ISSN 0367-6315 (Print) / ISSN 2288-2162 (Online)
Korean J. Soil Sci. Fert. 47(2), 92-99 (2014)
http://dx.doi.org/10.7745/KJSSF.2014.47.2.092

Article

Estimation of Corn and Soybean Yields Based on MODIS Data and CASA Model in Iowa and Illinois, USA

Sangil Na, Sukyoung Hong*, Yihyun Kim, and Kyoungdo Lee

Climate Change & Agroecology Division, National Academy of Agricultural Science, RDA, Suwon 441-707, Korea

(Received: March 5 2014, Accepted: March 25 2014)

The crop growing conditions make accurate predictions of yield ahead of harvest time difficult. Such predictions are needed by the government to estimate, ahead of time, the amount of crop required to be imported to meet the expected domestic shortfall. Corn and soybean especially are widely cultivated throughout the world and a staple food in many regions of the world. On the other hand, the CASA (Carnegie-Ames-Stanford Approach) model is a process-based model to estimate the land plant NPP (Net Primary Productivity) based on the plant growing mechanism. In this paper, therefore, a methodology for the estimation of corn/soybean yield ahead of harvest time is developed specifically for the growing conditions particular to Iowa and Illinois. The method is based on CASA model using MODIS data, and uses Net Primary Productivity (NPP) to predict corn/soybean yield. As a result, NPP at DOY 217 (in Illinois) and DOY 241 (in Iowa) tend to have high correlation with corn/soybean yields. The corn/soybean yields of Iowa in 2013 was estimated to be 11.24/3.55 ton/ha and Illinois was estimated to be 10.09/3.06 ton/ha. Errors were 6.06/17.58% and -10.64/-7.07%, respectively, compared with the yield forecast of the USDA. Crop yield distributions in 2013 were presented to show spatial variability in the state. This leads to the conclusion that NPP changes in the crop field were well reflected crop yield in this study.

Key words: CASA model, Predict corn/Soybean yield, NPP, MODIS, Iowa/Illinois

Crop yield prediction model in growing season (′02~′12, n=11).

Model	Crop	a	b	p	R^2	RMSE	Predict Yield (ton/ha)
IA	Corn	0.260	5.286	0.005	0.597	0.548	11.24
	Soybean	0.443	-0.670	0.005	0.609	0.813	3.55
IL	Corn	0.120	0.739	0.023	0.456	0.322	10.09
	Soybean	0.073	1.298	0.054	0.353	0.196	3.06
IA+IL	IA_Corn	0.147	6.958	0.074	0.150	1.041	10.33
	IA_Soybean	0.036	2.346	0.173	0.091	0.311	3.18
	IL_Corn	0.147	6.958	0.074	0.150	1.041	10.53
	IL_Soybean	0.036	2.346	0.173	0.091	0.311	3.21

*Corresponding author : Phone: +82312900344, Fax: +82312900282, E-mail: syhong67@korea.kr
§Acknowledgement: This work was supported by a grant from the Agenda Program (PJ00997801), Rural Development Administration, Republic of Korea.

Introduction

농업 분야에서는 작황 정보를 활용하여 작물의 수량 및 총 생산량을 예측하고, 이를 이용하여 작물 수급 조절, 가격 예측 및 농가 소득 보전을 위한 정책 수립의 기초자료로 활용하고 있다. 특히 위성영상과 같은 원격탐사 자료를 사용하면 광범위한 국외 주요 작물 재배지역에 대한 작황 정보를 객관적이고 경제적으로 얻을 수 있으며, 비접근 지역에 대한 작황 분석에도 용이하게 사용될 수 있다. 따라서 미국, 유럽 등 선진국에서는 자체적으로 관측 위성을 발사하여 원격탐사 영상의 획득에 노력하고 전 지구 차원의 작황 모니터링 체계를 구축하여 주요 농작물 수출입국 또는 관심국가에 대한 작황을 감시하고 있다 (Hong et al., 2012).

한편, 옥수수는 쌀, 밀과 더불어 세계 3대 식량작물 중 하나이다. 벼와 밀과는 달리 옥수수가 재배된 역사는 500여 년 정도로 짧지만, 다양한 쓰임새로 인해 세계 경제에 대한 파급력은 매우 큰 작물이다. 옥수수는 줄기부터 수술까지 모든 부위가 식품이나 에너지, 산업소재, 제약 원료 등으로 매우 다양하게 사용되고 있다. 현재 세계 옥수수 재배면적은 약 1억5천9백만 ha이며, 생산량은 8억1천9백만 톤이며 지속적인 증가양상을 보이고 있다 (Ko et al., 2011). 재배면적은 미국이 3천2백만 ha로 가장 넓으며, 중국이 3천만 ha, 브라질이 1천4백만 ha로 상위 3개국이 전체 재배면적의 48%를 차지하고 있다. 또한, 생산량에서 미국은 3억3천3백만 톤 (41%)으로 세계 최대의 생산국임과 동시에 최대의 수출국이기도 하다. 우리나라는 세계 2위의 옥수수 수입국으로 국내 총 작물 수입량의 49%인 약 9백여만 톤이 수입된다. 최근 신흥국들의 육류 소비 증대와 바이오 에탄올 수요 증가로 옥수수 가격이 상승하면서, 우리나라에는 원자재가 상승, 축산업 위기, 바이오 에너지원 확보난 등의 경제 위기를 겪을 수 있다는 우려가 높아지고 있다.

콩은 우리나라에서 쌀, 밀 다음으로 소비가 많은 작물로서 18세기 서양에 전파되기 시작하며 인류가 식량난으로 어려움을 겪을 때는 인류의 영양 공급원 역할을 수행해 왔다. 현재 콩의 가치가 강조되며 전 세계의 생산과 소비가 모두 지속적으로 증가 추세에 있어 2015년 세계시장규모는 423억 달러에 달할 것으로 전망하고 있다. 세계 콩 생산량은 2010년 기준으로 미국이 가장 많은 9,140만 톤으로 35%, 브라질 27%, 아르헨티나 21% 순으로 집계되었으며, 중국은 90년대 초까지는 콩 수출국이었으나 2009년에는 전 세계 수입물량의 56%인 4,800만 톤을 차지하는 최대 수입국으로 변화하였다 (Back et al., 2011). 우리나라 콩의 연간 소비량은 약 140만 톤으로 사료용이 96만 톤, 식용은 44만 톤 내외로 전체 자급률은 지속적으로 하락하여 8.7%에 머무르는 실정이다.

이와 같이 작물의 자급률 및 수입량과 관련하여 주요 작물의 수출국에 대한 주기적인 작황 모니터링은 식량안보를 위해 기본적으로 필요하며, 국외 지역과 비접근 지역의 경우 현지조사 자료와 같이 작황 분석을 위한 객관적인 자료가 부족하기 때문에 위성영상의 사용이 더욱 강조될 수 밖에 없다.

일반적으로 위성영상을 사용한 기존의 수량 추정은 식생지수와 기상요소를 이용한 경험모형, 원격탐사 자료의 엽면적지수 (Leaf Area Index, LAI)와 작물 생육 모형을 연합한 방법, 광합성 유효복사율 (fraction of Photosynthetically Active Radiation, fPAR)을 이용한 수량 추정 방법 등이 주로 이용되고 있다.

식생지수와 기상요소를 이용한 경험모형은 생육시기 동안 수량과의 상관성이 높은 시기의 식생지수 및 기상요소와 수량과의 관계식을 이용한 방법이다. 관련 선행연구를 살펴보면, Rojas (2007)는 SPOT (Satellite Probatoire d'Observation de la Terre) 정규화 식생지수 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)와 농업 기상자료를 물수지 모형에 입력하여 케냐의 옥수수 수량을 추정하였다. Ren et al. (2008)은 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) NDVI를 이용하여 중국 산동반도의 겨울 밀 수량을 추정하고 그 결과를 농업기후 모형을 이용한 수량 추정 결과와 비교한 바 MODIS 자료를 이용한 결과가 모형을 사용하여 얻은 결과에 비해 실측값과의 오차가 적게 나타났다는 결과를 얻었다. 또한, Becker-Reshef et al. (2010)는 미국 켄사스와 우크라이나 지역을 대상으로 최대 식생지수 값과 밀 재배면적 비율을 이용하여 수량을 실험적으로 추정하는 모델을 제시하였다. 국내의 경우, Hong et al. (2009)은 북한지역을 대상으로 MODIS NDVI를 추출하고 벼 수량 및 생산량 통계자료와 시계열 분석하여 2008년 북한의 벼 수량을 추정한 바 있다. Na et al. (2012)은 전국을 대상으로 기상요소와 MODIS NDVI를 이용하여 한국형 논벼 생산량 예측 모형을 개발하고 예측 결과와 논벼 생산량 통계자료를 비교하여 적용성을 검토하였으며, Hong et al. (2012)은 MODIS NDVI와 수량과의 상관성이 높은 시기를 선택하여 기상자료와 함께 다중회귀 모형 기반으로 우리나라 벼 수량을 추정한 바 있다. 이와 같이 식생지수와 기상요소를 이용한 경험모형은 입력자료의 수집이 쉽고 정확도가 높아 널리 사용되고 있다. 그러나 모형이 개발된 지역에서만 제한적으로 사용이 가능하고, 입력자료의 균질성 및 대표성의 확보가 선행되어야 한다.

원격탐사 자료의 LAI와 작물 생육 모형을 연합한 방법은 위성영상을 이용하여 LAI를 산출한 후 이를 작물 생육모형에 입력하는 방식이다. 이는 작물 생육모형에 입력되어 있는 LAI 정보보다 대상지역 및 시기, 작물에 맞는 현장 정보를 제공하는 LAI 값 및 패턴을 입력하여 보다 정확한 수량을 산출하는 방식이다. Doraiswamy et al. (2005)은 MODIS Product (MOD09)를 현지 측정된 LAI와 연계하여 Muchow-Sinclair-Bennet (MSB) 모델 입력변수의 재보정에 사용하여 콩과 옥

수수 수량을 추정하고 미국내 통계자료와 비교 하였을 때 10% 이내의 차이를 나타내었다고 보고하였다. Noemi (2010)는 미국 아이오와, 일리노이, 네브라스카 지역을 대상으로 MODIS WDRVI (Wide Dynamic Range Vegetation Index)를 이용하여 실험적으로 LAI를 제작 후 이를 수량과 선형 회귀식으로 산출하여 넓은 지역에 대한 일반적 수량 추정 방법을 제시하였다. 그러나 이 방법은 가장 정확한 생물리모델을 기반으로 하고 있어 소규모 지역에서 정확도가 높지만 기상정보와 각종 작물의 생물리학적 입력정보가 필요하다는 단점이 있다.

광합성 유효복사율 (fPAR)을 이용한 방법은 작물의 광합성을 기반으로 생체량 (biomass)을 추출하여 수량을 추정하는 방법이다. 이 방법은 중요한 입력정보인 fPAR를 위성영상으로부터 획득하여 입력하는 방법으로 비교적 간단한 물리모델을 기반으로 하고 있어 적용이 쉽다. 따라서 본 연구에서는 MODIS 위성영상을 작물의 순 일차생산량 (Net Primary Production, NPP) 추정 정확도가 상대적으로 높다고 알려진 (Tao et al., 2005) CASA (Carnegie Ames Stanford Approach) 모형에 적용하여 작물의 NPP를 산출하고, 이를 이용하여 미국 중서부 지역의 아이오와, 일리노이 주의 옥수수와 콩의 수량을 추정하는 것을 목적으로 하였다.

Materials and Methods

연구지역 본 연구는 미국 중서부 지역 중 아이오와와 일리노이 지역을 대상으로 하였다 (Fig. 1). 미국의 옥수수는 대부분 중부에서 생산이 이루어지고 있으며, 대표적인 생산지로는 아이오와를 비롯하여 근방인 미네소타 남부, 일리노이, 네브래스카, 사우스 다코다 동부, 노스 다코다 동부 등이 있다. 특히, 아이오와는 산지가 거의 없고 기복이 완만한 평야가 계속되는 지형 조건, 비옥한 토양 및 겨울에는 춥고 여름에는 무더운 습윤대륙성 기후조건을 가지고 있어 옥수수 재배에 적합하여 전형적인 콘벨트 (옥수수 지대)의 중심이다.

콩은 미국 전역에 걸쳐 생산되지만 중서부 (아이오와, 일리노이, 미네소타 주)가 가장 이상적이라고 알려져 있다. 일리노이는 아이오와와 더불어 미국의 최대 곡창지대로 불리는 곳으로 토지의 89%가 빙하에 의해 형성된 비옥한 황토로서 작물 성장에 최적의 환경을 제공하고 있으며, 특히 옥수수의 연작 피해를 줄이기 위하여 콩과 옥수수를 윤작하는 것으로 알려져 있다. 일리노이에서는 매년 약 360만 ha의 콩을 경작하며, 일리노이가 수출하는 농산품 중 콩이 53%를 차지할 정도로 대표적인 콩 재배지이다.

데이터 수집 및 처리 CASA 모형을 이용한 미국 중서부 지역의 NPP 추정을 위하여 MODIS Product, 전천일사량 및 작물구분도 (Cropland Data Layer, CDL) 등의 자료를 이용하여 2002년~2013년의 12년간 단위면적 (30 m) 당 광합성에 사용되는 입사된 태양 복사량 (PAR)과 광이용효율 (ε), 단위면적 (ha) 당 수량을 DB화하였다.

먼저, Aqua-MODIS 위성을 대상으로 NASA에서 제공하는 약 40개의 Product 중 육지 연구를 위하여 만들어진 MYD09A1의 Surface reflectance, MYD11A2의 LST (Land surface

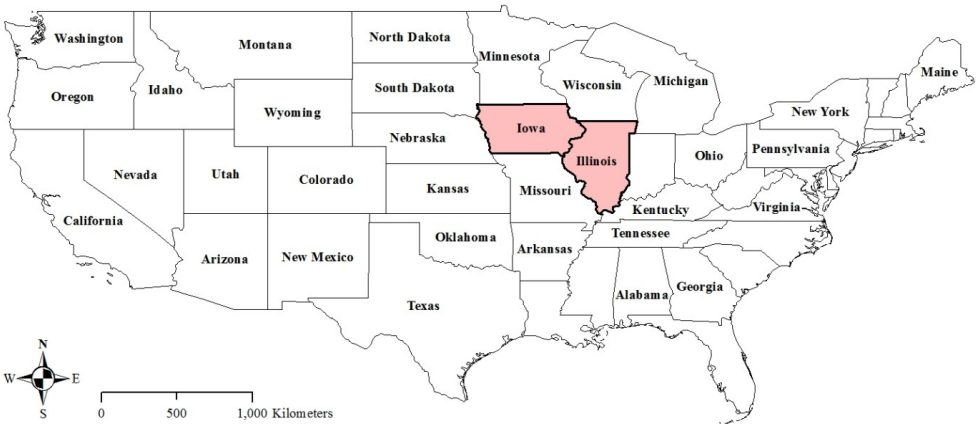


Fig. 1. Locations of Iowa and Illinois in USA.

Table 1. Summary of scientific data sets for MYD products.

Product	Data	Unit	Bit Type	Valid Range	Scale Factor
MYD09A1	500 m Surface Reflectance Band2 (841-876 nm)	Reflectance	16-bit signed	-100~16000	0.0001
	500 m Surface Reflectance Band6 (1628-1652 nm)	Reflectance	16-bit signed	-100~16000	0.0001
MYD11A2	LST DAY 1 km	Kelvin	16-bit unsigned	7500~65535	0.02
MYD15A2	fPAR	-	8-bit unsigned	0~100	0.01

temperature), MYD15A2의 fPAR 자료를 수집하였다 (Table 1). MYD09A1은 500 m, MYD11A2와 MYD15A2는 1 km의 공간해상도로 매년 1월 1일을 기준으로 8일 간격으로 합성하여 제공된다. 수집된 자료는 각 레이어를 import하고 영상접합 (Mosaic) 한 후, Sinusoidal 투영체계에서 UTM Zone 52N 좌표체계로 변환하였다. 또한, 보정계수 (Scale factor)를 적용하여 영상자료가 데이터 값으로 표현되도록 변환하여 분석에 사용하였다.

전천일사량은 비선형적이고 지형적인 영향을 많이 받는 기상변수들의 특징을 고려하여 6시간 간격의 National Centers for Environmental Prediction/National Center for Atmospheric Research (NCEP/NCAR) 재분석 자료를 지역기후모형인 Weather Research and Forecast Model (WRF) 모형의 초기 및 경계조건으로 하여 역학적 규모축소법을 이용하여 작성하였다. WRF 모형은 미국 국립대기연구센터 (National Center for Atmospheric Research, NCAR)에서 개발된 기상예측모형으로 최종 결과는 지형적 효과가 잘 고려될 수 있도록 3 km의 격자 체계로 구축하였다. 지역기후모형에 의해 모사되는 기후 자료는 평균적인 상태와 실제 대기의 평균적인 상태의 차이로 정의되는 계통적 오차를 갖는다. 따라서 통계적 보정을 통해 지역 기후모형이 갖는 계통적 오차를 제거하였다 (Ahn et al., 2010).

정확한 옥수수와 콩의 NPP 추정을 위해서는 작물별 재배지 이외의 지역을 배제할 필요가 있으며, 이를 위해서는 작물별 재배지 구분 과정이 선행되어야 한다. USDA (United States Department of Agriculture)에서는 시계열 Landsat 위성영상 자료와 현장 조사 자료를 이용하여 대상 주에 대한 시계열 농작물 구분도인 Cropland Data Layer (CDL)을 제공하고 있는데, 이 자료는 자료 선정 기준 및 작물 분류를 위한 참조 자료로 이용이 가능하다. 따라서, CDL 데이터는 실제 옥수수 및 콩의 재배가 이루어지는 지역으로 아이오와와 일리노이를 대상으로 CASA 모형 적용의 공간적 범위를 나타낸다. 즉, CDL 데이터가 가지는 2002년~2012년의 11년간 단위면적 (30 m) 당 태양 복사량 (PAR)과 광이용효율 (ε)이 모형의 입력자료로 사용된다.

CASA 모형에 의한 NPP 추정 NPP (Net Primary Productivity)는 육상 탄소 순환의 중요 구성인자로, 단위시간과 공간에 대한 녹색 식생의 고사 생체량의 축적분을 의미한다. 지역적 혹은 전세계 탄소 저장량 추정, 작물 수량 추정, 산림 생장 및 생산량 추정 등에 사용되나 공간적, 시간적으로 다양하게 분포하여 현지 측정이 어렵다. 이에 따라 위성영상을 이용한 다양한 수치 모델이 개발되고 있는데 특히 광이용효율 (Light use efficiency, LUE)을 이용한 단순 모델이 주로 사용되고 있다. 그 중 CASA 모델은 육상의 토양과 식생지역에 대한 탄소 순환의 과정을 단순하고 물리적인 모델로 정의하여 위성영상 사용이 용이하여 현재 많은 지역의 NPP와 이산화탄소 sink 추정에 사용되고 있다 (Na et al., 2013). 또한 CASA 모형은 현재 미국 NASA에서 전지구 탄소 추정을 위해 NASA-CASA 프로젝트에 적극 사용되고 있으며 (Potter et al., 2003), 중국에서도 농경지 NPP 추정에 CASA 모형이 적용되고 있다. CASA 모형의 기본 알고리즘은 다음과 같다.

$$NPP = \sum PAR \times fPAR \times \varepsilon \times \Delta t \quad (1)$$

여기서, PAR는 광합성에 사용되는 입사된 태양 복사량으로 전천일사량을 이용하여 계산되며, fPAR는 광합성 조직에 흡수된 PAR fraction으로 MYD15A2 Product를 직접 사용한다. 또한, ε는 광이용효율 (LUE)이며, Δt는 NPP 추정기간이다.

광이용효율 (ε)은 기온 (T_s), 수분 (W_s) 및 식생의 성장(P_s)에 따른 영향지수를 고려하여 다음과 같이 계산한다.

$$\varepsilon = \varepsilon_{max} \times T_s \times W_s \times P_s \quad (2)$$

여기서, ε_{max}는 작물별 최대 광이용효율 (gC/MJ)로서 선행연구를 참고하여 MODIS fPAR 사용시 적용되는 0.34의 단일값을 사용하였다 (Potter et al., 2003). 또한, 기온 조건을 나타내는 T_{scalar}는 식생 광합성 활동의 최적 온도 T_{opt}와 식생의 광합성 활동이 가능한 최대, 최소 온도인 T_{max}, T_{min}를 이용하여 다음과 같이 계산한다 (Raich et al., 1991).

$$T_s = \frac{(T - T_{min})(T + T_{max})}{(T - T_{min})(T + T_{max}) - (T - T_{opt})^2} \quad (3)$$

여기서, T_{opt} 및 T_{max}, T_{min} 는 Table 2와 같이 정의된다.

수분에 따른 영향 지수 (W_s)는 위성영상으로부터 얻어진 지표면 수분 지수 (Land Surface Water Index, LSWI)를 이

Table 2. Parameter for each vegetation type about the T_{min}, T_{max} and T_{opt} (°C).

Type	T_{max}	T_{opt}	T_{min}
Evergreen forest	47.5	27.5	2.5
Deciduous forest	48	26	0
Mixed forest	47.75	27	1
Shrub	48.5	25	-3
Grassland	48	30	1
Wetland	48	30	1
Crop	48	30	-3

* T_{opt} = Optimal temperature, T_{max} = Maximum temperature, T_{min} = Minimum temperature

용하여 다음과 같이 계산된다 (Lin et al., 2007).

$$W_s = \frac{1+LSWI}{1+LSWI_{max}} \quad (4)$$

$$LSWI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}} \quad (5)$$

여기서, ρ_{NIR}와 ρ_{SWIR}는 근적외선 영역 (841–845 nm) 및 단파장 적외선 영역 (1628–1652 nm)의 반사율로 각각 MYD09A1의 Band2와 Band6이다.

식생의 성장에 따른 영향 지수 (P_s)는 잎의 생장 기간 (발아기~등숙기, P_{s1})과 알곡이 여무는 기간 (출수기~성숙기, P_{s2})의 두 단계로 나누어 다음과 같이 계산한다 (Xiao et al., 2004).

$$P_{s1} = 1, P_{s2} = \frac{1+LSWI}{2} \quad (6)$$

옥수수 및 콩 수량 자료 수집과 통계 분석 옥수수 및 콩의 수량 자료는 USDA에서 제공하는 2002년~2013년의 농업통계 자료 중 옥수수와 콩의 단위면적 (ha) 당 수량 (톤)을 사용하였다 (http://quickstats.nass.usda.gov/). 또한, NPP와 수량과의 상관분석과 회귀모형 작성을 위해서 SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) 프로그램 (Statistics Standard ver. 18, IBM Inc.)을 사용하였다.

NPP는 대상작물의 식물생체량 (biomass)과의 사이에서 선형관계가 성립하므로 수량을 추정하는 데에 사용될 수 있다 (Na et al., 2013). 따라서 생육기간에 따른 NPP를 독립변수로 하여 다음과 같이 옥수수 및 콩의 수량 추정을 위한 회귀 모형을 작성하였다.

$$Yield = a \times \Sigma NPP + b \quad (7)$$

여기서, Yield는 단위면적당 수량 (ton/ha), ΣNPP는 생육기간에 따른 NPP, a, b는 계산상수이다.

Results and Discussion

생육시기별 NPP와 작물 수량과의 상관성 MODIS fPAR와 광이용효율 (ε)을 CASA 모형에 적용하여 아이오와, 일리노이 주의 옥수수 및 콩의 연도별 NPP 변화를 나타내면 Fig. 2와 같다. 생육시기 동안 NPP의 범위는 각각 2.75 gC/m^2 ~ 28.17 gC/m^2 (아이오와, 옥수수), 2.76 gC/m^2 ~ 27.57 gC/m^2 (아이오와, 콩), 4.38 gC/m^2 ~ 24.61 gC/m^2 (일리노이, 옥수수), 4.44 gC/m^2 ~ 24.82 gC/m^2 (일리노이, 콩)으로 나타났다. 일리노이의 옥수수 및 콩 재배지역의 2002년~2012년 평균 NPP는 각각 321.89 gC/m^2/yr, 321.54 gC/m^2/yr로 나타난 반면에 아이오와는 각각 329.65 gC/m^2/yr, 326.52

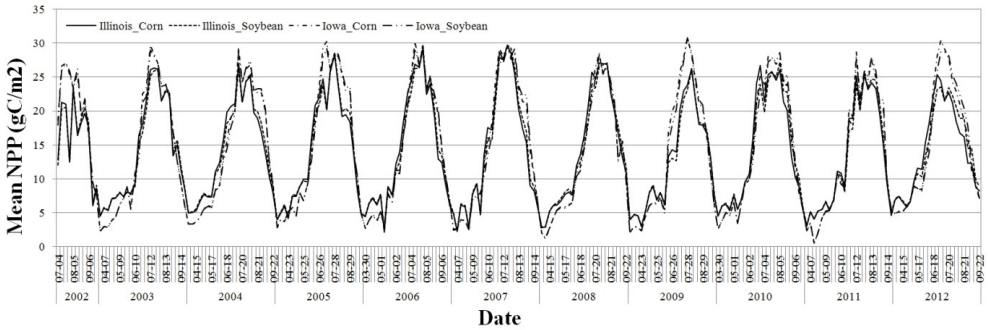


Fig. 2. Variation of NPP pattern using CASA model.

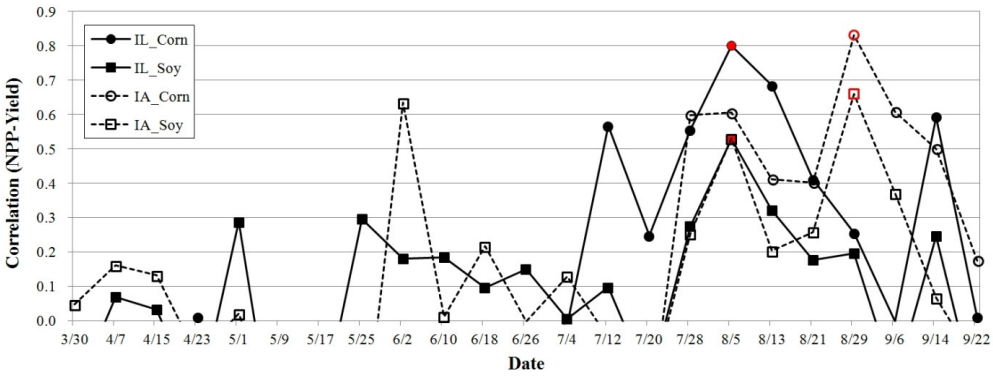


Fig. 3. Correlation coefficient between NPP and crop yield.

gC/m^2/yr로 나타나 아이오와의 작황이 상대적으로 좋은 것으로 판단된다. 옥수수와 콩 모두 생육 초기에는 NPP가 점진적으로 증가하였지만 6월 2일 (DOY 153)부터 급격히 증가하여 7월에 최고치에 도달하였고 이러한 경향은 작물에 따른 생육시기별 NDVI 변화 (Hong et al., 1998)와 밴드별 후방산란계수의 변화 (Kim et al., 2011)와 비슷한 패턴을 보였다. 따라서 작물의 NPP 변화 패턴은 작물의 작황 및 수량 파악에 중요한 자료로 사용이 가능할 것으로 판단되며, 본 연구에서는 작물 수량 추정을 위한 최적의 NPP를 선택하기 위하여 생육시기별 NPP와 작물 수량과의 상관성을 분석하였다.

그 결과, 작물별 상관계수는 Fig. 3과 같이 아이오와와 일리노이 모두 콩 (r = 0.66, r = 0.53)보다는 옥수수 (r = 0.83, r = 0.80)가 높게 나타났다. 일반적으로 작물의 생육이 왕성할 때의 작황과 최종 수량이 상관성이 높다고 알려져 왔다 (Na et al., 2013). 작물별 NPP가 최고치에 도달하는 시기를 살펴보면, 옥수수의 경우 아이오와는 7월 12일 (DOY 193)로 나타난 반면에 일리노이는 7월 28일 (DOY 209)로 나타나 아이오와가 일리노이보다 16일 정도 빠르게 나타났다. 콩의 경우에는 아이오와와 일리노이 모두 7월 28일 (DOY 209)로 동일한 시기를 나타내었다. 그러나 수량과의 상관성이 가장 높은 시기는 아이오와가 8월 29일 (DOY 241), 일리노이가 8월 5일 (DOY 217)로 나타나 NPP가 최대치를 보이는 시기와는 차이가 있었다 (Table 3). 이는 작물별 파종시기 및 지역에 따른 기상여건의 차이에 의한 결과로 해석된다. 또한 Na et al. (2013)이 발표한 논문에서도 우리나라 논벼의 NPP가 최대치를 나타내는 시기 (7월)와 NDVI가 최고치를 나타내는 시기 (8월), NPP와 수량과의 상관성이 높은 시기 (9월)가 차이를 보였으며, 이는 기상요인이 작물의 생육에 반응하는 시간적 차이에 의한 결과로 보고하였다. 따라서 보다 정확한 수량 추정을 위해서는 식생지수, NPP, 후방산란계수 등 다양한 생육인자를 대상으로 지역별 또는 작물별 생육기간에 따른 지속적인 모니터링과 데이터의 축척이 필요할 것으로 사료된다.

CASA-NPP를 이용한 옥수수 및 콩 수량 추정 CASA-NPP와 작물 수량과의 상관분석 결과를 이용하여 아이오와와 일리노이의 옥수수 및 콩 수량 추정을 위한 회귀 모형을 작성하였다. 또한, 회귀 모형은 아이오와 (IA)와 일리노이 (IL) 지역에 의한 독립 모형과 아이오와와 일리노이를 통합 (IA+IL)한 모형으로 구분하고, 이를 다시 옥수수와 콩의 작물로 구분하여 총 6개의 지역 및 작물 모형을 작성하였다 (Table 4). 그 결과, 지역에 의한 독립 모형은 5% 유의수준에서 통계적으로 유의하며, 옥수수/콩 수량 추정 결정계수 (R^2)는 IA 모형이 0.597/0.609, IL 모형이 0.456/0.353으로 나타났다. 반면에 IA+IL 모형은 5% 유의수준에서 통계적으로 유의하지 못하고, 결정계수 (R^2)도 0.150/0.091로 낮게 나타나 모형 선정에서 제외하였다. 이는 모형의 공간적 적용 범위에 기인하는 것으로 독립 모형은 혼합 모형보다 기후 및 토양의 지역적 특성이 반영된 결과로 해석된다.

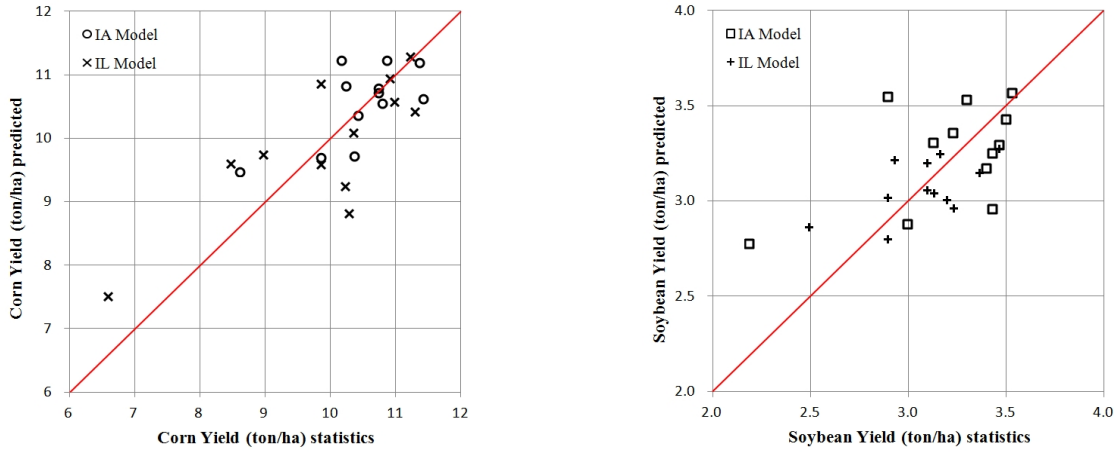
각 지역의 독립 모형에 기반하여 추정한 2013년 옥수수 및 콩의 수량은 아이오와의 옥수수 및 콩이 11.24/3.55 ton/ha, 일리노이가 10.09/3.06 ton/ha으로 나타났다. USDA에서 발표한 최종 수량은 각각 10.60/3.02 ton/ha, 11.29/3.29 ton/ha인 것에 비추어 볼 때 오차는 6.06/17.58%, −10.64/−7.07%로 나타나 IA 모형은 과다 추정된 반면에 IL 모형은 과소 추

Table 3. Total, maximum and minimum NPP (gC/m^2).

State	County	Crop	NPP_{total}	NPP_{max}	DOY	NPP_{min}	DOY
Iowa	99	Corn	329.7	28.2	193	2.75	89
		Soybean	326.5	27.6	209	2.76	89
Illinois	102	Corn	321.9	24.6	209	4.38	89
		Soybean	321.5	24.8	209	4.44	89

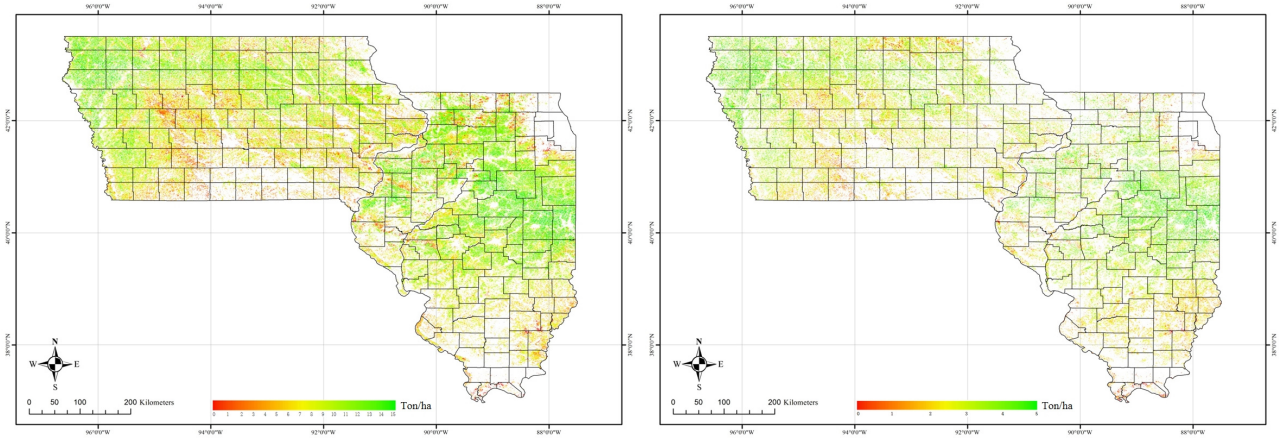
Table 4. Crop yield prediction model in growing season (′02~′12, n=11).

Model	Crop	a	b	p	R^2	RMSE	Predict Yield (ton/ha)
IA	Corn	0.260	5.286	0.005	0.597	0.548	11.24
	Soybean	0.443	-0.670	0.005	0.609	0.813	3.55
IL	Corn	0.120	0.739	0.023	0.456	0.322	10.09
	Soybean	0.073	1.298	0.054	0.353	0.196	3.06
IA+IL	IA_Corn	0.147	6.958	0.074	0.150	1.041	10.33
	IA_Soybean	0.036	2.346	0.173	0.091	0.311	3.18
	IL_Corn	0.147	6.958	0.074	0.150	1.041	10.53
	IL_Soybean	0.036	2.346	0.173	0.091	0.311	3.21



(a) Corn (b) Soybean

Fig. 4. Correlation coefficient between NPP and crop yield.



(a) Corn (b) Soybean

Fig. 5. Crop predicted yield map of Iowa/Illinois in 2013.

정 되는 경향이 나타났다. 또한 IA 모형은 콩에 비해 옥수수의 정확도가 상대적으로 높게 나타났으나 IL 모형은 콩의 정확도가 높게 나타나 IA 모형과 IL 모형은 상반되는 특성을 보였다. 각 모형의 RMSE는 IA 모형이 0.548/0.813 ton/ha, IL 모형이 0.322/0.196 ton/ha 으로 나타났다. 따라서 오차가 적고 RMSE가 낮은 IL 모형이 IA 모형보다 정확도가 높은 것으로 판단된다.

IA 및 IL 모형을 적용하여 2002년에서 2013년까지 옥수수 및 콩의 연도별 수량 추정값과 USDA의 수량 통계자료를 비교한 결과는 Fig. 4와 같다. 옥수수의 경우 IA 모형이 IL 모형보다 1:1선에 더 근접한 것으로 나타났으나 콩의 경우에는 IL 모형이 더 근접한 것으로 나타났다. 그러나 전반적으로 두 모형 모두 1:1선에 근접한 결과를 보이고 있어 NPP를 이용한 작물 수량 추정 모형이 작물 수량의 변화 특성을 잘 반영하고 있는 것으로 판단된다.

CASA-NPP에 의한 지역별 옥수수 및 콩 수량 추정 모형을 이용하여 2013년도 아이오와와 일리노이의 옥수수 및 콩 수량 지도를 제작한 결과는 Fig. 5와 같다. 아이오와의 경우 북부 및 서부 지역이 남부 지역과 비교하여 상대적으로 수량이 높고 재배지역이 넓게 분포되어 있으며, 일리노이는 중부 지역의 수량이 높게 분포된 것으로 나타났다. 이와 같이 작물의 수량 지도는 각 지역별 작황 및 수량의 변이를 파악하는데 중요한 자료로 사용될 수 있으며, 연도별 수량 지도를 작성하면 지역에 따른 작물별 수량 분포의 변화 추이 파악도 가능하다.

Conclusions

본 연구에서는 미국 중서부 지역의 아이오와와 일리노이를 대상으로 MODIS 위성영상을 CASA 모형에 적용하여 옥수수 및 콩 재배지역의 NPP를 산출하고, 이를 수량 통계자료와 상관 분석하여 작물별 수량 추정 모형을 작성하였다. 그 결과, 생육시기 동안 NPP의 범위는 각각 2.75 gC/m^2 ~ 28.17 gC/m^2 (아이오와, 옥수수), 2.76 gC/m^2 ~ 27.57 gC/m^2

(아이오와, 콩), 4.38 gC/m^2 ~ 24.61 gC/m^2 (일리노이, 옥수수), 4.44 gC/m^2 ~ 24.82 gC/m^2 (일리노이, 콩) 으로 나타났으며, 수량과의 상관성이 가장 높은 시기는 아이오와가 8월 29일 (DOY 241), 일리노이가 8월 5일 (DOY 217)로 나타났다. 이를 이용하여 아이오와와 일리노이의 옥수수 및 콩 수량 추정을 위한 회귀 모형을 작성하여 2013년 옥수수 및 콩의 수량을 추정한 결과, 아이오와의 옥수수 및 콩이 11.24/3.55 ton/ha, 일리노이가 10.09/3.06 ton/ha으로 나타났다. USDA에서 발표한 최종 수량은 각각 10.60/3.02 ton/ha, 11.29/3.29 ton/ha인 것에 비추어 볼 때 오차는 6.06/17.58%, −10.64/−7.07%로 나타났다. 또한, 2002년에서 2013년까지 옥수수 및 콩의 연도별 수량 추정값과 USDA의 수량 통계자료를 비교한 결과, 전반적으로 두 모형 모두 1:1선에 근접한 결과를 보이고 있어 NPP를 이용한 작물 수량 추정 모형이 작물 수량의 변화 특성을 잘 반영하고 있는 것으로 나타났다.

이와 같은 결과를 종합하여 볼 때, 작물의 NPP 변화는 작물의 작황 및 수량 파악에 중요한 자료로 사용이 가능할 것으로 판단된다. 또한, 위성자료를 이용한 작물 수량 지도의 작성은 해외 주요 작물 재배지를 비롯하여 비접근 지역에 대한 연도별 작황과 수량에 대한 시공간적 변화 분석이 가능할 것으로 보이며, 이를 토양 및 기상 분포도와 연계한다면 작물 재배 가능지에 대한 탐지도 가능할 것으로 기대된다. 따라서 정밀도 높은 토양도 및 기상 분포도의 작성과 함께 작황이 수량에 미치는 영향에 대한 정량화 파악 및 지역적 특성에 대한 연구, 정확한 작황 추정을 위한 모형의 최적 모수화에 대한 연구 등이 향후 요구된다.

References

Ahn, J.B., J.N. Hur, and K.M. Shim. 2010. A Simulation of Agro-Climate Index over the Korean Peninsula Using Dynamical Downscaling with a Numerical Weather Prediction Model, Korean J. Agric. For. Meteorol., 12(1):1-10.

Back, S.B., B.Y. Son, J.T. Kim, J.S. Lee, S.R. Kim, and W.H. Kim. 2011. RDA Interrobang, Rural Development Administration, 20:10-11.

Becker-Reshef, I., E. Vermote, M. Lineman, and C. Justice. 2010. A Generalized Regression-based Model for Forecasting Winter Wheat Yields in Kansas and Ukraine using MODIS Data, Remote Sens. Environ., 114:1312-1323.

Doraiswamy, P.C., T.R. Sinclair, S. Hollinger, B. Akhmedov, A. Stern, and J. Prueger. 2005. Application of MODIS derived parameters for regional crop yield assessment, Remote Sens. Environ., 97:192-202.

Hong, S.Y., S.K. Rim, S.J. Hwang, and S.O. Kim. 1998. Characteristics of Spectral Reflectance for Corns and Legumes at OSMI (Ocean Scanning Multi-spectral Imager) Bands, Remote Sens. Environ., 14(4):343-352.

Hong, S.Y., E.Y. Choe, G.Y. Kim, S.K. Kang, Y.H. Kim, and Y.S. Zhang. 2009. A Study on Estimating Rice Yield of North Korea using MODIS NDVI, Proc. of 2009 Korea Remote Sensing Symposium, Seoul, Korea, Mar. 25, 116-120.

Hong, S.Y., J.N. Hur, J.B. Ahn, J.M. Lee, B.K. Min, C.K. Lee, Y.H. Kim, K.D. Lee, S.H. Kim, G.Y. Kim, and K.M. Shim. 2012. Estimating Rice Yield Using MODIS NDVI and Meteorological Data in Korea, Remote Sens. Environ., 28(5):509-520.

Kim, Y.H. and S.Y. Hong. 2011. Estimation of Soybean Growth Using Polarimetic Discrimination Ratio by Radar Scatterometer, Korean J. Soil Sci. Fert. 44(5):878-886.

Ko, J.M., H.T. Kim, H.T. Yoon, T.J. Ha, and I.Y. Back. 2011. RDA Interrobang, Rural Development Administration, 35:7-9.

Lin W. et al. 2007. Vegetation NPP distribution based on MODIS data and CASA model-A case study in Haihe River basin, China, Proc. of SPIE, Vol. 6625.

Na, S.I., J.H. Park, and J.K. Park. 2012. Development of Korean Paddy Rice Yield Prediction Model (KRPM) using Meteorological Element and MODIS NDVI, Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers, 54(3):141-148.

Na, S.I., S.Y. Hong, Y.H. Kim, K.D. Lee, and S.Y. Jang. 2013. Prediction of Rice Yield in Korea using Paddy Rice NPP index: Application of MODIS data and CASA Model, Remote Sens. Environ., 29(5):461-476.

Noemi G. 2010. Estimating Maize Grain Yield from Crop Biophysical Parameters Using Remote Sensing, Digital Commons@University of Nebraska − Lincoln.

Potter, C., S. Klooster, R. Myneni, and V. Genovese. 2003. Terrestrial Carbon Sinks Predicted from MODIS Satellite Data and Ecosystem Modeling, Geophysical Research Letters.

Raich, J.W., E.B. Rastetter, J.M. Melillo, D.W. Kicklighter, P.A. Steudler, B.J. Peterson, A. Grace, B. Moore, and C.J. Vorosmarty. 1991. Potential net primary productivity in South-America-application of a global-model, Ecological Applications, 1:399-429.

Ren J.Q., Z.X. Chen, Q.B. Zhou, and H.J. Tang. 2008. Regional Yield Estimation for Winter Wheat with MODIS-NDVI Data in Shandong, China, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 10:403-413.

Rojas, O. 2007. Operational Maize Yield Model Development and Validation Based on Remote Sensing and Agro-meteorological Data in Kenya, Int, J. Remote Sens., 28(17):3775-3793.

Tao, F., M. Yokozawa, Z. Zhang, Y. Xu, and Y. Hayashi. 2005. Remote Sensing of Crop Production in China by Production Efficiency Models: Models Comparisons, Estimates and Uncertainties, Ecological Modelling, 183:385-396.

Xiao X. M., D. Hollinger, J.D. Aber, M. Goltz, E. A. Davidson, and Q. Y. Zhang. 2004. Satellite-based Modeling of Gross Primary Production in an Evergreen Needleleaf Forest, Remote Sens. Environ., 89:519-534.