crop models: Insights from a markov chain monte-carlo estimation approach. *Transactions of the ASABE* **60**(5), 1699-1712.
- Beven, K., and A. Binley, 2014: GLUE: 20 years on. *Hydrological processes* **28**(24), 5897-5918.
- Chung, M. T., N. Quang-Hung, M.-T. Nguyen, and N. Thoai, 2016: Using docker in high performance computing applications, *2016 IEEE Sixth International Conference on Communications and Electronics (ICCE)*, IEEE, 52-57.
- Gao, Y., D. Wallach, B. Liu, M. Dingkuhn, K. J. Boote, U. Singh, S. Asseng, T. Kahveci, J. He, and R. Zhang, 2020: Comparison of three calibration methods for modeling rice phenology. *Agricultural and Forest Meteorology* **280**, 107785.
- He, J., M. D. Dukes, J. W. Jones, W. D. Graham, and J. Judge, 2009: Applying GLUE for estimating CERES-Maize genetic and soil parameters for sweet corn production. *Transactions of the ASABE* **52**(6), 1907-1921.
- He, J., J. W. Jones, W. D. Graham, and M. D. Dukes, 2010: Influence of likelihood function choice for estimating crop model parameters using the generalized likelihood uncertainty estimation method. *Agricultural Systems* **103**(5), 256-264.
- He, J., C. Porter, P. Wilkens, F. Marin, H. Hu, and

- J. Jones, 2010: Guidelines for installing and running GLUE program. Decision support system for agrotechnology transfer (DSSAT) version 4.
- Houska, T., S. Multsch, P. Kraft, H.-G. Frede, and L. Breuer, 2014: Monte Carlo-based calibration and uncertainty analysis of a coupled plant growth and hydrological model. *Biogeosciences* **11**(7), 2069-2082.
- Hyun, S., and K. S. Kim, 2017: Estimation of Heading Date for Rice Cultivars Using ORYZA (v3). *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **19**(4), 246-251.
- Hyun, S., and K. S. Kim, 2019: Calibration of cultivar parameters for cv. Shindongjin for a rice growth model using the observation data in a low quality. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **21**(1), 42-54.
- Hyun, S., B. H. Seo, S. Lee, and K. S. Kim, 2020: Quantitative assessment of the quality of regional adaptation trial data for crop model improvement. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **22**(3), 194-204.
- Iizumi, T., M. Yokozawa, and M. Nishimori, 2009: Parameter estimation and uncertainty analysis of a large-scale crop model for paddy rice: Application of a Bayesian approach. *Agricultural and forest meteorology* **149**(2), 333-348.
- Jha, P. K., P. Athanasiadis, S. Gualdi, A. Trabucco, V. Mereu, V. Shelia, and G. Hoogenboom, 2019: Using daily data from seasonal forecasts in dynamic crop models for yield prediction: A case study for rice in Nepal's Terai. *Agricultural and forest meteorology* **265**, 349-358.
- Jones, J. W., J. He, K. J. Boote, P. Wilkens, C. H. Porter, and Z. Hu, 2011: Estimating DSSAT Cropping System Cultivar-Specific Parameters Using Bayesian Techniques, In: Ahuja, L. R. and L. Ma (eds.) *Methods of Introducing System Models into Agricultural Research*, Madison, WI, American Society of Agronomy, Crop Science Society of America, Soil Science Society of America, 365-394.
- Jones, J. W., G. Hoogenboom, C. H. Porter, K. J. Boote, W. D. Batchelor, L. A. Hunt, P. W. Wilkens, U. Singh, A. J. Gijssman, and J. T. Ritchie, 2003: The DSSAT cropping system model. *European Journal of Agronomy* **18**(3-4), 235-265.
- Kersebaum, K. C., K. J. Boote, J. Jorgenson, C. Nendel, M. Bindi, C. Fröhaufl, T. Gaiser, G. Hoogenboom, C. Kollas, and J. E. Olesen, 2015: Analysis and classification of data sets for calibration and validation of agro-ecosystem models. *Environmental Modelling & Software* **72**, 402-417.
- Kim, D. J., J. H. Roh, J. G. Kim, and J. I. Yun, 2013: The Influence of shifting planting date on cereal grains production under the projected climate change. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **15**(1), 26-39.
- Kim, D.-J., J.-H. Park, S.-O. Kim, J.-H. Kim, Y. Kim, and K.-M. Shim, 2020a: A system displaying real-time meteorological data obtained from the automated observation network for verifying the early warning system for agrometeorological hazard. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **22**(3), 117-127.
- Kim, J., C. K. Lee, H. Kim, B. W. Lee, and K. S. Kim, 2015: Requirement analysis of a system to predict crop yield under climate change. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **17**(1), 1-14.
- Kim, J., J. Park, S. Hyun, D. H. Fleisher, and K. S. Kim, 2020b: Development of an automated gridded crop growth simulation support system for distributed computing with virtual machines. *Computers and Electronics in Agriculture* **169**, 105196.
- Kim, J., W. Sang, P. Shin, J. Baek, C. Cho, and M. Seo, 2019: History and future direction for the development of rice growth models in Korea. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **21**(3), 167-174.
- Kim, J., W. Sang, P. Shin, J. Baek, D. Kwon, Y. Lee, J.-I. Cho, and M. Seo, 2020c: Long-term monitoring data for growth and yield of local rice varieties in South Korea. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **22**(3), 176-182.
- Kim, J., W. Sang, P. Shin, H. Cho, and M. Seo, 2018a: Calibration of crop growth model CERES-MAIZE with yield trial data. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **20**(4), 277-283.
- Kim, K. S., B. H. Yoo, S. Hyun, B.-S. Seo, H.-Y. Ban, J. Park, and B.-W. Lee, 2018b: Simulation of crop growth under an intercropping condition using an object oriented crop model. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **20**(2), 214-227.
- Lamsal, A., 2017: Crop model parameter estimation

- and sensitivity analysis for large scale data using supercomputers. Kansas State University.
- Lamsal, A., S. M. Welch, J. W. White, K. R. Thorp, and N. M. Bello, 2018: Estimating parametric phenotypes that determine anthesis date in *Zea mays*: Challenges in combining ecophysiological models with genetics. *PLoS one* **13**(4), e0195841.
- Lee, C. K., J. Kim, and K. S. Kim, 2015: Development and application of a weather data service client for preparation of weather input files to a crop model. *Computers and Electronics in Agriculture* **114**, 237-246.
- Lee, J.-S., and M.-K. Oh, 2019: Distribution analysis of land surface temperature about Seoul using landsat 8 satellite images and AWS data. *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society* **20**(1), 434-439.
- Makowski, D., D. Wallach, and M. Tremblay, 2002: Using a Bayesian approach to parameter estimation; comparison of the GLUE and MCMC methods. *Agronomie* **22**(2), 191-203.
- Moon, K. H., H. H. Seo, M. J. Shin, E. Y. Song, and S. Oh, 2019: Production of farm-level agro-information for adaptation to climate change. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **21**(3), 158-166.
- Park, J., Y. Shin, S. Kim, W. Kang, Y. Han, J. Kim, D. Kim, S. Kim, K. Shim, and E. Park, 2017: Speed-up techniques for high-resolution grid data processing in the early warning system for agrometeorological disaster. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **19**(3), 153-163.
- Ramirez-Villegas, J., A. Molero Milan, N. Alexandrov, S. Asseng, A. J. Challinor, J. Crossa, F. van Eeuwijk, M. E. Ghanem, C. Grenier, and A. B. Heinemann, 2020: CGIAR modeling approaches for resource-constrained scenarios: I. Accelerating crop breeding for a changing climate. *Crop Science* **60**(2), 547-567.
- Shin, J. H., K. Y. Lee, and J. T. Lee, 2001: Agrometeorological Information Service. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **3**(2), 121-125.
- Shoarinezhad, V., S. Wieprecht, and S. Haun, 2020: Comparison of local and global optimization methods for calibration of a 3D morphodynamic model of a curved channel. *Water* **12**(5), 1333.
- Si, Z., M. Zain, S. Li, J. Liu, Y. Liang, Y. Gao, and A. Duan, 2021: Optimizing nitrogen application for drip-irrigated winter wheat using the DSSAT-CERES-Wheat model. *Agricultural Water Management* **244**, 106592.
- R Core Team, 2020: R: A language and environment for statistical computing. Version 4.0.3
- Yuan, S., S. Peng, and T. Li, 2017: Evaluation and application of the ORYZA rice model under different crop managements with high-yielding rice cultivars in central China. *Field Crops Research* **212**, 115-125.