

Article

작물 생육 모델을 이용한 지역단위 콩 수량 예측

반호영*, 최덕환*, 안중배***, 이변우**†

*서울대학교 농업생명과학연구원, **서울대학교 식물생산과학부, ***부산대학교 대기과학과

Predicting Regional Soybean Yield using Crop Growth Simulation Model

Ho-Young Ban*, Doug-Hwan Choi*, Joong-Bae Ahn*** and Byun-Woo Lee**†

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

**Department of Plant Science, Seoul National University

***Division of Earth Environmental System, Pusan national University

Abstract : The present study was to develop an approach for predicting soybean yield using a crop growth simulation model at the regional level where the detailed and site-specific information on cultivation management practices is not easily accessible for model input. CROPGRO-Soybean model included in Decision Support System for Agrotechnology Transfer (DSSAT) was employed for this study, and Illinois which is a major soybean production region of USA was selected as a study region. As a first step to predict soybean yield of Illinois using CROPGRO-Soybean model, genetic coefficients representative for each soybean maturity group (MG I~VI) were estimated through sowing date experiments using domestic and foreign cultivars with diverse maturity in Seoul National University Farm (37.27°N, 126.99°E) for two years. The model using the representative genetic coefficients simulated the developmental stages of cultivars within each maturity group fairly well. Soybean yields for the grids of 10 km×10 km in Illinois state were simulated from 2,000 to 2,011 with weather data under 18 simulation conditions including the combinations of three maturity groups, three seeding dates and two irrigation regimes. Planting dates and maturity groups were assigned differently to the three sub-regions divided longitudinally. The yearly state yields that were estimated by averaging all the grid yields simulated under non-irrigated and fully-Irrigated conditions showed a big difference from the statistical yields and did not explain the annual trend of yield increase due to the improved cultivation technologies. Using the grain yield data of 9 agricultural districts in Illinois observed and estimated from the simulated grid yield under 18 simulation conditions, a multiple regression model was constructed to estimate soybean yield at agricultural district level. In this model a year variable was also added to reflect the yearly yield trend. This model explained the yearly and district yield variation fairly well with a determination coefficients of $R^2 = 0.61$ ($n = 108$). Yearly state yields which were calculated by weighting the model-estimated yearly average agricultural district yield by the cultivation area of each agricultural district showed very close

Received August 18, 2017; Revised September 14, 2017; Accepted September 28, 2017; Published online October 18, 2017.

† Corresponding Author: Byun-Woo Lee (leebw@snu.ac.kr)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

correspondence ($R^2 = 0.80$) to the yearly statistical state yields. Furthermore, the model predicted state yield fairly well in 2012 in which data were not used for the model construction and severe yield reduction was recorded due to drought.

Key Words : CROPGRO-Soybean model, Multiple regression, Regional soybean yield, yield prediction, 10-km grid

요약 : 본 연구에서는 재배 방법, 토양 특성 등의 정보를 상세하게 수집하기 어려운 지역단위의 콩 작황을 작물생육 모델을 이용하여 예측하는 방법을 개발하고자 하였다. 작물 생육 모델은 DSSAT에 포함된 CROPGRO-Soybean 모델을 이용하였고, 미국의 주요 콩 생산지역인 Illinois주를 연구 사례지역으로 선택하였다. CROPGRO-Soybean 모델을 이용하여 Illinois주의 콩 수량을 예측하기 위한 첫 단계로 다양한 성숙군에 속하는 국내의 품종들을 수집하여 서울대학교농장(37.27°N, 126.99°E)에서 2년동안 파종기 실험을 하여 성숙군(maturity group) I~VI까지의 성숙군별 대표 품종모수(genetic coefficients)를 추정하였다. 대표 품종모수는 각 성숙군 내에 포함되어 있는 품종들의 발육을 매우 정확하게 추정하였다. 10 km×10 km 격자 단위의 기상자료를 바탕으로 성숙군(3), 파종시기(3), 관개여부(2) 등을 조합하여 18가지 조건으로 2000년에서 2011년까지 수량을 각각 모의 하였다. 성숙군과 파종시기는 Illinois주를 위도에 따라 3등분하여 각각 다르게 설정하였다. 관개 및 무관개 조건으로 구분하여 격자 별 모의결과로부터 Illinois주 전체 평균 모의수량을 구하여 연도 별 통계 수량과 비교한 결과 두 경우 모두 실제 수량과 큰 차이를 보일 뿐만 아니라 연차에 따른 수량 변동과 증가 경향을 반영하지 못하였다. 이러한 한계를 극복하고자 처리 별 격자 별로 모의된 수량을 수량을 18개 모의 조건 별로 평균하여 구한 9개 농업지구의 연도별 수량을 독립 변수, 농업지구의 연도 별 통계수량을 종속 변수로 하는 중회귀 모델을 구축하였다. 18개 모의 조건 별 수량 외에 품종 개량, 재배 기술 발전 등에 따른 수량의 연차적 변화경향을 반영하기 위하여 연도를 독립변수로 추가하였으며, 중회귀 모델은 농업지구와 연도별 수량 변이를 비교적 잘 예측($R^2=0.61$, $n=108$)하였다. 중회귀 모델로 추정한 9개 농업지구의 연도별 수량을 농업지구별 재배 면적으로 가중 평균한 Illinois의 연도별 추정수량은 통계수량에 매우 근사하였다($R^2=0.80$). 뿐만 아니라 모델 구축 대상연도가 아니고 가뭄으로 수량이 크게 감소한 2012년의 예측 수량은 3006 kg ha⁻¹로 통계수량 2890 kg ha⁻¹과 116kg ha⁻¹의 근사한 차이를 보였다.

1. 서론

작물의 생산성 증대 둔화, 지구온난화에 따른 기후 변동성 증대에 따른 작황의 불확실성증가, 식량 자원주의 확산 등으로 인해 세계 곡물의 공급은 점차 불안정성이 커지는데 반하여 인구증가와 바이오 에너지 수용 증가에 따라 그 수요는 크게 증가하여 세계의 곡물 수급이 불안정해질 것으로 전망된다. 우리나라의 경우 쌀을 제외한 대부분의 곡물 자급도는 매우 낮아 해외 의존도가 매우 높다. 콩 역시 2011년 기준 국내 자급률은 7.9%에 불과하여(Kim *et al.*, 2014), 국내시장은 국제적인 콩 수급에 대하여 큰 영향을 받을 수 밖에 없는 실정이다. 이러한 국제적 수급 불균형에 대비하기 위해서는 주

요 수출입국의 작황 상태를 감시 및 예측하는 것이 매우 중요하다.

원격탐사 자료는 작물의 생육 감시 및 수량을 예측하는데 유용하게 이용되고 있다(Li and Chen, 2011; Setiyono *et al.*, 2014). 하지만 신뢰성 있는 정보를 얻기 위해서 높은 해상도를 가진 원격탐사자료가 필요하며(Junior *et al.*, 2015; Kumhálováand Matějková, 2017; Suwanprasit and Srichai, 2012), 그 자료들은 비용이 많이 들며, 파일 크기가 크기 때문에 처리 시간도 상당히 걸리는 단점을 가지고 있다(Cockx *et al.*, 2013; Cox, 2008; Dandois and Ellis, 2013; Sannel and Brown, 2010; 2010; Xie *et al.*, 2008).

작물 생육 모델은 작물의 생육과 수량을 감시 및 예측하는데 유용하게 이용될 수 있는 수단 중에 하나이다.

작물 생육 모델은 다양한 환경조건과 재배 조건하에서의 작물의 생육변화를 설명할 수 있고, 실제 재배되는 환경에서뿐만 아니라 기후변화 등에 따른 재배 조건의 변화에 작황이 어떻게 변화 할 지도 예측이 가능하며, 환경적, 경제적 제약으로 인해 직접적인 재배가 불가능한 상황에서의 작황 또한 예측 및 비교가 가능하다 (Gowda *et al.*, 2013; Rauff and Bello, 2015; Lee, 2008; Singh *et al.*, 2016; Wang *et al.*, 2008). 그러나, 작물 생육 모델을 모의하기 위해서는 신뢰성 있는 많은 입력 자료를 요구한다. 즉, 기상자료와 토양자료와 같은 환경적인 요인과, 재배되는 품종의 특성, 파종시기와 비료시비 등과 같은 인위적인 요인 등 많은 자료가 필요하다. 따라서, 입력 자료가 확실한 지점에 대한 작황 예측력은 상당히 높은 반면, 입력 자료를 얻기가 쉽지 않은 넓은 지역에 대한 작황 예측에 대해서는 어려운 단점이 있다 (Jame and Cutforth, 1996; Kim *et al.*, 2013). 뿐만 아니라 기존의 작물 모형은 재배기술 등의 발전에 따른 수량의 연차적 증가 추이를 반영하지 못하고 당해 년도의 자료에만 근거하여 수량을 산정하는 한계를 보인다.

본 연구에서는 작물 생육 모델을 이용하여 대상지에 대한 구체적인 영농, 토양 정보 등이 부족한 상황에서 콩의 지역단위 작황 예측의 정확도를 향상시키는 방법을 강구하고자 하였으며, 다음과 같이 구성하였다. 재료 및 방법에서는 작물 생육 모델을 구동하기 위한 입력자료의 준비, 모의 방법, 수량 예측방법 등에 대하여 소개하였고, 결과 및 고찰에서는 본 방법에 의한 수량 예측 정확성, 한계 등에 대하여 논하였으며, 이를 바탕으로 결론과 추가 연구에 대하여 제안하였다.

2. 연구자료 및 방법

1) 연구 지역

주요 콩 생산지역인 미국의 Illinois주(40°N, 89°W, Fig. 1)를 연구 지역으로 선택하였다. 2011년 미국 전체 콩 생산 면적 및 양 중 Illinois주가 차지하는 비율은 각각 12.1%와 13.7%로 큰 비중을 차지하고 있다. Illinois주는 미국의 주요 곡창지대인 Corn Belt 지역에 속하며, 연평균 기온은 약 10°C이고 강수량은 약 1,000 mm이다.

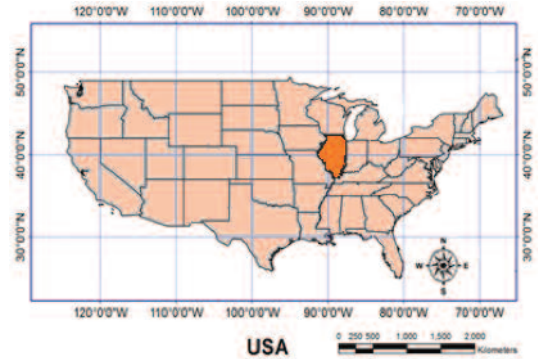


Fig. 1. Location of Illinois State in USA.

2) 작물 생육 모델

작물 생육 모델을 이용하여 콩 수량을 예측하기 위해 널리 이용되고 있는 DSSAT에 포함된 콩 생육 모델인 CROPGRO-Soybean 모델을 이용하였다. CROPGRO-Soybean 모델은 다양한 환경 조건에 따라 생장, 발육, 수량 변화를 하루 간격으로 모의할 수 있으며, 생장 기간 동안 온도, 일장, 일사, 수분 스트레스 등을 고려하여 발육과 수량을 모의한다 (Banterng *et al.* 2010; Boote *et al.*, 2003; Jones and Thornton. 2003).

3) 작물 생육 모델 모의를 위한 입력 자료

모델의 구동에 필수 입력요소인 품종모수(genetic coefficients)를 성숙군 별로 구축하기 위하여 한국을 포함한 미국과 중국의 주요 콩 품종 중 6개의 성숙군(MG, Maturity Group)에 속하는 14개 품종을 수집하여, 수원에 위치한 서울대학교 농장(37.27°N, 126.99°E)에서 2010년과 2011년에 2개년도에 파종 일을 달리하는 재배 실험을 수행하였다(Table 1). 재식밀도는 60 cm × 15 cm이며, 비료는 10a 당 3.0-3.0-3.4 kg(N-P-K)을 파종일 전 전량 시비하였다.

기상자료는 일 단위의 일사(MJ m⁻² day⁻¹)와 최고·최저 기온(°C), 강수량(mm) 자료를 실험 농장과 인접한 수원 기상대에서 수집하였으며, 개화기, 착엽 초기, 종실 비대 초기, 생리적 성숙기 등의 주요 발육 단계를 조사하였는데 조사 개체의 50%가 각 발육 단계에 도달되었을 때를 기준으로 도달일을 기록하였다. 토양 자료를 수집하기 위하여 2011년 파종 전 샘플을 채취하였으며, 채취한 토양을 분석한 후, DSSAT4.5에 포함된 Sbuild를 이용하여 토양 파일을 작성하였다(Table 2).

Table 1. Planting date experiments for estimating genetic coefficients related to phenological developments of soybean cultivars with different maturity

Maturity group	Origin	Cultivar	Planting date	
			2010	2011
I	China	Mengdou14	6.25, 7.29	5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
	China	Suinong31	6.25, 7.29	5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
	China	Heinong45		5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
II	China	Heinong48	6.25, 7.29	5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
	China	Jiyu71	6.25, 7.29	5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
	China	Jike6		5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
	USA	Harosoy		5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
III	China	Liaodou16	6.25, 7.29	5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
	USA	Williams82	6.25, 7.29	5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
IV	USA	Clark		5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
	Korea	Shinpaldal		5.16, 6.08, 7.22
V	USA	Essex		5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20
	Korea	Taegwang	6.25, 7.29	
VI	USA	Arksoy		5.30, 5.16, 5.24, 6.07, 6.17, 7.20

Table 2. Soil characteristics of the experimental field in 2011

Depth (cm)	Sand (%)	Silt (%)	Clay (%)	Soil texture	BD (g cm ⁻³)	pH in H ₂ O	OM (%)	TOC (%)
0-15	41.3	34.6	24.1	loam	1.5	4.88	2.20	1.27
15-30	41.3	35.5	23.2	loam	1.8	4.76	1.99	1.16
Depth (cm)	T-N (%)	NO ₃ -N (mg / kg)	P ₂ O ₅ (mg / kg)	Exchangeable cation				CEC (cmol ⁽⁺⁾ / kg)
				Ca ²⁺ (mg / kg)	Mg ²⁺ (mg / kg)	K ⁺ (mg / kg)	Na ⁺ (mg / kg)	
0-15	0.17	14.1	250.0	454.4	91.6	80.0	18.5	12.50
15-30	0.14	46.3	184.8	437.8	79.5	62.1	16.1	11.80

OM: Organic Matter; TOC: Total Organic Carbon; CEC: Cation Exchange Capacity; T-N: Total Nitrogen; BD: Bulk density

2010년과 2011년 2개년도의 파종기 이동 실험에서 관측한 주요 발육 단계 자료를 이용하여 각 품종 별 생물계절 관련 품종 모수를 추정하였다. 품종 모수 추정에는 DSSAT 프로그램에 포함된 GENCALC를 이용하였으며, 수집한 기상 자료와 토양자료, 재배 정보를 입력 자료로 사용하였다.

성숙군 별로 대표할 수 있는 모수를 추정하기 위하여 각 성숙군에 속하는 품종들을 통합하여 다시 각 성숙군 별 품종 모수를 추정하였다. 추정된 모수들은 생물계절 관련 모수이며, 수량 관련 모수들은 DSSAT에 포함된 성숙군별 모수들로 대체하였다.

Illinois주의 콩 수량 추정을 위한 작물 생육 모델의 입력 기상 자료는 PNU-CGCM 모델 (Pusan National

University coupled general circulation model)을 이용하여 2000년부터 2012년까지 Illinois주의 일별 일사, 최고·최저 기온, 강수량 등을 10 km × 10 km 크기의 격자로 재 생성(hindcast)한 것을 이용하였다(Ahn *et al.*, 2012).

4) Illinois주 수량 추정을 위한 작물 생육 모델 모의

CROPGRO-Soybean 모델을 이용하여 10 km × 10 km의 크기를 가진 기상파일의 격자 별로 모의를 하였다. 미국 농무성(USDA)에서 발간하는 Illinois주의 주간 작황 보고서(https://www.nass.usda.gov/Statistics_by_State/Illinois/Publications/Crop_Progress_&_Condition/)에 의하면 파종일의 경우 연차 별로 변동은 있지만 대체로 4월 중순부터 6월말까지이며, 북부지역부터 파종을 시작하

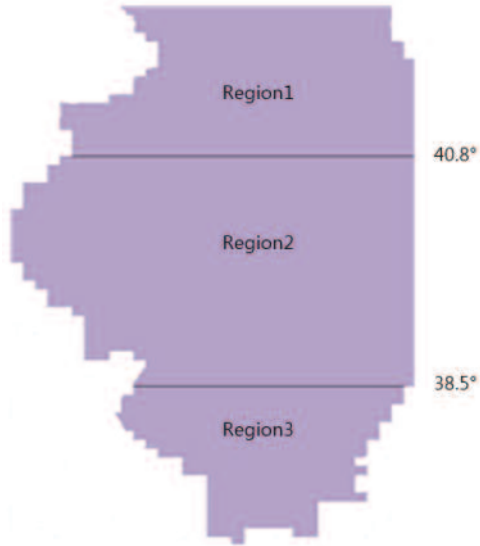


Fig. 2. Longitudinal division of Illinois into three regions to designate planting date and maturity group approximately.

며 남부지역은 파종을 늦게 하는 경향이 있고, 재배 품종들의 성숙군도 지역에 따라 다르다. 따라서, Illinois주 지역을 임의로 위도에 따라 크게 3지역(Fig. 2)으로 나누었으며, 각 지역마다 파종일과 성숙군을 다르게 설정하였다. 지역1의 파종일은 150, 160, 170일이고 성숙군은 I, II, III이며, 지역2는 파종일 160, 170, 180일 성숙군은 II, III, IV, 지역3의 파종일은 170, 180, 190일, 성숙군은 III, IV, V로 설정하였다. 품종 모수들은 2010년과 2011년 2개 년도의 재배 실험을 토대로 추정된 대표품종 모수를 이용하였으며, 자연관개(기상파일의 강수량에 의존)와 자동관개(수분 스트레스를 받을 때 자동으로 관개)상태 두 조건으로 모의하였다.

재식밀도는 60 cm × 15 cm 이며, 비료는 10a 당 3.0-3.0-3.4 kg(N-P-K)을 파종일 전 전량 시비하는 것으로 설정하였다. Illinois주의 토양은 대부분 미사질 양토에 해당하며(D'Haene *et al.*, 2009), DSSAT에 포함된 미사질 양토에 해당하는 IB00000005를 임의로 설정, 동일하게 적용하였다. Illinois주의 콩 재배 지역은 자연강수에 의존하는 지역과 관개하는 지역이 혼재할 뿐만 아니라 관개를 하는 농장들의 비중이 증가하고 있다(Bridges *et al.*, 2015). 이를 고려하기 위하여 자연관개 상태와 생육 기간 동안 수분스트레스를 받지 않는 자동관개 상태 2개의 옵션을 적용하였다. 격자 별로 모의된 수량은 ArcMap (Environmental Systems Research Institute; ESRI, USA)을

이용하여 보간법(Interpolation)으로 9개 농업지구 별로 수량을 계산하였다.

5) 콩 수량 통계자료 수집과 중회귀 분석

일리노이주의 콩 수량 통계자료는 미국의 National Agricultural Statistics Service(NASS: <https://quickstats.nass.usda.gov/>)으로부터 9개의 농업지구와 주 전체의 수량을 수집하였으며, Bushel acre⁻¹ 단위의 수량 자료를 kg ha⁻¹로 변환하였다.

2000년부터 2011년까지의 Illinois주 9개 농업지구별 통계수량을 종속 변수로 하고 파종기(3처리), 성숙군(3처리) 및 관개조건(2처리)을 조합한 18개 처리의 모의수량을 독립변수로 하여, 중회귀 분석(식 1)을 하였다. 중회귀 분석에는 SAS 9.3(SAS Institute Inc., USA)을 이용하였다.

$$\widehat{Y}_{est} = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^3 \sum_{k=1}^3 (\alpha_{ijk} Y_{ijk}) + \beta \text{Year} \quad (1)$$

\widehat{Y}_{est} 는 Illinois주 9개 농업지구의 수량이고, i 는 관개유무, j 는 파종일, k 는 콩 품종 성숙군이고, Year은 년도로서 품종 개량, 재배기술 발전 등에 따른 연차적 변화경향을 고려하기 위하여 도입한 변수이다. Illinois주의 수량은 중회귀 모델로 추정/예측한 농업지구별 수량을 각 농업지구의 콩 재배면적으로 가중 평균하여 계산하였다.

3. 결과 및 고찰

1) 성숙군별 대표 품종 모수를 이용한 발육단계 모의

각 성숙군에 속한 품종들의 조사자료를 통합하여 추정된 각 성숙군의 대표 품종모수들은 Table 3과 같다.

품종 모수 CSDL(한계일장)은 품종에 따라 12.33~13.84시간 범위이며 빠른 성숙군일수록 큰 값을 가지며, PPSN(일장에 대한 민감도)의 경우 빠른 성숙군일수록 상대적으로 작은 값을 가지는 등 각각의 모수는 성숙군 별로 일정한 경향을 나타내어 각 품종의 환경에 대한 발육반응 특성을 잘 나타내었다. 성숙군 별 대표품종 모수(Table 3)를 이용하여 각 성숙군에 속하는 품종들의 발육단계를 모의하여 관측치와 모의치를 비교한 것이 Fig. 3이다.

Table 3. Phenology-related genetic coefficients of CROPGRO-Soybean model estimated for each cultivar and maturity group. Representative genetic coefficients for each maturity group were estimated using data pooled across cultivars within each maturity group

MG	Cultivar	CSDL	PPSEN	EM-FL	FL-SH	FL-SD	SD-PM
I	Mengdou14	13.8	0.21	18.6	6.7	16.7	30.8
	Suinong31	13.8	0.20	18.6	7.8	19.0	25.3
	Heinong45	13.8	0.20	20.6	7.8	19.9	21.3
	Representative	13.8	0.20	18.6	8.0	21.6	24.7
II	Heinong48	13.6	0.25	16.9	7.1	16.6	26.6
	Jiyu71	13.6	0.24	18.1	10.9	24.7	23.3
	Jike6	13.6	0.25	20.7	6.1	17.2	20.4
	Harosoy	13.6	0.25	20.9	10.8	27.0	22.7
	Representative	13.6	0.25	20.3	8.5	20.2	27.5
III	Liaodou16	13.4	0.26	20.4	10.5	22.2	28.4
	Williams82	13.4	0.27	25.3	13.1	30.8	28.2
	Representative	13.4	0.27	22.4	11.7	27.2	29.4
IV	Clark	13.1	0.30	18.0	10.9	24.9	25.5
	Shinpaldal	13.1	0.29	21.6	10.8	18.4	30.6
	Representative	13.1	0.29	19.4	11.9	24.5	26.5
V	Essex	12.8	0.30	24.0	8.5	18.9	34.0
	Taegwang	12.7	0.32	18.7	4.9	9.5	35.9
	Representative	12.8	0.30	22.8	8.0	15.3	36.5
VI	Arksoy	12.6	0.31	22.4	8.5	17.3	28.5
	Representative	12.6	0.31	22.4	8.5	17.3	28.5

CSDL: Critical Short Day Length below which reproductive development progresses with no daylength effect (for shortday plants) (hour), PPSEN : Slope of the relative response of development to photoperiod with time (positive for shortday plants) (1/hour), EM-FL : Time between plant emergence and flower appearance (R1) (photothermal days), FL-SH : Time between first flower and first pod (R3) (photothermal days), FL-SD : Time between first flower and first seed (R5) (photothermal days), SD-PM : Time between first seed (R5) and physiological maturity (R7) (photothermal days)

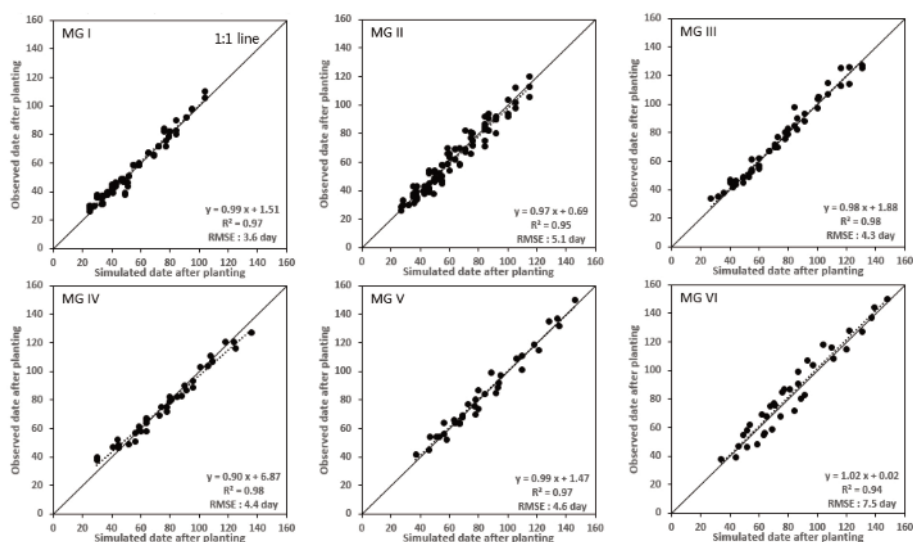


Fig. 3. Comparison between the phenological dates observed and simulated using representative genetic coefficients related to phenology. Data were pooled across cultivars within each maturity group.

Table 4. Root mean square (RMSE) and determination

MG	Cultivar	RMSE	R ²
I	Mengdou14	2.94	0.99
	Suinong31	2.94	0.99
	Heinong45	3.59	0.98
II	Heinong48	5.56	0.99
	Jiyu1	3.93	0.98
	Jike6	4.46	0.99
	Harosoy	5.94	0.97
III	Liaodou16	3.65	0.99
	Williams82	4.27	0.99
IV	Clark	3.93	0.99
	Shinpaldal	4.97	0.98
V	Essex	4.26	0.99
	Taegwang	5.31	0.99
VI	Arksoy	7.32	0.97

관측치와 실측치가 1:1선을 중심으로 매우 근접하여 상하로 고르게 분포하고 결정계수(R²)는 0.94~0.98의 범위로 매우 높고 평균평방근오차(RMSE)도 3.6~7.5 범위로 비교적 작았다. 또한 각 성숙군 내에 포함되어 있는 각 품종에 대한 대표 품종 모수의 발육단계 예측성능을 비교한 결과(Table 4)에서도 품종들의 RMSE 범위는 2.94~7.32이며, R² 값은 0.97 이상으로 모든 품종에서 높은 발육단계 예측 성능을 보였다. 이와 같은 결과는 재배 품종과 생태환경이 다른 지역의 생육 및 수량의 예

측에 성숙군별 대표 품종모수의 적용이 가능함을 시사하는 것이다.

2) 작물 생육 모델을 이용한 지역단위 수량 추정

Illinois주의 10 km × 10 km 격자 별로 파종일, 성숙군, 관개의 유무 등을 조합한 18개의 처리로 2000년부터 2011년까지 콩 수량을 모의하였고, 관개의 유무에 따라 파종일과 성숙군을 조합한 9개의 처리에 대하여 모의한 전체 격자에 대하여 수량을 평균하여 통계 수량과 비교하였다(Fig. 4). 모의 수량들은 통계수량과 큰 차이를 보였으며, 자동관개 조건으로 모의된 수량은 통계수량보다 높은 반면, 자연관개 조건으로 모의된 수량은 통계수량보다 크게 낮게 모의되었고, 또한 수량의 연차적 변이와 증가 경향을 예측하지 못하였다.

이와 같은 결과는 Illinois주와 같은 지역단위 수량을 모델을 이용하여 예측할 경우 파종기, 품종, 관개상황 등 상세한 영농관련 정보가 부족하면 신뢰성 있는 예측에 한계가 있음을 시사하는 것이다. 이와 같은 한계를 극복하고자 10 km × 10 km 격자 별 모의 수량을 농업지구별로 평균하여 9개 농업지구의 18개 처리 모의 수량을 계산하여 이를 독립변수로 하고 9개 농업지구의 통계 수량을 종속변수로 하는 중회귀 모델을 구축하였다(Table 5).

이 중회귀 모델을 이용하여 추정한 2000년부터 2011

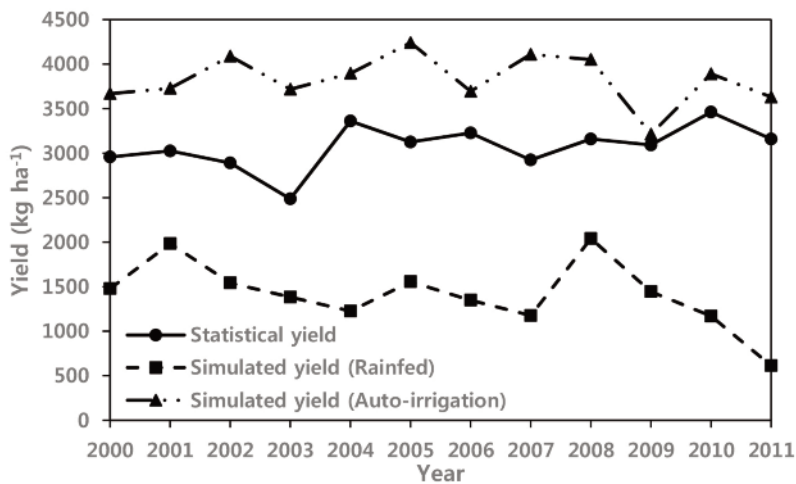


Fig.4. Statistical and simulated soybean yield under rainfed and auto-irrigation condition in Illinois, USA from 2000 to 2011. Simulated soybean yield indicates the mean yield simulated under nine treatments of three planting dates×three maturity groups under rainfed and auto-irrigation conditions.

Table 5. Estimated coefficient values of multiple regression model (Eq. 1) to estimate soybean yields of nine agricultural districts from the simulated soybean

Treatment	Coefficient	Pr > F
Intercept	-1.43799	<.0001
rainp1m1	0.28234	0.0622
rainp1m2	-0.74295	0.0670
rainp1m3	0.90584	0.0287
rainp2m1	0.29564	0.4386
rainp2m2	1.83550	0.0026
rainp2m3	-1.20629	0.0083
rainp3m1	-1.04129	<.0001
rainp3m2	0.11628	0.0280
rainp3m3	0.15722	0.2975
autop1m1	1.32099	0.0161
autop1m2	-0.79072	0.2656
autop1m3	0.18746	0.7479
autop2m1	-1.37063	0.0375
autop2m2	1.14850	0.1565
autop2m3	-0.27861	0.2841
autop3m1	0.88425	0.2018
autop3m2	-0.32964	0.6616
autop3m3	-0.32965	0.4222
year	71.31712	<.0001

Rain: rainfed condition, auto: auto-irrigation condition, p: planting, m: maturity group of soybean cultivar

년까지의 연도별 각 농업지구의 모의수량과 통계수량을 비교하였다(Fig. 5). 중회귀 모델은 농업지구별 및 연도별 수량 변이를 비교적 잘 예측($R^2 = 0.61$)하였다.

중회귀 분석에 의하여 추정된 각 농업지구별 모의 수량을 지구별 재배 면적으로 가중 평균하여 Illinois주의

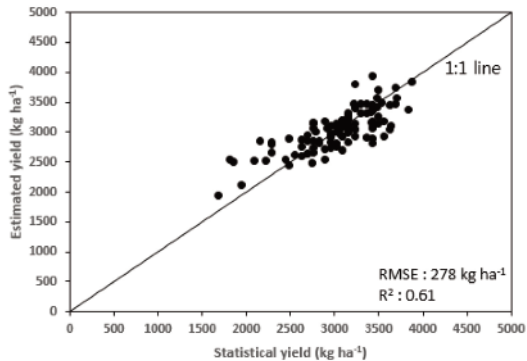


Fig. 5. Comparison between the agricultural district yields reported and estimated by the multiple regression model (Table 5) in Illinois, USA from 2000 to 2011.

연도별 모의수량을 계산하여 통계수량과 비교하였다 (Fig. 6), 추정된 모의 수량과 통계 수량 간에는 높은 상관($R^2 = 0.80$)을 나타내어 수량의 연차 변이를 잘 추정하였다. 한편 중회귀 모델 구축에 이용하지 않았던 해인 2012년도의 수량을 같은 방법으로 예측한 결과 전년도에 비하여 크게 감소한 3006 kg ha^{-1} 로 예측되었는데, 이는 가뭄과 고온 등 환경적인 요인으로 인하여 전년대비 크게 감소를 기록한 통계수량 2890 kg ha^{-1} 에 비하여 약 4% 많은 116 kg ha^{-1} 의 근소한 차이를 보인 것이다.

4. 결론

본 연구에서는 작물재배 관련 상세 정보를 얻기 힘든 지역단위 콩 수량을 작물 생육 모델을 이용하여 추정/예측하는 방법을 개발하는 것을 목적으로 미국 Illinois 주를 사례지역으로 선정하여 연구를 수행하였다. 작물 생육 모델을 구동하여 지역단위 수량을 예측하기 위해서는 지역내의 구역별 기상과 토양자료 이외에도 구역별 파종시기, 재배 품종, 관개상황 등에 대한 상세한 입력 자료가 필요하지만 이와 같은 정보를 모두 수집하여 입력자료로 이용하는 것은 불가능하다. 이와 같은 입력 자료의 제약을 해소하는 방법으로 영농관련 정보 중 수량에 기여도가 큰 관개유무, 파종시기(3 시기), 품종의 성숙군(3 군)을 대상 지역에 적합하도록 임의 설정하여 조합한 18개 처리에 대하여 2000년부터 2011년까지 매년 $10 \text{ km} \times 10 \text{ km}$ 격자 별로 수량을 모의하여 9개 농업

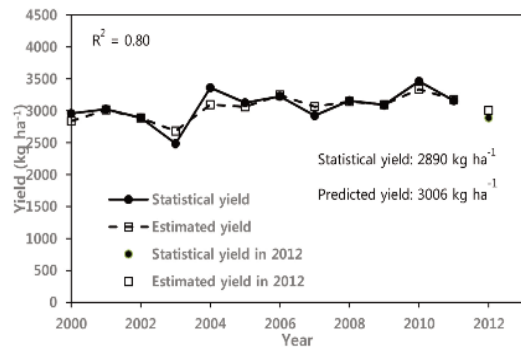


Fig. 6. Comparison between statistical and estimated state soybean yield in Illinois USA from 2000 to 2011.

지구별로 모의 수량을 계산하여 독립 변수로 하고 각 농업지구의 연차 별 통계수량을 종속변수로 하는 중회귀 모델을 구축하였다. 중회귀 모델로 추정된 농업지구 수량을 각 지구의 콩 재배면적으로 가중 평균하여 구한 연차 별 Illinois주 추정 수량은 통계수량과 일치도가 매우 높았다. 뿐만 아니라 중회귀 모델 구축에 이용하지 않은 해인 2012년의 Illinois주 콩 수량을 추정한 결과, 3006 kg ha⁻¹로 추정되었으며, 통계수량 2890 kg ha⁻¹과 114 kg ha⁻¹의 근소한 차이를 보였으며, 실제 Illinois주에서 발생한 가뭄과 고온으로 인한 수량 감소에 대한 경향을 잘 반영하였다.

이와 같은 결과를 종합하여 볼 때 본 연구에서 개발한 방법은 상세한 재배관련 정보를 획득하기가 어려운 지역단위 수량을 예측하는 데 적용 가능할 것으로 판단된다. 그러나 이 모델은 지역에 관계없이 범용적으로 이용되기 어려운 문제점을 가지고 있으며, 예측 모델의 범용화를 위해서는 지역단위로 작물의 생장 기간 동안에 생육과 관련된 정보를 수집하여 정량화할 필요가 있다. 원격탐사 자료는 지역단위의 작물 생육 정보를 추정하는데 널리 이용되고 있으며, 원격탐사 자료를 이용하면 시간과 비용 면에서 효율적으로 작물의 생육 기간 동안에 생육 정보를 시계열로 얻을 수 있다. 이러한 정보는 작물생육 모델을 이용하여 모의한 생육과 비교하여 작물생육 모델의 입력 자료 즉, 재배 정보를 추정할 수 있으며, 또한 작물생육 모델로 모의한 특정시기의 생육을 원격탐사 자료로부터 얻어진 같은 시기의 생육으로 대체하여 지역단위 작물 수량의 예측력을 높일 수 있다. 따라서, 지역과 관계없이 범용적으로 적용하기 위하여 원격탐사 자료로부터 얻은 생육 정보를 정량화하는 방법과 생육 정보를 이용한 영농정보 추정 및 작물 생육 모델과 결합하는 방법 등의 연구개발이 필요하다.

사사

본 논문은 농촌진흥청 공동연구사업(과제번호: PJ010115022017)의 지원을 받았으며, 이에 감사드립니다.

References

- Ahn, J.B., J.L. Lee, and E.S. Im, 2012. The Reproducibility of Surface Air Temperature over South Korea Using Dynamical Downscaling and Statistical Correction, *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 90(4): 493-507.
- Banternng, P., G. Hoogenboom, A. Patanothai, P. Singh, S.P. Wani, P. Pathak, S. Tongpoonpol, S. Atichart, P. Srihaban, S. Buranaviriyakul, A. Jintrawet, and T.C. Nguyen, 2010. Application of the cropping system model (CSM)-CROPGRO-Soybean for determining optimum management strategies for soybean in tropical environments, *Journal of Agronomy and Crop Science*, 196: 231-242.
- Boote, K.J., J.W. Jones, W.D. Batchelor, E.D. Nafziger, and O. Myers. 2003. Genetic coefficients in the CROPGRO-Soybean Model: Links to field performance and genomics, *Agronomy Journal*, 95: 32-51.
- Bridges, K., S. Wilson, and R. Perry, 2015. Center Pivot Irrigation in Illinois 2012 and 2014, <http://www.isws.illinois.edu/iswsdocs/maps/ISWSMS2014-03.pdf>, Accessed at Aug. 17, 2017.
- Cockx, K., T. Van de Voorde, F. Canters, L. Poelmans, I.Uljee, G. Engelen, K. de Jong, D. Karssenber, and J. van der Kwast, 2013. Incorporating Land-Use Mapping Uncertainty in Remote Sensing Based Calibration of Land-Use Change Models, *Proc. of International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 8th International Symposium on Spatial Data Quality*, Hong Kong, China, May 30-June 1, vol. XL-2/W1, pp. 7-12.
- Cox, M., A. Flavel, I. Hanson, J. Laver, and R. sling, 2008. *The scientific investigation of mass graves: towards protocols and standard operating procedures*, Cambridge University Press, New York, NY, USA.
- Dandois J.P. and E.C. Ellis, 2013. High spatial resolution

- three-dimensional mapping of vegetation spectral dynamics using computer vision, *Remote Sensing of Environment*, 136: 259-276.
- D'Haene, K., S. Sleutel, S. De Neve, D. Gabriels, and G. Hofman, 2009. The effect of reduced tillage agriculture on carbon dynamics in silt loam soils, *Nutrient cycling in agroecosystems*, 84(3): 249-265.
- Gowda, P.T., S.A. Satyareddi, and S.B. Manjunath, 2013. Crop Growth Modeling: A Review, *Journal of Agriculture and Allied Sciences*, 2(1): 1-11.
- Jame, Y.W. and H.W. Cutforth, 1996. Crop growth models for decision support systems, *Canadian Journal of Plant Science*, 76(1): 9-19.
- Jones P.G. and P.K. Thornton, 2003. The potential impacts of climate change on maize production in Africa and Latin America in 2055, *Global environmental change*, 13(1): 51-59.
- Junior, J.Z., P.P. Coltri, R.R. do Valle Gonçalves, and L.A.S. Romani, 2015. MULTI-RESOLUTION IN REMOTE SENSING FOR AGRICULTURAL MONITORING: A REVIEW, *Revista Brasileira de Cartografia*, 3(66/7): 1517-1529.
- Kim, K., M. Kang, H. Jeong, and J. Kim, 2013. Comparison of Crop Growth and Evapotranspiration Simulations between Noah Multi Physics Model and CERES-Rice Model, *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology*, 15(4): 282-290 (in Korean with English abstract).
- Kim, J., S. Lim, and Y. Kim, 2014. Global Food Crisis and Korean Countermeasures, *Proc. of the 237th Meeting of the Crop Science Society of Japan*, Chiba, Japan, Mar. 29-30, vol. 237, pp. 446-447.
- Kumhálová, J. and Š. Matějková, 2017. Yield variability prediction by remote sensing sensors with different spatial resolution, *International Agrophysics*, 31(2): 195-202.
- Lee, C., 2008. *Development and application of model for estimating grain weight and grain N content in rice*, Seoul National University, Ph.D thesis, Seoul, South Korea.
- Li, Z. and Z. Chen, 2011. Remote sensing indicators for crop growth monitoring at different scales, *Proc. of 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Vancouver, BC, Canada, July 24-29, pp. 4062-4065.
- Rauff, K.O. and R. Bello, 2015. A review of crop growth simulation models as tools for agricultural meteorology, *Agricultural Sciences*, 6(9): 1098.
- Sannel, A.B.K. and I.A. Brown, 2010. High-resolution remote sensing identification of thermokarst lake dynamics in a subarctic peat plateau complex, *Canadian Journal of Remote Sensing*, 36(S1): S26-S40.
- Setiyono, T., A. Nelson, and F. Holecz, 2014. Remote sensing-based crop yield monitoring and forecasting. *Proc. of the Expert Meeting on Crop monitoring for improved food security*, Vientiane, Lao PDR, Feb. 17, vol. 25, pp. 123-132.
- Singh, P.K., K.K. Singh, L.S. Rathore, A.K. Baxla, S.C. Bhan, A. Gupta, G.B. Gohain, R. Balasubramanian, R.S. Singh, and R.K. Mall, 2016. Rice (*Oryza sativa* L.) yield gap using the CERES-rice model of climate variability for different agroclimatic zones of India, *CURRENT SCIENCE*, 110(3): 405.
- Suwanpravit, C. and N. Srichai, 2012. Impacts of spatial resolution on land cover classification, *Proc. of the Asia-Pacific Advanced Network*, Chiang Mai, Thailand, Feb. 13-17, vol. 33, pp. 39-47.
- Wang, X., C. Zhao, C. Li, L. Liu, W. Huang, and P. Wang, 2008. Use of Ceres-wheat model for wheat yield forecast in Beijing, *Proc. of The Second IFIP International Conference on Computer and computing Technologies in Agriculture*, Beijing, China, Oct. 18-20, vol. 1, pp. 29-37.
- Xie, Y., Z. Sha, and M. Yu, 2008. Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review, *Journal of plant ecology*, 1(1): 9-23.