



우수상

SIMPLE 작물모형을 활용한 마늘·양파 단수 예측

현신우 · 김광수

SIMPLE 작물모형을 활용한 마늘·양파 단수 예측

현신우* 김광수*, **

Key words

작황예측(Crop yield forecast), 모수추정(Parameter calibration), 생구중(Fresh bulb weight), 월동작물(Overwintering crop), 과정기반 모형(Process based model)

ABSTRACT

The SIMPLE crop model has been developed to minimize the requirement of input data for crop growth simulations, which allows for prediction of crop yield under given crop management conditions as well as weather conditions. The objectives of this study were to improve the SIMPLE model for the growth simulations of onion and garlic and to assess the uncertainty of fresh bulb weight predicted upto three months in advance. Weather input files to the crop model were prepared compiling weather data obtained in a year of interest until the dates on which crop yield prediction was made, e.g., March 1st, April 1st and May 1st in 2020. Weather data in previous four years were also added to the weather input data for the period from the prediction date to the harvest date. As a result, four sets of weather data were prepared to predict crop yield on the given dates. The average fresh bulb weight predicted using these weather input data explained at least 89% of variation in the bulb weight estimated using weather data obtained after harvest. The degree of agreement between estimated and predicted crop yield was relatively high irrespective of the reliability of cultivar parameters. However, the difference between observed and predicted bulb weight was considerably large when crop yield was predicted using the cultivar parameters that resulted in a larger bias during the parameter calibration process. These results suggest that the fresh bulb weight of onion and garlic could be predicted with acceptable accuracy once the reliable sets of cultivar parameters would become available.

차례

- | | |
|------------|------------|
| 1. 서론 | 3. 결과 |
| 2. 재료 및 방법 | 4. 고찰 및 결론 |

* 서울대학교 농림생물자원학부

** 서울대학교 농업생명과학연구원

1. 서론

국내 자급률이 높은 양파와 마늘은 이상기상 조건의 발생으로 생산성이 급격하게 변동하여 소비자 경제에 부정적인 영향을 미칠 수 있다(Choi and Baek, 2016; Ha et al. 2019). 국내에서 재배되는 양파와 마늘 품종들은 월동기를 요구하기 때문에, 소비자 물가에 상당한 영향을 미치는 배추와 비교하여 상대적으로 긴 재배 기간이 요구된다. 특히, 월동 기간에 발생하는 이상기상 조건에 의해 이들 작물의 급격한 생산성 변동이 빈번하게 발생하고 있다(Song et al., 2018). 예를 들어, 2015년에 발생한 수확기 고온 및 가뭄의 영향으로 양파의 생산량이 전년 대비 31% 감소하였다. 반면, 겨울철 기온이 평년보다 높았던 2019년에는 해당 작물의 단위면적당 수량이 27% 증가하였다. 따라서 기상조건에 따른 생산성 변동을 수확기 이전에 예측할 경우, 작물의 재배관리뿐만 아니라 안정적인 농산물의 공급을 위한 의사결정을 지원할 수 있다.

양파와 마늘의 단위면적당 생산량을 예측하기 위한 경험적 모형들이 개발되어 왔다(Na et al., 2017). Oh and Kim(2017)은 공간자기상관 이동평균 모형을 기반으로 작물의 단위면적당 수확량을 예측하였다. Na et al.(2017)은 분광영상으로부터 얻어지는 식생지수를 기반으로 단위면적당 수량을 추정할 수 있는 경험식을 개발하였다. 그러나 경험적 작물모형들은 주로 월별 기상자료를 입력자료로 사용하고 있어, 단기간에 발생하는 이상기상 조건에 의한 생산성 변동을 예측하기 어렵다. 또한, 이러한 방식의 모형들은 농가에서 선택하는 재배관리가 고려되지 않고 있어, 동일한 기상조건이 형성되더라도 새로운 품종이나 재배관리 기법을 적용함에 따라 발생할 수 있는 생산성의 변화를 예측하기 어렵다.

기상조건뿐만 아니라 재배조건에 따른 작물의 생육을 모의하기 위해 생물리학적 작물모형들이 개발되어 왔다(Kim et al., 2015). 일반적으로 생물리학적 작물모형은 작물의 일별 생육량을 계산하고, 이를 누적하여 수확일의 단위면적당 생산량을 예측한다. 특히, 생물리학적 모형을 사용하여 일별 광합성량이나 발육단계 진전 속도 및 생육 단계에 따른 식물체 기관별 동화산물의 배분량을 계산할 수 있다. 이를 통해, 생물리학적 작물모형은 경험적 작물모형과 달리 작물의 재배 방식이나 품종 특성에 따른 생산성의 변화를 합리적으로 예측할 수 있다. 또

한, 생물리학적 모형을 개발할 때, 작물의 생육 과정을 나타내기 위한 수식들이 축적된 지식으로부터 도출되기 때문에, 환경조건과 생산성과의 경험적인 관계를 찾아가는 기계학습법에 비해 상대적으로 적은 양의 데이터가 요구된다.

작물의 생육을 현실과 가깝게 모의할 수 있는 생물리학적 작물모형은 자료 수집이 어려운 입력요소들에 의존한다. 예를 들어, 지표면에서의 에너지 수지를 기반으로 광합성량과 생산성을 예측하는 모형들은 이상기상 조건에서 작물의 생육 변화를 정밀하게 모의할 수 있다. 이러한 모형들은 시간 단위의 일사량, 온도, 습도, 풍속 및 강수가 필수적인 기상요소로 사용된다. 국내에서는 작물모형 구동에 필요한 기상요소를 대상으로 시간별 기상관측자료를 수집할 수 있는 종관기상 관측소가 적어, 작물이 재배되는 대부분의 지역에서 높은 수준의 생물리학적 작물모형을 사용하기 어렵다. 또한, 생물리학적 작물모형들을 사용할 때, 재배관리 조건을 설정하기 위해 품종이나 시비 및 관개와 같은 입력요소들이 요구된다. 예를 들어, 재배관리에 따른 단위면적당 생산량을 예측하기 위해 시비량 및 시비시기가 생물리학적 작물모형의 입력자료로 사용된다. 그러나, 일반 농가를 대상으로 상세한 재배관리 자료들을 확보하기 어려운 국내에서는 이러한 입력자료를 준비하기 어렵다(Kim et al., 2015).

Zhao et al.(2019)는 작물 생육의 생물리학적 과정을 모의하더라도 입력자료 요구도를 상당히 경감시킨 SIMPLE 작물모형을 개발하였다. SIMPLE 작물모형은 생육 추정식에 사용되는 모수를 최소화할 수 있는 알고리즘을 사용한다. 예를 들어, 작물모형을 구성하는 수식을 단순화하기 위해 일사량과 흡광계수(fPAR; fractional Photosynthetically Active Radiation)를 사용하여 계산되는 일별 광합성량을 개별 기관별로 배분하는 과정을 생략하고, 식물체 전체 건물중의 변화를 모의한다. 또한, 일반 농가에서는 시비관리가 적절하게 수행되고 있다고 가정하여 재배관리에 대한 입력자료 요구도를 낮추었다. 따라서, SIMPLE 작물모형은 해당 작물의 일별 생육을 예측하기 위해 최소한의 입력자료가 사용된다. 특히, 작물모형의 입력자료를 구축하기 어려운 국내 여건을 고려할 때, 다양한 작물의 생산성을 예측하기 위해 SIMPLE 모형을 사용하는 것이 유리하다.

기상 예측 자료를 생물리학적 작물모형의 입력자료로 사용할 경우, 작물의 생산성을 사전에 예측할 수 있다. 예를 들어, 구 비대기 초기 시점까지는 현재까지의 기상자료를 사용하고, 수확기 시점까지는 기상 전망 자료를 활용하여, 수확기 이전에 작물의 생육 및 생산성을 예측

할 수 있다. Basso and Liu(2017)는 기존에 확보된 과거 기상자료들을 활용하여 작물 생산성을 예측할 수 있는 것으로 보고하였다. 그러나 이러한 방식으로 작물 생산성을 예측할 때, 예측 시점부터 수확기까지의 기상조건을 나타내는 기상입력자료의 신뢰도에 따라 상당한 수준의 불확도가 발생할 수 있다(Lee et al., 2015).

본 연구에서는 SIMPLE 작물모형을 마늘과 양파의 생육 모의가 가능하도록 개선하고, 현재와 과거 기상자료를 조합하여 이들 작물의 생구증을 예측하고자 하였다. 특히, 수확기 3개월 이전 시점부터 생산성을 예측하고, 이들 예측값의 불확도를 평가하고자 하였다. 수확 시점에 앞서 예측된 작물의 생산성 자료는 효과적인 수급 정책을 수립할 수 있도록 지원할 수 있다(Hur et al., 2019). 예를 들어, 작물 생산성이 예측된 자료를 활용하여 해당 농산물의 가격을 예측할 수 있다(Ha et al. 2019). 특히, 한 달 이상의 선행시간을 두고 양파나 마늘의 생구증 예측 자료가 생산될 경우, 수확량 변동에 따른 대책을 마련하고 이를 시행할 수 있는 시간 확보가 가능하다. 따라서, 본 연구의 결과들은 작물에 대한 생육 및 생산성 예측을 위한 작물모형 개선 방향을 제시할 수 있을 뿐만 아니라 장기 작황 예측 체계를 구축하기 위해 활용될 수 있을 것이다.

2. 재료 및 방법

2.1. SIMPLE 작물 모형

SIMPLE 작물모형은 단위면적당 생산량을 예측하기 위해 일별 광합성량을 계산하고 이 중 일부가 수확기관으로 배분되는 과정을 모의한다. 특정일 t 에 생산된 동화산물에 의해 근락의 일별 건물중인 B_t 가 증가하는 방식으로 생육이 모의된다:

$$B_{t+1} = B_t + \delta_t \text{ (Eq. 1)}$$

여기서 δ_t 는 일별 순광합성량을 나타낸다. 광합성에 관여하는 환경요인과 생물학적인 요인들을 고려하여 일단위로 δ_t 값을 계산하기 위해, 일사량(SR_t), 흡광계수($fPAR_t$), 광합성 변동 계수(V) 및 광 사용 효율계수(RUE , Radiation Use Efficiency)가 다음과 같이 사용된다:

$$\delta_t = RUE \cdot SR_t \cdot fPAR_t \cdot V_t \text{ (Eq. 2)}$$

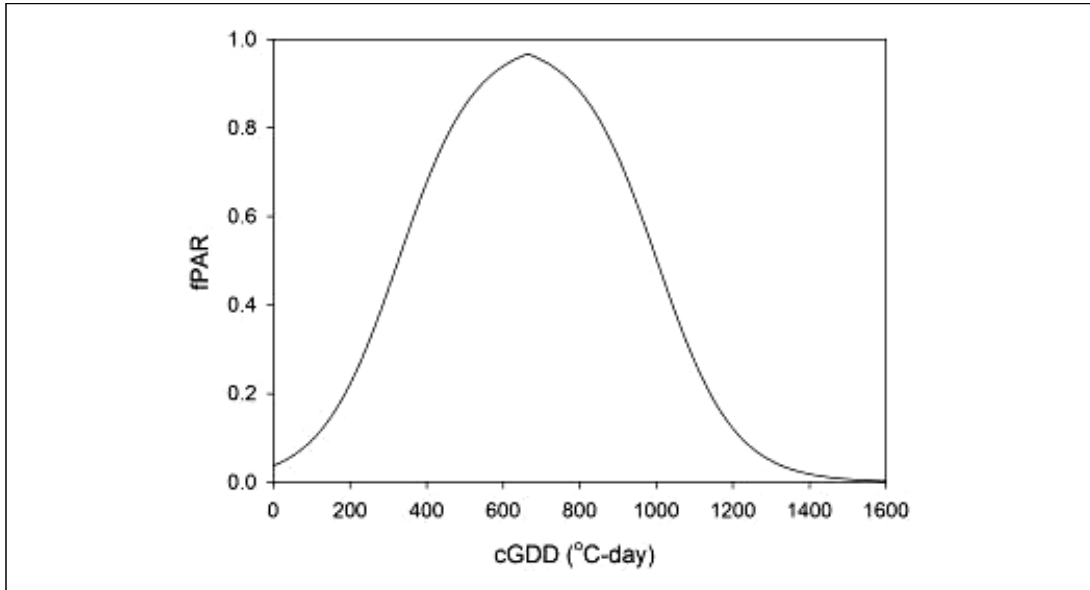
생육 단계에 따른 광합성량은 군락 조건에 영향을 받기 때문에 SIMPLE 작물모형은 군락단위의 흡광계수를 일별로 계산한다. 작물의 영양생장기와 생식생장기에 작물 군락에서 광이 흡수되는 정도를 계산하기 위한 함수인 $fPAR$ 가 다음과 같이 정의된다:

$$fPAR(cGDD, Phase, p) = 1 / [1 + e^{p(cGDD - Phase)}] \text{ (Eq. 3)}$$

여기서 $cGDD$ 와 $Phase$ 는 각각 정식일 이후 누적 생장도일과 생육 단계별 모수이다. 작물이 재배되는 기간 동안 개화기를 기점으로 광합성 유효복사를 흡수하는 특성이 변화하기 때문에, 영양생장기와 생식생장기를 대표하는 $Phase_{veg}$ 와 $Phase_{rep}$ 값이 사용된다. 또한, 품종의 생태형에 따라 개화기 시점에 차이가 있기 때문에, $Phase$ 값은 품종별로 설정된다. p 는 엽 생장에 따른 일사량 흡수 효과를 나타내기 위한 모수로, 엽 생장 시기에는 $-0.01(p_{gro})$ 을, 노화 시기에는 $0.01(p_{sen})$ 을 기본값으로 사용한다. 작물 재배 기간에 걸쳐 $fPAR_t$ 값은 다음과 같이 계산된다(Fig. 1):

$$fPAR_t = \max\{fPAR(cGDD, Phase_{veg}, p_{gro}), fPAR(cGDD, Phase_{rep}, p_{sen})\} \text{ (Eq. 4)}$$

Fig. 1. Example of dynamics of fractional Photosynthetically Active Radiation(fPAR). cGDD indicates cumulative growing degree days from the transplanting date.



SIMPLE 작물모형은 환경조건에 따라 광합성이 촉진되거나 제약받는 현상을 모의하기 위해 광합성 변동 계수를 일 단위로 계산한다. 이산화탄소, 온도 및 환경 스트레스가 광합성에 영향을 미치기 때문에, 이들 개별 요인들을 고려하여 V_t 값을 다음과 같이 계산한다:

$$V_t = (1 + E_{CO_2}) \cdot E_T \cdot E_{ST} \text{ (Eq. 5)}$$

여기서 E_{CO_2} 및 E_T 는 각각 이산화탄소 농도와 온도가 광합성에 영향을 미치는 정도를 나타내는 퍼지숫자(Fuzzy number)이다. 퍼지숫자는 해당 변수값을 0과 1 사이의 정도를 나타내는 멤버십 함수를 사용하여 정의된다. 이산화탄소와 온도가 증가함에 광합성량이 변동하는 정도를 나타내기 위해 E_{CO_2} 와 E_T 의 멤버십 함수는 Fig. 2와 같이 정의된다. E_{ST} 는 고온(ST_H)과 토양 수분(ST_W)에 의한 스트레스가 광합성에 미치는 영향을 모의하기 위해 다음과 같이 계산된다(Zhao et al. 2019):

$$E_{ST} = \min\{ST_H, ST_W\} \text{ (Eq. 6)}$$

여기서 ST_H 와 ST_W 는 각각 최고기온과 가뭄 조건을 나타내는 지수인 $ARID$ (Agricultural Reference Index for Drought) 지수를 활용하여 계산된다(Fig. 3). $ARID$ 지수는 Woli et al.(2012)에 의해 다음과 같이 제안되었다:

$$ARID_t = 1 - TR_t/ET_t \text{ (Eq. 7)}$$

여기서 TR 와 ET 는 각각 증산량(mm)과 잠재증발산량(mm)을 나타낸다. 만약 토양 수분이 부족하여 증산량이 0이 되는 경우 $ARID$ 지수값은 1이 되며, 이는 수분 스트레스의 최대치를 나타낸다. 반대로, 토양 수분이 충분한 조건에서 증산량이 잠재증발산량과 일치하게 될 경우 $ARID$ 값이 0이 될 수 있으며, 이때에는 수분 스트레스가 없다는 것을 의미한다.

Fig. 2. The membership functions of (A) E_{CO_2} and (B) E_T which represent the effects of CO_2 and temperature on photosynthesis, respectively.

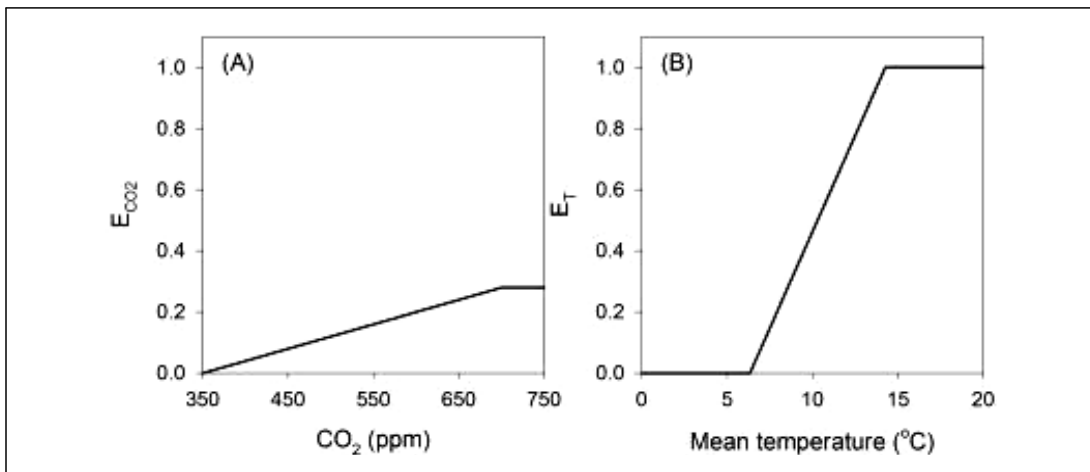
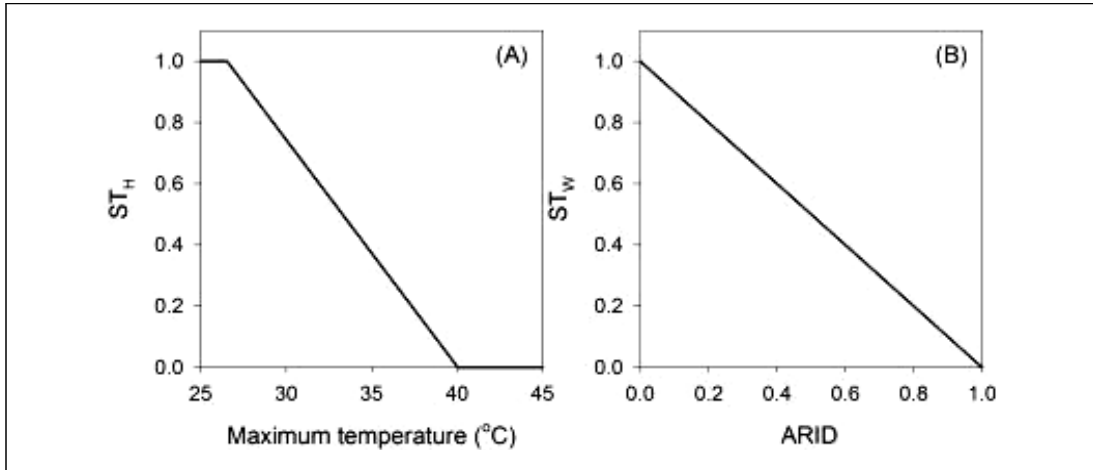


Fig. 3. The membership function of (A) ST_H and (B) ST_W which represent heat and water stress, respectively.



증산량은 기상조건과 토양 및 작물의 특성을 고려하여 계산된다. TR_t 값은 기상조건에 의해 결정되는 잠재증발산량과 토양의 물리적 특성 및 작물의 생리적 특성에 영향을 받는 토양 수분 흡수량을 사용하여 다음과 같이 계산된다(Zhao et al., 2019):

$$TR_t = \min\{ET_t, UP_t\} \quad (\text{Eq. 8})$$

여기서 UP 는 작물의 토양 수분 흡수량을 나타낸다. SIMPLE 작물모형은 일사량, 온도, 습도 및 풍속 자료를 입력자료로 하여 계산된 잠재증발산량으로 ET_t 값을 결정한다. 특히, Allen et al.(2006)이 제안한 FAO-56식으로부터 ET_t 값을 다음과 같이 계산한다:

$$ET_t = \frac{0.408\Delta(Rn - G) + \gamma\left(\frac{900}{T + 273}\right)\mu_2(e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34\mu_2)} \quad (\text{Eq. 9})$$

여기서 Rn 과 G 는 각각 순복사량($\text{MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$)과 토양 열 유속 밀도($\text{MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$)를 나타낸다. 토양으로 열이 전달되는 정도를 나타내는 G 의 경우, 일사량에 비해 상대적으로 작은 값을 가지기 때문에, G 값을 무시하고 ET 값을 계산하였다. T 와 μ_2 는 각각 기온($^{\circ}\text{C}$)과 2m 높이

에서의 일 평균 풍속($m\ s^{-1}$)을 나타낸다. e_s 와 e_a 는 각각 포화 수증기압(kPa) 및 실제 수증기압(kPa)을 나타낸다. 또한, λ 와 γ 는 각각 증기압곡선의 기울기($kPa\ ^\circ C^{-1}$) 및 건습계 상수($kPa\ ^\circ C^{-1}$)이다. UP_t 값은 다음과 같이 계산된다(Woli et al., 2012):

$$UP_t = SW_t \cdot UC \text{ (Eq. 10)}$$

여기서 SW_t 와 UC 는 각각 일별 토양 수분과 작물의 토양 수분 흡수 효율을 나타내는 계수이다.

생물리학적 작물모형들은 일반적으로 층위별 토양 수분을 계산하는 반면, SIMPLE 작물모형에서는 전체 토양층의 물수지가 계산된다. 특정일의 토양수분 SW_t 은 기상 및 재배관리 조건과 토양의 물리적 특성을 고려하여 다음과 같이 정의된다:

$$SW_t = SW_{t-1} + P_t + I_t - TR_t - D_t - R_t \text{ (Eq. 11)}$$

여기서 P_t 와 I_t 는 각각 강수량 및 관개량을 나타낸다. SW_t 를 계산하기 위해 포장 내 수평적인 이동이 없는 것으로 가정된다. D_t 는 배수량(Drainage)을 나타내며, 다음과 같이 계산된다(Woli et al., 2012):

$$D_t = DDC \cdot RZD \cdot (SW_t^{bd} - PAWC) \text{ (Eq. 12)}$$

여기서 DDC , $PAWC$ 및 RZD 는 각각 배수계수(Deep Drainage Coefficient)와 토양 수분 보유능(Water Holding Capacity) 및 근권심(Root Zone Depth)을 나타낸다. 작물의 종류에 따라 RZD 값을 달리 사용될 수 있으나, 본 연구에서는 400mm를 기본값으로 설정하였다(Woli et al. 2012). SW_t^{bd} 는 배수되기 전 토양수분을 나타낸다. R_t 은 유출량(Run-off)을 나타내며 다음과 같이 계산된다(NRCS, 2004):

$$R_t = (P_t - I_a)^2 / (P_t - I_a + S) \text{ (Eq. 13)}$$

여기서 I_a , S 및 RCN 은 각각 초기감소(initial abstraction), 침투가능량(potential maximum

retention) 및 유출곡선지수(Runoff Curve Number)를 나타낸다. I_a 및 RCN 은 토양의 특성에 영향을 받는 모수이며, 각각 0.2와 65를 기본값으로 사용할 수 있다(Gijsman et al., 2007). S 값은 다음과 같이 계산된다(Hong et al., 2010):

$$S = 25400/RCN - 254 \text{ (Eq. 14)}$$

2.2. 마늘과 양파의 생구중 추정 모형

구 비대기 기간 동안의 일별 생구중값을 계산하기 위해 생물계절을 추정하는 모듈을 SIMPLE 작물모형에 추가하였다. 벼, 콩 및 옥수수과 같은 곡물 작물들은 수량이 형성되는 개화기 이후 등숙과정을 모의하기 위해 영양생장과 생식생장을 구분하여 생육단계를 추정한다. 마늘과 양파의 경우, 개화기 이전과 이후에 따라 형성되는 영양생장기와 생식생장기보다는 월동 단계 및 구 비대기를 구분하여 생육을 추정하는 것이 생산량 예측에 유리하다. 따라서 SIMPLE 작물모형에 구 비대기 단계에서 구의 생육 양상을 모의하기 위한 모듈이 추가되었다.

구 비대기의 시작 시점은 일장과 온도에 영향을 받는다. 이러한 요인들을 고려하여 구 비대기 단계를 모의할 수 있는 수식들로 생물계절 모듈을 구성하였다. 양파와 마늘 군락 내에서 구가 형성되는 단계로 전이되는 개체수는 환경조건에 따라 점진적으로 증가한다. 이러한 관계를 나타내기 위해 로지스틱 함수를 사용하여, 군락 내에서 상대적으로 구가 형성된 정도를 나타내는 F_t 를 다음과 같이 정의한다:

$$F_t = \kappa \cdot \exp[-\exp\{-\psi^*(GS_t - \tau)\}] \text{ (Eq. 15)}$$

여기서 κ , ψ , τ 는 경험적으로 얻어지는 모수이다. 구 발육단계를 나타내는 변수인 GS 는 다음과 같이 계산된다(De Visser, 1994):

$$GS_t = \sum GDD \cdot DL_t \text{ (Eq. 16)}$$

여기서 GDD 와 DL_t 는 각각 생장도일과 일장에 의한 구 발육단계 진전 정도를 나타낸다. DL_t 값은 다음과 같이 계산된다(De Visser, 1994):

$$DL_t = \max\{0, (L_t - TH) / TH\} \quad (\text{Eq. 17})$$

여기서 L_t 와 TH 는 각각 일장과 구 발육단계로 진전하기 위해 요구되는 최소 일장을 나타낸다.

작물 군락에서 구가 형성된 개체들의 상대적인 빈도와 구의 생체중이 증가하는 경향을 동시에 고려하여 단위면적당 수량이 계산된다. 단위면적당 생구중을 나타내는 $Yield(\text{kg ha}^{-1})$ 는 다음과 같이 정의된다:

$$Yield_t = B_t \cdot F_t \cdot WF^{-1} \quad (\text{Eq. 18})$$

여기서 WF 는 건물중에서 생체중으로 전환하기 위해 사용되는 생구의 수분함량지수이다.

2.3. 전역모수 추정기법을 활용한 농가별 모수 추정

작물 생육 모형의 불확도는 기상입력자료 또는 모수와 같은 입력요소에 의해 발생할 수 있다. 또한, 작물모형을 구성하는 수식이 현실을 충분히 현실을 반영하지 않을 경우에도 불확도가 발생할 수 있다. 이러한 요인들이 작물 생육을 일단위로 모의하는 과정에서 상호작용을 하게 되어 하나의 요인에서 유래된 불확도가 다른 요인에 의해 발생한 불확도를 증가시키거나 오히려 감소시킬 수 있다. 따라서 분석 대상 요인이 발생시킨 불확도 크기를 파악하기 위해 다른 요인들로부터 생겨나는 불확도를 최소화하는 것이 필요하다.

품종모수에 의한 불확도와 미래 기상 자료를 사용함에 따라 발생하는 불확도를 분리하여 분석하기 위해 농가별로 모수를 추정하였다. 작물모형을 구동할 때, 일반적으로 작물이나 품종별로 추정된 모수가 사용된다. 예를 들어, 관측된 생체중값과 모의값의 오차를 최소화할 수 있는 RUE값을 작물별로 추정한다. 이러한 모수 추정 과정에 상세한 생육 관측자료뿐만 아니

라 개별 농가별로 사용된 시비량이나 관개량과 같은 상세한 재배관리 자료가 필요하다. 그러나 국내에서 농가별로 수집된 재배관리 자료에는 구체적인 재배관리 정보가 포함되어 있지 않다. 이러한 제약 요건들을 감안하여, 생육 관측자료가 수집된 농가들을 대상으로 모수를 추정하여 재배관리에 따른 작물 생육의 변동 양상을 간접적으로 작물 생육 모의 과정에 반영하였다. 특히, 농가별 모수를 사용하여 생산성을 예측할 경우, 작물모형의 모수에 의해 발생할 수 있는 작물 생산성 예측값의 불확도를 최소화할 수 있다.

생물리화학적 모형들에 사용되는 모수의 수가 비교적 많기 때문에, 모수 추정을 위해 상당한 양의 관측자료가 사용되어야 한다. 예를 들어, 벼의 생육 모의에 사용되는 ORYZA2000 모형이나 CERES-Rice 모형은 각각 70개 및 17개 이상의 모수가 요구된다. SIMPLE 모형은 이러한 모형보다 적은 13개의 모수가 사용된다. 그러나 여전히 생육 단계별 관측된 건물중 자료를 사용하는 것이 모수 추정에 유리하다. 그러나 국내에서는 광범위한 지역에서 상당 기간 수집된 생육 관측자료가 부족한 실정이다(Hyun and Kim, 2019).

본 연구에서는 비교적 적은 양의 관측 자료가 사용되더라도 대량의 전산 자원을 사용하여 신뢰도 높은 모수를 추정할 수 있는 도구인 Quantification of Uncertainty Estimation, Simulation and Optimization(QUESO)를 사용하였다(Prudencio and Schulz, 2011). QUESO는 전역모수추정 기법인 Markov Chain Monte Carlo(MCMC) 기반으로 모수들을 추정하기 위해 개발된 소프트웨어 개발 도구이다. Hyun and Kim(2019)는 QUESO를 사용하여 ORYZA2000 모형의 모수를 추정하였다. 본 연구에서는 생구중의 시계열 관측값과 예측값을 비교하여 얻어진 Likelihood를 최대화하는 방식으로 SIMPLE 모형의 모수를 추정하였다.

모수 추정을 위한 생육 관측자료 및 기상자료는 한국농촌경제연구원에서 운영하는 농업관측통계시스템(<https://oasis.krei.re.kr>)에서 수집하였다. 농업관측통계시스템 홈페이지에는 개별 농가별로 수집된 생구중 시계열 자료가 제공된다. 본 연구에서는 2020년에 수확된 양파와 마늘들을 대상으로 개별 농가에서 얻어진 재배관리 정보와 생구중 관측값을 수집하였다. 기상자료의 경우, 국립농업과학원에서 운영하는 농업날씨 365(<https://weather.rda.go.kr>) 서비스에서 제공되는 공간자료로부터 생성된 일별 기상자료를 사용하였다. 이들 자료는 기상 관측소에서 측정된 기상요소들을 공간적으로 추정하는 소기후 모형을 사용하여 생산되었다.

본 연구에서는 생육 관측자료가 수집된 농가별로 지점별 기상자료를 농업관측통계시스템 홈페이지를 통해 수집하였다.

2.4. 과거와 현재 기상자료를 조합한 기상입력자료 생성

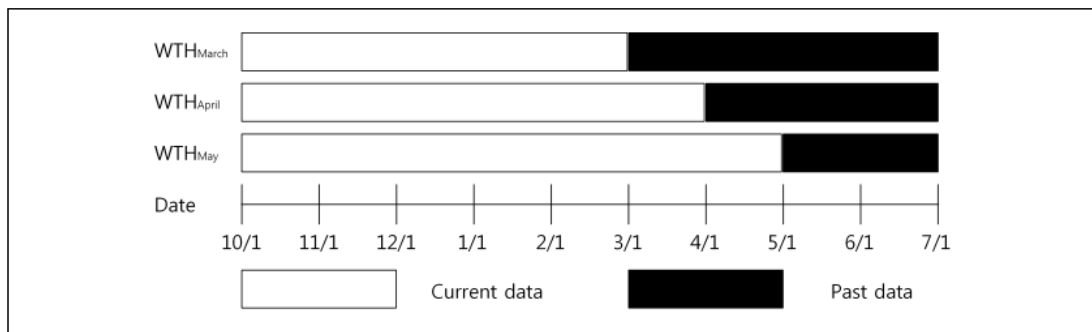
과거와 현재 기상자료를 조합하여 최대 3개월 이전에 작물 생산성을 예측하기 위한 작물모형의 기상입력자료를 생성하였다. 기상 예측 자료를 생산하기 위해 사용되는 수치기상모형의 경우, 대부분 3일 이내의 단기 예측 자료나 최대 10일 정도의 중기 예보자료가 생산된다(Moon et al., 2020; Lee et al., 2016). 전국 수준의 공간 규모에서 수치기상모형을 운영하여 생산되는 수개월 이상의 기상 전망자료들은 온도와 강수의 변동성만이 일반에게 공개된다(Hong et al., 2013). 따라서 대규모 수치기상모형을 운영하는 일부 기관을 제외하고 일사량을 포함하는 다양한 기상요소에 대한 장기 전망자료를 수집하는 것은 어렵다. 반면, Lee et al.(2015)는 장기 전망자료를 대신하여 비교적 손쉽게 확보할 수 있는 과거 기상자료를 예측 시점부터 수확 예상 시기까지의 기상자료로 사용할 경우, 비교적 정확하게 생산성을 전망할 수 있는 것으로 보고하였다.

본 연구에서는 구의 생체중 예측일 이전까지는 현재 기상자료를 사용하고, 그 이후에는 과거 기상자료를 사용하여 SIMPLE 작물모형을 구동하기 위한 기상입력자료를 생성하였다(Fig. 4). 예를 들어, 수급조절을 위해 양파나 마늘의 생산성 예측자료가 필요한 3월부터 5월까지 매월 1일에 생구중을 예측하기 위해, 정식일 이후 생구중 예측일 이전까지 수집된 현재 기상자료를 사용하여 기상입력자료를 생성하였다. 또한, 각 월의 1일인 생구중 예측일부터 수확 예상 시점까지 이전 년도에 얻어진 과거 기상자료를 생성된 기상입력자료에 추가하였다.

농가 단위의 과거 및 현재 기상자료를 수집하기 위해 농촌진흥청에서 운영하고 있는 농업기상재해 조기경보시스템(<http://agmet.kr>)을 사용하였다(Kim et al., 2020a). 이러한 조기경보시스템은 일부 지역을 대상으로 2016년부터 현재 시점까지 과거 4년 기간 동안 일 단위 기상자료들을 제공하고 있다. 본 연구에서는 농가별로 2019년도 정식일부터 2020년 6월의 수확 예상 시기까지 현재와 이전 년도의 기상자료를 조합하여 예측일별로 각각 4개의 기상

입력자료를 생성하였다. 또한, 과거 기상자료를 미래 기상자료를 대신하여 사용함에 따라 발생한 불확도를 분석하기 위해 정식일 이후 수확 시점까지 관측된 현재 기상자료를 사용하여 추가적으로 기상입력자료를 생성하였다.

Fig. 4. A simple representation of weather input data prepared using current and past observation data. WTH_{March} , WTH_{April} and WTH_{May} represent the weather input data used to perform crop growth simulations on given prediction dates including March 1st, April 1st and May 1st, respectively.



2.5. 작물모형 구동 및 평가

본 연구에서는 양파와 마늘의 주산지 중에서 생구중 관측자료와 함께 기상자료를 수집할 수 있는 농가들을 대상으로 SIMPLE 모형을 구동하였다(Table 1). 양파는 전라북도 고창군, 부안군, 완주군 및 경상남도 함양군에 위치한 농가들이 모의 대상에 포함되었다. 마늘의 경우, 전라북도 부안군과 완주군에 위치한 농가들이 모의 대상에 포함되었다. 품종 모수 사용에 따른 불확도를 고려하여 현재와 과거 자료가 조합된 기상입력자료를 사용하였을 때 발생할 수 있는 불확도를 평가하기 위해 모수 추정 과정에서 최대오차와 최소오차가 나타났던 농가들을 대상으로 분석을 수행하였다.

개별 농가별로 과거와 현재 기상자료를 조합하여 얻어진 4개의 기상입력자료를 사용하여 각 예측 기준일별로 SIMPLE 작물모형을 구동하였다. 예를 들어, 2020년 3월 1일, 4월 1일

및 5월 1일을 기준으로 하여 생성된 기상입력자료를 사용하여 생구증을 예측하였다. 기상입력자료 생성에 사용된 과거년도를 y 라고 할 때, 이들 생구증 예측값을 PP_y 으로 표기하였다. 모형 구동에 요구되는 토양 특성과 관련된 모수들은 Woli et al.(2012)에서 제시된 기본값을 사용하였다. 관개량인 I_t 값은 증산이 억제되지 않도록 일별로 토양 수분 부족분을 반영하여 설정되었다. 정식일은 관측된 재배관리 자료를 활용하여 설정하였다.

Table 1. The number(N) of farms where cultivar parameters of the SIMPLE crop model were calibrated

Onion		Garlic	
Region	N	Region	N
Gochang	4	Buan	3
Buan	3	Wanju	4
Wanju	4		
Hamyang	6		

현재 기상자료만을 사용하여 생구증을 추정하고 생구증 예측값과 관측값의 시계열 자료를 분석하였다. 현재 기상자료를 사용하여 얻어진 생구증 추정값은 PE 로 표기하였다. 과거와 현재 기상자료를 조합하여 생성된 기상입력자료를 사용하여 발생한 생구증 예측값의 불확도를 분석하기 위해, PP_y 값의 최대(PP_x), 최소(PP_n) 및 평균값(PP_m)으로 구성된 시계열 자료와 PE 값을 비교하였다. 또한, 생구증이 관측된 일자를 기준으로 PE 와 PP_m 값의 차이를 비교하였다.

2.6. 예측값의 일치도 분석

모수 추정 과정에서 최대오차와 최소오차가 되는 농가를 선정하기 위해 시기별 생구증 추정값과 관측값 사이의 오차를 계산하였다. 이를 위해 Root Mean Square Error(RMSE)를 다음과 같이 계산하였다:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (O_i - S_i)^2}{N}} \quad (\text{Eq. 19})$$

여기서, O 와 S 는 각각 i 번째 시기의 생구중에 대한 관측값과 모의값을 나타낸다. N 은 비교에 사용된 관측값의 개수를 나타낸다. 생구중은 시기별, 농가별로 상이한 값을 가지기 때문에 오차의 절대값을 비교하는 것에는 한계가 있다. 따라서 오차를 상대적으로 비교하기 위해 정규화된 지표인 Normalized Root Mean Square Error(NRMSE)를 다음과 같이 계산하였다:

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{O}} \quad (\text{Eq. 20})$$

여기서 $\bar{O}$ 는 생육 관측값의 평균을 나타낸다.

예측 시기에 따른 과거 기상자료를 사용하여 얻어진 생구중 추정값(PP)의 불확도를 평가하기 위하여 현재 기상자료만을 사용하여 예측된 생구중(PE)와의 일치도를 비교하였다. 이를 위해 관측값이 측정된 시기에 해당하는 PE 및 PP_m 값을 추출하고, 이를 활용하여 결정계수(R^2) 및 일치 지수(d)를 다음과 같이 계산하였다(Krause, 2005):

$$R^2 = \frac{\sum (y_i - \bar{y})(x_i - \bar{x})}{\sqrt{\sum (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2}} \quad (\text{Eq. 21})$$

$$d = 1 - \frac{\sum (y_i - x_i)}{\sum (|x_i - \bar{y}| + |y_i - \bar{y}|)^2} \quad (\text{Eq. 22})$$

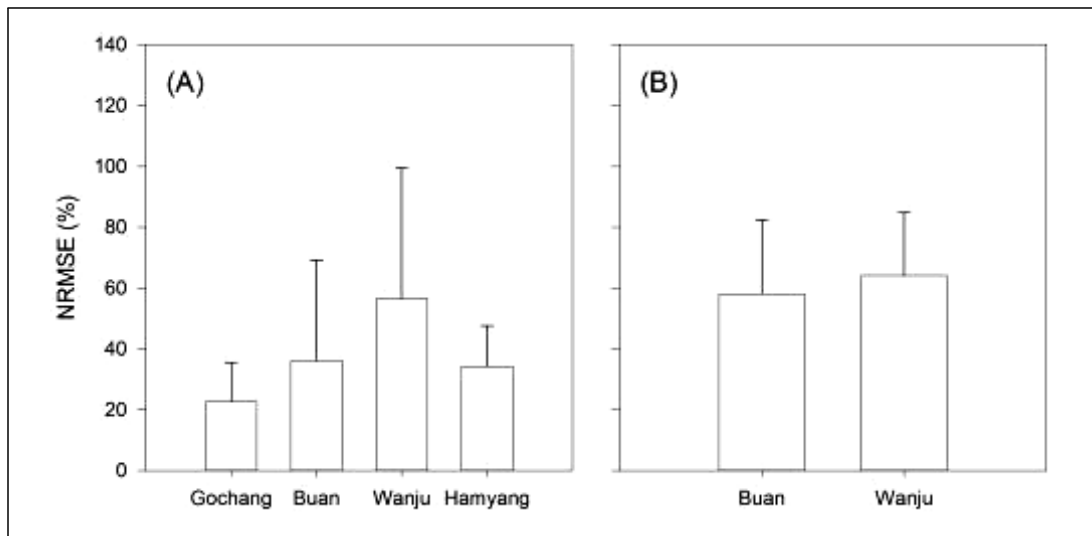
여기서 x_i 및 y_i 는 각각 관측값이 측정된 시기에 얻어진 PP_m 값과 PE 값을 나타낸다. x 및 y 는 각각 비교에 사용된 PP_m 값들과 PE 값들의 평균값을 나타낸다.

3. 결과

3.1. 모수 추정 결과

농가별로 모수를 추정한 결과, 농가가 위치한 지역에 따라 관측값과 모의값 사이의 오차가 상이하게 나타났다(Fig. 5). 예를 들어, 개별 농가별로 추정된 모수를 사용하여 얻어진 양파의 생구중에 대한 평균적인 NRMSE는 고창군과 완주군에서 각각 23%와 56%이었다. 마늘의 수량에 대한 NRMSE는 부안군과 완주군에서 각각 58% 및 64%로 지역별로 큰 차이는 없었으나 전반적으로 양파와 비교하여 오차가 큰 경향이 있었다. 이들 중 오차가 가장 작았던 농가는 양파와 마늘의 경우 각각 고창군과 부안군에 위치하였다. 반면, 두 작물 모두 완주군에 위치한 농가에서 모수추정과정에서 얻어진 생구중의 추정 오차가 가장 크게 나타났다.

Fig. 5. Central tendency and dispersion of the error obtained from the parameter calibration process by individual farms where (A) onion and (B) garlic were grown, respectively. NRMSE represents normalized root mean square error.



3.2. 양파의 생구중 예측

양파에 대하여 과거 기상 자료를 활용하여 수확 이전에 수량을 예측한 값(PP_i)은 생육 후반까지는 관측값과 유사한 경향이 있었다(Fig. 6). 특히, 모수 추정 과정에서 오차가 가장 작았던 농가에서는 수확기 시점까지 비교적 관측값과 유사한 생구중이 예측되었다. 반면, 모수 추정 과정에서 오차가 큰 지역에서는 5월 중순부터 생구중의 예측값과 관측값의 차이가 크게 발생하였다. 예를 들어, 고창군의 농가에서 5월에 예측된 생구중 값은 마지막 관측값과 비교하여 5% 정도의 오차가 발생하였다. 반면, 모수를 추정하였을 때 생구중 추정 오차가 가장 큰 것으로 나타났던 완주군의 농가에서는 생구중 예측값이 49% 정도의 비교적 큰 오차를 가졌다.

현재와 과거 기상자료를 조합하여 예측된 생구중 값은 수확기 시점까지 측정된 기상자료를 사용하여 추정된 값과 유사하였다(Fig. 7). 특히, 모수 추정 과정에서 발생한 오차 크기와 상관없이 이러한 경향이 나타났다. 예를 들어, 고창군의 농가에서 과거 자료를 사용하여 수확기 이전인 3월, 4월 및 5월에 예측된 수량은 현재 기상자료를 사용하여 추정된 수량의 변이를 각각 97.8, 97.7 및 99.5%를 설명하였다. 또한, 동일한 조건에서 완주군의 농가에서 예측된 값은 대략 99.9% 이상의 변이를 설명하였다.

Fig. 6. The outcome of onion growth simulations performed at a farm in (A, C, E) Gochang and (B, D, F) Wanju. It was assumed that the prediction was made on (A, B) March 1st, (C, D) April 1st and (E, F) May 1st in 2020. $[PP_n, PP_x]$ indicates a range of simulated fresh bulb weights using past weather data (PP_y). PP_n , PP_x and PP_m indicate minimum, maximum and average of PP_y , respectively. PE and OBS represent bulb weight estimates using current weather data and observed bulb weight, respectively.

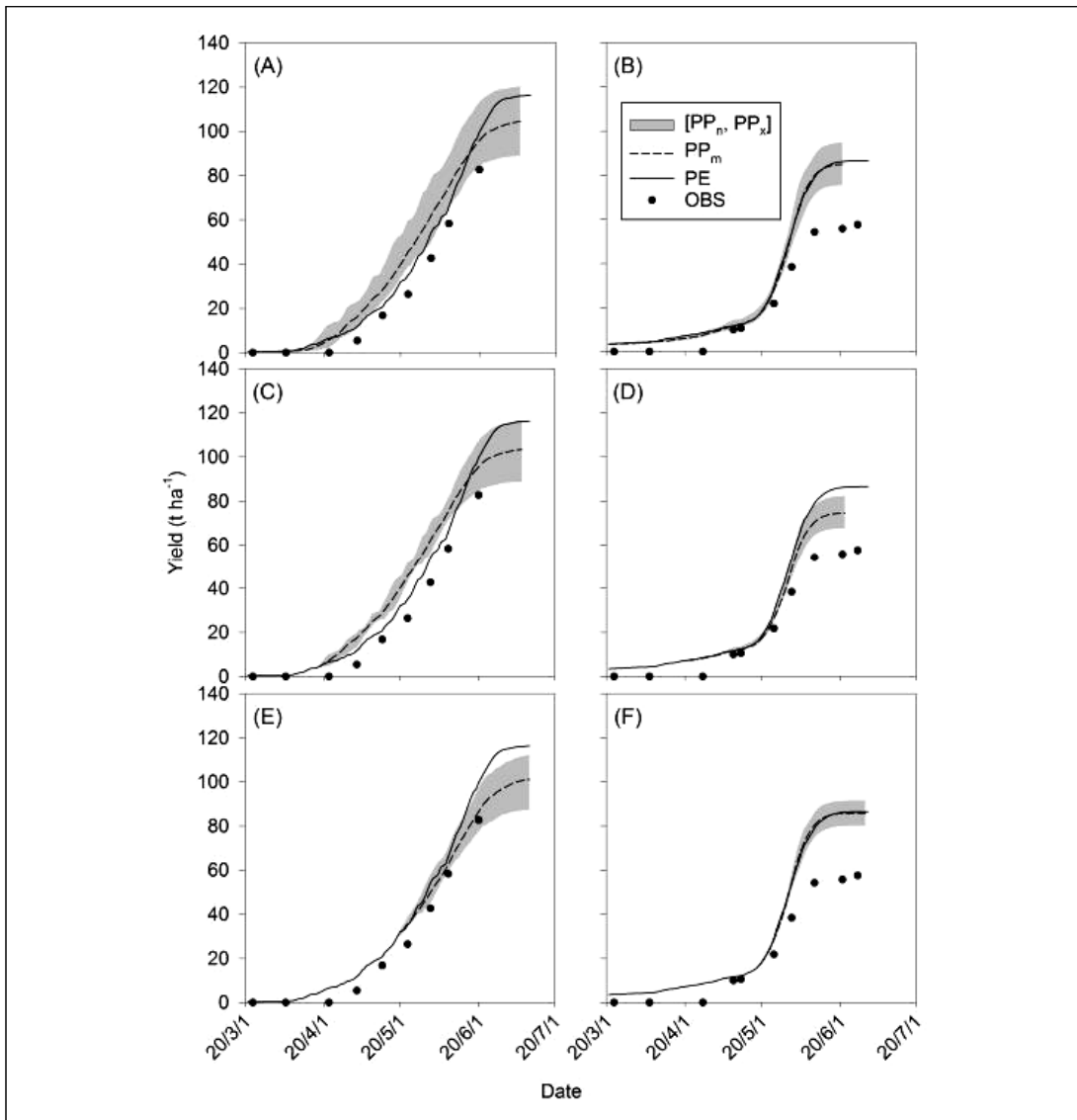
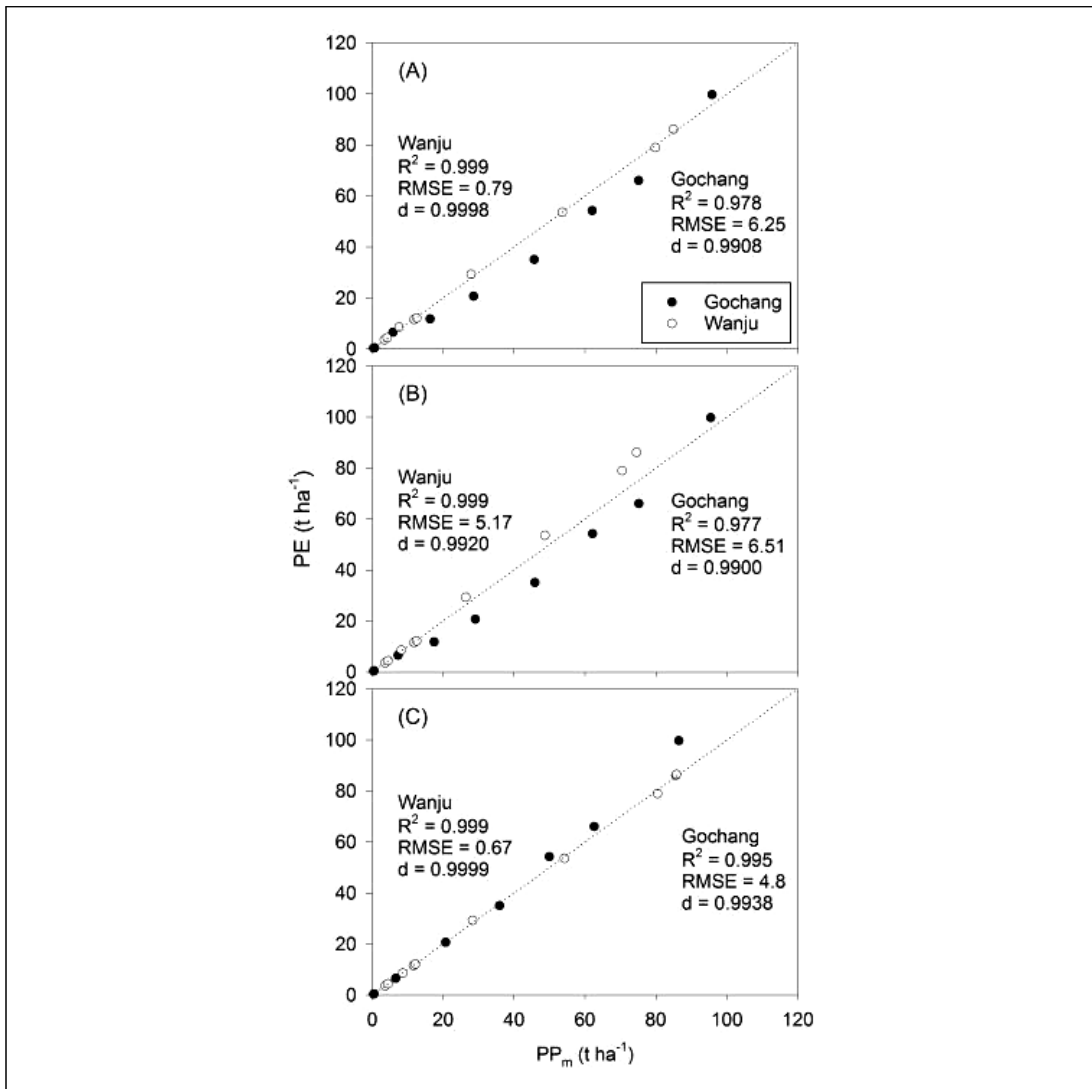


Fig. 7. Comparison between PP_m and PE of onion on the dates when the bulb weight was measured. It was assumed that prediction was made on (A) March 1st, (B) April 1st and (C) May 1st in 2020 for PP_m . PP_m represents the average of bulb weight predicted combining weather data in current and previous years. PE indicates bulb weight estimates using weather data obtained after harvest. R^2 , RMSE, and d represent coefficient of determination, root mean square error, and degree of agreement, respectively.



3.3. 마늘의 생구중 예측

마늘을 대상으로 현재와 과거 기상자료를 조합하여 수확기 이전에 생구중을 예측하였을 때, 구가 형성된 이후 기간 동안 예측값과 관측값이 유사한 경향이 있었다(Fig. 8). 예를 들어, 3월부터 과거자료를 사용하여 모의를 한 경우, 구가 형성되기 시작한 4월 중순의 예측값은 관측값의 20% 수준으로 오차가 발생하였다. 생구중 뿐만 아니라 수확기에서도 예측값과 관측값에 차이가 나타났다. 특히, 예측시점에 따라 수확시기의 오차에 차이가 있었다. 예를 들어, 부안군 농가에서는 관측시기보다 일찍 수확된 것으로 모의된 반면, 완주군 농가에서는 관측시기보다 상당히 늦게 수확되는 것으로 모의되었다. 또한, 수확시기의 차이는 수확기 직전의 생구중 예측값에 상당한 크기의 오차를 초래하였다. 예를 들어, 완주군 농가에서의 수량은 마지막 관측 시기에 60%의 오차가 발생하였으나, 생육 모의 과정에서 수확시기가 지연되어 최종 예측 수량과 관측된 수량의 차이는 260%에 달하였다.

수확기 시점까지 측정된 기상자료를 사용하여 추정한 마늘의 생구중(PE)과 과거와 현재 기상자료를 사용하여 예측한 생구중(PP_m)이 재배기간에 걸쳐 비슷한 경향이 나타났다(Fig. 9). 두 지역에서 마늘의 구 형성 이전 시기에 관측값과는 큰 차이를 보였으나, PE 값과 PP_m 값의 차이가 크지 않았다. 또한, 구 형성 이후에도 모수 추정에 큰 오차가 있었던 지점에서는 모의값과 관측값에 상당한 차이가 있었으나 PE 값과 PP_m 값은 유사하게 변동하였다. 반면, PP_m 값의 경우 생육이 일찍 종료되는 경향이 나타났다. 예를 들어, 부안 지역에 대해서 3월부터 과거 자료를 사용할 경우 5월 7일부터 5월 20일 사이에 생육이 종료되었다. 그러나, 예측시점이 늦어질수록 수확 시기가 지연되어, PE 값과 PP_m 값의 차이가 상당히 감소하였다.

Fig. 8. The outcome of garlic growth simulations performed at a farm in (A, C, E) Buan and (B, D, F) Wanju. It was assumed that the prediction was made on (A, B) March 1st, (C, D) April 1st and (E, F) May 1st in 2020. $[PP_n, PP_x]$ indicates a range of simulated fresh bulb weights using past weather data (PP_y). PP_n , PP_x and PP_m indicate minimum, maximum and average of PP_y , respectively. PE and OBS represent bulb weight estimates using current weather data and observed bulb weight, respectively.

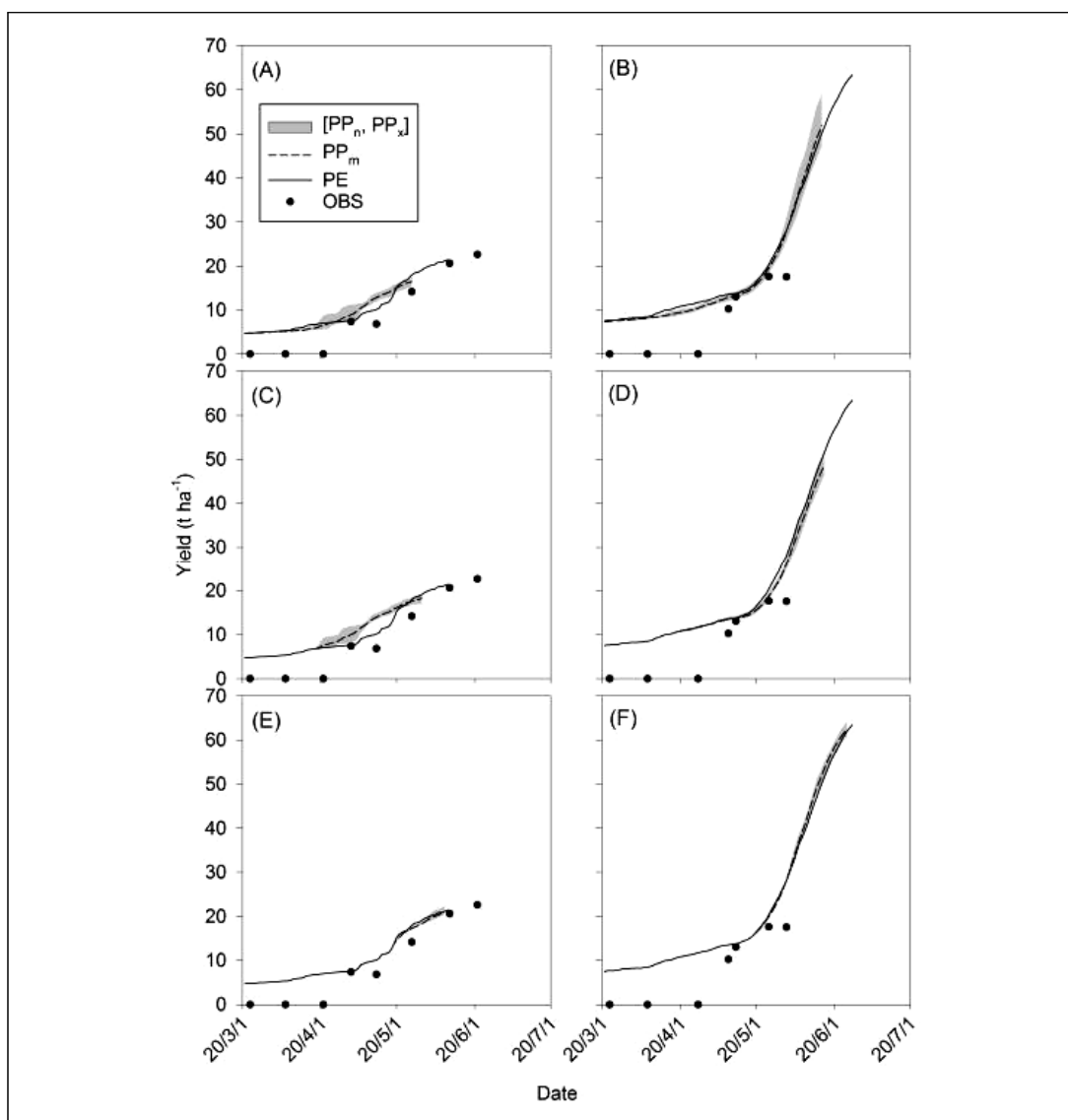
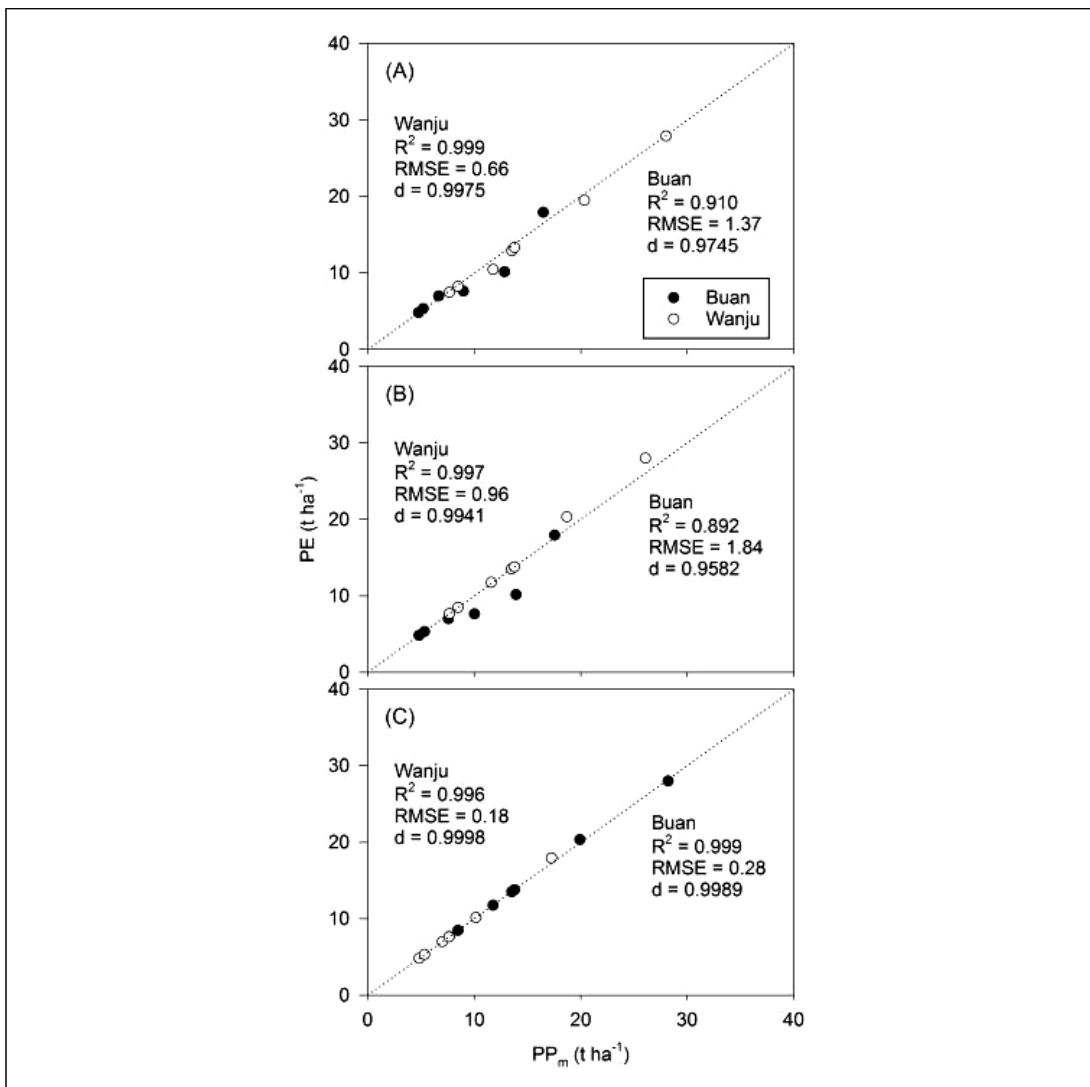


Fig. 9. Comparison between PP_m and PE of garlic on the dates when the bulb weight was measured. It was assumed that prediction was made on (A) March 1st, (B) April 1st and (C) May 1st in 2020 for PP_m . PP_m represents the average of bulb weight predicted combining weather data in current and previous years. PE indicates bulb weight estimates using weather data obtained after harvest. R^2 , RMSE, and d represent coefficient of determination, root mean square error, and degree of agreement, respectively.



4. 고찰 및 결론

본 연구에서는 현재와 과거 자료를 조합하여 생성된 기상자료를 사용하여 생구중을 예측할 경우, 관측된 기상자료만을 사용하여 생구중을 추정하는 것과 유사한 결과를 얻을 수 있다는 것을 보여주었다. 미래 시점의 생산성을 예측하기 위해 과거 기상조건을 기반으로 기상 입력 자료를 사용하였을 때, 불확도가 발생하게 되는 것을 피할 수 없다(Basso and Liu, 2019). 본 연구에서도 농가와 예측 시점에 따라 예측값의 불확도 범위에 차이가 있었다. 그럼에도 불구하고, 생구중을 최대 60일 정도의 선행기간을 두고 예측하였을 때, 관측 기상자료를 입력자료로 사용하여 추정된 생구중의 변이를 89% 이상 설명하였다. 이러한 결과는 신뢰도 높은 품종모수가 SIMPLE 작물모형에 사용된다면, 농가 단위에서 실용적으로 활용 가능한 생구중 전망자료를 생산할 수 있다는 것을 시사하였다. 예를 들어, Archontoulis et al.(2020)는 현재와 과거자료를 조합하여 옥수수과 수량을 3개월 이전에 예측하여 최종 수량을 20% 이내의 오차로 모의하였다. 다만, 본 연구 결과는 기상자료 및 작물의 생육 관측자료가 수집이 가능한 하나의 작기에 적용이 되었기 때문에, 추가적인 자료확보를 통해 과거 기상자료를 활용하여 예측된 생구중 값들의 신뢰도 한계를 탐색해야 할 것으로 판단된다.

양파와 마늘의 생산성을 예측하기 위해, SIMPLE 모형의 신뢰도를 향상시킬 수 있는 고품질 관측자료들이 지속적으로 수집되어야 할 것으로 보인다. 작물모형의 품종모수 추정을 위해 일반적으로 작물의 부위별 건물중과 단위면적당 생산량이 사용된다(Hyun et al., 2020). 반면, 본 연구에서는 일정 시기별로 관측된 생구중값만이 모수추정을 위해 사용되었다. 이로 인해, 모의된 생육 기간과 실제 생육 기간이 차이나는 경우가 발생하였다. 모수 추정을 위한 최적의 관측자료는 농가별로 정밀하게 수집되는 것이 유리하나, 이를 위해 상당한 노동력과 비용이 요구된다(Kim et al., 2018). 모수 추정을 지원하기 위한 관측자료 데이터베이스를 효율적으로 구축하기 위해, 해당 작물의 재배단지가 형성되어 있는 지역에서 일부 농가를 중심으로 고품질 생육 관측자료를 수집하는 체계가 고려되어야 할 것이다. 또한, 양파와 마늘과 같은 노지 채소류 작물의 생육은 기상, 토양과 같은 자연적인 조건뿐만 아니라 품종과 파종일 및 정식일 등의 재배관리 요소에 의해 결정된다. 따라서 재배관리 요소를 포함하는 생육 관측

프로토콜을 구축하여 관측자료의 품질을 향상시키는 노력이 수반되어야 할 것이다(Kim et al., 2020b). 관측값의 품질을 높일 수 있는 프로토콜에 기반하여 자료들이 수집된다면 생물리화적인 과정을 모의하는 모형 뿐만 아니라 인공지능을 활용한 작물모형 개발을 지원할 수 있을 것이다. 특히, 최근 작물 생육 예측을 개선하기 위해 다양한 기계학습을 활용한 연구가 진행됨에 따라(Shahhosseini et al., 2021; Chlingaryan et al., 2018; Kim et al., 2019), 이를 위한 학습자료 및 검증 자료로 사용할 수 있는 관측자료들이 수집되어야 할 것이다.

본 연구 결과는 SIMPLE 모형으로 예측되는 생구중 값의 신뢰도를 높이기 위해 자료동화 알고리즘이 개발되어야 한다는 것을 시사하였다. 작물 모형은 주어진 조건에서 작물이 반응하는 양상을 모의하기 위해 간단한 형식의 수식들로 구성하여 개발된다(Kim et al., 2018). 따라서 작물모형은 모형 구동시 사용되는 초기값이나 입력자료의 불확도로 인해 현실과 동일한 수준으로 작물 생육을 재현하는 것은 어렵다. 이러한 문제점들을 개선하기 위해 센서로부터 측정된 관측값들을 모형 구동 과정에 활용하는 자료동화 기법들이 개발되어왔다. 예를 들어, Ban et al.(2019)는 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer(MODIS) 자료를 활용한 자료동화 알고리즘을 개발하여 CERES-Maize 모형의 수량 예측 정확도를 개선하였다. 그러나 국내에서는 자동관측이 가능한 센서보다는 초장과 엽수와 같이 노동력에 의존하여 측정되는 생육 요소들이 생육 관측자료로 수집되고 있다(Kim et al., 2020b). 특히, 초장이나 엽수와 같은 요소들은 생체중의 직접적인 측정값이 아니기 때문에, 자료동화에 활용되기 어렵다. 따라서 이러한 생육 관측요소들을 사용하더라도 생구중 예측값의 불확도를 최소화할 수 있는 자료동화 알고리즘들이 개발되어야 할 것이다.

추후 연구에서는 과거 년도 및 예측 시기에 따른 생육 예측값의 불확도 뿐만 아니라 입력자료 생성을 위해 사용되는 기상자료의 종류에 따른 불확도에 대한 평가가 이루어져야 할 것이다. 작물모형을 활용하여 개별 농가별로 단위면적당 생산량을 예측하기 위해 인근 기상 관측소에서 관측된 지점별 자료나 특정 지역을 대상으로 생성된 격자형 기상자료들이 사용될 수 있다. 예를 들어, 기상청에서 운영하고 있는 종관기상관측망이나 방재기상관측망 자료를 활용하여 작물모형의 기상입력자료를 생산할 수 있다(Lee and Oh, 2019). 그러나 인근 관측소의 기상자료를 사용할 경우 농가와 기상관측소 사이의 거리 및 지형적인 원인으로 인해 농가의 실제 기상조건을 대표하기 어려울 수 있다(Hyun et al., 2020). 본 연구에서 사용된 농

업기상재해 조기경보시스템에서 제공하고 있는 격자형 기상자료들은 서비스가 제공되는 지역 내에 모든 농가들을 대상으로 기상자료 제공이 가능하다. 그러나 격자자료를 생성하는 방법에 따라 기상요소별로 신뢰도의 차이가 발생하게 된다(Kim et al., 2016). 특히, 일반적으로 작물모형으로 얻어지는 생육 예측 결과는 입력자료로 사용된 기상자료의 불확도와 선형적인 관계를 보이지 않는다. 따라서 생구종을 예측하기 위해 작물모형의 기상입력자료로 사용될 수 있는 기상자료별로 생산성 예측값의 불확도를 파악하는 것이 선행되어야 할 것이다. 국내에서는 국가농림기상센터나 기상청 및 농촌진흥청 등 여러 기관에서 작물모형을 구동하기 위해 사용될 수 있는 기상자료들이 생산 및 제공되고 있다. 이러한 자료들을 수집하고 이들이 생구종 예측값의 불확도에 기여하는 정도를 분석하여 현업에서 사용될 수 있는 기상자료를 파악하고, 이들의 신뢰도를 개선하여 생구종 예측의 불확도를 줄여 나가야 할 것이다.

참고문헌

- Allen, R. G., W. O. Pruitt, J. L. Wright, T. A. Howell, F. Ventura, R. Snyder, D. Itenfisu, P. Steduto, J. Berengena and J. B. Yrisarry. 2006. "A recommendation on standardized surface resistance for hourly calculation of reference ETo by the FAO56 Penman-Monteith method." *Agricultural Water Management* 81(1-2): 1-22.
- Archontoulis, S. V., M. J. Castellano, M. A. Licht, V. Nichols, M. Baum, I. Huber, R. Martinez-Feria, L. Puntel, R. A. Ordóñez and J. Iqbal. 2020. "Predicting crop yields and soil-plant nitrogen dynamics in the US Corn Belt." *Crop Science* 60(2): 721-738.
- Ban, H.-Y., J.-B. Ahn and B.-W. Lee. 2019. "Assimilating MODIS data-derived minimum input data set and water stress factors into CERES-Maize model improves regional corn yield predictions." *PloS one* 14(2): e0211874.
- Basso, B. and L. Liu. 2019. "Seasonal crop yield forecast: Methods, applications, and accuracies." *Advances in Agronomy* 154: 201-255.
- Chlingaryan, A., S. Sukkarieh and B. Whelan. 2018. "Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: A review." *Computers and electronics in agriculture* 151: 61-69.
- Choi, S. and J. Baek. 2016. "Onion yield estimation using spatial panel regression model." *Korean Journal of Applied Statistics* 29(5): 873-885.
- De Visser, C. 1994. "ALCEPAS, an onion growth model based on SUCROS87. I. Development of the model." *Journal of Horticultural Science* 69(3): 501-518.
- Gijsman, A. J., P. K. Thornton and G. Hoogenboom. 2007. "Using the WISE database to parameterize soil inputs for crop simulation models." *Computers and Electronics in Agriculture* 56(2): 85-100.
- Ha, J.-H., S.-T. Seo and S.-W. Kim. 2019. "Improving Forecasting Performance for Onion and Garlic Prices." *Journal of Korean Society of Rural Planning* 25(4): 109-117.
- Hong, H., W. Kim, J. Kim and B.-J. Kim. 2013. "Analysis of demand characteristics for long-term forecasts." *Journal of Climate Research* 8(2): 117-126.
- Hong, S.-Y., K.-H. Jung, C.-U. Choi, M.-W. Jang, Y.-H. Kim, Y.-K. Sonn and S.-K. Ha. 2010. "Estimation of SCS runoff curve number and hydrograph by using highly detailed soil map (1: 5,000) in a small watershed, Sosu-myeon, Goesan-gun." *Korean Journal of Soil Science and Fertilizer* 43(3): 363-373.
- Hur, J., K.-M. Shim, Y. Kim and K.-K. Kang. 2019. "Estimation of Rice Yield by Province

- in South Korea based on Meteorological Variables.” *Journal of the Korean earth science society* 40(6): 599-605.
- 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.
- 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. Lee, W. Sang, P. Shin, H. Cho and M. Seo. 2019. “Rice yield prediction in South Korea by using random forest.” *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* 21(2): 75-84.
- Kim, K. S., J. Kim and S. Hyun. 2020b. “Analysis of Crop Survey Protocols to Support Parameter Calibration and Verification for Crop Models of Major Vegetables.” *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* 22(2): 68-78.
- 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.
- Kim, M.-K., S. Kim, J. Kim, J. Heo, J.-S. Park, W.-T. Kwon and M.-S. Suh. 2016. “Statistical downscaling for daily precipitation in Korea using combined PRISM, RCM, and quantile mapping: Part 1, methodology and evaluation in historical simulation.” *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences* 52(2): 79-89.
- Krause, P., D. Boyle and F. Bäse. 2005. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment.
- 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.
- Lee, S.-J., J. Song and Y.-J. Kim. 2016. “The ncam land-atmosphere modeling package (Lamp) version 1: implementation and evaluation.” *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* 18(4): 307-319.
- Moon, J., S. Jung, J. Rew, S. Rho and E. Hwang. 2020. “Combination of short-term load forecasting models based on a stacking ensemble approach.” *Energy and Buildings* 216: 109921.
- Na, S.-i., C.-w. Park, K.-h. So, J.-m. Park and K.-d. Lee. 2017. “Development of garlic & onion yield prediction model on major cultivation regions considering MODIS NDVI and meteorological elements.” *Korean Journal of Remote Sensing* 33(5_2): 647-659.
- Prudencio, E. E. and K. W. Schulz. 2011. The parallel C++ statistical library ‘QUESO’: Quantification of Uncertainty for Estimation, Simulation and Optimization, European Conference on Parallel Processing, Springer, 398-407.
- Shahhosseini, M., G. Hu, I. Huber and S. V. Archontoulis. 2021. “Coupling machine learning and crop modeling improves crop yield prediction in the US Corn Belt.” *Scientific reports* 11(1): 1-15.
- USDA-NRCS. 2004. *Chapter 10: Estimation of direct runoff from storm rainfall*. NRCS National Engineering Handbook, Part 630: Hydrology.
- Woli, P., J. W. Jones, K. T. Ingram and C. W. Fraisse. 2012. “Agricultural reference index for drought (ARID).” *Agronomy Journal* 104(2): 287-300.
- 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.
- Zhao, C., B. Liu, L. Xiao, G. Hoogenboom, K. J. Boote, B. T. Kassie, W. Pavan, V. Shelia, K. S. Kim and I. M. Hernandez-Ochoa. 2019. “A SIMPLE crop model.” *European Journal of Agronomy* 104: 97-106.