

격자기상예보자료 종류에 따른 미국 콘벨트 지역 DSSAT CROPGRO-SOYBEAN 모형 구동 결과 비교

유병현¹, 김광수^{1,2*}, 허지나³, 송찬영⁴, 안중배⁴

¹서울대학교 농림생물자원학부, ²서울대학교 농업생명과학연구원, ³국립농업과학원,

⁴부산대학교 지구환경시스템학부

(2022년 3월 17일 접수; 2022년 9월 2일 수정; 2022년 9월 27일 수락)

A Comparison between Simulation Results of DSSAT CROPGRO-SOYBEAN at US Cornbelt using Different Gridded Weather Forecast Data

Byoung Hyun Yoo¹, Kwang Soo Kim^{1,2*}, Jina Hur³, Chan-Yeong Song⁴, Joong-Bae Ahn⁴

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

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

³National institute of Agricultural sciences, RDA, Wanju, Korea

⁴Division of Earth Environment, Pusan National University

(Received March 17, 2022; Revised September 2, 2022; Accepted September 27, 2022)

ABSTRACT

Uncertainties in weather forecasts would affect the reliability of yield prediction using crop models. The objective of this study was to compare uncertainty in crop yield prediction caused by the use of the weather forecast data. Daily weather data were produced at 10 km spatial resolution using Weather Research and Forecasting (WRF) model. The nearest neighbor method was used to downscale these data at the resolution of 5 km (WRF5K). Parameter-elevation Regressions on Independent Slopes Model (PRISM) was also applied to the WRF data to produce the weather data at the same resolution. WRF5K and PRISM data were used as inputs to the CROPGRO-SOYBEAN model to predict crop yield. The uncertainties of the gridded data were analyzed using cumulative growing degree days (CGDD) and cumulative solar radiation (CSRAD) during the soybean growing seasons for the crop of interest. The degree of agreement (DOA) statistics including structural similarity index were determined for the crop model outputs. Our results indicated that the DOA statistics for CGDD were correlated with that for the maturity dates predicted using WRF5K and PRISM data. Yield forecasts had small values of the DOA statistics when large spatial disagreement occurred between maturity dates predicted using WRF5K and PRISM. These results suggest that the spatial uncertainties in temperature data would affect the reliability of the phenology and, as a result, yield predictions at a greater degree than those in solar radiation data. This merits further studies to assess the uncertainties of crop yield forecasts using a wide range of crop calendars.

Key words: Seasonal yield forecast, Numerical weather prediction model, Uncertainty, Crop model, Soybean



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

I. 서 론

기후 변화에 따른 이상 기상의 발생으로 세계 주요 곡물 생산지역에서 공급 불확실성이 증대되고 있다 (Fujimori *et al.*, 2018). 우리나라의 경우 주요 식량작물에 대한 자급률이 20% 수준으로 낮기 때문에 해외 지역의 곡물 생산성 변화가 식량안보에 상당한 영향을 줄 수 있다 (Lee *et al.*, 2021). 해외의 주요 곡물 생산량에 대한 사전 예측 정보는 안정적인 식량 수급 대책을 마련하기 위해 활용될 수 있다. 예를 들어, USDA (United States Department of Agriculture)의 NASS (National Agricultural Statistics Service)에서는 Objective Yield Survey와 같은 통계 조사를 통해 추정된 수량 계절 예측 자료를 제공한다 (Liu *et al.*, 2021).

해외 지역의 단기적인 작물 생산성을 예측하기 위해 작물모형을 활용한 기법들이 개발되어 왔다 (Lee *et al.*, 2017). 작물모형은 기상과 재배관리 조건에 따라 작물의 생육을 모의할 수 있어 작황 예측을 위해 활용되어 왔다 (Chipanshi *et al.*, 2015; Rosenzweig *et al.*, 2014). Yoo *et al.* (2018)은 작물모형을 사용하여 공간 규모 작황 예측을 지원하기 위하여 일리노이 주에 대한 격자형 구동 체계를 구축하였다. Na *et al.* (2014)는 국내에서 자급률이 낮은 옥수수과 콩이 대단위로 재배되는 지역을 대상으로 인공위성 자료와 CASA (Carnegie-Ames-Stanford Approach) 모형을 사용한 작황 추정 기법들을 보고하였다. Ban *et al.* (2019) 또한 작물모형인 DSSAT (Decision Support System for Agrotechnology Transfer)을 사용하여 미국의 주요 농업 지역의 옥수수 수량을 예측하는 시스템을 개발하였다.

작물모형을 사용하여 작황을 예측하기 위해 장단기 기상 예측 자료들이 입력자료로 사용될 수 있다 (Cantelaube and Terres, 2005). Shin *et al.* (2009)은 수치예보 (Numerical Weather Prediction; NWP) 모형을 사용하여 격자형 계절예측 기상자료를 구축할 수 있는 것으로 보고하였다. 특히, 특정 지역에서 수확기 이전에 작황을 예측하기 위해 중규모 수치기상모형이 활용되고 있다 (Baigorria *et al.*, 2008). 예를 들어 Kaeomuangmoon *et al.* (2020)은 지역 단위의 벼 생산량을 예측하기 위해 Weather Research and Forecasting (WRF) 모형의 격자형 출력자료를 작물모형의 입력자료로 활용하였다. Shin *et al.* (2010)은 8종의 수치기상

모형 계절 예측 자료를 사용하여 미국 지역 옥수수 수량을 모의하였다.

신뢰도 높은 작황 추정을 위하여 고해상도의 기상 자료를 사용하는 것이 유리하다 (Zhao *et al.*, 2015). Gardner *et al.* (2021)은 저해상도 격자자료를 입력자료로 사용할 경우 작물모형의 예측값의 신뢰도를 낮출 수 있음을 보고하였다. WRF 모형을 포함한 NWP 모형들을 사용하여 고해상도 자료를 생산할 수 있으나, 이를 위해서는 상당한 컴퓨팅 자원이 요구된다 (Bohra *et al.*, 2006). 반면, 통계적 상세화 기법은 상대적으로 적은 컴퓨팅 자원을 활용하여 고해상도의 기상자료를 생산할 수 있다 (Shin *et al.*, 2020). 예를 들어, Zhou *et al.* (2021)은 고도 및 해안 등의 지표 특성을 반영하는 통계적 상세화 기법인 PRISM (Parameter-elevation Regressions on Independent Slopes Model)을 사용하여 작물 생산성 예측 지역의 4km 공간해상도 기상자료를 생산하였다.

Palmer *et al.* (2004)은 효과적인 정책 결정을 위해 작황 추정의 불확도에 대한 분석이 선행되어야 할 것으로 제안하였다. 특히, 수치기상모형으로 생산된 기상자료들은 다양한 수준의 불확실성을 가지고 있다 (Wang *et al.*, 2019). 이러한 자료들이 작물모형의 입력자료로 사용할 경우 작황 예측 결과의 불확도를 높일 수 있다 (Togliatti *et al.*, 2017; Yoo *et al.*, 2020). 따라서, 식량 수급 정책을 지원하기 위해 수치기상모형으로부터 생산된 예측자료를 작물모형의 입력자료로 사용하여 작물 생산성을 예측할 경우, 이러한 예측값의 불확도를 사전에 파악하는 것이 유리하다. 특히, 해외 지역을 대상으로 작물 생산성을 예측하고 불확도의 발생 양상을 파악한다면 곡물 수급과 관련한 신뢰도 높은 정책 수립을 지원할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 수치기상모형과 통계적 모형으로부터 생산된 격자형 기상자료가 작물모형의 입력자료로 사용하였을 때 얻어지는 예측 결과의 차이를 비교하고자 하였다. 특히, WRF와 PRISM 모형을 사용하여 생산된 격자형 기상 자료에 포함된 기상변수들의 불확도를 파악하고 이들이 작물 생육 모의 결과에 미치는 영향을 분석하고자 하였다. 이는 작물모형에 기반한 단기 작황 예측 결과값이 가지는 불확도의 특성을 파악하여, 신뢰도 높은 작황 예측 및 결과 해석을 지원할 수 있을 것이다.

II. 재료 및 방법

2.1. 연구 지역

미국에서 콩이 대규모로 재배되고 있는 콘벨트 지역을 연구대상 지역으로 선정하였다(Fig. 1). 콘벨트 지역은 미국내 콩 생산량의 47%를 차지한다(NASS, 2021). 국내 콩 수입량의 상당 부분은 미국에서 공급되고 있다(KREI, 2021). 따라서 해당 지역에 대한 콩 수량 예측은 국내 콩 수급 계획 수립에 유리한 정보를 제공할 수 있다. 본 연구에서는 콘벨트지역에 해당하는 일리노이, 아이오와, 캔자스, 네브라스카 및 미주리 주를 대상으로 기상 요소 및 생육 모의 결과의 차이를 분석하였다.

2.2. 격자형 기상 자료

WRF 모형을 사용하여 미국 콘벨트 지역에 대한 해상도 격자형 기상 예측자료를 생산하였다. WRF 모형은 National Center for Atmospheric Research에서 개발된 중규모 수치 기상 모형이다(Skamarock *et al.*, 2008). WRF 모형 구동 시 사용되는 초기 및 측면 경계 조건으로는 Pusan National University Coupled General Circulation (PNU CGCM; version 1.1) 모형에서 매년 2월 중순에 적분을 시작하여 생산된 시간 단위의 전지구 예측자료가 사용되었다(Hur and Ahn, 2015). PNU CGCM은 Asia-Pacific Economic Cooperation Climate Center (APCC)의 다중모형 앙상블을 위한 장기 계절 예측 시스템에 참여하고 있는 모형이다(Kim and Ahn, 2015).

WRF 모형의 분석 도메인(domain)은 양방향 동지격자 기법(Two-way nesting)을 적용하여 콘벨트 지역을 포함하는 2개의 영역으로 설정하였다(Fig. 2A). 첫

번째 도메인은 미국 전역에 대하여 30km 공간해상도로 설정하였으며, 두번째 도메인은 콘벨트 지역에 대하여 10km 공간해상도로 설정하였다. WRF모형 구동 시 사용된 지형고도 및 토지 피복 자료는 WRF모형 전처리 시스템에서 기본적으로 제공하는 미국 지질 조사국(United States Geological Survey, USGS) 자료를 활용하였다. 첫번째와 두번째 도메인에 대하여 각각 10 arc-minutes와 5 arc-minutes의 공간해상도를 가지는 자료가 입력되었다. 토지 피복 자료의 경우 24개 지표 분류를 가졌다(Fig. 2B). 연구 지역에 해당하는 토지 피복은 대부분 농업 지역에 해당하는 ‘Dryland cropland and Pasture’, ‘Cropland/Grassland Mosaic’ 및 ‘Cropland/Woodland Mosaic’으로 분류되어 WRF 모형에 입력되었다. WRF 모형의 적분은 매년 및 매월 재시작되어 1개월 동안 연속 수행되며, 매일 spin-up 기간은 4일이었다. 추가적인 WRF모형의 상세 설정은 Song *et al.*(2021)를 참고하였다(Table 2). 본 연구에서는 두번째 도메인에 해당하는 콘벨트 지역에 대한 10km 해상도의 자료를 사용하였으며 이를 WRF10K 자료라고 명명하였다.

PRISM 통계 모형을 활용하여 WRF10K자료를 5km 해상도로 상세화한 기상 자료를 생산하였다(Daly *et al.*, 1994; Daly *et al.*, 2002; Daly *et al.*, 2003; Daly, 2006; Daly *et al.*, 2008). ASTER Global Digital Elevation Model (Version 2; Tachikawa *et al.*, 2011) 자료를 이용하여 미국 콘벨트 영역에 대한 5km 격자간격의 고도, 지향면(topographic facet), 해양도(coastal proximity) 등 지리정보를 산출하였다. 지향면의 경우 Ahn *et al.*(2014)과 동일하게 16방위로 세분화하였다. 해양도의 경우 미시간호(Lake Michigan)에서의 최단

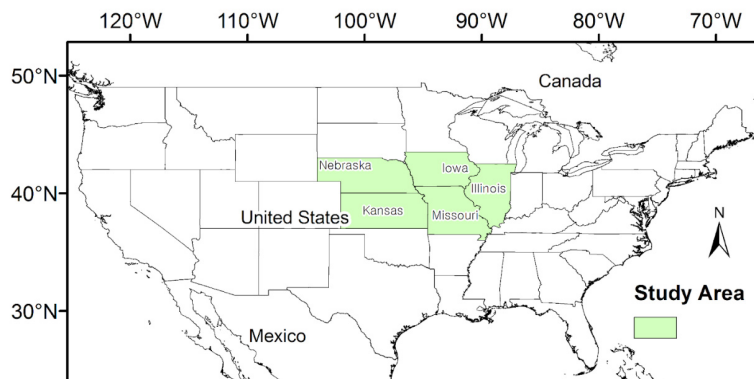


Fig. 1. Study area including Illinois, Iowa, Kansas, Nebraska, and Missouri.

Table 1. Configuration of the WRF

WRF configuration	
Version	WRF version 3.0
Resolution	Domain 1 (United States) : 176 x 108 (spatial resolution : 30km) Domain 2 (Corn belts) : 108 x 97 (spatial resolution : 10km)
Initial and Lateral boundary condition	PNU CGCM version 1.1
Microphysics scheme	WSM6 (Hong and Lim, 2006)
Shortwave radiation scheme	Dudhia (Dudhia, 1989)
Longwave radiation scheme	RRTM (Mlawer <i>et al.</i> , 1997)
Surface layer scheme	Monin-Obukhov (Paulson, 1970)
Land surface scheme	Noah land-surface model (Chen and Dudhia, 2001)
Planetary boundary layer scheme	YSU (Hong <i>et al.</i> , 2006)
Cumulus scheme	Kain-Fritsch (Kain, 2004)

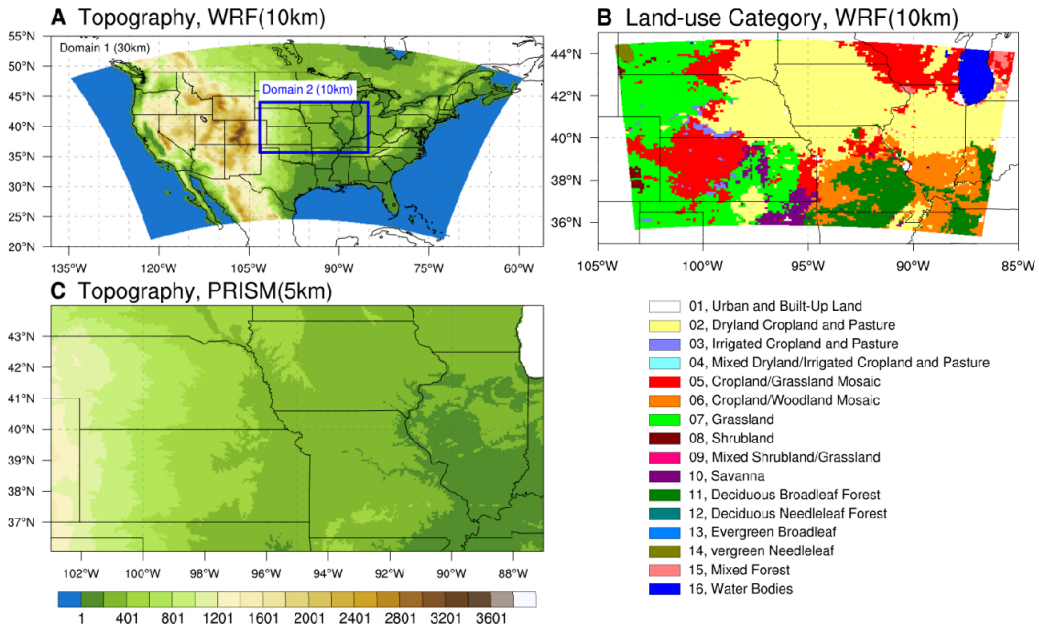


Fig. 2. Topography (Unit: m) for (A) WRF (spatial resolution: 30km and 10km for domain 1 and domain 2, respectively) and (C) PRISM (spatial resolution: 5km). (B) Distribution of the USGS Land-use category used in the WRF domain 2.

거리 50km를 중심으로 2단계로 세분화하였다. 두 번째로 5km 격자점 별로 영향반경(30km) 안에 있는 WRF10K 격자들을 선정하였다. 영향반경 안의 WRF 10K 격자점의 고도, 거리, 경사방향, 해양도를 고려하여 상세화할 지점과 WRF10K 격자 간의 지형적 유사성을 가중치로 계산하였다. 각 인자들에 대한 가중치 결정 방법은 Hong *et al.*(2007)에서 제시한 방법을 적

용하였다. 이러한 방식으로 얻어진 가중치를 이용하여 가중 회귀식을 산출한 후, 각 격자점의 기상 변수값을 추정하였다. 생산된 5km 공간해상도의 PRISM 자료는 동서방향으로 308개, 남북방향으로 154개의 격자점으로 구성되었다(Fig. 2C).

콘벨트 지역을 포함하는 WRF 모형 기반 기상 자료와 WRF10K 자료를 지형 효과를 고려하여 상세화한

Table 2. Management options

Variable	Range
Year	2011 - 2018
Planting date	100 - 180 (8 day interval)
Cultivar parameter	MG2, MG3, MG4

PRISM 모형 기반 기상 자료들을 2011~2018년 기간 동안 생산하였다. WRF10K와 PRISM 자료는 각각 Lambert conformal conic (LCC) 및 World Geodetic System 1984 (WGS84) 좌표 체계를 가졌다. 해당 자료에는 작물모형 구동에 활용될 수 있는 일별 최고, 및 최저기온, 강수량, 및 일사량이 포함되었다.

WRF10K와 PRISM 자료 및 이를 작물모형에 입력하여 얻어진 결과들의 일치도를 격자단위에서 분석하고자 두 자료의 좌표계 및 해상도를 일치시켰다. 최근된 내삽법을 사용하여 저해상도인 WRF10K 자료를 기반으로 PRISM 자료와 같은 5 km 공간해상도의 자료(WRF5K)를 생산하였다. WRF5K의 격자는 PRISM 자료의 격자와 동일한 공간적 위치로 구성하였다. 이를 위해, R의 raster 패키지에 포함된 projectRaster 함수를 사용하였다.

2.3. 작물모형 구동

작물 생육 모의를 위해 DSSAT에 포함된 CROPGRO-SOYBEAN모형을 사용하였다. CROPGRO-SOYBEAN 모형은 환경 조건을 바탕으로 일별 생육량을 계산하는 생물리학적 작물모형으로 다양한 재배 조건에 대한 생육 모의가 가능하다. 예를 들어, 여러 파종일과 품종을 조합한 시나리오 별로 콩 수량을 예측할 수 있다. 해당 작물모형은 국가 단위의 기후변화 영향 평가나 작황 모니터링 등에 활용되고 있다(Irmak *et al.*, 2005; Battisti *et al.*, 2018; Ovando *et al.*, 2018).

작물 재배 조건에 차이가 발생할 경우, 주어진 기상 조건에서 작물 생육 예측값의 불확실성이 증가할 수 있다. 재배 시기 및 유전 특성에 따른 생육 양상의 차이를 분석하기 위해 파종일과 품종을 재배 조건으로 선정하였다(Table 2). 파종일의 경우, day of year (DOY) 100 일인 4월 10일부터 8일 간격으로 11개의 날짜에 대하여 생육 모의를 수행하였다. 품종의 경우 콘벨트 지역에서 재배될 수 있는 성숙군에 해당하는 모수를 사용하였다. 콩 품종은 위도에 따른 일장 반응 차이를 고려하여 성숙군(Maturity Group; MG)별로 구분될 수 있으

며, Boote *et al.*(2003)은 이러한 성숙군별 품종모수를 설정하였다. 일반적으로 성숙군들은 번호로 구분되며 숫자가 클수록 남부 지역에 적합한 품종을 나타낸다. 본 연구에서는 콘벨트 지역에 재배될 수 있는 MG2, MG3 및 MG4에 해당하는 품종모수를 콩 수량을 예측하기 위해 사용하였다.

작물 생육 모의 과정에서 토양에 따른 효과를 최소화하기 위해 콘벨트 지역에서 적용될 수 있는 특정 토양을 선택하여 전체 지역에 적용하였다. Gijssman *et al.*(2007)은 DSSAT 토양입력자료로 구성된 WISE 토양 데이터베이스를 구축하였다. 본 연구에서는 이러한 데이터베이스에 수록된 토양 중 WI_PHUS027코드를 가진 토양을 미국 콘벨트 지역 토양입력자료로 선정하였다. 시비량은 28 kg N ha^{-1} 로 설정하였으며, 관개조건인 경우 이상적인 관리를 한다고 가정하여 자동 관수로 설정하였다.

격자 형식의 기상자료를 작물모형의 입력자료로 전환하기 위해 CORDEX data support library (CDSL)을 사용하였다(Yoo and Kim, 2017). WRF5K와 PRISM 기상파일들은 격자자료를 저장하는 netCDF (network common data format) 형식으로 생산되었다. CROPGRO-SOYBEAN 모형은 이러한 자료들을 직접 사용할 수 없기 때문에, 격자 자료를 지점단위 자료로 준비하는 과정이 필요하다. CDSL은 netCDF와 같은 격자 자료 전용 형식의 자료로부터 특정 기상 변수를 지점별로 추출하는 기능을 탑재하고 있다. 이러한 CDSL의 기능을 활용하여 기상자료를 격자별로 정리하여 CROPGRO-SOYBEAN에 입력하였다.

기상 자료에 따른 작물 생육 모의 결과를 분석하기 위해 작물모형의 주요 출력 변수들을 지도 형태로 저장하였다. 분석 대상 변수로는 수량(YLD)과 수량 형성에 영향을 주는 종자수(SN), 최대 엽면적지수(LX), 개화일(AD), 성숙일(MD) 및 최대 엽면적지수 도달일(LD)를 선정하였다. 각 변수들은 기상입력자료의 격자별로 출력되었다(Table 3).

작물 생육이 모의된 전체 지역 중 실제로 작물재배가 이루어지는 지역들을 선정하여 분석하였다. 농지 구분을 위해 토지 이용 자료인 MODIS MCD12Q1 자료가 수집되었다. MCD12Q1은 약 500m의 공간해상도를 가지고 있으며 International Geosphere-Biosphere Programme (IGBP) 기준의 지표 분류 자료를 제공한다. MCD12Q1자료 중 12와 14의 값을 가진 셀(grid cell)은 농경지 및 농경지와 자연식생이 혼합된 지역을

Table 3. Abbreviation for the crop model output variables and accumulated weather variables obtained using weather data from PRISM and WRF model

	PRISM	WRF5k
Yield	YLD _{PRISM}	YLD _{WRF5K}
Number of seeds	SN _{PRISM}	SN _{WRF5K}
Flowering date	AD _{PRISM}	AD _{WRF5K}
Mature date	MD _{PRISM}	MD _{WRF5K}
Maximum LAI*	LX _{PRISM}	LX _{WRF5K}
Date of Maximum LAI	LD _{PRISM}	LD _{WRF5K}
Cumulative growing degree days	CGDD _{PRISM}	CGDD _{WRF5K}
Cumulative solar radiation	CSRAD _{PRISM}	CSRAD _{WRF5K}

*LAI : Leaf Area Index

나타낸다. WRF와 PRISM 자료들은 IGBP 자료에 비해 더 큰 격자 크기를 가지고 있으므로, 농경지로 분류된 격자들이 포함된 기상자료 격자들을 분석에 포함하였다.

2.4. 주요 기상 변수 비교

작물모형으로부터 얻어지는 수량 추정의 불확실성을 분석하기 위해 기상요소들의 누적값을 활용하였다. 일별 기상 조건은 작물 생육 모의 과정에서 생육기간 동안 누적되어 수량 모의 값에 영향을 미친다. 따라서, 일별 자료를 비교하기 보다는 생육 기간에 대한 누적값을 비교하는 것이 작물 생육 모의 결과를 분석하기에 유리하다.

작물의 발육과 광합성에 직접적인 영향을 미치는 온도와 일사량을 분석하기 위해 누적 생육도일(CGDD) 및 누적일사량(CSRAD)을 계산하였다. 생육 기간은 파종일 및 격자에 따라 상이할 수 있어, 가장 빠른 파종일이었던 DOY 100일부터 모의된 성숙일 중 최대일까지로 설정하였다. CGDD와 CSRAD는 다음과 같이 계산되었다:

$$CGDD = \sum_{d=100}^{maxMD} \frac{(T_{max_d} + T_{min_d})}{2} - T_{base} \quad (\text{Eq. 1})$$

$$CSRAD = \sum_{d=100}^{maxMD} S_d \quad (\text{Eq. 2})$$

T_{max_d}, T_{min_d} 및 S_d는 각각 d일에 해당하는 일별 최대, 최저 온도와 일사량을 나타낸다. maxMD는 작물 생육 결과로 추정된 성숙일 중 최대값을 뜻한다. 콩의

생육 기준 온도인 T_{base}는 10°C로 설정하였다(Castro *et al.*, 2009). 자동 관수를 설정하여 작물 생육을 모의하였기 때문에, 강수량은 분석에서 제외하였다.

2.5. 일치도 통계량

PRISM과 WRF5K를 사용하여 얻어진 기상변수 누적값 및 작물모형 출력 변수들을 기상 입력 자료별로 비교하기 위해 공간적 일치도 통계량을 계산하였다. 격자형 자료간의 비교를 위해 structural similarity (SSIM) index, root mean square error (RMSE) 및 normalized root mean square error (NRMSE)를 활용하였다. CGDD 및 CSRAD의 비교를 위한 일치도 통계량은 연도별로 계산되었다. 작물모형 출력 변수들에 대한 일치도 통계량의 경우 재배조건 및 연도별로 각각 계산되었다. 또한, 기상 및 재배관리가 생산성 예측값에 포함된 불확도에 미치는 영향을 분석하기 위해 품종, 파종일, 연도를 주요 요인으로 수량의 일치도 통계량에 대한 분산분석(Analysis of variance; ANOVA)을 수행하였다.

SSIM index는 두 이미지의 일치도를 분석하는 통계량으로 이미지뿐 아니라 지도 형태로 제공되는 농업 생태계 변수들 간의 공간적인 일치도를 분석하기 위해 사용되어 왔다(Liu *et al.*, 2020). SSIM index를 계산하기 위해 이미지의 휘도, 대비, 구조 등 여러 요소들이 고려된다. 휘도, 대비, 구조는 각각 두 이미지 사이의 평균적인 값의 차이, 표준편차의 차이, 및 상관계수를 뜻한다(Brunet *et al.*, 2011). 특히, 구조에 대한 일치도 통계량은 비교 대상 사이의 공간적 분포에 대한 유사도를 뜻한다. SSIM index는 관심 셀과 해당 셀 주변에

포함된 값들을 사용하여 결정된다. 셀별 SSIM index 값은 다음과 같이 계산된다(Wang *et al.*, 2004):

$$SSIM = l(O_{prism}, O_{wrf})^{\alpha} c(O_{prism}, O_{wrf})^{\beta} s(O_{prism}, O_{wrf})^{\gamma} \quad (\text{Eq. 3})$$

SSIM index는 α , β , γ 값에 따라 각각의 통계량을 가중하여 계산할 수 있으며, 본 연구에서는 기본 값인 1이 사용되었다. $l(O_{prism}, O_{wrf})$, $c(O_{prism}, O_{wrf})$, $s(O_{prism}, O_{wrf})$ 는 각각 PRISM과 WRF5K를 활용하여 출력된 변수 사이의 휘도, 대비, 구조에 대한 일치도 통계량이며 다음과 같이 계산되었다(Wang *et al.*, 2004):

$$l(O_{prism}, O_{wrf}) = \frac{2\mu_{prism}\mu_{wrf} + C_1}{\mu_{prism}^2 + \mu_{wrf}^2 + C_1} \quad (\text{Eq. 4})$$

$$c(O_{prism}, O_{wrf}) = \frac{2\sigma_{prism}\sigma_{wrf} + C_2}{\sigma_{prism}^2 + \sigma_{wrf}^2 + C_2} \quad (\text{Eq. 5})$$

$$s(O_{prism}, O_{wrf}) = \frac{\sigma_{prismwrf} + C_3}{\sigma_{prism}\sigma_{wrf} + C_3} \quad (\text{Eq. 6})$$

μ_{prism} , μ_{wrf} , σ_{prism} 및 σ_{wrf} 는 각각 PRISM과 WRF5K를 입력자료로 얻어진 변수들의 평균값과 표준편차를 뜻한다. 또한 $\sigma_{prismwrf}$ 는 PRISM과 WRF5K를 사용하여 계산된 변수 사이의 공분산을 나타낸다. C_1 , C_2 , C_3 는 상수이다. SSIM index는 값이 1에 가까울수록 두 이미지가 일치함을 나타낸다. SSIM index 계산을 위해 통계 분석도구인 R의 SpatialPack 패키지에서 제공하는 SSIM 함수를 활용하였다.

전체 지도에 대한 SSIM index 값은 격자별 SSIM index 값의 평균으로 계산된다. SSIM index 계산을 위해서는 해당 셀뿐만 아니라 주변 셀까지도 결손값이 없어야 한다. 그러나, PRISM 자료에는 미국 오대호 지역에 해당하는 셀들이 유효한 값을 가지고 있지 않았다(Fig. 2C). 이러한 셀들에는 0을 할당하였다. 또한, WRF5K 자료에 대해서도 해당 셀값을 0으로 설정하여 SSIM index를 계산하였다. 이러한 셀들은 전체 셀 개수의 약 1.3%를 차지하고 있어 결과에 큰 영향을 주지 않을 것으로 판단되었다.

RMSE 및 NRMSE 값은 다음과 같이 결정되었다:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (O_{PRISM-i} - O_{WRF-i})^2 / n} \quad (\text{Eq. 7})$$

$$NRMSE = RMSE / \overline{O_{PRISM}} \quad (\text{Eq. 8})$$

O_{PRISM} 및 O_{WRF} 는 각각 PRISM과 WRF5K 자료를 사용하여 산출된 작물모형 결과 및 기상 누적 자료를 뜻한다. i 는 i 번째 격자를 뜻하며 n 는 전체 격자 수를 나타낸다. $\overline{O_{PRISM}}$ 은 PRISM 모형으로 생산된 변수의 평균값을 나타낸다.

각 일치도 통계량은 그 특성에 따라 서로 다른 변수의 분석에 사용되었다. SSIM index는 공간적인 일치도 분석에 유리하기 때문에 Table 3에 포함되는 모든 변수에 대하여 계산되었다. RMSE와 NRMSE는 각각 작물의 생육시기 및 생육량과 기상변수 사이의 일치도 통계량을 산정하는데 활용되었다. 예를 들어, YLD_{WRF5K} 와 YLD_{PRISM} 사이의 SSIM index 값과 NRMSE 값인 $SSIM_{YLD}$ 및 $NRMSE_{YLD}$ 가 관심 지역을 대상으로 각각 계산되었으며, MD_{WRF5K} 와 MD_{PRISM} 사이에서는 SSIM index 값과 RMSE 값인 $SSIM_{MD}$ 와 $RMSE_{MD}$ 가 각각 생산되었다.

III. 결 과

3.1. 누적 생육도일 및 누적 일사량 비교

PRISM과 WRF기상 자료의 누적값을 분석한 결과 온도 예측값의 불확실성이 상대적으로 높은 것으로 나타났다(Fig. 3). 작물의 생육 시기가 결정되는 CGDD의 경우, CSRAD에 비해 일치도 통계량의 연도별 편차가 크게 나타났다. 예를 들어, 2015년과 2017년도의 $NRMSE_{CGDD}$ 값은 각각 0.06과 0.19이었다. 또한 $SSIM_{CGDD}$ 역시 0.91부터 0.97로 상대적으로 큰 변이를 가졌다. 반면 CSRAD의 일치도 통계량인 $SSIM_{CSRAD}$ 와 $NRMSE_{CSRAD}$ 값들은 전체 연도에 대하여 각각 0.95 이상 및 0.1 이하로 지속적으로 높은 일치도를 보였다.

3.2. 연차별 작물 생육 모의 결과의 비교

WRF5K와 PRISM을 입력자료로 구동된 작물모형의 수량 모의에 대한 차이는 연도별 기상예측자료에 상당한 영향을 받는 것으로 나타났다(Fig. 4.A; Table 4). 예를 들어, 2017년도에는 재배관리별 평균 $SSIM_{YLD}$ 가

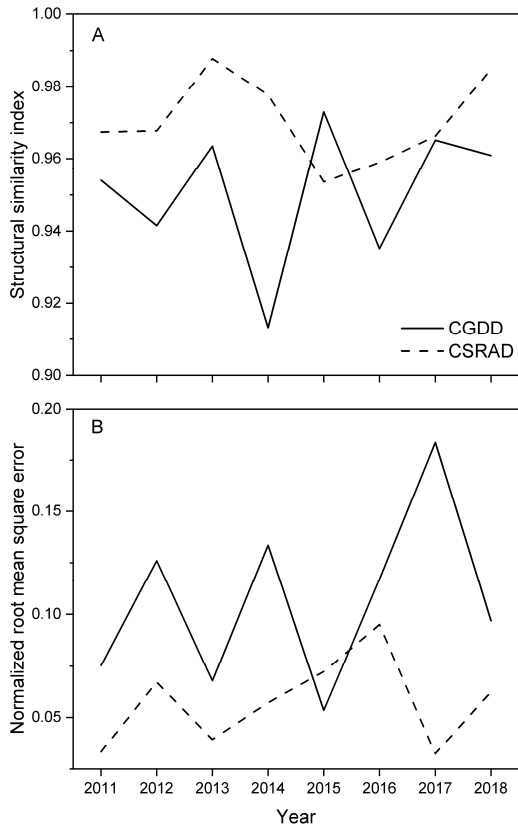


Fig. 3. Structural similarity index (A) and normalized root mean square error (B) for cumulative growing degree days (CGDD) and cumulative solar radiation (CSRAD) obtained from PRISM and WRF. CGDD and CSRAD were calculated between day of year 100 to 320.

0.90로, 0.96~0.98인 다른 연도에 비해 낮은 값을 보였다. 이러한 2017년도에 낮은 $SSIM_{YLD}$ 값은 구조적 차이로 인한 것이었다(Fig. 5). 2017년도 YLD_{PRISM} 과 YLD_{WRF5K} 사이의 휘도와 대비에 대한 일치도 값은 모두 0.98이었으나, 구조에 대한 일치도 값은 상대적으로 낮은 0.94였다.

수량 형성에 영향을 줄 수 있는 작물의 생육 변수 중 콩 성숙일 및 엽면적 지수 모의에 대한 예측값이 기상예측 자료에 따라 차이가 큰 것으로 나타났다(Figs. 4B~F). $SSIM_{MD}$ 는 연도에 따라 평균적으로 0.86에서 0.98 범위에서 계산되었으며 수량과 같이 구조에 대한 일치도 통계량이 낮은 값을 보였다(Fig. 5). $RMSE_{MD}$ 는 2.2일에서 7.1일까지 상당한 변이를 보였다. LAI의 경우 $SSIM_{LX}$ 및 $SSIM_{LD}$ 값이 전체 연도에서 높은 값을 보였으나, $NRMSE_{LX}$ 및 $RMSE_{LD}$ 은 일부 연도에서 상대적으로 낮은 일치도 통계량을 보였다. 예를 들어, $SSIM_{YLD}$ 가 낮았던 2017년도에 $NRMSE_{LX}$ 는 0.23였으며 $RMSE_{LD}$ 는 9.3일이었다.

3.3. 파종일별 작물 생육 모의 결과의 비교

재배관리조건 중에서는 파종일이 기상자료별 수량 모의 불확실성에 영향을 주는 것으로 나타났다(Fig. 6; Table 4). 파종일을 148일로 설정하였을 때, WRF5K 및 PRISM 자료를 사용하여 얻어진 콩 수량 예측값은 비교적 큰 일치도 통계량을 가졌다. 반면, 파종일이 148일과 큰 차이를 보일 경우, 기상자료에 따른 단위면적당 생산량 예측값의 일치도가 낮아졌다. 예를 들어,

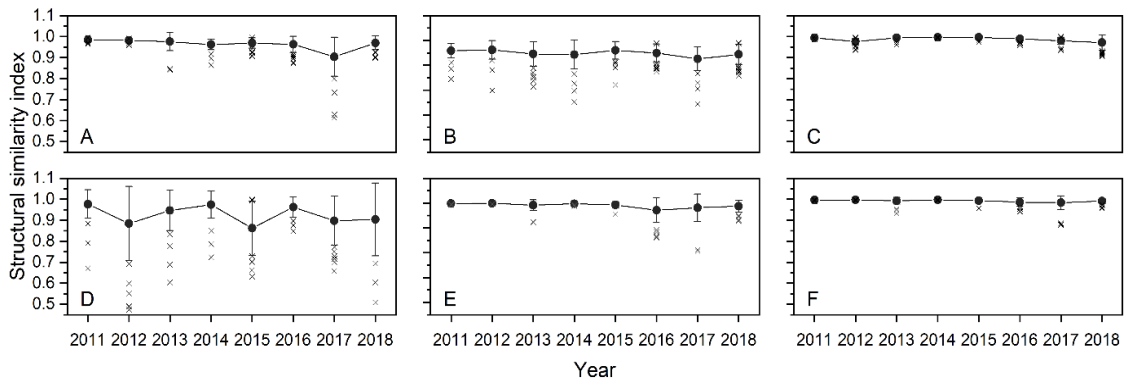


Fig. 4. Yearly mean values of Structural Similarity (SSIM) index between the crop model output maps using PRISM and WRF5K data as weather inputs. The variables used for comparison include (A) yield, (B) seed number, (C) maximum leaf area index (LAI), (D) maturity date, (E) flowering date and (F) date of maximum LAI. Error bar indicates the standard deviation. X indicates outliers.

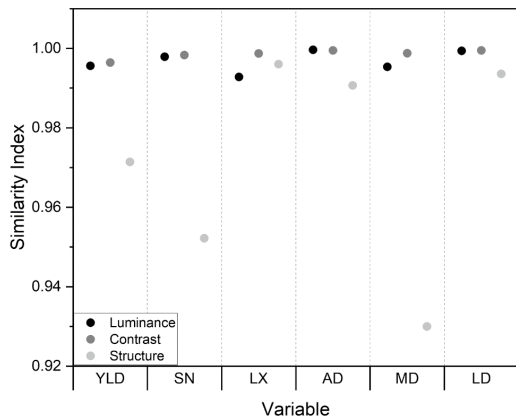


Fig. 5. Average indices of luminance, contrast and structure used to determine structural similarity index between crop model outputs. The crop growth simulations were performed for the period from 2011-2018 in the US corn belt region. The indices were calculated for yield (YLD), seed number (SN), maximum leaf area index (LX), flowering date (AD), maturity date (MD), and date of maximum LAI (LD).

과중일이 148일로 설정된 경우에는 $SSIM_{YLD}$ 값이 0.98이었으나 과중일을 100일 및 180일로 설정하였을 때의 $SSIM_{YLD}$ 값은 각각 0.89 및 0.96이었다. $NRMSE_{YLD}$ 값의 경우에도 과중일이 148일이었을 때 가장 낮았으나(0.09), 과중일을 100일과 180일로 설정하여 모의했을 때에는 $NRMSE_{YLD}$ 값이 0.13 및 0.15으로 나타나 비교적 큰 폭으로 증가하였다. 반면, 품종 따른 $SSIM_{YLD}$ 에 대한 영향은 통계적으로 유의미하지 않았다($p > 0.05$).

과중일에 따른 콩의 개화일(AD), 성숙일(MD) 및 종자수(SN)의 오차는 수량과 유사한 경향을 보였다(Fig. 7). AD, MD 및 SN에 대한 일치도 통계량은 수량의 오차가 가장 적었던 148일 부근에서 높은 일치도를 보

였다. 특히 $SSIM_{MD}$ 의 경우 180일 과중했을 때 0.4 이하의 값을 나타냈다. 엽면적과 관련된 변수는 과중일이 빠를수록 큰 오차를 가지는 것으로 나타났다.

IV. 고 찰

본 연구에서는 서로 다른 방식으로 생산된 기상예측 자료를 입력자료로 작물 생육을 모의할 때 상당한 불확실성이 유발됨을 보였다. 기상예측자료는 기상자료 추정 방식에 따라 값에 큰 차이를 보일 수 있다(Chen *et al.*, 2011). WRF5K와 PRISM 자료 사이에서도 특정 연도에서 기상 예측값에 큰 차이를 보였으며 이는 두 자료를 입력 자료로 구동된 작물 생육 모형 결과에도 영향을 주었다. 예를 들어, 두 기상자료를 활용하여 모의된 수량 예측값은 특정 연도에 약 21%의 차이가 나타났다. 수량 외에는 WRF5K와 PRISM 자료로 모의된 성숙일, 최대엽면적지수와 같은 작물생육 변수들이 비교적 큰 차이를 보였다. 따라서 추후 기상 예측 자료를 활용한 작황 예측을 수행하거나 그 결과를 분석할 때 이러한 불확도를 고려하여 곡물 수급 정책 수립 등에 활용해야 할 것으로 사료되었다.

기상 입력자료에 따른 작황 예측값의 불확도 분석은 기상 변수별로 수행하는 것이 유리한 것으로 나타났다. 기상 변수 중 일사량보다는 온도에 대한 불확실성이 수량 예측 오차에 상대적으로 큰 영향이 있었다. 예를 들어, 두 모형의 CGDD 사이의 일치도 통계량이 낮았던 해에 수량의 오차도 크게 나타났다. 수량 추정에 영향을 미칠 수 있는 작물 변수 중 상대적으로 큰 불확실성을 보인 성숙일과 CGDD의 연도별 일치도 통계량은 유사한 경향을 보였다. 예를 들어, 연도별 평균 $RMSE_{MD}$ 와 $NRMSE_{CGDD}$ 사이의 결정계수는 0.68이었다. 특히 개화일보다 성숙일에서 큰 오차가 발생한 것으로 보아 생식생장기의 기상자료에 의한 오차의 영향

Table 4. ANOVA table describing a impact of year, planting date, and cultivar on degree of agreement statistics between yield estimation using WRF and PRISM weather input data, Structural similarity index ($SSIM_{YLD}$) and normalized root mean square error ($NRMSE_{YLD}$)

Variable		$SSIM_{YLD}$	$NRMSE_{YLD}$
F value	Year	18.357**	48.339**
	Planting Date	14.715**	4.565**
	Cultivar	0.555	6.837**

** indicates $p < 0.01$

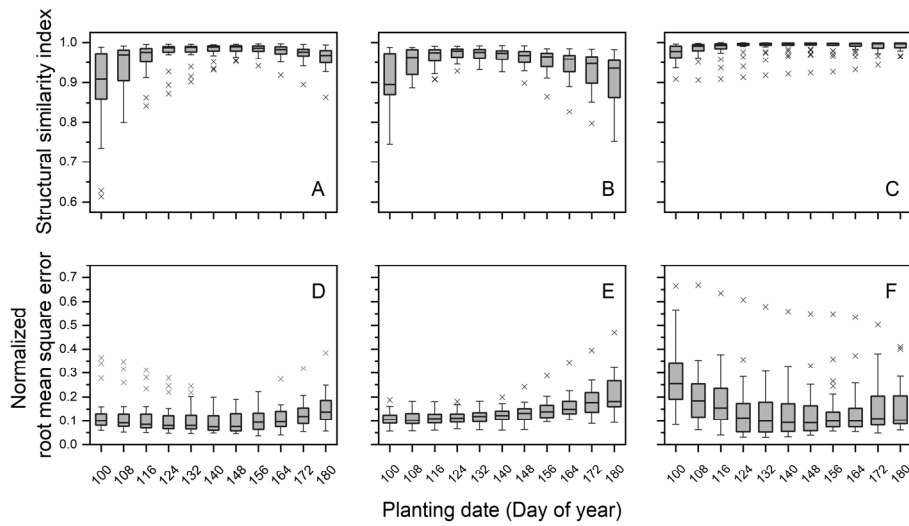


Fig. 6. Box plots for structural similarity index (SSIM; A, B, C) and normalized root mean square error (NRMSE; D, E, F). Yield (A, D), seed number (B, E), maximum leaf area index (LAI; C, F) by planting dates. Error bar indicates the 1.5 inter quartile range from median value and X symbols describe outliers.

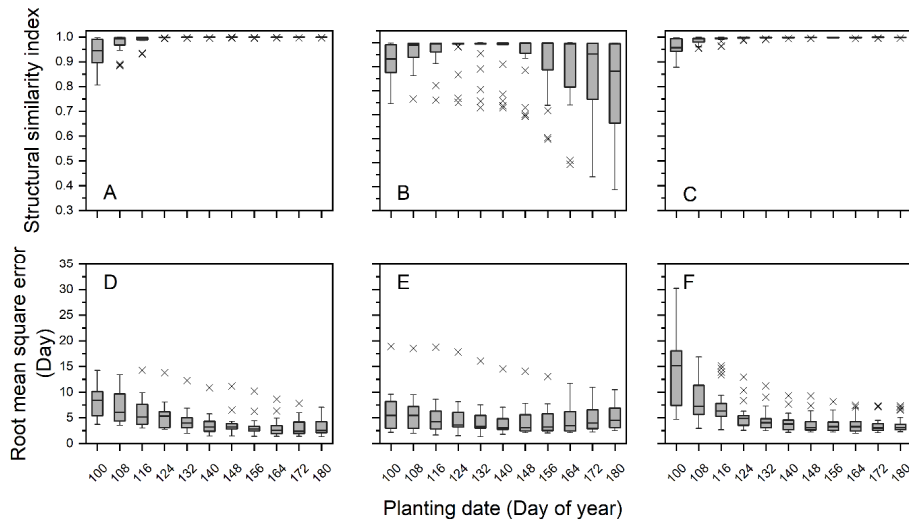


Fig. 7. Box plots for structural similarity index (SSIM; A, B, C) and root mean square error (RMSE; D, E, F) between the crop model output variable maps using PRISM and WRF weather data. Flowering date (A, D), mature date (B, E), and date of the maximum leaf area index obtained (C, F) were compared by planting dates. Error bar indicates the 1.5 inter quartile range from median value and X symbols describe outliers.

이 큰 것으로 판단되었다. 누적일사량의 경우, WRF5K와 PRISM 기상 자료 간에 높은 일치도를 보였다. 또한 SSIM_{CSRAD}가 낮았던 2015년도에도 수량에 대한 높은 일치도 통계량이 얻어진 것은 두 모형의 일사량 차이가 작물 생산성 예측에 상대적으로 적은 영향을 가짐을 시

사하였다. 또한 기상 변수들이 가지는 작물모형 결과의 불확도에 대한 영향의 차이는 추후 모형의 불확도를 감소시키는 방법으로 Yoo *et al.*(2020)이 제안한 SWME (Surrogate Weighted Mean Ensemble) 방법 수행 시 기중치를 구하는 대리 변수를 선정하는데 도움을 줄 수

있을 것으로 보인다.

작물모형 불확도 분석 시 다양한 재배 시기 및 재배 기간에 대한 고려가 필요할 것으로 판단되었다. 기상 자료가 가지는 불확도가 작물모형과 상호작용을 하여 생육 예측 결과에 발생하는 불확도의 크기와 특성이 달라질 수 있었다. 빠른 파종일에 모의한 수량의 경우 $SSIM_{YLD}$ 가 다른 파종일의 $SSIM_{YLD}$ 에 비해 낮았으며, 늦게 파종한 경우에는 $NRMSE_{YLD}$ 가 다른 경우에 비해 높았다. 이는 활용되는 기상자료 뿐만 아니라 생산성 예측 대상 작물에 따라 작황 추정 값의 오차 범위를 파악하기 어려울 수 있음을 암시하였다. 예를 들어, 미국에서 9월에 파종하는 겨울 밀은 5월에 주로 파종되는 콩과는 다른 재배 시기를 가지고 있어 본 연구에서 나타난 불확실성과는 다른 양상을 보일 수 있다. 따라서, 작물별 주요 재배시기에 따라 기상자료에 의해 발생하는 불확도 평가가 필요할 것으로 사료되었다.

기상자료별로 예측된 작물 생육 변수의 공간적 차이를 초래하는 요소들을 $SSIM$ index를 통해 분석할 수 있었다. 예를 들어, 낮은 $SSIM_{YLD}$ 와 $SSIM_{MD}$ 가 나타난 2017년도의 경우, $SSIM$ 구성 요소 중 구조에 대한 차이가 컸다. 이는 지역별로 PRISM과 WRF5K의 작물모형 구동 결과값은 유사했으나 그 공간적 패턴에 차이가 있었음을 암시하였다. 한편 $SSIM_{LX}$ 의 경우 $NRMSE_{LX}$ 에 비해 재배관리 조건에 따른 변이가 적었다. 특히 $SSIM_{LX}$ 중 평균값을 비교하는 휘도에 대한 일치도 통계량이 상당히 높아 $NRMSE_{LX}$ 와 차이가 있었다. 이는 $SSIM$ 계산시에 값을 표준화하지 않았기 때문으로 사료되었다. 추후 비교할 변수 값에 대한 표준화 방법이 도입된다면, $SSIM$ index는 변수의 값뿐 아니라 공간적인 특성을 비교할 수 있어 지도 형식으로 출력된 작물 생육 변수들에 대한 일치도 분석시에 유리할 것이다.

본 연구에서 사용된 격자형 기상자료가 작물 생육 모의 결과에 미치는 영향은 해상도의 차이에서 기인하는 것으로 판단되었다. 작물모형 구동 결과의 $SSIM$ index값을 구성하는 요소 중 휘도와 대조보다는 구조에 대한 일치도 값이 낮았다(Fig. 5). 이는 지역내에 평균적인 값은 유사하나 그 분포에 차이가 있음을 암시한다. 본 연구에서 PRISM 자료의 경우 WRF10K 자료를 기반으로 더 상세한 고도, 사면, 수역과의 거리 등을 고려하여 생산되었다. 이로 인해, 지역의 평균값보다 지형에 따른 값의 구조에 차이를 보인 것으로 추정되었다. 본 연구에서 지형에 따른 차이를 분석하

지는 않았으나, 이러한 결과는 Zhao *et al.*(2015)가 제시한 것과 같이 복잡한 지형이나 작은 규모의 지역에서는 신뢰도 높은 작황 추정을 위해 고해상도의 기상 자료를 사용하는 것이 유리할 것으로 보였다. 또한 이러한 고해상도 기상 자료 생산을 위해 신뢰도 높은 토지 피복 자료의 활용이 유리할 것으로 보고되었다(Lee *et al.*, 2013).

수량 추정 오차는 토양 자료에 의하여 영향을 받을 수 있다. 본 연구에서는 토양의 영향을 고정하고 기상 자료의 영향만을 분석하기 위해 하나의 토양만을 사용하였다. Folberth *et al.*(2016)에 따르면 무비, 무관수 등의 저투입 조건에서는 기상자료의 불확실성 보다 토양자료의 불확실성이 높은 것으로 추정하였다. 본 연구에서는 자동 관수 및 관행 비료 투입 조건에서 모의하였으므로, 토양자료에 따른 불확실성이 크지 않았을 것으로 보인다. 그러나, 추후 무관수 조건 등에서 작황을 모의할 경우, 상세한 해상도의 토양 자료를 활용하여 작황 모의를 수행하는 연구가 진행되어야 할 것으로 보인다(Coucheny *et al.*, 2018).

격자형 기상 예보자료의 불확실성을 감소시키기 위해 재배기간 동안 추가적인 관측 자료를 작물 생육 모의에 활용하는 자료 동화 기법이 도입되어야 할 것이다. 최근 원격 탐사 기술의 발달로 인공위성 등을 통해 광역 지역에 대한 작물 생육 관련 자료가 생산되고 있다. 예를 들어 Jiang *et al.*(2014)는 위성으로부터 얻은 고해상도 LAI 자료를 밀 생육 모의에 자료동화하는 시스템을 구축하였다. 또한 토양 수분 등의 불확실성이 높은 작물모형 입력 자료를 자료 동화 기법을 활용하여 보완하는 연구들이 진행되고 있다(De Wit and Van Diepen, 2007). 이러한 자료동화 기술 등 작황 예측 신뢰도를 제고할 수 있는 기술들과, 기상 예보 자료 종류에 따른 불확실성에 대한 분석을 통해 신뢰도 높은 작황 추정 자료 생산이 가능할 것으로 보인다.

적 요

주요 곡물 생산 지역에 대한 작황 계절 예측을 위해 작물모형과 기상 예보자료들이 활용되고 있다. 이 때, 작물모형의 입력자료로 활용되는 기상자료의 불확실성이 작황 예측 결과에 영향을 줄 수 있다. 본 연구에서는 기상 예보자료에 따른 작물모형 결과에 미치는 영향을 알아보고자 하였다. 주요 곡물 생산 지역인 미국의 콘벨트 지역을 대상으로 중규모 수치예보 모형인

Weather Research and Forecasting (WRF)로 10km 해상도의 계절 예측 자료를 생산하였다. 보다 상세한 기상 예보자료 생산을 가정하기 위해 통계적 기법인 Parameter-elevation Regressions on Independent Slopes Model (PRISM) 기법을 활용하여 WRF 자료를 기반으로 5km 해상도로 예측 자료를 생산하였다. WRF와 PRISM 계절 예측 자료로 CROPGRO-SOYBEAN 모형을 구동하여 두 기상 예보자료에 따른 작물 생육 모의 결과를 얻었다. 2011~2018 기간에 대하여 4월 10일부터 8일 간격으로 11개의 파종일을 설정하였으며, 3개의 콩 성숙군에 대한 품종 모수가 사용되었다. 기상 자료의 불확실성을 파악하기 위해 작물 재배기간 동안의 누적 생육도일과 누적 일사량을 비교하였다. 예측된 수량 및 성숙일 등의 주요 변수들을 비교하였다. 두 기상 자료로부터 얻어진 변수들 사이의 일치도 통계량 계산을 위해 root mean square error (RMSE), normalized root mean square error (NRMSE) 및 structural similarity (SSIM) index가 사용되었다. WRF와 PRISM에서 계산된 누적 생육도일 사이의 일치도가 낮았던 연도에 콩 성숙일 모의 값에 대한 오차가 크게 나타났다. 콩 모의 수량 또한 성숙일 및 온도의 오차가 크게 나타났던 연도에 상대적으로 낮은 일치도를 보였다. 또한 파종일이 수량 및 성숙일 예측의 일치도에 상당한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 WRF와 PRISM 자료 사이에 온도 자료의 불확실성이 작황 예측의 불확실성에 영향을 주었으며, 재배 시기에 따라 그 불확도의 크기가 상이할 수 있음을 암시하였다. 따라서 신뢰도 높은 작황 예측 자료 생산을 위해 작물별 재배기간을 고려한 불확실성 평가 등의 추가적인 연구가 진행되어야 할 것으로 보인다.

REFERENCES

- Ahn, J.-B., J. Hur, and A.-Y. Lim, 2014: Estimation of fine-scale daily temperature with 30 m-resolution using PRISM. *Atmosphere* **24**(1), 101-110. <https://doi.org/10.14191/Atmos.2014.24.1.101> (in Korean with English abstract)
- Baigorria, G. A., J. W. Jones, and J. J. O'Brien, 2008: Potential predictability of crop yield using an ensemble climate forecast by a regional circulation model. *Agricultural and Forest Meteorology* **148**(8-9), 1353-1361.
- 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.
- Battisti, R., P. C. Sentelhas, P. S. Parker, C. Nendel, G. M. D. S. Câmara, J. R. B. Farias, and C. J. Basso, 2018: Assessment of crop-management strategies to improve soybean resilience to climate change in Southern Brazil. *Crop and Pasture Science* **69**(2).
- Bohra, A., S. Basu, E. Rajagopal, G. Iyengar, M. D. Gupta, R. Ashrit, and B. Athiyaman, 2006: Heavy rainfall episode over Mumbai on 26 July 2005: Assessment of NWP guidance. *Current Science*, 1188-1194.
- Boote, K., J. Jones, W. Batchelor, E. Nafziger, and O. Myers, 2003: Genetic coefficients in the CROPGRO-Soybean model: Links to field performance and genomics. *Agronomy Journal* **95**(1), 32-51.
- Brunet, D., E. R. Vrscay, and Z. Wang, 2011: On the mathematical properties of the structural similarity index. *IEEE Transactions on Image Processing* **21**(4), 1488-1499.
- Cantelaube, P., and J.-M. Terres, 2005: Seasonal weather forecasts for crop yield modelling in Europe. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography* **57**(3), 476-487.
- Castro, J. C., F. G. Dohleman, C. J. Bernacchi, and S. P. Long, 2009: Elevated CO₂ significantly delays reproductive development of soybean under Free-Air Concentration Enrichment (FACE). *Journal of Experimental Botany* **60**(10), 2945-2951.
- Chen, J., F. P. Brissette, and R. Leconte, 2011: Uncertainty of downscaling method in quantifying the impact of climate change on hydrology. *Journal of Hydrology* **401**(3-4), 190-202.
- Chipanshi, A., Y. Zhang, L. Kouadio, N. Newlands, A. Davidson, H. Hill, R. Warren, B. Qian, B. Daneshfar, F. Bedard, and G. Reichert, 2015: Evaluation of the Integrated Canadian Crop Yield Forecaster (ICCYF) model for in-season prediction of crop yield across the Canadian agricultural landscape. *Agricultural and Forest Meteorology* **206**, 137-150.
- Coucheny, E., H. Eckersten, H. Hoffmann, P.-E. Jansson, T. Gaiser, F. Ewert, and E. Lewan, 2018: Key functional soil types explain data aggregation effects on simulated yield, soil carbon, drainage and nitrogen leaching at a regional scale. *Geoderma* **318**, 167-181.
- Daly, C., 2006: Guidelines for assessing the suitability

- of spatial climate data sets. *International Journal Climatology* **26**(6), 707-721. <https://doi.org/10.1002/joc.1322>
- Daly, C., R. P. Neilson, and D. L. Phillips, 1994: A Statistical-Topographic Model for Mapping Climatological Precipitation over Mountainous Terrain. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* **33**(2), 140-158. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1994\)033<0140:Astmfm>2.0.Co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1994)033<0140:Astmfm>2.0.Co;2)
- Daly, C., E. H. Helmer, and M. Quiñones, 2003: Mapping the climate of Puerto Rico, Vieques and Culebra. *International Journal Climatology* **23**(11), 1359-1381, <https://doi.org/10.1002/joc.937>
- Daly, C., W. P. Gibson, G. H. Taylor, G. H. Taylor, and P. Pasteris, 2002: A knowledge-based approach to the statistical mapping of climate. *Climate Research* **22**(2), 99-113. <https://doi.org/10.3354/cr022099>
- Daly, C., M. Halbleib, J. I. Smith, W. P. Gibson, M. K. Doggett, G. H. Taylor, J. Curtis, and P. P. Pasteris, 2008: Physiographically sensitive mapping of climatological temperature and precipitation across the conterminous United States. *International Journal Climatology* **28**(15), 2031-2064. <https://doi.org/10.1002/joc.1688>
- De Wit, A. d., and C. Van Diepen, 2007: Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts. *Agricultural and Forest Meteorology* **146**(1-2), 38-56.
- Dudhia, J., 1989: Numerical study of convection observed during the winter monsoon experiment using a mesoscale two-dimensional model. *Journal of Atmospheric Sciences* **46**(20), 3077-3107. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1989\)046<3077:Nsocod>2.0.Co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1989)046<3077:Nsocod>2.0.Co;2)
- Folberth, C., R. Skalský, E. Moltchanova, J. Balkovič, L. B. Azevedo, M. Obersteiner, and M. van der Velde, 2016: Uncertainty in soil data can outweigh climate impact signals in global crop yield simulations. *Nature Communications* **7**(1).
- Fujimori, S., T. Iizumi, T. Hasegawa, J. y. Takakura, K. Takahashi, and Y. Hijikawa, 2018: Macroeconomic impacts of climate change driven by changes in crop yields. *Towards Sustainable Global Food Systems* **332**.
- Gardner, A., I. Maclean, K. Gaston, and L. Bütikofer, 2021: Forecasting future crop suitability with microclimate data. *Agricultural Systems* **190**, 103084.
- 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.
- Hong, K.-O., M.-S. Suh, D.-K. Rha, D.-H. Chang, C. Kim, and M.-K. Kim, 2007: Estimation of high resolution gridded temperature using GIS and PRISM. *Atmosphere* **17**(3), 255-268. (in Korean with English abstract)
- Hong, S.-Y., and J.-O. J. Lim, 2006: The WRF single-moment 6-class microphysics scheme (WSM6). *Asia Pacific Journal of Atmospheric Sciences* **42**(2), 129-151.
- Hong, S.-Y., Y. Noh, and J. Dudhia, 2006: A new vertical diffusion package with an explicit treatment of entrainment processes. *Monthly Weather Review* **134**(9), 2318-2341. <https://doi.org/10.1175/mwr3199.1>
- Hur, J., and J.-B. Ahn, 2015: Seasonal prediction of regional surface air temperature and first-flowering date over South Korea. *International Journal of Climatology* **35**(15), 4791-4801. <https://doi.org/10.1002/joc.4323>
- Irmak, A., J. W. Jones, and S. S. Jagtap, 2005: EVALUATION OF THE CROPGRO-SOYBEAN MODEL FOR ASSESSING CLIMATE IMPACTS ON REGIONAL SOYBEAN YIELDS. *Transactions of the ASAE* **48**(6), 2343-2353.
- Jiang, Z., Z. Chen, J. Chen, J. Liu, J. Ren, Z. Li, L. Sun, and H. Li, 2014: Application of crop model data assimilation with a particle filter for estimating regional winter wheat yields. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* **7**(11), 4422-4431.
- Kaomuangmoon, T., A. Jintrawet, C. Chotamonsak, U. Singh, C. Buddhagoon, P. Naoujanon, S. Kongton, Y. Kono, and G. Hoogenboom, 2019: Estimating seasonal fragrant rice production in Thailand using a spatial crop modelling and weather forecasting approach. *The Journal of Agricultural Science* **157**(7-8), 566-577.
- Kain, J. S., 2004: The Kain-Fritsch Convective Parameterization: An Update. *Journal of Applied Meteorology* **43**(1), 170-181. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2004\)043<0170:Tkcpcpau>2.0.Co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2004)043<0170:Tkcpcpau>2.0.Co;2)
- Kim, H.-J., and J.-B. Ahn, 2015: Improvement in prediction of the Arctic Oscillation with a realistic ocean initial condition in a CGCM. *Journal of Climate* **28**(22), 8951-8967. <https://doi.org/10.1175/jcli-d-14-00457.1>
- KREI (Korea Rural Economic Institute), 2021: “농업전망 2021”, 328pp.
- Lee, J., M.-N. Shin, B.-I. Ku, K.-B. Shim, and W.-T. Jeon, 2021: Current status and direction of

- weed management according to cropping systems. *KOREAN JOURNAL OF CROP SCIENCE* **66**(4), 459-466.
- Lee, K.-D., C.-W. Park, S.-I. Na, M.-P. Jung, and J. Kim, 2017: Monitoring on crop condition using remote sensing and model. *Korean Journal of Remote Sensing* **33**(5_2), 617-620.
- Lee, S.-J., E. H. Berbery, and D. Alcaraz-Segura, 2013: Effect of implementing ecosystem functional type data in a mesoscale climate model. *Advances in Atmospheric Sciences* **30**(5), 1373-1386.
- 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**.
- Liu, Y., J. Kim, D. H. Fleisher, and K. S. Kim, 2021: Analogy-based crop yield forecasts based on temporal similarity of leaf area index. *Remote Sensing* **13**(16), 3069.
- Mlawer, E. J., S. J. Taubman, P. D. Brown, M. J. Iacono, and S. A. Clough, 1997: Radiative transfer for inhomogeneous atmospheres: RRTM, a validated correlated-k model for the longwave. *Journal of Geophysical Research Atmospheres* **102**(D14), 16663-16682. <https://doi.org/10.1029/97JD00237>
- Na, S., S. Hong, Y. Kim, and K. Lee, 2014: Estimation of corn and soybean yields based on MODIS data and CASA model in Iowa and Illinois, USA. *Korean Journal of Soil Science and Fertilizer* **47**(2), 92-99.
- NASS (National Agricultural Statistics Service), 2021: Quick Stats, <https://quickstats.nass.usda.gov/> (Accessed on 2022 March 21)
- Ovando, G., S. Sayago, and M. Bocco, 2018: Evaluating accuracy of DSSAT model for soybean yield estimation using satellite weather data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **138**, 208-217.
- Palmer, T. N., A. Alessandri, U. Andersen, P. Cantelaube, M. Davey, P. Delécluse, M. Déqué, E. Diez, F. J. Doblas-Reyes, and H. Feddersen, 2004: Development of a European multimodel ensemble system for seasonal-to-interannual prediction (DEMETER). *Bulletin of the American Meteorological Society* **85**(6), 853-872.
- Paulson, C. A., 1970: The mathematical representation of wind speed and temperature profiles in the unstable atmospheric surface layer. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* **9**(6), 857-861. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1970\)009<0857: Tmrows>2.0.Co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1970)009<0857: Tmrows>2.0.Co;2)
- Rosenzweig, C., J. Elliott, D. Deryng, A. C. Ruane, C. Müller, A. Arneth, K. J. Boote, C. Folberth, M. Glotter, and N. Khabarov, 2014: Assessing agricultural risks of climate change in the 21st century in a global gridded crop model intercomparison. *Proceedings of the National Academy of Sciences* **111**(9), 3268-3273.
- Shin, D., G. Baigorria, Y. Lim, S. Cocke, T. LaRow, J. J. O'Brien, and J. W. Jones, 2009: Assessing crop yield simulations with various seasonal climate data, Science and Technology Infusion Climate Bulletin. NOAA's National Weather Service. 7th NOAA Annual Climate Prediction Application Science Workshop, Norman, OK, 24-27.
- Shin, D., G. Baigorria, Y. Lim, S. Cocke, T. LaRow, J. J. O'Brien, and J. W. Jones, 2010: Assessing maize and peanut yield simulations with various seasonal climate data in the southeastern United States. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* **49**(4), 592-603.
- Shin, S., S.-J. Lee, I. Noh, S.-H. Kim, Y.-Y. So, S. Lee, B. H. Min, and K. R. Kim, 2020: Temperature and solar radiation prediction performance of high-resolution KMAPP model in agricultural areas: Clear sky case studies in Cheorwon and Jeonbuk Province. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **22**(4), 312-326.
- Skamarock, W. C., J. B. Klemp, J. Dudhia, D. O. Gill, D. M. Barker, W. Wang, and J. G. Powers, 2008: A description of the Advanced Research WRF version 3. Tech Rep. No. NCAR/TN-468+STR, National Center for Atmospheric Research, 88pp. [Available online at <https://opensky.ucar.edu/islandora/object/technotes:500>]
- Song, C.-Y., S.-H. Kim, and J.-B. Ahn, 2021: Improvement in seasonal prediction of precipitation and drought over the United States based on regional climate model using empirical quantile mapping. *Atmosphere* **31**(5), 637-656. <https://doi.org/10.14191/Atmos.2021.31.5.1> (in Korean with English abstract)
- Tachikawa, T., M. Hato, M. Kaku, and A. Iwasaki, 2011: Characteristics of ASTER GDEM version 2. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Vancouver, BC, Canada, IEEE, 3657-3660. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2011.6050017>
- Togliatti, K., S. V. Archontoulis, R. Dietzel, L. Puntel, and A. VanLoocke, 2017: How does inclusion of weather forecasting impact in-season crop model predictions? *Field Crops Research*

- 214**, 261-272.
- Wang, J., R. M. Fonseca, K. Rutledge, J. Martín-Torres, and J. Yu, 2019: Weather simulation uncertainty estimation using Bayesian hierarchical models. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* **58**(3), 585-603.
- Wang, Z., L. Lu, and A. C. Bovik, 2004: Video quality assessment based on structural distortion measurement. *Signal Processing: Image Communication* **19**(2), 121-132.
- Yoo, B. H., J. Kim, B.-W. Lee, G. Hoogenboom, and K. S. Kim, 2020: A surrogate weighted mean ensemble method to reduce the uncertainty at a regional scale for the calculation of potential evapotranspiration. *Scientific Reports* **10**(1).
- Yoo, B. H., and K. S. Kim, 2017: Development of a gridded climate data tool for the COordinated Regional climate Downscaling EXperiment data. *Computers and Electronics in Agriculture* **133**, 128-140.
- Yoo, B. H., K. S. Kim, and H.-Y. Ban, 2018: Development of a gridded crop growth simulation system for the DSSAT model using script languages. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **20**(3), 243-251.
- Zhao, G., S. Siebert, A. Enders, E. E. Rezaei, C. Yan, and F. Ewert, 2015: Demand for multi-scale weather data for regional crop modeling. *Agricultural and Forest Meteorology* **200**, 156-171.
- Zhou, W., K. Guan, B. Peng, Z. Wang, R. Fu, B. Li, E. A. Ainsworth, E. DeLucia, L. Zhao, and Z. Chen, 2021: A generic risk assessment framework to evaluate historical and future climate-induced risk for rainfed corn and soybean yield in the U.S. Midwest. *Weather and Climate Extremes* **33**.