

미래 작물생산량 추정을 위한 EPIC 모형의 국내 적용과 평가

임철희* · 이우균** · 송용호** · 엄기철***

*고려대학교 환경생태공학과, **한국임업진흥원, ***세종데이터해석연구원

Assessing the EPIC Model for Estimation of Future Crops Yield in South Korea

Lim, Chul-Hee*, Lee, Woo-Kyun*, Song, Yongho** and Eom, Ki-Cheol***

*Dept. of Environmental Science and Ecological Engineering, Korea University, Seoul, Korea

**Korea Forestry Promotion Institute, Seoul, Korea

***Sejong Institute of Data Analysis, Seoul, Korea

ABSTRACT

Various crop models have been extensively used for estimation of the crop yields. Compared to the other models, the EPIC model uses a unified approach to simulate more than 100 types of crops. It has been successfully applied in simulating crop yields for various combinations of weather conditions, soil properties, crops, and management schemes in many countries. The objective of this study was to estimate the rice and maize yield in South Korea using the EPIC model. The input datasets for the 30 types in the 11 categories were created for the EPIC model. The EPIC model simulated rice and maize yields. The performance of the EPIC model was evaluated with the goodness-of-fit measures including Root Mean Square Error (RMSE), Relative Error (RE), Nash-Sutcliffe Efficiency Coefficient (NSE), Mean Absolute Error (MAE), and Pearson Correlation Coefficient (r). The rice yield showed to more high accuracy than maize yield on four type of method without NSEC. These results showed that the EPIC model better simulated rice yields than maize yields. The results suggest that the EPIC crop model can be useful to estimate crop yield in South Korea.

Key words : EPIC, Crop Model, Crop Yield, Evaluation of Model Performance

1. 서 론

분야를 막론하고 현상을 분석함에 있어 ‘모형(Model)’의 활용은 지배적이다. 각 모형들의 분석방법과 과정은 상이하나, 실제 수치를 파악할 수 없는 결과 혹은 아직 일어나지 않은 일을 예측하고 추정한다는 공통된 목적이 있다(Rosenzweig *et al.*, 2013). 이러한 모형연구에 있어 높은 불확실성으로 그 영향을 지속적으로 예측해야 하는 기후변화는 주된 연구주제가 되고 있다(Semenov and Stratonovitch, 2010).

기후변화의 영향은 전 방위적으로 나타나나, 그 정도는 분야별로 상이한데, 특히 기후 및 기상과 밀접한 농업은 그 영향을 직접적으로 받게 되며, 장기적으로 긍정적 영향보다는 부정적 영향이 클 것으로 예상되고 있다(IPCC, 2014; Lim, 2013). 즉,

기후변화는 농업부문 모형연구의 당위성을 제공하고, 연구 수행을 촉진하고 있다. 최근 농업을 비롯한 각 분야별로 개발된 모형을 통해 기후변화의 영향을 예측하고 추정하는 연구가 상당수 진행되고 있다(Choi *et al.*, 2011; Kim *et al.*, 2014; Ye *et al.*, 2013).

농업부문 모형연구를 촉진하는 또 한 가지 원인은 FTA를 비롯한 국내외 정세의 변화를 꼽을 수 있다. 최근 많은 FTA 체결로 경제영토를 넓히는 우리나라의 경우, 많은 산업에서 긍정적 영향을 예상하지만, 농업의 경우에는 많은 우려의 목소리가 있다(Lee, 2008). 특히 쌀 개방에 있어 정부와 농업인들 간 갈등이 심화되고 있는 현 시점에서 모형을 통한 미래농업 연구는 사회적 문제를 과학적으로 접근하여 해결책을 모색한다는 점에서 의미가 있다.

† Corresponding author : leewk@korea.ac.kr

Received December 15, 2014 / Revised February 9, 2015(1st), March 2, 2015(2nd) / Accepted March 12, 2015

농업부문 모형연구에 활용되는 주요 모형들을 ‘작물 모형 (Crop Model)’이라고 칭하며, 수 십 년 전부터 미국, 유럽 등지에서는 이러한 작물 모형을 개발하여 연구에 활용하였다(Williams *et al.*, 1984; van Diepen *et al.*, 1989; Brisson *et al.*, 2003; Jones *et al.*, 2003). 아쉽게도 국내에서 개발된 작물 모형은 아직 없으나 하며, 적용한 사례도 흔치 않아 모형 연구의 확대가 요구되는 상황이다.

작물모형의 결과물에는 작물생산량이 주로 포함되며, 모형에 따라 수분, 토양, 식생 등 추가적인 결과물이 도출되는데, 필요한 결과물에 따라 모형을 선택하면 농업 전 분야에서 활용될 수 있다(Easterling *et al.*, 1996; Song *et al.*, 2014). 1980년대 미국에서 개발되어 현재까지 광범위하게 사용되는 EPIC(Environmental Policy Integrated Climate Model) 모형의 경우, 50가지가 넘는 결과물을 얻을 수 있는 것은 물론, 100여 가지 작물로의 적용 및 장기간 예측이 가능하여, 세계 각지에서 기후변화 영향 연구에 적극 활용하고 있다(Williams *et al.*, 1984; Liu, 2009).

기후변화, FTA 등의 영향으로 농업부문 모형연구의 필요성이 증가하는 현 시점에서 본 연구는 주요 작물 모형인 EPIC 모형을 국내 적용하였다. EPIC 모형과 같은 국외 개발 모형을 국내 적용 시 유효성 평가는 필수적이다. 본 연구의 목적은 EPIC 모형의 국내 적용 가능성을 검토하는 것으로, EPIC 모형 결과에 유효성 평가를 실시하여 적용의 실효성, 작물 별 정확성 등을 파악하고자 하였다.

2. 연구자료 및 방법

2.1 EPIC 모형

EPIC(Environmental Policy Integrated Climate, originally known as Erosion Productivity Impact Calculator) 모형은 기상 및 지표면 유출, 토양, 지형, 질소 및 인 등을 이용하여 작물의 생산량을 예측하는 모형으로, 100가지 이상의 작물에 적용하여 활용될 수 있는 대표적인 포괄적(Generic) 모형이다(Williams *et al.*, 1984; Song *et al.*, 2014). 미국에서 1980년대 개발되어 계속해서 개정판이 발표되고 있으며, 최근에는 유럽과 중국 등 세계 각지에서 기후변화와 관련한 농업연구에 활용되고 있다(Balkovic *et al.*, 2013; Zhao *et al.*, 2014). 개발된 지 30여 년이 된 EPIC 모형은 파라미터와 알고리즘은 지속적으로 개선되었으나, 인터페이스가 개선되지 않아 이를 극복하고자 GIS 기반의 모형으로 개량된 바 있다(Liu *et al.*, 2007).

본 연구에서 활용한 모형은 입력 자료 구축과 출력자료의 활용에 큰 장점을 가져온 GIS 기반의 GEPIC1.2 버전으로 EPIC-0509 버전과 연결되어 있으며, Liu *et al.*(2013)와 Folberth *et*

al.(2014)은 같은 모형으로 농업부문 기후변화 영향 연구에 활용한 바 있다.

국의 개발 모형을 국내에 적용하는 과정에서 모형의 보정(Calibration)과정이 요구되나(Balkovic *et al.*, 2013), 본 연구에서는 기존 연구자들(Liu *et al.*, 2013; Zhao *et al.*, 2014)이 기보정하여 세계 및 중국에 적용하였던 파라미터를 활용하였다.

EPIC 모형에서는 여러 농업환경변수(Agro-Environmental Variable)를 비롯한 50가지 이상의 결과를 얻을 수 있으며, 이를 활용한 연구는 크게 작물생산량(crop yield), 가상수량(virtual water contents), 질소함량(nitrogen contents)으로 대표된다(Folberth, 2013; Liu, 2010). 본 연구에서는 국외에서 가장 활발히 활용되고 있고, 농업생산성을 대표하는 결과자료인 작물생산량에 대해 적용하고 평가하였다.

2.2 입력 자료

EPIC 모형 구동에 요구되는 입력 자료는 최대 12가지로, 국내 적용을 위해 총 11가지의 입력 자료[Climate, Soil, Slope, DEM(Digital Elevation Map), Irrigation, Fertilizer(N), Fertilizer(P), PHU(Potential Heat Unit), PD(Planting Dates), Country, Landuse]를 수집 및 가공하여 입력 자료 형태로 구축하였다(Table 1).

기상자료는 기상청에서 72~75개(연도별 차이 존재) 지점에서 관측한 일별 최저기온(°C), 최고기온(°C), 강수량(mm), 일사량(MJ m⁻²), 상대습도(%), 풍속(m s⁻¹) 자료를 Kriging과 IDW 기법을 통해 1 km 해상도로 보강하여 활용하였다. 특별히 EPIC 모형에서 요구되는 PHU 자료의 경우, Texas Blackland Research and Extension Center에서 개발된 PHU Calculator에 관측 기상 자료를 입력하여 구축하였다(BREC, 1990). EPIC 모형을 통한 추정 기간은 2004년부터 2009년까지 6년이며, 해당 기간에 따른 입력 자료의 차이는 기상자료에만 있다.

Slope와 DEM 자료는 환경부에서 제작한 고해상도 지도 자료를 1 km 해상도로 보정 및 연구대상지에 맞게 가공하여 활용하였으며, 환경부에서 공개되는 토지피복도에서 농업면적을 추출하여 Landuse 자료로 구축하였다.

토양 자료는 FAO의 Harmonized World Soil Database에서 국내 부분을 추출하여 구축하였으며, 입력형태는 Dataset 형태로 13가지 종류로 구성되어 있다. 그 종류는 soil organic carbon(%), sand, silt and clay(%), bulk density(g cm⁻³), base saturation(%), cation exchange capacity and sum of base cations(cmol_c kg⁻¹), pH, stoniness(vol.%), saturated hydraulic conductivity(mm h⁻¹), and wilting point and field water capacity(cm³ cm⁻³) 이다(FAO, 2012). Irrigation 및 Fertilizer 자료 또한 FAO의 World Database

Table 1. Input data for the EPIC crop model

| Type | Sub-type | Scale (km) | Source |
|---------------------------|--------------------------|------------|-------------------------------------|
| Climate | Temp (max) | 1 | Korea Meteorological Administration |
| | Temp (min) | 1 | |
| | Precipitation | 1 | |
| | Solar radiation | 1 | |
| | Relative humidity | 1 | |
| | Wind speed | 1 | |
| Soil | soil organic carbon | 1 | FAO |
| | Sand | 1 | |
| | Silt | 1 | |
| | Clay | 1 | |
| | Bulk density | 1 | |
| | Base saturation | 1 | |
| | Cation exchange capacity | 1 | |
| | Sum of base cations | 1 | |
| | pH | 1 | |
| | Stoniness | 1 | |
| Slope | - | 1 | Ministry of Environment |
| | - | 1 | |
| | - | 1 | |
| | - | 1 | |
| | - | 1 | |
| | - | 1 | |
| Fertilizer | N | 1 | FAO |
| | P | 1 | FAO |
| PHU (potential heat unit) | - | 1 | Korea Meteorological Administration |
| PD (planting dates) | - | 1 | FAO |
| Landuse | Agriculture area | 1 | Ministry of Environment |

에서 추출하여 활용하였다. 토양 자료의 경우, 국내에서 조사된 토양자료를 사용하는 것이 보다 정밀할 것으로 예상되나, 본 연구에서 활용한 EPIC 모형의 입력 자료 형태로 가공하는 데 많은 작업이 요구되며, 국외 적용 사례에서 FAO의 토양자료를 활용한 사례(Balkovic *et al.*, 2013; Liu *et al.*, 2013; Folberth *et al.*, 2014)가 대부분이므로, 본 연구에서도 FAO의 토양자료 적용하는데 무리가 없다고 판단하였다.

2.3 대상작물 및 지역

본 연구에서는 동아시아 및 국내 대표 식량작물인 쌀과 세계 3대 곡물 중 하나이며, 단일 작물로는 국내 3번째 생산량을 나타내는 옥수수를 선정하여 EPIC 모형의 적용과 평가를 시도하였다.

대상지는 대한민국 전역이나, 토성과 재배현황이 전혀 다르게 나타나는 제주도를 비롯한 일부 도서지방은 제외하였다(Fig. 1).

2.4 유효성 평가 방법

EPIC 모형 국내 적용의 실효성과 작물별 정확성을 파악하기 위해 모형에서 추정된 결과와 실제 통계치를 바탕으로 유효성 평가를 실시하였다.

예측된 작물생산량과 비교하기 위해 통계청에서 제공하는 시도별 농작물 생산조사 결과를 2001년부터 2010년까지 활용하였으며, 그 중 실제 모형 결과를 활용한 시기인 2004년부터 2009년까지 자료는 통계적 분석으로 활용되었고, 그 외 기간의 통계자료는 기상조건과의 비교에 활용되었다.

본 연구에서는 총 5가지 통계적 분석 방법을 활용하여 유효성 평가를 실시하였으며, 그 종류는 다음과 같다. (1) RMSE, (2) Relative Error, (3) NSEC, (4) MAE, (5) Pearson correlation coefficient

RMSE는 평균 제곱근 오차를 의미하며, 추정된 값이 실제 관

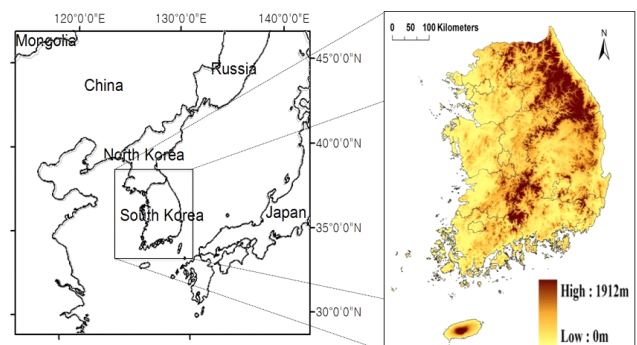


Fig. 1. Research area.

측된 값과의 차이를 다룰 때 흔히 사용하는 분석기법이다. 아래의 식 (1)을 바탕으로 통계치와 추정치의 *RMSE* 값을 산출하였다. 여기서 *O*는 관측 값, *F*는 추정 값을 의미한다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (O^t - F^t)^2}{n}} \quad (1)$$

Relative Error(상대오차: *RE*)는 식 (2)와 같이 계산되어지며, EPIC 모형 구동의 시스템적 오류를 설명할 수 있다. 본 연구의 해상도를 감안하였을 때, 30%의 *RE* 값을 신뢰할 수 있는 결과의 한계치로 가정하며, 50% 이상의 *RE* 값은 극단적인 오류로 간주한다(Niu *et al.*, 2009).

$$RE = \frac{MB}{E^x} \times 100 \quad (2)$$

*RMSE*와 *RE* 외에도 모형의 종합적 검증을 위해 Nash-Sutcliffe efficiency coefficient(NSEC)기법이 사용되었으며, 다음 (3)과 같이 정의된다. 여기서 *Q_o*는 관측 값, *Q_m*은 추정 값을 의미한다.

$$E = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_o^t - Q_m^t)^2}{\sum_{t=1}^T (Q_o^t - \bar{Q}_o)^2} \quad (3)$$

NSEC 기법의 결과인 *E* 값은 $-\infty$ 에서 1사이의 값을 가지는데, *E* 값이 1을 나타내면 추정치와 통계치가 같다는 것을 의미하며, 0의 값은 추정치가 통계치의 평균만큼 정확한 것을 의미한다(Nash and Sutcliffe, 1970).

예측모형의 정확도를 측정하는 또 하나의 방법으로 Mean Absolute Error(평균절대오차: *MAE*)기법을 활용하였다. 식 (4)와 같으며, 0에 가까울수록 높은 정확도를 의미한다. 여기서 *f*는 관측 값, *y*는 추정 값을 의미한다.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (4)$$

두 값의 상관관계를 구할 때 가장 대표적으로 사용되는 Pearson correlation coefficient는 시간적 변화에 따른 통계치와 예측치의 관계 변화 여부를 분석하기 위해 사용되었다(Reidsma

et al., 2009). 관계식은 다음 식 (5)와 같다.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5)$$

3. 결과 및 고찰

3.1 기상조건과 작물생산량의 관계

기상조건과 작물생산량은 상호 관련성이 아주 높으며(Ha *et al.*, 2003), 작물 모형을 통한 연구에서도 기상조건만이 연도별로 변화하는 입력 자료로 활용되고 있다. 이에 본 연구에서도 기상조건과 작물생산량 간의 개략적인 파악을 위해 주요 기상인자 두 가지(강수량, 평균기온)를 작물 생산량과 비교한 결과, 강수량과 평균기온만으로는 작물의 생산량 변동을 예측하지는 못하였다(Figs. 5 and 6).

예를 들어, 작물 생산량에 대한 통계치와 강수량, 평균기온 모두에서 실제 작물 생산량과 비슷한 경향을 갖지 않았다. 이는 실제 강수량과 평균기온이 작물 생육에 중요한 요소이지만, 그것 만으로는 매해 변하는 생산량의 변동을 설명하기 어렵고, 보다 복잡한 생육관계가 내재되어 있음을 가늠케 한다.

이렇듯 생산량을 추정하기 위해서는 단순히 기본 기상조건만으로는 어려우며, 작물별 영향을 주는 기상인자와 생육기간은 물론, 각 인자별 관계 등이 반영되어야 한다. EPIC 모형을 비롯한 작물모형은 이러한 작물의 복잡한 생육관계를 결합한 도구로서 기후 및 여러 인자의 변화를 적용하여 미래 작물 생산량을 예측할 수 있도록 한다.

3.2 EPIC 적용 결과

EPIC 모형의 국내 적용을 통해 2004년부터 2009년까지 쌀과 옥수수 두 작물에 대한 생산량 결과를 얻을 수 있었다(Figs. 2 and 3). 결과는 격자별 작물생산량(t/ha)으로 나타나며, 환경부 토지피복도 내 농업면적에 따라 표출되었다.

먼저, 쌀의 적용 결과를 보면 연도 및 지역별 편차가 존재하지만, 4.00~5.51 t/ha 수준(시도별 평균치 계산 시)을 나타내 편차의 수준이 높지 않은 것을 확인할 수 있었다.

지역별 편차는 1.5 t/ha 이내로, 연도별 편차도 1.5 t/ha 이내로 나타났다. 또한 결과 지도에서 강원도를 비롯한 산간 지역에서의 낮은 결과와 토양 성질이 달라지는 전라도 평야지역과 주변 지역의 생산량 차이를 보았을 때, 다양한 입력 자료에도 불

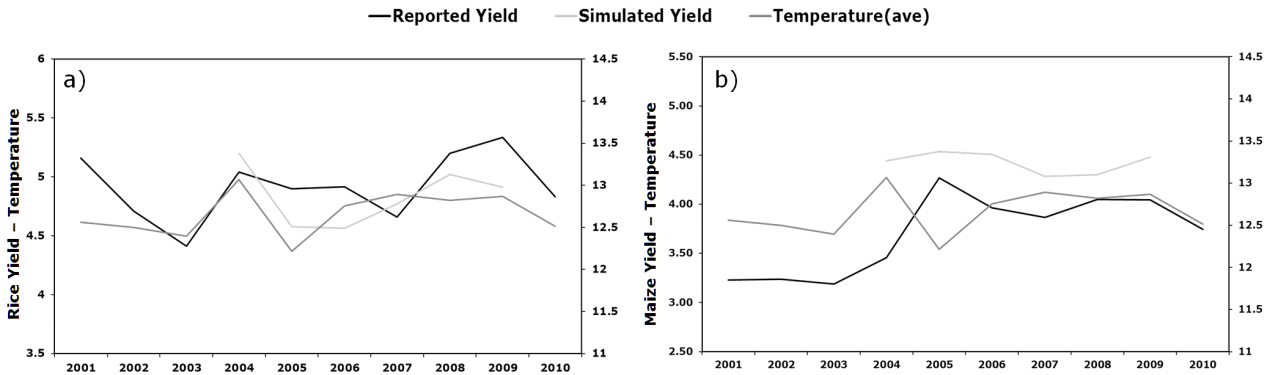


Fig. 2. Comparison with temperature and yield for (a) rice and (b) maize.

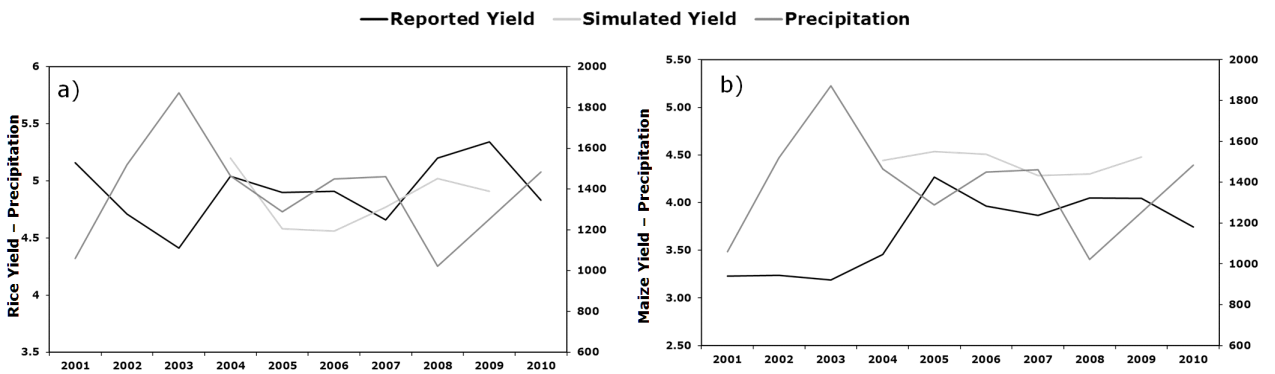


Fig. 3. Comparison with precipitation and yield for (a) rice and (b) maize.

구하고 토양과 지형에 보다 많은 영향을 받고 있는 것으로 확인할 수 있었다.

옥수수의 적용 결과에서도 마찬가지로 연도 및 지역별 편차가 존재하면서 옥수수의 수량은 3.56~5.11 t/ha 수준(시도별 평균치 계산 시)을 나타내었고, 지역별 편차는 1.3 t/ha 이내로, 연도별 편차는 1.6 t/ha 이내로 확인되었다. 옥수수의 결과 지도에서는 연도별로 조금 다르게 나타났으나, 전반적으로 산간 지역에서 낮은 결과를 보였고, 토양 성질의 변화에 따른 생산량 차이가 쌀에 비해 더 작게 나타났다.

두 작물의 결과를 비교하여 보았을 때, 생산량은 쌀이 1 t/ha 가량 더 높게 나타났으며, 연도 및 지역별 편차는 옥수수에서 조금 더 높게 나타났다.

3.3 국내 생산 경향과 비교

2001년부터 2010년까지 쌀과 옥수수의 실제 생산량(t/ha)을 통계청을 통해 획득하여 연간 전국 평균을 구하였다. 실제 전국 평균 생산량과 모형에서 예측한 전국 평균 예측치를 비교한 결과, 쌀의 경우 연도별로 과대 또는 과소 추정하는 경향이 있었

으며, 옥수수의 경우 전반적으로 통계치보다 과대 추정하는 경향이 있었다(Fig. 5).

이와 같이 실제 생산 경향과 예측치를 함께 놓고 비교해 보았을 때, 두 값의 차이에 비해 경향성이 다르게 나타났는데, 보다 원활한 모형 연구를 위해서는 이와 같은 원인을 파악할 추가적인 연구가 필요할 것이다.

대부분의 작물모형에서 연간 변경되는 입력 자료는 기상자료가 유일하며, 본 연구에서 적용한 EPIC 모형도 이와 같다. 그러므로 연간 생산량 경향 차이의 원인은 기상자료일 가능성이 크다고 생각할 수 있으나, 각 기상자료별로 작물생산량에 미치는 영향 즉 민감도가 다르고, 또한 양 혹은 음의 방향으로 영향을 미칠 수 있으므로, 각 연도별 기상조건에 따라서 작물 생산량이 크게 증가하거나 감소 혹은 변하지 않을 수 있다. 또한 기후 인자별 조합에 따라서도 작물 생산량의 변화가 야기되므로, 쉽사리 규명할 수 없다.

EPIC 모형은 기상, 토양, 지형 등 자연적 요인이 주요 계산되는 인자이므로, 국내 적용 결과에서 실제 생산량과 경향이 다르게 나타난 것은 기상재해, 병충해, 시비법, 사회·경제여건 변화

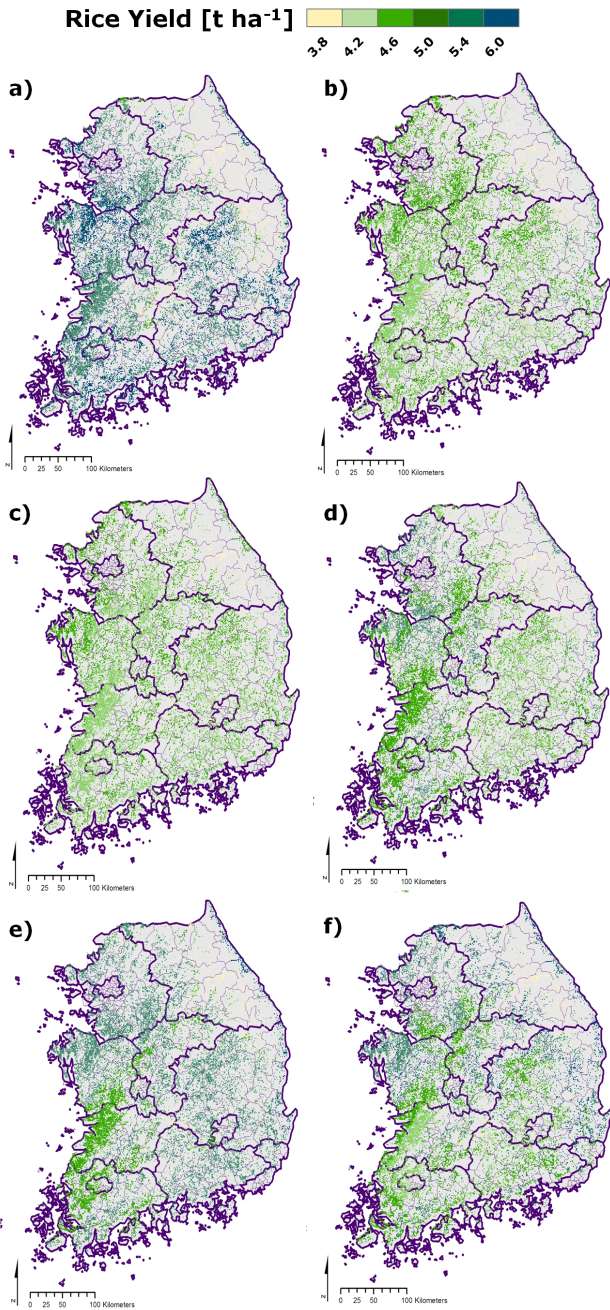


Fig. 4. Predicted annual yields of rice for (a) 2004y, (b) 2005y, (c) 2006y, (d) 2007y, (e) 2008y and (f) 2009y.

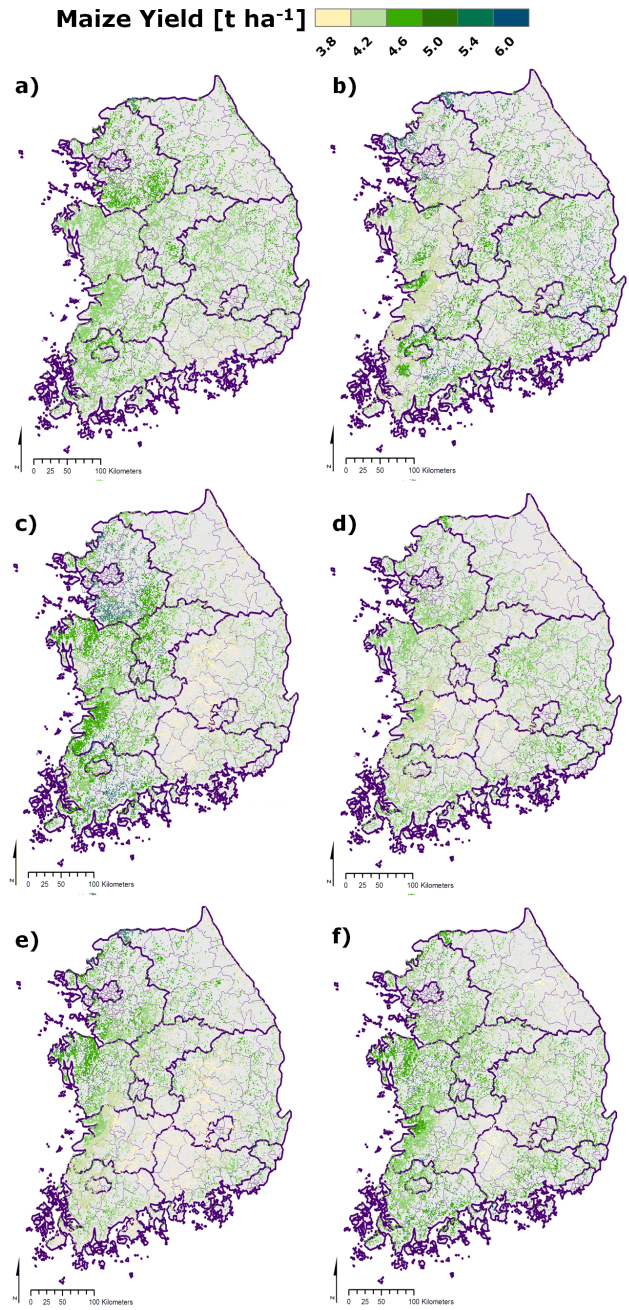


Fig. 5. Predicted annual yields of maize for (a) 2004y, (b) 2005y, (c) 2006y, (d) 2007y, (e) 2008y and (f) 2009y.

등 자연적 요인 이외에도 원인이 있음을 짐작할 수 있다.

3.4 유효성 평가

본 연구에서 수행한 다섯 가지 유효성 평가 방법 중 Relative

Error, Pearson correlation coefficient는 시·도별 지도로 표출하였고(Figs. 7 and 8), RMSE, NSEC, MAE는 연간 수치로 분석에 활용하였다(Table 2). 유효성을 평가함에 있어 시·군 단위와 같은 기초자치단체 수준으로 평가하는 것이 적합하다고 사

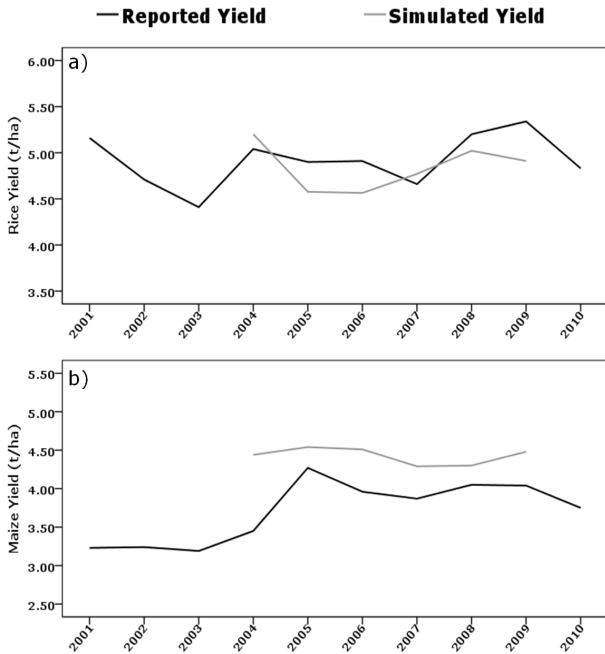


Fig. 6. Comparison with reported yield and simulated yield for (a) rice and (b) maize.

료되나, 옥수수의 생산량 통계자료가 시·도 단위로만 공개되고 있어 광역자치단체 수준으로 평가할 수밖에 없는 한계가 있었다.

먼저, 0에 가까울수록 높은 유효성을 의미하는 RMSE와 MAE 분석에서는 연도별 차이는 있으나, 쌀의 경우 0.5(t/ha)이하, 옥

수수의 경우 1.4(t/ha)이하의 결과를 보여, 두 작물에서 모두 높은 유효성으로 확인할 수 있다. 두 기법에서 공통적으로 쌀의 수치가 전반적으로 더 낮아 옥수수에 비해 유효성이 더 높다고 이해할 수 있다.

NSEC 분석에서 0 이상을 나타내면, 통계치의 평균 값보다 우수한 결과로 이해할 수 있는데, 본 연구의 결과에서는 모두 0 이하로 나타나 통계치의 평균에는 못 미치나, 대부분 -1 이하의 값을 나타내 근사치를 가지는 것으로 확인할 수 있었다. NSEC 분석에서는 타 평가기법에서와는 달리 연도별 편차가 크게 나타났고, 쌀보다 옥수수에서 보다 높은 수준의 유효성을 보였다.

Relative Error Map에서 쌀의 결과는 대부분의 시도에서 통계치와 예측치 간의 오차가 적은 상태로 나타나며, 옥수수의 결과에서도 충청남도, 전라남북도, 경상남도 등 일부 지역을 제외하고는 오차가 적은 것으로 확인되었다. 일부 지역에서 오차가 높게 나타난 옥수수의 경우 주산지로 알려진 강원도, 충청북도, 경상북도 등에서는 오차가 낮아 유효성을 저해하지 않았다.

Pearson correlation coefficient 결과는 타 평가기법에 비해 전반적으로 좋은 수준을 보이지 않았다. 쌀에서는 절반 이상의 지역에서 일정 수준($r>0.40$) 이상의 값을 보였으나, 옥수수의 경우 대부분의 지역에서 낮은 상관관계를 나타냈다. 이는 6년의 짧은 모의기간과 통계치·예측치 모두 연간 변동 폭이 큰 것이 원인으로 사료된다.

평가기법에 따라 각각의 작물이 우수하게 평가되는 것은 다양한 평가기법 중 객관적 평가기법의 선정과 활용이 된 것을 간

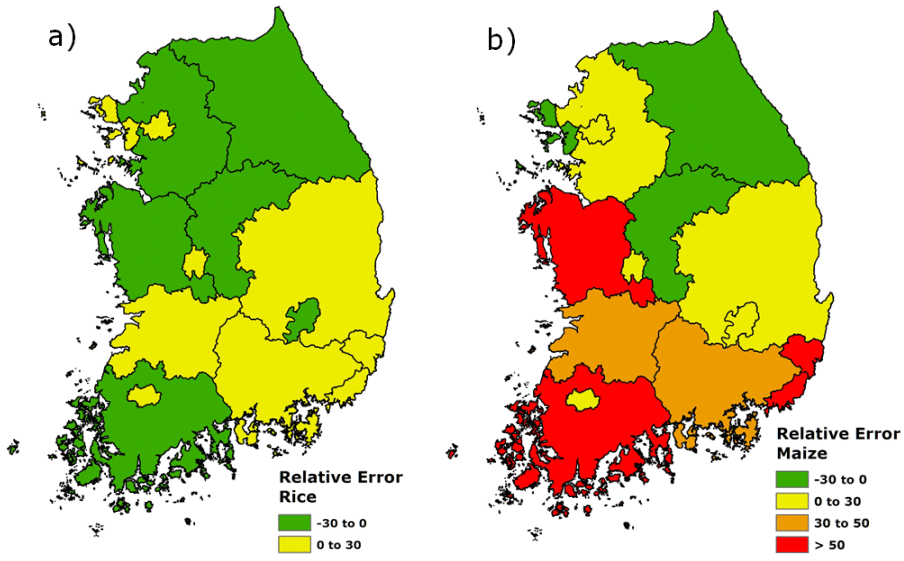


Fig. 7. Relative estimation error for (a) rice and (b) maize.

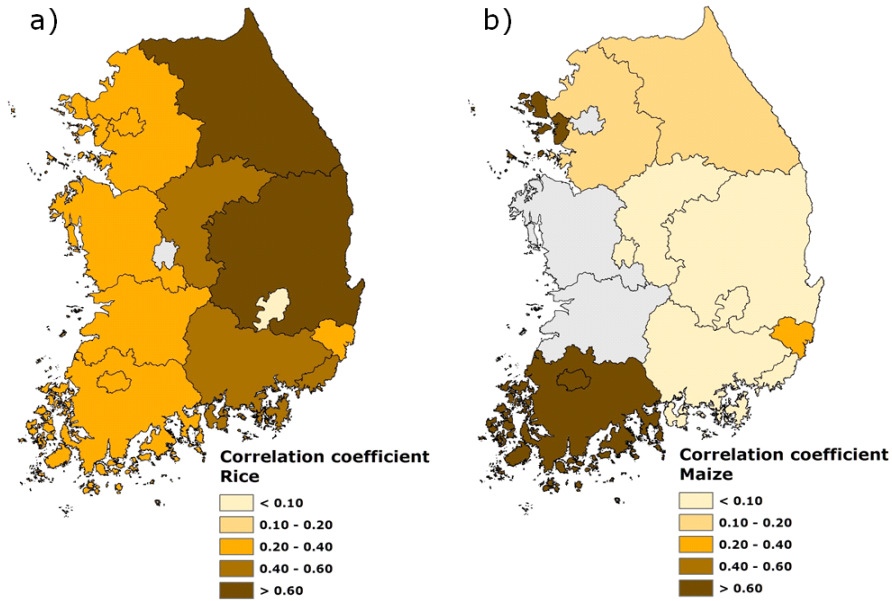


Fig. 8. Correlation between time series of simulation and reported yields calculate for (a) rice and (b) maize; Pearson correlation coefficient $r > 0.60$ is statistically significant at $p < 0.05$.

Table 2. Comparison of simulated and reported crop yields

| Year | Reported | | Simulated | | RMSE | NSEC | MAE | |
|-------|----------|----------------------------|-----------|----------------------------|------|------|-------|------|
| | Mean | SD (Standard deviation) | Mean | SD (Standard deviation) | | | | |
| Rice | 2004 | 4.93 | 0.21 | 5.20 | 0.35 | 0.40 | -2.75 | 0.26 |
| | 2005 | 4.80 | 0.19 | 4.57 | 0.21 | 0.29 | -1.47 | 0.22 |
| | 2006 | 4.80 | 0.22 | 4.56 | 0.18 | 0.27 | -0.69 | 0.24 |
| | 2007 | 4.58 | 0.19 | 4.77 | 0.27 | 0.31 | -1.59 | 0.18 |
| | 2008 | 5.12 | 0.21 | 5.02 | 0.18 | 0.18 | -0.18 | 0.09 |
| | 2009 | 5.15 | 0.34 | 4.91 | 0.23 | 0.39 | -0.43 | 0.24 |
| | Overall | 4.90 | 0.23 | 4.84 | 0.26 | 0.31 | -1.19 | 0.21 |
| Maize | 2004 | 3.39 | 1.00 | 4.44 | 0.16 | 1.08 | -0.61 | 1.04 |
| | 2005 | 4.34 | 1.35 | 4.54 | 0.22 | 1.13 | -0.06 | 0.19 |
| | 2006 | 3.93 | 1.33 | 4.51 | 0.41 | 1.23 | -0.11 | 0.57 |
| | 2007 | 3.81 | 1.41 | 4.29 | 0.17 | 1.36 | -0.13 | 0.47 |
| | 2008 | 3.99 | 1.42 | 4.30 | 0.39 | 1.35 | -0.10 | 0.30 |
| | 2009 | 3.99 | 1.25 | 4.48 | 0.19 | 1.27 | -0.23 | 0.48 |
| | Overall | 3.91 | 1.29 | 4.43 | 0.26 | 1.24 | -0.21 | 0.51 |

접적으로 시사한다. 그러나 우선 단순 통계자료에서 쌀의 정확도가 높게 나타나는 것은 사실이며, 5가지 분석 방법 중 4가지

에서 쌀이 더 적합한 것으로 확인되었다.

다섯 가지 유효성 평가를 종합하면, 통계치와 예측치의 연간

생산량 상관관계는 높지 않게 나타났으나, 다른 네 가지 평가에서는 유효성을 인정할 수 있다. 또한 옥수수보다는 대표 식량작물인 쌀에서 더 높은 유효성을 갖고 있는 것으로 확인되었다.

유효성 평가를 위한 통계분석에서 더 깊이 있는 분석을 수행하지 못하는 시·군 별 통계치의 부재가 크다. 모형의 예측치는 1 km 해상도로 구현하였으나, 비교할 대상은 전국 시·도 단위로 한정되어 있으므로 모형 결과를 검증할 대상이 적절치 않은 것이다.

3.5 EPIC 모형 적용의 함의

농업부문 미래연구의 필요성이 대두되는 현 시점에서 검증된 국외 모형을 국내에 적용하거나, 국내 상황을 반영한 모형을 개발하는 과정은 큰 의미가 있다. 특히 EPIC 모형은 미국 USDA와 Texas A&M에서 개발하여 수십 년째 활용되고 있으며, 지속적으로 개정판이 개발되는 검증된 주요 작물 모형이다. 또한 백여 가지 작물에 적용 가능하고, 장기간 모의가 가능한 이 모형은 농업 전반에 대한 미래연구에 활용 가능성이 높다(Easterling *et al.*, 1996).

국외에서 개발된 모형을 국내에 적용하는 과정에서는 소프트웨어 작동 방법, 프로그램 언어, 소스코드, 알고리즘, 매뉴얼 등에서의 정보부재로 난항을 겪는 경우가 많다. EPIC 모형도 개발 이외의 지역에서 많은 연구가 수행되었으나(Balkovic *et al.*, 2013; Folberth *et al.*, 2014), 국내에 적용되지 못했던 것은 이러한 이유를 꼽을 수 있다. 또한 특정 작물에 대해 구동하는 개별적 모형들이 등장하여, 해당 작물에 있어서는 더 높은 정확도를 보여준 것 또한 기존에 적용되지 않았던 이유이다(Yang *et al.*, 2004; Bouman *et al.*, 2006). 그럼에도 EPIC 모형의 장점은 많은 작물의 적용과 다양한 출력 자료를 활용할 수 있다는 점에 모형을 역할의 차이로 이해할 수 있다.

본 연구에서는 작물생산량의 결과만을 추정하고 평가하였으나, 기존의 여러 연구에서 가상수량과 질소순환 등의 출력자료를 함께 활용하기도 하였다(Liu *et al.*, 2007; Balkovic *et al.*, 2013). 이러한 다양한 출력 자료의 활용은 농업 전반에 대한 분석을 가능케 한다.

EPIC 모형을 비롯한 대부분의 모형연구의 목적은 정책 의사결정자들에게 정확한 방향을 제시해 주는 것이며, 본 연구에서 나타난 유효성 평가 결과는 EPIC 모형의 적용이 정책 방향으로의 역할을 기대할 수 있게 한다. 그러나 모형의 추정과 분석을 정책 활용으로 이끌어내기 위해서는 그 사이의 구조가 필요하다고 하겠다. 모형의 개발과 적용이 추진됨과 함께 정책으로의 연결 구조를 고안하는 것이 실효성 있는 모형연구로 발전할 수 있을 것이다.

4. 결 론

본 연구는 대한민국 전역을 대상으로 국외 주요 작물 모형인 EPIC 모형을 적용하여 쌀과 옥수수의 생산성을 추정하였으며, 추정된 결과를 통해 국내 적용의 유효성을 평가하였다. 모형을 통한 모의기간은 2001년부터 2009년이었으며, 통계치와 비교하여 유효성을 평가한 기간은 2004년부터 2009년이었고, 총 다섯 가지의 통계분석 기법을 활용하였다. 연구를 통한 결과는 다음과 같다.

첫째, 주요 기상조건과 통계치, 예측치를 함께 비교하였을 때, 단순히 기본 기상조건 만으로는 생산량 추정이 어려우나, EPIC 모형을 비롯한 작물모형을 활용하면 작물의 복잡한 생육관계를 계산해낼 수 있다.

둘째, EPIC 모형 적용을 통해 쌀과 옥수수의 작물 생산량 결과를 얻었으며, 해당 결과를 통계자료와 비교하였을 때, 수준은 비슷하나 경향성은 다르게 나타났다.

셋째, 유효성을 평가하기 위한 통계분석에서 대부분 두 작물에서 모두 유효한 수준의 결과를 얻었고, 옥수수보다 쌀에서 더 높은 정확성을 보였다.

본 연구는 위 결과와 함께 몇 가지 한계와 시사점을 가진다. 먼저 모형의 보정(calibration) 작업을 수행하지 못한 한계를 가지는데, 추후 보정을 통해 생산량 예측에 정확도를 높이는 연구가 필요하다. 또한 현재 시·도 단위의 작물생산량 통계는 유효성 평가 표본 수의 한계를 야기하므로, 많은 작물을 대상으로 시·군 단위 및 그 이하의 통계자료가 구축되고 공개되어야 보다 분명한 유효성 평가가 될 것이다. 그럼에도 본 연구를 통해 유효성 평가를 거친 EPIC 모형은 향후 장기간 모의 및 미래 작물 생산량 추정을 통해 기후변화 영향을 예측하는 등 다양한 분석에 활용될 수 있을 것이다.

사 사

본 논문은 농촌진흥청 농업공동연구 농업기후변화적응체계 구축사업(과제번호: PJ00987003)의 지원에 의해 이루어진 것입니다.

REFERENCES

- Balkovic J, van der Velde M, Schmid E, Skalsky R, Khabarov N, Obersteiner M, Sturmer B, Xiong W. 2013. Pan-European crop modelling with EPIC: Implementation, p-scaling and regional crop yield validation. *Agricultural Systems*

- 120:61-75.
- Bouman B, van Laar H. 2006. Description and evaluation of the rice growth model ORYZA2000 under nitrogen-limited conditions. *Agricultural Systems* 87:249-273.
- BREC. 1990. Potential heat units program. Blackland Research and Extension Centre. <http://swatmodel.tamu.edu/>
- Brisson N, Gary C, Justes E, Roche R, Mary B, Ripoche D, Zimmer D, Sierra J, Bertuzzi P, Burger P. 2003. An overview of the crop model STICS. *European Journal of Agronomy* 18:309-332.
- Choi S, Lee WK, Kwak DA, Lee S, Son Y, Lim JH, Sabrowski J. 2011. Predicting forest cover changes in future climate using hydrological and thermal indices in South Korea. *Climate Research* 49:229-245.
- van Diepen C, Wolf AJ, van Keulen H, Rappoldt C. 1989. WOFOST: A simulation model of crop production. *Soil Use and Management* 5:16-24.
- Easterling W, Chen X, Haysl C, Brandle J, Zhang H. 1996. Improving the validation of model-simulated crop yield response to climate change: An application to the EPIC model. *Climate Research* 6:263-273.
- FAO, IIASA, ISRIC, ISS-CAS, JRC. 2012. Harmonized world soil database (version 1.2). FAO, Rome, Italy and IIASA, Laxenburg, Austria.
- Folberth C, Yang H, Gaiser T, Abbaspour KC, Schulin R. 2013. Modeling maize yield responses to improvement in nutrient, water and cultivar inputs in sub-Saharan Africa. *Agricultural Systems* 119:22-34.
- Folberth C, Yang H, Gaiser T, Liu J, Wang X, Williams J, Schulin R. 2014. Effects of ecological and conventional agricultural intensification practices on maize yields in sub-Saharan Africa under potential climate change. *Environmental Research Letters*. doi:10.1088/1748-9326/9/4/044004
- Ha JS, Lee S, Kwon WT. 2003. The relationship between the distribution of crop and climate in Korea: The case of rice and wintering Chinese cabbage. *Journal of the Korean Meteorological Society* 39(5):531-540.
- IPCC. 2014. Climate change 2014: Impacts, adaptation, and vulnerability. Part A: Global and sectoral aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press.
- Jones JW, Hoogenboom G, Porter CH, Boote KJ, Batchelor WD, Hunt LA, Wilkens PW, Singh U, Gijsman AJ, Ritchie JT. 2003. The DSSAT cropping system model. *European Journal of Agronomy* 18:235-265.
- Kim M, Lee WK, Nam K, Yu H, Choi SE, Kim CG. 2014. Estimating stand volume *Pinus densiflora* forest based on climate change scenario in Korea. *Journal of Korean Forest Society* 103(1):105-112.
- Lee YK. 2008. The Korea-EU FTA negotiation in Agriculture: Does the Korea-U.S. FTA deal matter? *Agriculture Management · Policy Research* 35(4):889-907.
- Lim CH. 2013. Jeju agriculture: Opportunities and challenges associated with climate change. *Jeju Development Research* 17:23-48.
- Liu J, Williams JR, Zehnder AJB, Yang H. 2007. GEPIC-modelling wheat yield and crop water productivity with high resolution on a global scale. *Agricultural Systems* 94:478-493.
- Liu j. 2009. A GIS-based tool for modelling large-scale crop-water relations. *Environmental Modelling & Software* 24: 411-422.
- Liu J, Yang H. 2010. Spatially explicit assessment of global consumptive water uses in cropland: Green and blue water. *Journal of Hydrology* 384:187-19.
- Liu J, Folberth C, Yang H, Roelckstroem J, Abbaspour K, Zehnder AJB. 2013. A global and spatially explicit assessment of climate change impacts on crop production and consumptive water use. *PLOS ONE*. doi:10.1371/journal.pone.0057750
- Nash JE, Sutcliffe JV. 1970. River flow forecasting through conceptual models part I - A discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10:282-290.
- Niu X, Easterling W, Hays CJ, Jacobs A, Mearns L. 2009. Reliability and input data induced uncertainty of the EPIC model to estimate climate change impact on sorghum yields in the U.S. Great Plains. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 129:268-276.
- Reidsma P, Ewert F, Boogaard H, van Diepen K. 2009. Regional crop modelling in Europe: The impact of climatic conditions and farm characteristics on maize yields. *Agricultural Systems* 100:51-60.
- Rosenzweig C, Elliott J, Deryng D, Ruane AC, Müller C, Ar-

- neth A, Boote KJ, Folberth C, Glotter ML, Khabarov N, Neumann K, Piontek F, Pugh TAM, Schmid E, Stehfest E, Yang H, Jones JW. 2013. Assessing agricultural risks of climate change in the 21st century in a global gridded crop model intercomparison. *PNAS* 111:3268-3273.
- Semenov MA, Stratonovitch P. 2010. Use of multi-model ensembles from global climate models for assessment of climate change impacts. *Climatic Research* 41:1-14.
- Song Y, Lim CH, Lee WK, Eom KC, Choi SE, Lee EJ, Kim E. 2014. Applicability analysis of major crop models on Korea for the adaptation to climate change. *Climate Change Research* 5(2):109-125.
- Williams JR, Jones CA, Dyke PT. 1984. A modelling approach to determining the relationship between erosion and soil productivity. *Transactions of the ASABE* 27:129-144.
- Yang H, Dobermann A, Lindquist JL, Walters DT, Arkebauer TJ, Cassman KG. 2004. Hybrid-maize - A maize simulation model that combines two crop modeling approaches. *Field Crops Research* 87:131-154.
- Ye L, Xiong W, Li Z, Yang P, Wu W, Yang G, Fu Y, Zou J, Chen Z, van Ranst E, Tang H. 2013. Climate change impact on China food security in 2050. *Agronomy for Sustainable Development* 33:363-374.
- Zhao Q, Liu J, Khabarov N, Obersteiner M, Westphal M. 2014. Impacts of climate change on virtual water content of crops in China. *Ecological Informatics* 19:26-34.