

오차 계산 방식에 따른 사료용 벼 품종의 품종모수 추정치 불확도 비교

조영상¹, 현신우², 김광수^{1,3*}

¹서울대학교 식물생산과학부, ²서울대학교 농림생물자원학부, ³서울대학교 농업생명과학연구원
(2023년 03월 04일 접수; 2023년 08월 23일 수정; 2023년 09월 13일 수락)

Comparison between Uncertainties of Cultivar Parameter Estimates Obtained Using Error Calculation Methods for Forage Rice Cultivars

Young Sang Joh¹, Shinwoo Hyun², Kwang Soo Kim^{1,3*}

¹Department of Plant Science, Seoul National University

²Department of Agriculture, Forestry and Bioresources, Seoul National University

³Research Institute of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University

(Received March 04, 2023; Revised August 23, 2023; Accepted September 13, 2023)

ABSTRACT

Crop models have been used to predict yield under diverse environmental and cultivation conditions, which can be used to support decisions on the management of forage crop. Cultivar parameters are one of required inputs to crop models in order to represent genetic properties for a given forage cultivar. The objectives of this study were to compare calibration and ensemble approaches in order to minimize the uncertainty of crop yield estimates using the SIMPLE crop model. Cultivar parameters were calibrated using Log-likelihood (*LL*) and Generic Composite Similarity Measure (*GCSM*) as an objective function for Metropolis-Hastings (*MH*) algorithm. In total, 20 sets of cultivar parameters were generated for each method. Two types of ensemble approach. First type of ensemble approach was the average of model outputs (E_{em}), using individual parameters. The second ensemble approach was model output (E_{pm}) of cultivar parameter obtained by averaging given 20 sets of parameters. Comparison was done for each cultivar and for each error calculation methods. 'Jowoo' and 'Yeongwoo', which are forage rice cultivars used in Korea, were subject to the parameter calibration. Yield data were obtained from experiment fields at Suwon, Jeonju, Naju and Iksan. Data for 2013, 2014 and 2016 were used for parameter calibration. For validation, yield data reported from 2016 to 2018 at Suwon was used. Initial calibration indicated that genetic coefficients obtained by *LL* were distributed in a narrower range than coefficients obtained by *GCSM*. A two-sample t-test was performed to compare between different methods of ensemble approaches and no significant difference was found between them. Uncertainty of *GCSM* can be neutralized by adjusting the acceptance probability. The other ensemble method (E_{pm}) indicates that the uncertainty can be reduced with less computation using ensemble approach.

Key words: Crop model, Generic Composite Similarity Measure (*GCSM*), Log-likelihood (*LL*), Cultivar parameter, Ensemble



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

I. 서 론

국내에서 축산물 생산량이 증가함에 따라 고품질 사료작물의 재배 또한 확대될 필요성이 증가하고 있다(Kim *et al.*, 2020). 통계청(<https://kosis.kr/index/index.do>)에서 제공하는 연간 경지면적조사와 농작물생산조사에 따르면, 우리나라 조사료의 생산량과 재배면적은 지속적으로 증가하고 있다. 이러한 공급량의 확대로 2020년 기준 재배면적은 13,347ha이며, 80% 이상의 조사료 자급률이 달성되었다. 하지만 공급량의 확대에도 불구하고, 볏짚 등을 제외한 양질 조사료의 비중은 약 26%에 불과하였다.

고품질 조사료의 공급 비중을 높이기 위해 사료작물을 포함하는 작부체계가 사용될 수 있다. Kim *et al.* (2005)는 논에서 하계 사료작물 품종 5종 및 동계 사료작물 3종 등 15가지 조합의 답리작 작부체계를 비교하여 최대 생산량을 획득하기 위한 방안을 제안하였다. 특히, 이탈리아인 라이그라스와 같은 동계작물과 사료용 벼로 이모작 작부체계를 구성하여 조사료 생산량을 획기적으로 늘릴 수 있는 방안을 제시하였으며, 실제로 국내에서는 벼와 이탈리아인 라이그라스를 이모작으로 재배하는 농가가 증가하고 있다(Kim *et al.*, 2015).

이모작 작부체계에서는 개별 작물의 생육기간을 충분히 배분하지 못하면 결과적으로 단일재배보다 생산성이 낮아질 수 있다(Egli and Bruening, 2000). 이는 재배작물과 함께 재배시기를 동시에 고려하여 이모작 작부체계가 설계되어야 함을 의미한다. 예를 들어, 국내에서 널리 재배되고 있는 이탈리아인 라이그라스(*Lolium multiflorum* L.)는 벼 수확시기에 파종하여 이듬해에 수확될 수 있다(Kim *et al.*, 2007). 동절기를 거칠 사료작물과 이모작 재배가 가능한 사료작물의 효율적 재배 조건이 파악된다면, 사료작물의 증산에 유리할 것이다.

지역별로 최적화된 작부체계를 설계하기 위해, 시간과 비용이 많이 소요되는 포장실험을 대신하여 재배시기에 따른 작물 생육을 모의하는 작물모형이 사용될 수 있다(Kim *et al.*, 2012). Zhao *et al.*(2015)은 작물모형을 사용하여 중국 북부평야 지역을 대상으로 밀과 옥수수 수의 이모작 조건에서 기존보다 생산성이 높은 작부체계를 설계하였다. 국내에서는 DSSAT (Decision support system for agrotechnology transfer; Jones *et al.*, 2003)과 ORYZA2000(Bouman, 2001)과 같은 과정기반 모형들이 주로 사용되어 오고 있으며(Kang *et al.*, 2022), 최근에는 최소한의 입력자료를 사용하는 SIMPLE 작

물모형(Zhao *et al.*, 2019)의 활용 사례 또한 증가하고 있다.

작물모형은 기상, 토양 및 재배 입력자료와 함께 품종의 유전적 특성을 수치화한 품종모수를 필수 입력자료로 사용한다. 지역에 따라 주요 작물의 품종들이 상이하기 때문에 개별 품종별로 모수가 추정된다(Wilkerson *et al.*, 1983). 또한, 연구 대상 품종과 유사한 생태형을 가진 품종의 품종모수들이 작물모형의 입력값으로 사용될 수 있다. 하지만, 국내 품종들을 대상으로 품종모수가 추정된 것은 비교적 소수에 불과하며, 특히 국내에서는 사료용 벼 품종에 대한 모수를 추정할 연구 사례가 보고된 바 없다.

품종모수의 추정을 위해서는 해당 품종에 대한 많은 수의 고품질 생육 관측자료가 확보되어야 하지만(Fukui *et al.*, 2015), 국내에서는 개별 품종에 대한 생육 관측 자료들을 확보하기 어렵다(Kim *et al.*, 2018). 이처럼 관측 자료가 부족한 조건에서 모수를 효과적으로 추정하기 위해 대량의 랜덤모수를 생성하여 평가하는 전역 최적화 알고리즘이 사용될 수 있다. 하지만, 전역 최적화를 위해 사용되는 목적함수(Objective function)의 계산 방식에 따라 불확도에 차이가 발생할 수 있다.

한편, 작물 생산성 추정값의 오차를 줄이기 위해 앙상블 기법이 활용될 수 있다(Breiman, 1996). 앙상블 기법은 여러 개의 추정값을 만들고 결합하여 하나의 결과값을 산출하는 방법으로, 개별적으로 예측모형을 구동하여 그 결과값들을 통합할 경우 모형의 예측력을 향상시킬 수 있다(Minoli *et al.*, 2022). 각각의 목적함수를 사용하여 추정된 품종모수들이 앙상블 예측에 활용되었을 때, 앙상블 방식에 따라 신뢰도의 차이를 보일 수 있다.

본 연구에서는 사료용 벼의 품종모수를 추정하기 위한 확률과 일치도에 근거한 방식들을 비교하고 이들에 따른 불확도의 차이를 분석하고자 하였다. 특히, 확률에 근거한 목적함수가 나타내는 불확도의 차이를 비교하고, 앙상블 예측을 위해 모형 결과값을 활용하는 방식과 모수값들의 평균을 활용하는 방식 사이에 유의한 수준의 오차가 발생하는지에 대한 여부를 확인하고자 하였다. 이를 통해, 최소한의 관측자료가 가용할 때 조사료 작물에 대한 신뢰도 높은 생육 모의 결과를 얻어 사료작물 재배와 이모작 작부체계에 대한 효과적인 설계를 지원할 수 있을 것이다.

II. 재료 및 방법

2.1. SIMPLE 작물모형

SIMPLE 작물모형은 최소한의 입력자료를 사용하여 주요 작물에 대해서 생육모의를 수행하기 위해 개발되었다(Zhao *et al.*, 2019). 강우량, 일사량, 기온 등 기상입력자료와 열 스트레스, 수분 스트레스 등의 품종 모수가 SIMPLE 작물모형의 입력자료로 사용된다. 특히, SIMPLE 작물모형은 구동에 필요한 품종모수의 수가 13개로 다른 작물 모형에 비해 적은 수의 품종모수를 요구한다. 예를 들어 DSSAT 작물모형을 구동하는데 필요한 품종모수는 21개이다. SIMPLE 작물모형에 사용되는 품종모수들은 작물별로 적용되는 품종별로 적용되는 모수들로 구성되어 있다(Table 1). 이 중에서 T_{sum} , HI , I_{50A} , I_{50B} 는 품종별로 적용되는 모수이고, T_{base} , T_{opt} , RUE , I_{50maxH} , I_{50maxW} 는 작물별로 적용되는 모수이다.

SIMPLE 작물모형은 작물의 일일 생체중 추정을 통해 수량을 계산하며, SIMPLE 작물모형의 일일 생체중 증가량 계산식은 Zhao *et al.*(2019)을 참고하면 된다.

2.2. 전역최적화 기반 품종모수 추정

본 연구에서는 Markov Chain Monte Carlo (MCMC) 를 기반으로 품종모수를 추정하는 Metropolis-Hastings (MH) 알고리즘을 활용하였다(Andrieu *et al.*, 2003). MCMC는 주어진 모수값 분포에서 임의의 모수값을

추출하고(Monte Carlo), 추출된 값에 따라 다음 모수값을 추출하기 위한 분포가 결정되는(Markov Chain) 방식이다. MH 알고리즘은 추출된 모수값에 대한 수용 및 거절 여부를 결정하는 기능이 추가된다. 우선, 최초 설정된 모수값 분포에서 임의 표본을 추출하여 모형에 적용하고 해당 모수값의 일치도 확률값을 계산한다. 만약 추출된 모수를 사용하여 모형의 결과값이 개선되었을 경우, 해당 모수를 수용하고, 수용된 모수를 기준으로 임의표본을 추출한다. 반대로 모형 결과값의 오차가 증가하였을 경우, 추출된 모수값을 확률적으로 거절하게 된다. 이전 표본을 참고하여 다음 임의 표본을 추출하는 과정을 반복하여 전역최적화 방식으로 최종 모수들을 추정한다.

본 연구에서는 C++ 라이브러리인 Quantification of Uncertainty for Estimation, Simulation and Optimization (QUESO)을 활용하여 모수 추정 시스템을 구현하였다(Hyun and Kim, 2019). QUESO 라이브러리는 MCMC 방식으로 모수를 추출하고 평가하는 과정에서 일련의 모수값들이 얻어지는 chain들을 생성하고 처리하기 위한 함수들을 제공한다. 특히, QUESO를 사용할 경우, 다수의 chain을 생성하여 분산 환경에서 독립적으로 유지할 수 있어 병렬적으로 모수 추정을 수행하기 유리하다. MH 알고리즘을 기반으로 SIMPLE 작물모형의 품종모수 추정 과정을 자동화하기 위해 C++를 사용하여 리눅스 운영체제에서 구동될 수 있는 품종모수 추정 시스템을 개발하였다.

Table 1. Definitions and default ranges of parameters for SIMPLE crop model (Zhao *et al.*, 2019)

Cultivar parameter	Details	Range	Unit
T_{sum}	Cumulative temperature requirement from sowing to maturity	700-2500	°C d
HI	Potential harvest index	1	°C d
I_{50A}	Cumulative temperature for leaf to intercept 50% of radiation	200-1000	°C d
I_{50B}	Cumulative temperature till maturity to reach 50% radiation interception due to leaf senescence	500-1500	°C d
T_{base}	Base temperature for phenology development and growth	9	°C
T_{opt}	Optimal temperature for biomass growth	10-28	°C
RUE	Radiation use efficiency	1.18-2.5	g MJ ⁻¹ m ⁻²
I_{50maxH}	The maximum daily reduction in I_{50B} due to heat stress	10-110	°C d
I_{50maxW}	The maximum daily reduction in I_{50B} due to drought stress	0-100	°C d
T_{max}	Threshold temperature to start accelerating senescence	35-50	°C
T_{ext}	Extreme temperature threshold when RUE become 0	-20-5	°C

2.3. 목적함수의 비교

모수 추정 과정에서 두 종류의 목적함수들을 설정하여 추정한 품종모수를 비교하였다. MCMC 방식으로 품종모수가 추출되면 목적함수를 사용하여 개별 관측값 O_j 와 모의값 S_j 사이의 오차를 계산한다. MH 알고리즘에서는 일반적으로 로그 가능도(log-likelihood; LL) 함수가 목적함수로 사용된다. LL 함수는 개별 관측값과 예측값의 일치도를 확률로 나타내기 위해 다음과 같이 계산된다(Pinheiro and Bates, 1995):

$$LL(\theta_i|O) = \Pi \frac{1}{\sqrt{2\pi\theta\sigma_o^2}} \exp\left(-\frac{(O_j - s(\theta_i))^2}{2\sigma_o^2}\right), \quad i = 1 \dots N \quad (1)$$

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

여기서 θ_i 및 $S(\theta)$ 는 각각 i 번째 모수와 해당 모수를 사용하여 모의된 결과값을 나타내고, O_j 와 σ_o^2 는 각각 관측값과 모의값 오차의 분산을 나타낸다. 또한 j 는 특정 년도에 수량관측값이 수집된 지점을 나타낸다.

또 다른 목적함수로 2차원 자료의 일치도를 분석하기 위해 사용되는 Generic Composite Similarity Measure ($GCSM$)을 사용하였다. $GCSM$ 은 자료를 s_1, s_2, s_3 의 세 가지 요소로 분리하여 다음과 같이 계산한다(Liu et al., 2020):

$$GCSM(x,y) = s_1(x,y) \times s_2(x,y) \times s_3(x,y)$$

s_1, s_2, s_3 은 다음과 같이 계산된다:

$$s_1 = \begin{cases} 1 - \frac{|\mu_x - \mu_y|}{\max - \min} & \text{if } s_3 \geq 0 \\ 1 - \frac{|\min + \max - \mu_x - \mu_y|}{\max - \min} & \text{if } s_3 < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$s_2 = 1 - \frac{|\sigma_x - \sigma_y|}{(\max - \min)/2} \quad (4)$$

$$s_3 = \begin{cases} 1 & \sigma_x = \sigma_y = 0 \\ 0 & \sigma_x = 0 \text{ or } \sigma_y = 0 \\ \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

2.4. 품종모수 추정

본 연구에서는 사료용 벼 품종인 영우 벼와 조우 벼

의 품종모수를 추정하였다. 품종모수 추정을 위해 신품종 개발 공동 연구보고서(RDA, 2013; 2014; 2016)에 수록된 영우와 조우에 대한 수량 관측 자료를 수집하였다. 영우 벼의 경우, 수원(37°16'N, 126°59'E), 익산(35°46'N, 126°55'E) 및 나주(35°02'N, 126°50'E)에서 2013년과 2014년에 관측된 포장 실험 결과 자료를 품종모수 추정을 위한 자료형식으로 정리하였다. 조우 벼에 대해서는 2016년에 전주, 수원 및 나주에서 수행된 포장 시험 결과자료를 수집하였다. 해당 자료를 이용하여 오차를 계산하는 MCMC 방식으로 품종모수 추정을 진행하였다.

추정대상 모수의 개수를 최소화하기 위해 작물의 일반적인 특성을 나타내는 모수들은 문헌으로부터 수집하였다. 우선, Zhao et al.(2019)가 제시한 벼의 품종모수를 참고하여 이산화탄소에 대한 반응과 수분 스트레스 관련 모수값을 결정하였다. 또한, 사료용 작물은 지상부 전체를 수확하기 때문에 수확계수(HI)를 1로 설정하였다. 벼의 기본 생육 온도는 기준에 보고된 결과들을 참고하여 9°C로 설정하였다(Ahn et al., 2010; Zhao et al., 2019). 이러한 과정을 거쳐 SIMPLE 작물모형에서 요구되는 13개 품종모수 중 9개의 모수를 추정하였다.

모수 추정을 위한 작물모형 구동을 위해 기상 및 토양 입력자료를 수집하였다. 우선, 포장 시험지 인근의 수원 종관기상관측소에서 관측된 일별 기상자료를 수집하였다. 이러한 자료들을 수집하기 위해 기상자료개방포털(<https://data.kma.go.kr>)에서 제공하는 OpenAPI를 사용하였다. 수집된 기상 요소들은 일사량(SRAD), 최고기온(TMAX), 최저기온(TMIN), 강수량(RAIN), 풍속(WIND) 및 평균상대습도(RHUM) 등이 포함되었다. 토양의 물리적 특성을 나타내기 위한 입력값들은 Zhao et al.(2019)이 제안한 기본 모수값을 사용하였다.

모수추정을 위해 시험지에서 수행된 재배조건을 생육 모의에 적용하였다(Table 2). 주당모수는 5개, 재식밀도는 12×30cm로 설정하였으며, 비료조건은 N-P₂O₅-K₂O : 18-9-11(kg/10a)이다.

MH알고리즘에서 생성되는 모수값들은 주어진 분포에서 임의적으로 선택된다. 본 연구에서는 임의로 선택된 품종모수들의 오차를 보다 객관적으로 분석하기 위해 각각 독립적으로 생성된 20개의 chain을 생성하여 모수값을 추정하였다. 또한, chain당 50,000번의 모수 추출을 하도록 설정하여 충분한 탐색과정을 거쳐 모수값이 결정될 수 있도록 하였다(Lu et al., 2019).

Table 2. Cultivation method of whole-crop silage rice by RDA(2013; 2014; 2016)

Sites	Suwon	Jeonju	Naju	Iksan
Sowing date (month, day)	4.20	4.25	4.25	4.25
Transplanting date (month, day)	5.25	5.25	5.25	5.25
Transplant distance (cm)	30×12	30×12	30×12	30×12
Fertilization N-P ₂ O ₅ -K ₂ O (kg/10a)	18-9-11	18-9-11	18-9-11	18-9-11

2.5. 품종모수의 검증

조우 벼와 영우 벼에 대한 실험결과가 보고된 문헌으로부터 품종모수의 신뢰도를 검증하기 위한 자료를 수집하였다(Table 2). 본 연구에서는 신품종 공동연구 보고서 이외의 유일한 조우 벼와 영우 벼에 대한 관측 자료가 보고된 Ahn *et al.*(2019)의 포장실험 결과를 활용하였다. 해당 실험은 수원(37°27'N 126°99'E)에서 2013년부터 2019년까지의 기간 동안 이탈리아인 라이그라스와 사료용 벼의 이모작 실험이 수행되었다. 작물모형 구동에 사용한 기상정보는 수원의 중관기상관측소에서 제공하는 일별 관측자료를 사용하였다.

실험지에서 수행된 재배관리 조건을 생육모의에 반영하였다(Table 3). 검증용 자료의 경우, 2016년도와 2017년도에는 사료용 벼 재배시기를 중심으로, 2018

년도에는 동계사료작물의 최적 수확시기에 맞추어 사료용 벼의 재배조건이 설정되었다. 해당 재배조건인 재식밀도는 12×30cm, 주당모수는 5개였다. 비료조건은 N-P₂O₅-K₂O : 18-9-11(kg/10a)이었다. SIMPLE 작물모형은 적절한 시비관리가 된 것으로 추정하여 생육이 모의되기 때문에 시험지별 이앙일이 입력자료로 사용되었다.

2.6. 관측값 및 추정값의 비교

LL과 GCSM 목적함수를 사용한 20개의 chain으로부터 얻어진 품종모수들을 적용하여 SIMPLE 작물모형을 구동하였다. SIMPLE 작물모형을 사용하여 얻어진 모의값과 관측값 사이의 오차를 계산하기 위해 Normalized Root Mean Square Error (NRMSE)를 활용하

Table 3. Cultivation method of whole-crop silage rice used for validation by Ahn *et al.* (2019)

Rice cultivar	Jowoo				
Year	2016	2017	2017	2018	2018
Seeding date (month, day)	4.20	4.20	4.10	4.19	5.11
Transplanting date (month, day)	5.25	5.25	5.10	5.25	6.12
Harvest date (month, day)	9.5	9.7	9.13	9.5	9.20
Transplant distance (cm)	30×12	30×12	30×12	30×12	30×12
Seeds per hill	3~5	3~5	3~5	3~5	3~5
Area (m ²)	548	548	183	183	183
Fertilization N-P ₂ O ₅ -K ₂ O (kg/10a)	18-9-11	18-9-11	18-9-11	18-9-11	18-9-11
Rice cultivar	Yeongwoo				
Year	2016	2017	2017	2018	2018
Seeding date (month, day)	4.20	4.20	4.10	4.19	5.11
Transplanting date (month, day)	5.25	5.25	5.10	5.25	6.12
Harvest date (month, day)	9.13	9.18	9.13	9.10	10.5
Transplant distance (cm)	30×12	30×12	30×12	30×12	30×12
Seeds per hill	3~5	3~5	3~5	3~5	3~5
Area (m ²)	548	548	183	183	183
Fertilization N-P ₂ O ₅ -K ₂ O (kg/10a)	18-9-11	18-9-11	18-9-11	18-9-11	18-9-11

였다. *NRMSE* 값은 다음과 같이 계산하였다(Shcherbakov *et al.*, 2013):

$$NRMSE = \sqrt{\frac{[\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2]}{n}} \cdot \frac{100}{O} \quad (6)$$

여기서 P_i 와 O_i 는 각각 예측값과 관측값을 나타낸다. N 과 \bar{O} 는 각각 표본의 개수 및 관측값의 평균을 의미한다. *NRMSE* 값이 작고 결정계수가 높은 모수의 빈도를 비교하여 주어진 목적함수의 적합성을 비교하였다. 또한 검증자료에 대해 품종과 목적함수별로 E_{pm} 과 E_{em} 의 양상별 방식에 따른 일치도를 분석하여 불확도 변화를 파악하였다.

2.7. 품종모수의 양상별 비교

품종모수의 불확도를 최소화하기 위해 양상별 기법을 적용하여 추가적인 분석을 수행하였다. 목적함수별로 추정된 모수들의 불확도가 검증자료에서 변화하는 양상을 파악하기 위해 품종모수 추정 자료와 검증자료에 동일하게 양상별을 적용하여 수량을 모의하였으며, 무형구동 결과들의 평균을 내는 방식(Iizumi *et al.*, 2009)을 추정 자료와 검증자료에 동일하게 사용하였다. 본 연구에서는 품종모수들을 사용한 방법과 결과값을 사용한 방법 사이에 추정값과 관측값의 일치도 변화를 분석하였다. 우선, 모수 추정과정에서 생성된 20개의 Chain으로부터 얻어진 품종모수들을 양상별 멤버로 사용하여 평균 모수값을 계산하였다. 또한, 개별 품종모수들을 모형에 적용하여 양상별 멤버를 생성하였다. 품종모수의 평균값을 사용한 예측(E_{pm})과 개별 모수들로부터 얻어진 추정값의 평균값(E_{em})의 *NRMSE*를 분석하여 양상별 방식에 따른 불확도 변화를 파악하였다.

III. 결 과

3.1. 목적함수에 따른 품종모수의 분포

품종별로 추정되는 품종모수인 T_{sum} , I_{50A} , I_{50B} 의 추정값은 사용된 목적함수에 따라 상이한 분포를 가졌다 (Fig. 1, 2). *LL* 함수를 사용하여 얻어진 품종모수값들은 *GCSM* 함수를 사용하였을 때 보다 좁은 범위에서 추정되었다. 특히, *LL* 함수를 사용하였을 때 조우 벼의 경우에 *GCSM* 함수를 사용하였을 때보다 8개의 모수에서 범위가 작은 것으로 나타났다.

영우 벼에 대해 추정된 9개의 품종모수 전부에 대해

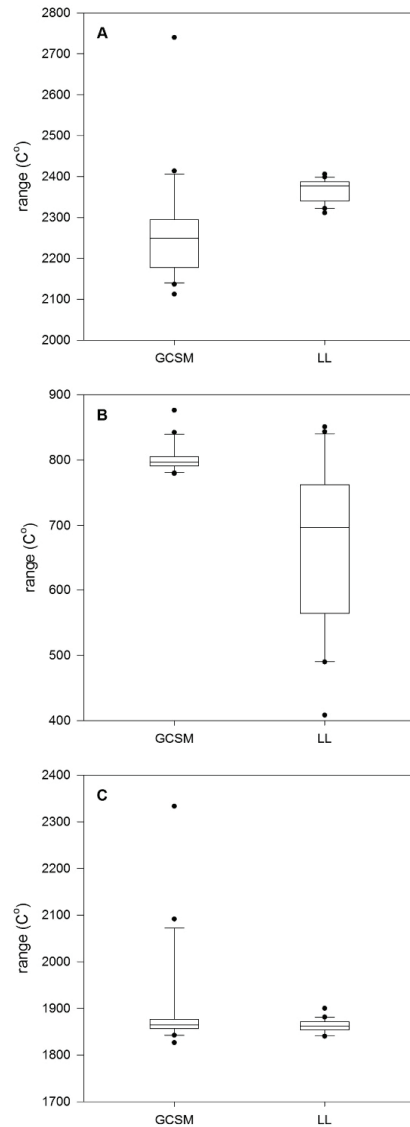


Fig. 1. Box plot of parameter for cultivar 'Jowoo' including (A) T_{sum} , (B) I_{50A} , and (C) I_{50B} .

목적함수에 따라 5%로 유의한 차이가 났다. 조우 벼의 경우에도 9개의 품종모수에서 목적함수에 따라 5%의 유의한 차이가 났다(Table 4). 예를 들어, 목적함수에 따라 영우 벼와 조우 벼를 대상으로 추정된 I_{50A} 값의 평균값의 차이는 따라 각각 11.3%와 1.8% 차이를 보였다. T_{sum} 의 경우에도 영우 벼와 조우 벼에 대해서 *LL*과 *GCSM*으로 추정된 모수값의 평균값의 차이는 각각 6.1% 및 4.6%이었다.

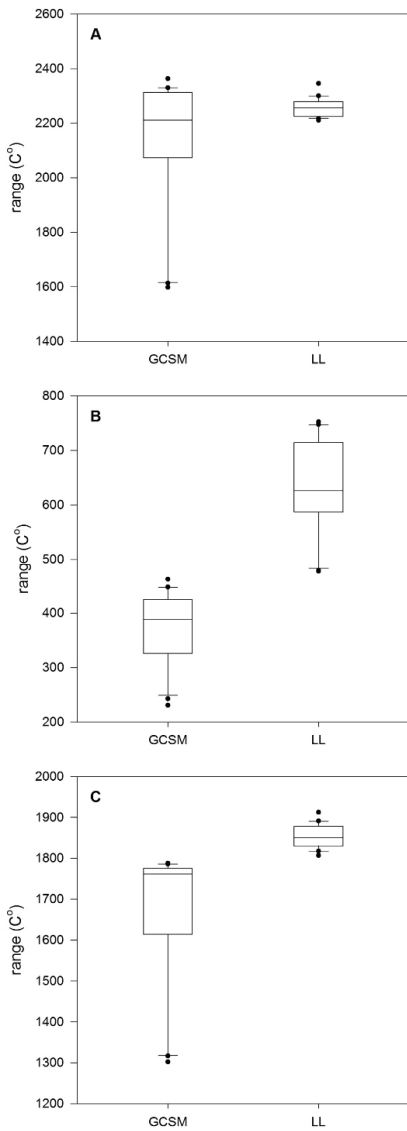


Fig. 2. Box plot of parameter for cultivar ‘Yeongwoo’ including (A) T_{sum} , (B) I_{50A} , and (C) I_{50B} .

3.2. Calibration 자료에 대한 SIMPLE 작물모형 구동결과

작물모형 구동 결과 영우 벼보다 조우 벼에서 추정 값의 $NRMSE$ 가 낮고 품종의 모수별 $NRMSE$ 가 좁은 범위에 분포하였다(Fig. 3). 영우 벼의 $NRMSE$ 는 LL 과 $GCSM$ 으로부터 얻어진 품종모수가 사용되었을 때 각각 15%와 23%이었다. 조우 품종의 $NRMSE$ 는 LL 과 $GCSM$ 각각에 대해 8%와 6%로 작았다.

LL 을 사용하여 추정된 품종모수가 작물모형 구동

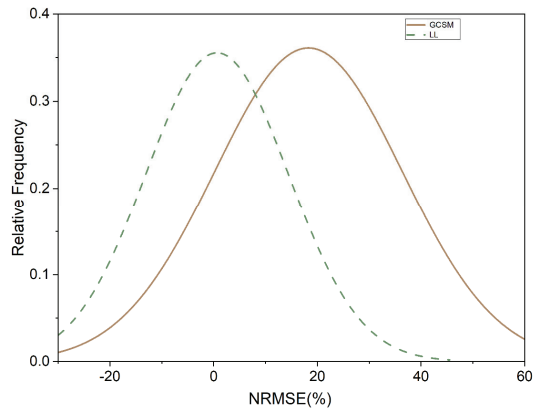


Fig. 3. Distribution of error rate between E_{pm} and E_{em} for calibration data of cultivar ‘Yeongwoo’.

에 적용되었을 때, $GCSM$ 을 사용하여 추정된 모수들 보다 $NRMSE$ 의 표준편차가 작았다. 영우 벼에 비해 조우 벼의 오차율의 분포가 더 좁게 나타났다. $GCSM$ 으로부터 얻어진 품종모수가 사용되었을 때 $NRMSE$ 의 표준편차는 조우 품종과 영우 품종에 대해 각각 0.85와 0.88이었다. 반면, LL 으로부터 얻어진 품종모 수가 사용되었을 때 $NRMSE$ 의 표준편차는 조우 벼와 영우 벼에 대해서 각각 0.26과 0.36이었다.

모수추정 자료에 대한 앙상블 방식을 적용하였을 때, 앙상블 방식에 따른 차이는 발견되지 않았다. E_{pm} 과 E_{em} 의 $NRMSE$ 의 차이는 모든 경우에서 2% 이하로 작았고, 5%의 유의수준에서 차이가 인정되지 않았다 ($p>0.05$) (Fig. 4).

3.3. Validation 자료에 대한 SIMPLE 모델 구동 결과

수량 추정값의 오차 분포는 모수 추정 자료를 사용 했을 때와 비슷한 경향을 나타냈다. 영우 품종에 대한 수량 추정값의 오차는 LL 로 추정된 모수를 사용하였 을 때 $GCSM$ 으로 추정된 모수를 사용하였을 때 보다 큰 경향이 있었다. 조우 품종의 경우, LL 과 $GCSM$ 을 사용하여 추정된 모수를 사용하였을 때 모수추정 자료 를 사용한 것과 유사한 추정 오차값의 분포가 얻어졌다.

모수 추정 자료와 비교하였을 때, $NRMSE$ 의 변화율이 LL 을 통한 작물모형의 추정값이 $GCSM$ 을 통한 작 물모형의 추정값보다 작았다(Fig. 4). $NRMSE$ 의 차이는 LL 으로부터 얻어진 품종모수가 사용되었을 때 영 우 품종과 조우 품종에 대해서 각각 4.8%와 8.8%이었

Table 4. Parameter values of SIMPLE crop model for cultivar ‘Jowoo’ and ‘Yeongwoo’

Method	LL			GCSM		
Cultivar	Jowoo					
	Min	Max	Median	Min	Max	Median
T_{opt}	17.94	19.26	18.87	11.80	18.68	16.63
RUE	1.58	2.06	1.84	1.38	2.33	1.60
I_{50maxH}	32.13	47.59	39.28	10.27	56.23	15.40
I_{50maxW}	41.35	61.43	47.42	23.00	88.17	58.24
T_{max}	32.62	33.21	32.96	30.22	34.80	31.37
T_{ext}	44.94	46.16	45.72	45.86	49.44	47.99
Cultivar	Yeongwoo					
	Min	Max	Median	Min	Max	Median
T_{opt}	16.63	18.55	17.5	23.14	27.39	24.81
RUE	1.44	2.17	1.89	1.95	2.42	2.38
I_{50maxH}	35.88	65.6	56.47	50.39	83.57	74.55
I_{50maxW}	33.85	67.36	48.99	25.89	67.65	48.87
T_{max}	33.18	33.74	33.45	34.84	34.91	34.89
T_{ext}	42.75	44.35	43.42	41.32	47.38	46.64

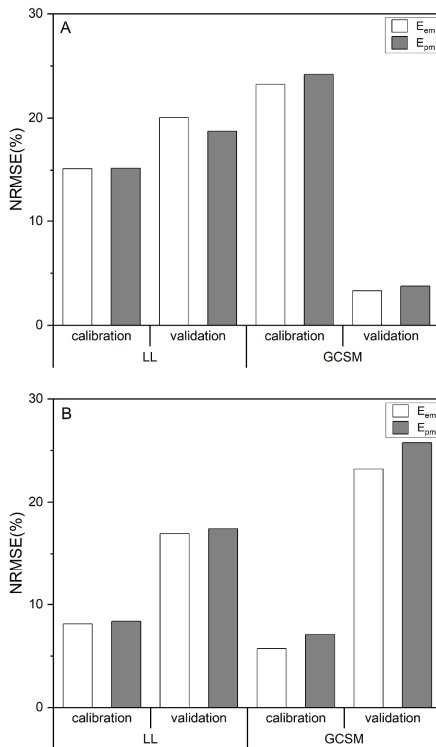


Fig. 4. NRMSE Comparison of E_{pm} and E_{cm} (A: cultivar ‘Yeongwoo’ B: cultivar ‘Jowoo’).

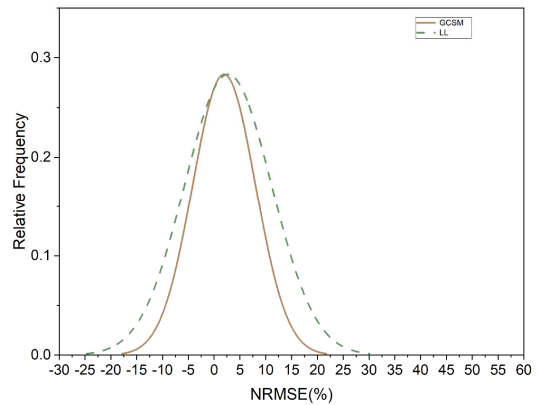


Fig. 5. Distribution of Error rate between observation and estimation yield for calibration data of cultivar ‘Jowoo’.

다. GCSM으로부터 얻어진 품종모수가 사용되었을 때 영우 품종과 조우 품종에 대해서 19.9%와 17.3%이었다. 특히, 영우 품종의 경우, 모수 추정 과정에서 얻어진 NRMSE와 상반된 결과가 얻어졌다. 예를 들어 LL의 경우 모수추정 자료에 대한 추정값과 관측값의 오차율이 23%였고 검증 자료에 대한 추정값과 관측값의 오차율은 3.4%였다. 반면, GCSM의 경우 모수추정 자

료에 대한 추정값과 관측값의 오차율이 6.1%였고 검증 자료에 대한 추정값과 관측값의 오차율은 23.4%로 크게 증가하였다.

검증 자료에 대해 앙상블 방식을 적용하였을 때, 앙상블 방식에 따른 차이는 발견되지 않았다(Fig. 4). T 검정 결과, 5%의 유의수준에서 차이가 인정되지 않았고, *NRMSE*의 차이는 모든 경우에서 3% 이하였다.

IV. 고찰 및 결론

본 연구에서 대량의 연산과정을 활용하여 적은 양의 관측자료를 사용하였을 때 *GCSM*보다는 *LL*을 목적함수로 활용하는 것이 유리함을 보여주었다. 본 연구에서는 모수추정을 위해 10^6 회에 걸쳐 작물모형을 구동하였다. 모수추정에 필요한 관측자료의 최적량을 일률적으로 설정하기 어려우나, 본 연구에서 사용된 관측자료는 4개의 실험포장에서 4년간 수집된 자료들로 구성되었기 때문에 최소한의 양으로 판단된다. 그럼에도 불구하고, 모수추정 과정에서 사료용 벼 품종의 수량 오차는 6%에서 23% 수준이었다. 다만, 독립적인 검증 자료에서 20% 수준의 상대적으로 높은 수준의 오차가 발생하였다. 이는 모수추정을 위해 사용된 자료의 양이 절대적으로 적어 전역 추정기법을 사용하였다 하더라도 과적합의 한계를 벗어나지 못한 것으로 판단된다. 추후 추가적인 관측자료들이 사용될 경우 추가적인 모수추정을 통해 낮은 불확도의 품종모수를 추정하는 연구가 필요할 것으로 사료된다.

조우 벼의 경우 추정된 모수값의 범위가 *LL*과 *GCSM* 간에 상이함에도 불구하고, 오차가 비슷하게 발생하였다(Fig. 4). 작물 모형을 활용할 때 서로 다른 모수를 사용하여도 비슷한 결과가 나타날 수 있는데, 이는 모수를 추정하는 연구에서 자주 발생하는 현상이다(Hyun *et al.*, 2022; Acharya *et al.*, 2017; He *et al.*, 2010). 특히, 모수추정을 위한 자료의 개수가 적을 경우 이러한 현상이 크게 증가할 수 있다(Lamsal *et al.*, 2018). He *et al.*(2017)은 이러한 모수의 불확실성을 줄이기 위해서 차이가 큰 환경 조건에서의 자료들을 활용하는 것이 필요하다고 보고하였다.

추가로 모수추정을 위해 다양한 목적함수를 활용한 연구가 필요할 것으로 보인다. 기존의 MH 알고리즘에서는 통계적인 의미에 따라 주로 정규분포에 기반하여 계산된 *LL*이 사용되어왔다(Makowski *et al.*, 2002; He *et al.*, 2010; Tan *et al.*, 2019). 그러나, 직접적인 실험

이 아닌 공개된 자료를 수집할 경우 자료에 대한 분산 등의 정보가 충분하지 않을 수 있기 때문에(Hyun and Kim, 2019) *LL*값을 사용하는 가정이 만족되지 않을 수 있다. 또한, 비교적 단순하게 계산할 수 있는 분포의 특성값들을 활용하기 위한 추가적인 연구가 필요할 것으로 판단되었다. 예를 들어, 본 연구에서 활용한 *GCSM*와 같이 자료에 대한 분포를 고려하지 않고 계산이 가능한 SSIM (Structural Similarity Index Measure, Wang *et al.*, 2004), CMSC (Composite Similarity Measure based on Means, Standard Deviations, and Correlation Coefficient, Palubinskas, 2017) 등을 활용할 수 있다. 또한, 전역최적화 방법들 중 하나인 Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE)에서는 평균제곱오차(He *et al.*, 2010), 결정계수(Bian *et al.*, 2023) 등의 다양한 목적함수들이 활용되고 있다.

모수가 추정된 후 독립적인 검증자료에 적용되었을 때 오차가 증가하는 것이 일반적이다(Hansen and Jones, 2000). 본 연구에서도 *LL*을 사용하여 추정된 모수가 검증자료에 사용되었을 때 오차가 비교적 소폭으로 증가하였다. 반면, *GCSM*을 사용하였을 때에는 오차가 품종에 따라 상이한 결과가 나타났다. 이는 *GCSM*의 계산 방식으로 인해 모수 추정 과정에서 모수의 수렴(convergence)이 제대로 일어나지 않아, 최적의 모수가 추정되지 않았기 때문으로 판단되었다. *GCSM*의 경우 값의 범위가 -1에서 1로 오차에 따른 차이가 크게 발생하지 않는다. 이로 인해 *GCSM*을 활용하여 모수를 추정할 경우 결과값이 악화되더라도 모수의 수용 확률이 비교적 높아 모수의 수렴이 제대로 일어나기 어려울 것으로 사료되었다. 수용 확률에 특정한 기준은 없으나 0.234 정도가 적당하다고 보고되었다(Gelman *et al.*, 1997). 일반적으로 수용 확률을 적절한 범위로 조절하기 위해 모수가 추출되는 분포의 분산 크기를 변화시키는 방식이 사용된다(Garthwaite *et al.*, 2016). 그러나, 본 연구에서는 동일한 모수 분포를 사용하였음에도 불구하고, *LL*에 비하여 *GCSM*의 수용 확률이 높은 것으로 나타났다. 이후 연구에서는 목적함수에 따라 달라지는 수용 확률을 고려하여, 사전 분포 또는 목적함수 자체를 변형하여 수용 확률이 적절한 범위에 들 수 있도록 조절하는 것이 필요할 것이다.

본 연구에서 사용한 기존과 다른 앙상블 방식은 계산과정이 기존 방식보다 간단해 더 유리함이 나타났다. 통상적인 작물모형에서의 앙상블 기법은 개별 모수를 적용하여 얻어지는 작물 생육모의 결과를 평균하여 이

루어진다(Kellner *et al.*, 2019). 그러나 본 연구에서는 20개의 Chain을 통해 추정된 각각의 품종모수의 평균 값으로 작물모형을 구동하였을 때 통상적인 양상불을 통한 작물모의 결과와 통계적으로 유의한 차이가 나타나지 않음을 확인하였다($p>0.05$). 이는 각 품종모수에 대해 작물모형을 구동하는 과정을 거치지 않기 때문에 효율적인 품종모수 추정이 가능하다고 사료된다.

본 연구에서 영우 벼의 모수가 조우 벼에 비하여 상대적으로 높은 불확도가 나타났는데, 이는 영우 벼의 생육특성으로 인해 발생하였다고 사료된다. 영우 벼는 중만생종으로 조우 벼보다 개화시기가 늦고 성숙기까지 걸리는 시간이 길다. 이러한 생육특성은 I_{50b} 에 반영되지만, SIMPLE 작물모형은 성숙기까지의 필요한 시간을 누적 온도만으로 계산하고 일장 등의 요인을 고려하지 않기 때문에 영우 벼의 생육을 예측할 때 오차가 증가할 수 있다. 불확도를 감소시키기 위해서 품종 내의 생육특성을 반영할 수 있는 다른 모수를 추가하는 연구가 진행되어야 할 것이다.

이모작 조건에서 작물의 초기생육에 영향을 미치는 환경요인은 SIMPLE 작물모형에서 고려되지 않아 추정값에 오차가 발생할 수 있다. 추정자료와 검증자료 간의 작부체계 차이가 발생하였을 때 오차가 증가할 수 있다. 사료용 벼의 특성상 국내 재배는 이모작 환경에서 이루어진다. 사료용 작물의 이모작 시 생육기간이 부족하기 때문에 전기 작물의 수확 직후 혹은 이전에 파종을 하여 생육기간을 최대화한다. Seo *et al.*(2021)은 벼 앞그루로 겨울철에 이탈리아인 라이그라스를 2모작 재배하였을 때, 휴경하였을 때보다 토양내 pH가 낮아지고, T-N, K, Ca, Na 함량이 높았으며 유기물과 유효인산이 감소하여 논 토양의 화학적 특성이 개선될 수 있다고 보고하였다. Heggenstaller *et al.*(2009)은 트리티케일과 옥수수의 이모작 재배시 단일재배보다 약 25% 많은 수량을 수확할 수 있음을 보고하였다. 또한 Caviglia *et al.*(2011)은 대두의 이모작이 단일재배시보다 58%부터 82% 사이 범위에서 수량과 생체중이 증가함을 보고하였다. 환경에서 발아 이전의 토양내 수분 및 이화학적 조건, 전기작물의 수확이전의 일조시간 및 일사량, 그리고 온도 등의 조건이 통상 파종시의 조건과 다르다. 사료용 작물의 재배 현황에 맞게 예측할 수 있도록 SIMPLE 모델을 개선하는 연구가 추후에 진행되어야 된다고 사료된다.

SIMPLE 작물모형이 비교적 적은 수의 모수를 사용하더라도 이를 구동하기 위해 다양한 전산환경이 지원

되어야 한다. 최근에는 웹을 위해 사용되는 통신 방식인 HTTP (Hyper Text Transfer Protocol)을 지원하는 API (Application Programming Interface)가 널리 개발되고 있다. 특히, SIMPLE 모형을 API 형식의 서비스로 제공한다면 연구자의 노력을 최소화하여 양상불 방식으로 작물 생육 모의를 수행할 수 있을 것이다. 따라서, 추후 연구에서는 SIMPLE 모형의 생육 모의 결과를 제공하는 API와 이를 활용한 양상불 예측 서비스를 제공할 수 있는 플랫폼에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다.

적 요

작물 모형은 작물의 유전적 특성을 나타내는 품종모수를 요구하며, 품종모수는 작물의 개별 품종별로 추정되어야 한다. 품종모수의 추정에는 고품질의 많은 생육자료가 요구되지만, 자료의 생산에 상당한 비용이 필요하다. 비교적 낮은 품질의 가용성이 높은 자료를 활용하는 대신, 대량의 랜덤 모수를 생성하고 이를 평가하여 품종모수를 추정할 수 있다. 본 연구에서는 SIMPLE 작물 모델의 불확도를 최소화하기 위해 품종모수 추정 방식을 비교하고, 두 양상불 방식과 대한 비교를 하였다. 모수 추정을 위한 Metropolis-Hastings (MH) 알고리즘에 대한 목적함수로 로그 가능도(log-likelihood: LL)와 generic composite similarity measure ($GCSM$)를 사용하였다. 또한 품종모수의 평균값을 사용한 예측 (E_{pm})과 개별 모수들로부터 얻어진 추정값의 평균값 (E_{em})의 일치도를 분석하여 양상불 방식에 따른 불확도 변화를 파악하였다. 국내에서 재배되는 사료용 벼 품종인 조우 벼와 영우 벼를 대상으로 품종모수를 추정하였다. 2013년, 2014년, 2016년에 대한 수원, 전주, 나주, 익산에 위치한 실험포장에서 얻은 수량 관측 자료를 사용하였다. 또한 2016년부터 2018년까지 수원에서 보고된 별도의 수량 관측 자료를 사용하였다. 목적함수에 따라 추정된 품종모수의 분포에 차이가 있었다. LL 을 통해 얻은 품종모수는 $GCSM$ 으로 얻은 품종모수보다 좁은 범위에 분포하였다. 두 가지 양상불 접근법은 통계적으로 유의한 차이가 나타나지 않음을 확인하였다. $GCSM$ 의 상대적으로 높은 불확도는 수용확률을 조정하여 낮출 수 있다고 사료되고, E_{pm} 의 결과는 기존과 다른 양상불 방식을 통해 적은 연산을 통해 불확도를 낮출 수 있음을 보인다.

감사의 글

본 연구는 농촌진흥청 공동연구사업(과제번호: RS-2022-RD010426)의 지원으로 수행되었음.

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**, 1699-1712.
- Ahn, E. K., E. G. Jeong, H. M. Park, K. H. Jung, U. J. Hyun, and J. H. Ku, 2019: Double cropping productivity of main whole-crop silage rice and winter feed crops in the central plains of Korea. *Korean Journal of Crop Science* **64**(4), 311-322. (in Korean with English abstract)
- Ahn, J. B., J. N. Hur, and K. M. Shim, 2010: A simulation of agro-climate index over the Korean peninsula using dynamical downscaling with a numerical weather prediction model. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **12**(1), 1-10. (in Korean with English abstract)
- Andrieu, C., N. De Freitas, A. Doucet, and M. I. Jordan, 2003: An introduction to MCMC for machine learning. *Machine Learning* **50**, 5-43.
- Bian, J., J. Wu, S. Nie, Y. Wang, and X. Lin, 2023: The parametric uncertainty estimation of water and nitrogen transport simulation in a paddy field experiment using HYDRUS-1D. *Irrigation and Drainage* 1-14.
- Breiman, L., 1996: Bagging predictors. *Machine learning* **24**, 123-140.
- Bouman, B. A. M., 2001: ORYZA2000: modeling lowland rice. *IRRI*.
- Caviglia, O. P., V. O. Sadras, and F. H. Andrade, 2011: Yield and quality of wheat and soybean in sole-and double-cropping. *Agronomy Journal* **103**(4), 1081-1089.
- Egli, D. B., and W. P. Bruening, 2000: Potential of early-maturing soybean cultivars in late plantings. *Agronomy Journal* **92**(3), 532-537.
- Fukui, S., Y. Ishigooka, T. Kuwagata, and T. Hasegawa, 2015: A methodology for estimating phenological parameters of rice cultivars utilizing data from common variety trials. *Journal of Agricultural Meteorology* **71**(2), 77-89.
- Garthwaite, P. H., Y. Fan, and S. A. Sisson, 2016: Adaptive optimal scaling of Metropolis-Hastings algorithms using the Robbins-Monro process. *Communications in Statistics-Theory and Methods* **45**(17), 5098-5111.
- Gelman, A., W. R. Gilks, and G. O. Roberts, 1997: Weak convergence and optimal scaling of random walk Metropolis algorithms. *The Annals of Applied Probability* **7**(1), 110-120.
- Hansen, J. W., and J. W. Jones, 2000: Scaling-up crop models for climate variability applications. *Agricultural Systems* **65**(1), 43-72.
- He, D., E. Wang, J. Wang, and M. J. Robertson, 2017: Data requirement for effective calibration of process-based crop models. *Agricultural and Forest Meteorology* **234**, 136-148.
- 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.
- Heggenstaller, A. H., M. Liebman, and R. P. Anex, 2009: Growth analysis of biomass production in sole-crop and double-crop corn systems. *Crop Science* **49**(6), 2215-2224.
- 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. (in Korean with English abstract)
- Hyun, S., J. Y. Park, J. Kim, D. H. Fleisher, and K. S. Kim, 2022: GLUEOS: A high performance computing system based on the orchestration of containers for the GLUE parameter calibration of a crop growth model. *Computers and Electronics in Agriculture* **197**, 106906. (in Korean with English abstract)
- 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.
- Jones, J. W., G. Hoogenboom, C. H. Porter, K. J. Boote, W. D. Batchelor, L. A. Hunt, P. W. Wilkens, U. Singh, A. J. Gijsman, and J. T. Ritchie, 2003: The DSSAT cropping system model. *European Journal of Agronomy* **18**(3-4), 235-265.
- Kang, M., S. Hyun, and K. S. Kim, 2022: Spatial Assessment of Climate Suitability for Summer Cultivation of Potato in North Korea. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **24**(1), 35-47.

- Kellner, J., T. Houska, R. Manderscheid, H. J. Weigel, L. Breuer, and P. Kraft, 2019: Response of maize biomass and soil water fluxes on elevated CO₂ and drought-From field experiments to process-based simulations. *Global Change Biology* **25**(9), 2947-2957.
- Kim, D. J., S. Kim, K. H. Moon, and J. I. Yun, 2012: An Outlook on Cereal Grains Production in South Korea Based on Crop Growth Simulation under the RCP8.5 Climate Change Scenarios. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **14**(3), 132-141. (in Korean with English abstract)
- Kim, J. G., S. N. Wei, Y. F. Li, H. J. Kim, M. J. Kim, and E. C. Cheong, 2020: Agronomic Characteristics and Productivity of Winter Forage Crop in Sihwa Reclaimed Field. *Journal of The Korean Society of Grassland and Forage Science* **40**(1), 19-28. (in Korean with English abstract)
- Kim Y. J., W. H. Kim, S. H Lee, H. S. Park, K. Y. Kim, H. C. Ji, K. C. Choi, S. H. Lee, J. S. Jung, J. H. Kim, T. Y. Hwang, K. W. Lee, H. S. Kim, and G. J. Choi, 2015: Crop Analysis through Growth Survey after Wintering of Winter Annual Forages Grown from 2014 to 2015. *Journal of The Korean Society of Grassland and Forage Science* **35**, 309-15. (in Korean with English abstract)
- Kim, K. S., S. O. Kim, J. H. Kim, K. H. Moon, J. H. Shin, and J. Cho, 2018: Development and application of crop models in Korea. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **20**(2), 145-148. (in Korean with English abstract)
- Kim, M. J., G. J. Choi, W. B. Yook, Y. C. Lim, S. H. Yoon, J. G. Kim, H. S. Park, and S. S. Seo, 2007: Effects of Seeding Method on the Winter Survival, Dry Matter Yield and Nutrient Value of Italian Ryegrass in Paddy Field. *Journal of The Korean Society of Grassland and Forage Science* **27**(4), 269-274 (in Korean with English abstract)
- Kim W. H., J. S. Shin, Y. C. Lim, S. Seo, K. Y. Kim, and J. K. Lee, 2005: Study on the Promising Double Cropping System of Summer and Winter Forage Crop in Paddy Field. *Journal of The Korean Society of Grassland Science* **25**(4), 233-238. (in Korean with English abstract)
- Liu, Y., K. S. Kim, R. M. Beresford, and D. H. Fleisher, 2020: A generic composite measure of similarity between geospatial variables. *Ecological Informatics* **60**, 101169.
- 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**, e0195841.
- Lu, H., Q. Shen, J. Chen, X. Wu, and X. Fu, 2019: Parallel multiple-chain DRAM MCMC for large-scale geosteering inversion and uncertainty quantification. *Journal of Petroleum Science and Engineering* **174**, 189-200.
- 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.
- Minoli, S., J. Jägermeyr, S. Asseng, A. Urfels, and C. Müller, 2022: Global crop yields can be lifted by timely adaptation of growing periods to climate change. *Nature Communications* **13**(1), 7079.
- Palubinskas, G. 2017: Image similarity/distance measures: what is really behind MSE and SSIM?. *International Journal of Image and Data Fusion* **8**(1), 32-53.
- Pinheiro, J. C., and D. M. Bates, 1995: Approximations to the log-likelihood function in the nonlinear mixed-effects model. *Journal of Computational and Graphical Statistics* **4**(1), 12-35.
- Rural Development Administration. 2013: Project report for collaborative research program to develop new variety of summer crop.
- Rural Development Administration. 2014: Project report for collaborative research program to develop new variety of summer crop.
- Rural Development Administration. 2016: Project report for collaborative research program to develop new variety of summer crop.
- Seo, J. H., C. D. Hwang, and S. H. Oh, 2021: Compatibility of double cropping of winter wheat – summer grain crops in paddy field of southern Korea, *Korean Journal of Crop Science* **66**, 18-28. (in Korean with English abstract)
- Shcherbakov, M. V., A. Brebels, N. L. Shcherbakova, A. P. Tyukov, T. A. Janovsky, and V. A. E. Kamaev, 2013: A survey of forecast error measures. *World Applied Sciences Journal* **24**(24), 171-176.
- Tan, J., J. Cao, Y. Cui, Q. Duan, and W. Gong, 2019: Comparison of the generalized likelihood uncertainty estimation and Markov chain Monte Carlo methods for uncertainty analysis of the ORYZA_V3 model. *Agronomy Journal* **111**(2), 555-564.
- Wilkinson, G. G., J. W. Jones, K. J. Boote, K. T. Ingram, and J. W. Mishoe, 1983: Modeling soybean growth for crop management. *Transactions of the ASAE* **26**(1), 63-0073.

- Wang, Z., A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, 2004: Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing* **13**(4), 600-612.
- Zhao, C., B. Liu, L. Xiao, G. Hoogenboom, K. J. Boote, B. T. Kassie, P. Willingthon, S. Vakhtang, K. S. Kim, M. H. O. Ixchel, W. Daniel, H. P. Cheryl, O. S. Claudio, Z. Yan, and A. Senthold, 2019: A SIMPLE crop model. *European Journal of Agronomy* **104**, 97-106.
- Zhao, Z., X. Qin, E. Wang, P. Carberry, Y. Zhang, S. Zhou, X. Zhang, C. Hu, and Z. Wang, 2015: Modelling to increase the eco-efficiency of a wheat-maize double cropping system *Agriculture, Ecosystems & Environment* **210**, 36-46.