논벼 NPP 지수를 이용한 우리나라 벼 수량 추정

– MODIS 영상과 CASA 모형의 적용 –

나상일 · 홍석영[†] · 김이현 · 이경도 · 장소영

농촌진흥청 국립농업과학원

Prediction of Rice Yield in Korea using Paddy Rice NPP index

- Application of MODIS data and CASA Model -

Sang Il Na, Suk Young Hong[†], Yi Hyun Kim, Kyoung Do Lee and So Young Jang

National Academy of Agricultural Science, Rural Development Administration

Abstract : Carnegie-Ames-Stanford Approach (CASA) model is one of the most quick, convenient and accurate models to estimate the NPP (Net Primary Productivity) of vegetation. The purposes of this study are (1) to examine the spatial and temporal patterns of vegetation NPP of the paddy field area in Korea from 2002 to 2012, and (2) to investigate how the rice productivity responded to inter-annual NPP variability, and (3) to estimate rice yield in Korea using CASA model applied to MODerate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) products and solar radiation. MODIS products; MYD09 for NIR and SWIR bands, MYD11 for LST, MYD15 for FPAR, respectively from a NASA web site were used. Finally, (4) its applicability is to be reviewed. For those purposes, correlation coefficients (linear regression for monthly NPP and accumulated NPP with rice yield) were examined to evaluate the spatial and temporal patterns of the relations. As a result, the total accumulated NPP and Sep. NPP tend to have high correlation with rice yield. The rice yield in 2012 was estimated to be 526.93kg/10a by accumulated NPP and 520.32 kg/10a by Sep. NPP. RMSE were 9.46kg/10a and 12.93kg/10a, respectively, compared with the yield forecast of the National Statistical Office. This leads to the conclusion that NPP changes in the paddy field were well reflected rice yield in this study.

Key Words : CASA, NPP, Rice yield, MODIS

요약 : CASA 모델은 작물의 순 일차생산량(NPP)을 추정하는 가장 빠르고 정확한 모델 중 하나이다. 본 연구의 목적은 (1) 2002년 ~ 2012년 동안 한국의 논지역을 대상으로 작물 NPP의 시공간적 변화 패턴을 분석하고, (2) 연간 NPP와 쌀 생산성 간의 관계를 파악하여, (3) MODIS Product와 태양 복사량을 CASA 모형에 적용하여 2012년 한국의 쌀 수량을 추정하는 것이다. 또한, (4) 통계청이 발표한 최종 수량과 비교를 통해

접수일(2013년 8월 22일), 수정일(1차 : 2013년 9월 13일, 2차 : 10월 8일), 게재확정일(2013년 10월 10일).

[†] 교신저자: 홍석영(syhong67@korea.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

적용을 검토하였다. 이를 위해, 월별 또는 누적 NPP와 수량과의 상관분석을 실시하였다. 그 결과, 총 누적 NPP와 9월의 NPP가 쌀 수량과 높은 상관성을 나타내었으며, 이를 이용하여 추정된 2012년 예측 수량은 누적 NPP 적용시 526.93 kg/10a, 9월의 NPP 적용시 520.32 kg/10a로 추정되었다. 통계청의 최종 수량과의 RMSE는 각각 9.46 kg/10a, 12.93 kg/10a를 나타내었으나, 전반적으로 두 모형 모두 1:1선에 근접한 결과를 보이고 있어 NPP를 이용한 벼 수량 추정 모형이 논벼 수량의 변화특성을 잘 반영하고 있는 것으로 판단된다.

1. 서론

농업부문에서의 작황 정보 활용은 생산량 예측을 통한 수급 조절, 가격 예측, 농가 소득 보전을 위한 정책 수립 등과 관련하여 중요한 의미를 갖는다. 특히 작황 조건에 따라 재배 가능한 작물이 결정되며, 기후, 토양, 파종, 비료 및 농약살포, 물관리, 수확, 건조, 보관 등의 모든 농작업의 일정이 달라지고 그에 따른 경제적 부담이 증감되는 등 경제 전반에 미치는 파급 효과로 인해 경제·산업적 중요성이 점점 증가하고 있다. 이처럼 작황 정보가 작물의 안정 생산, 식량수급정책 및 식량안보에 미치는 영향은 지역과 국가를 떠나 세계적으로 그 중요성이 매우 크다. 그러나 현재 대부분의 작황관련 정보는 유엔 등 국제기구와 다른 나라로부터 입수해야 하는 실정이다. 우리나라는 쌀 이외의 주곡인 옥수수, 콩, 밀 등을 외국으로부터 수입하고 있는 곡물수입국으로, 다양하게 다가올 수 있는 식량위기 상황에 대처할 수 있는 정보를 갖기 위한 노력을 더 기울여야 할 것이다. 이에 원격탐사는 주요 곡물 수출입국의 작황 파악을 위해 우리가 활용할 수 있는 정보획득 수단으로 유망하다.

현재까지 원격탐사를 이용한 작황 추정은 경험적 통계모형(Empirical Statistical Models; ESM)이 주를 이루어 왔다. 경험적 통계모형은 식생의 분광특성을 이용하여 얻어진 식생지수(NDVI, EVI, LAI, RVI, PVI 등)를 이용하여 작황을 추정하는 방법이다. 작황은 작물 생육기간의 기상여건, 비료 및 농약, 관개상황 및 경작 방법 등이 결정요인으로 작용함에 따라 많은 학자들은 오래 전부터 작황과 결정요인 사이에 함수관계가 있을 것으로 가정하여 이들 간의 상관관계를 연구하여 왔다. 이를 바탕으로 작물의 생육기간 동안 얻어진 시계열 데이터를 층화 및 분류하여 작황과의 상관관계를 유도하고, 여기서 얻어진 계산상수를 적용하면 적은 데이터로도 해당 작물의 작황을 쉽게 추정할 수 있다. 또한 광역적, 주기적으로 수집된 위성영상에 의하여 얻어진 식생지수를 이

용하여 작황추정에 적극적으로 활용하고 있다.

선행 연구를 살펴보면, Allen(1990)은 1977년 IOWA 주에서 최초로 위성영상 데이터를 이용하여 작물재배 면적 및 수량을 공식적으로 추정하였으며, Ferencz *et al.* (2004)은 위성영상에서 수량통일기준지수(General Yield Unified Reference Index; GYURI)를 개발하고 작물의 수량을 추정하는 연구를 진행하였다. Doraiswamy *et al.* (2005)은 MODIS LAI를 작물 모형 입력변수의 재보정에 사용하여 콩과 옥수수 수량을 추정하고 미국 내 통계자료와 비교하였으며, Ren *et al.* (2008)은 중국 산동반도의 겨울 밀 수량 추정을 위해 MODIS NDVI를 활용하였고 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. 국내의 경우, Kim *et al.* (2008)은 2004년 Landsat 영상을 활용하여 서산간척지 지역 내 벼 수량을 모니터링 하였으며, Hong *et al.* (2009)은 북한지역을 대상으로 MODIS NDVI를 추출하고 벼 수량 및 생산량 통계자료와 시계열 분석하여 2008년 북한의 벼 수량을 추정한 바 있다. 또한, Na *et al.* (2012)은 전국을 대상으로 기상요소와 MODIS NDVI를 이용하여 한국형 논벼 생산량 예측 모형을 개발하고, 예측 결과와 논벼 생산량 통계자료를 비교하여 적용성을 검토하였다. Hong *et al.* (2012)은 MODIS NDVI와 수량과의 상관성이 높은 시기를 선택하여 기상자료와 함께 다중회귀 모형 기반으로 우리나라 벼 수량을 추정한 바 있다.

그러나 경험적 통계모형으로 추정한 작황과 실제 작황을 비교해 보면, 연차변이는 유사하나 수량에 있어 오차가 발생한다(Na *et al.*, 2012). 이는 실제 생육과정에서 발생하는 병충해, 기상재해 등 돌발현상은 고려하지 않으므로 추정된 수량은 주어진 조건하에서의 잠재수량에 가깝기 때문이다. 이와 같이, 경험적 통계모형은 이론적 근거가 약하고 모형이 개발된 지역에만 제한적으로 적용이 가능하여 넓은 범위의 위성영상에 바로 적용

하기에는 무리가 따른다. 또한, 통계모형에 의한 추정치는 주로 선행회귀를 사용하는데 실제적으로는 경작방법의 개선, 재배기술의 발전 등 비선형적인 기술 상황이 존재한다. 따라서 이에 따른 오차를 최소화하기 위하여 물수지 모형(Water consuming Balance Models; WBM), 바이오매스 추정모형(Biomass Estimation Models; BEM) 등 새로운 접근 방법에 대한 연구가 시도되고 있다.

물수지 모형에 의한 작황 추정은 증발산과 수량과의 관계를 이용한다. 우리나라의 경우, 겨울에 잠재증발산량이 높다는 것은 차가운 시베리아 기단의 영향으로 햇볕이 많고 차가운 날씨가 지속된다는 것을 의미하고, 반면에 작물이 성장하는 봄, 여름, 가을에는 광합성량의 증가로 작물의 생장이 촉진된다는 것을 의미한다. 또한, 강수량과 일조시간이 증가함에 따라 종자의 지상부 출현기간이 짧고, 발아율도 높아져 분얼수가 증가하고, 평균보다 긴 분얼기간으로 m^2 당 수량이 증가한다. 이에 따라 물수지의 주요 요소인 강수, 토양수분, 증발산, 유거수와 배수에 관한 다양한 연구를 수행하고 있으며, 이러한 연구는 수자원 개발, 물이용 계획의 수립, 배수조건 결정 및 작물생산에 있어 가장 경제성 높은 수자원 이용관리를 위해 매우 실용적으로 활용되고 있다. 특히, 지구온난화 등 기상이변에 의하여 변화하는 우량, 우기 및 건기의 지역적 분포를 파악하고 그 영향을 파악하는 것은 매우 중요하다. 그것은 전세계 농경지의 약 80%가 밭이고 그 작황이 강수에 의존하고 있기 때문이다. 이에 따라 연구자들은 원격탐사에 의한 물수지 모형을 이용함으로써 위성영상에서 추출한 식생지수, 지표면 복사 온도 및 지표면 수분지수 등을 입력자료로 사용하여 기존의 1차원(Point Scale)에서 광역 범위의 2차원(Field Scale) 분석을 시도하고 있다. 그러나 물수지 모형은 일사량, 광합성 능력 등의 효과가 배제되고 직접적으로 작황을 추정하기보다는 농업 생태계의 수분 및 에너지 수지를 추정하는데 그 목적이 있다. 또한, 논으로 관개된 물은 증발산량 외에 상당량이 지표 혹은 심층으로 침투되어 정확한 물수지 파악이 어렵고, 밭의 경우 대상작물이 다양하고 물이용이 연중에 걸쳐 있어 정량적인 작황 추정에는 한계가 있다.

바이오매스 추정모형은 작물의 바이오매스를 이용하여 작황을 추정하는 방법으로서, 순 일차생산량(Net Primary Production, NPP)은 식물의 성장을 통하여 대기

중의 이산화탄소를 흡수하는 양을 의미한다. 식물이 광합성을 통해 이산화탄소를 흡수하여 생산하는 유기물의 총량을 총 일차생산량(Gross Primary Production, GPP)이라 하고 여기에서 식물의 호흡에 의한 유기물의 소비를 뺀 것이 NPP로 정의된다(Hong *et al.*, 2011). 따라서 NPP는 육상 탄소 순환의 중요 구성인자로 단위 시간과 공간에 대한 식물의 건조 생체량의 축적분을 의미한다. 즉, 대상작물 생육기간 동안의 NPP는 생육기간 동안 식물생체량(biomass)으로 고정된 총 탄소의 양으로서 대상작물의 식물생체량(biomass)과 작황 및 수량을 추정하는 데에 사용될 수 있다. 그러나 NPP를 전국 규모로 동시에 직접 측정하기에는 시공간적으로 불가능하기 때문에 위성으로 관측된 영상자료를 바탕으로 추정 알고리즘을 통하여 NPP 자료를 복원할 수 있다. 이렇게 위성자료를 이용한 NPP의 관측은 거시적 규모의 연속적 관찰이 가능하다는 장점이 있다(Zhao *et al.*, 2005).

하지만 바이오매스에 의한 추정방법은 일사량, 광합성 효율, 온도, 토양수분 등 대부분의 영향인자를 고려하고 있기 때문에 필요로 하는 입력변수가 많다. 또한 식물생체량은 원격탐사에 의해 직접 모니터링이 불가능하고 위성영상으로 계산 가능한 입력변수가 제한적이다. 따라서 복잡한 토양-식생-대기 전달모형부터 광이용효율(Light Use Efficiency, LUE)을 이용한 단순 모형까지 다양한 모형이 개발되었다. 그 중 LUE를 이용한 방법을 기반으로 개발된 NPP 추정 모형으로는 C-Fix(Veroustraete, 1994), CASA(Field *et al.*, 1995), GLO-PEM(Prince and Goward, 1995), SDBM(Knorr and Heimann, 1995), TURC(Ruimy *et al.*, 1996), MODIS NPP(Running *et al.*, 2004) 등이 있으며, 각 모형은 NPP 추정시 고려하는 환경 스트레스의 종류 및 추정식이 다르다.

이와 같이 다양하게 개발된 모형에 대하여 정확도를 비교한 선행 연구에서는 Carnegie Ames Stanford Approach(CASA) 모형이 조밀한 밀도의 농경지에서 NPP 추정 정확도가 타모형에 비해 높게 나타났으며(Tao *et al.*, 2005), 이를 바탕으로 본 연구에서는 2002년부터 2012년까지 벼의 생육기간 동안의 시계열 MODIS 자료와 기상자료를 CASA 모형에 적용하여 얻어진 NPP와 수량과의 상관성을 분석하여 우리나라의 논벼 수량을 추정하는 것을 목적으로 하였다.

Table 1. Summary of scientific data sets for MYD products

Product	Data	Unit	Bit Type	Fill Value	Valid Range	Scale Factor
MYD09A1	500 m Surface Reflectance Band2 (841-876 nm)	Reflectance	16-bit signed	-28672	-100~16000	0.0001
	500 m Surface Reflectance Band6 (1628-1652 nm)	Reflectance	16-bit signed	-28672	-100~16000	0.0001
MYD11A2	LST DAY 1 km	Kelvin	16-bit unsigned	0	7500~65535	0.02
MYD15A2	FPAR	-	8-bit unsigned	255	0~100	0.01

2. 데이터 수집 및 전처리

본 연구에서는 CASA 모형을 이용한 국내 논벼의 NPP 추정을 위하여 MODIS Product(National Aeronautics and Space Administration; NASA), 지적도(National Geographic Information Institute; NGII), 기상연보(Korea Meteorological Administration; KMA), 농작물 생산량 통계(KOrea Statistical Information Service; KOSIS) 등의 자료를 수집하여 2002년~2012년의 11년간 단위면적(90 m)당 광합성유효복사량(APAR)과 광이용효율(ϵ), 단위면적(10a)당 수량을 DB화하였다.

1) MODIS Product

MODIS 센서는 전 지구 환경모니터링(Earth Observing System, EOS) 프로그램의 일환으로 발사된 Terra 위성과 Aqua 위성에 장착되어 있으며, 총 36개의 분광밴드를 이용하여 육지, 해양, 대기에서 발생하는 지구환경에 대한 자료를 제공한다. NASA의 EOS Data Gateway는 EOS 프로그램을 통해 수집한 위성영상자료의 DB를 구축하고 대기보정 및 밴드별 연산을 통해 제작한 다양한 위성영상 자료(Product)를 대기, 빙하, 육지, 해양, 자료보정 분야별로 제공하고 있다(<https://lpdaac.usgs.gov/>).

본 연구에서는 Aqua 위성의 MODIS 영상을 대상으로 NASA에서 제공하는 약 40개의 Product(MYD1~MYD40) 중 육지 연구를 위하여 만들어진 MYD09A1의 Surface reflectance, MYD11A2의 Land Surface Temperature (LST), MYD15A2의 Fraction of the absorbed Photosynthetically Active Radiation(FPAR) 자료를 이용하였다(Table 1). Surface reflectance는 500 m, LST와 FPAR은 1 km의 공간해상도로 매년 1월 1일을 기준으로 8일 간격으로 합성하여 제공된다. 수집된 자료는 각 레이어와 QC/QA 레이어를 import 하고 각 granule를 영상접합(Mosaic) 한 후, 영상

처리 상용 S/W인 Erdas Imagine을 이용하여 Sinusoidal 투영체계에서 UTM Zone 52N 좌표체계로 변환하였다. 또한, 보정계수(Scale factor)를 적용하여 영상자료가 데이터 값으로 표현되도록 변환하여 분석에 사용하였다.

2) 전천일사량 자료 수집 및 처리

현재 우리나라의 기상관측소간 평균거리는 30 km 이상이다. 하지만 기후 변화의 영향을 직접 받는 농작물의 재배규모는 이보다 훨씬 작은 수 백 m 이내이며, 대규모 농업지대에서도 대개 1 km 미만이다. 따라서 기상요소도 같은 수준의 공간해상도를 가져야 한다. 또한 대부분의 기상관측소는 논에 위치하고 있기보다는 관리가 용이한 도심지에 위치한다. 이 문제를 극복하기 위하여 본

Fig. 1. Solar radiation distribution(MJ/m²).

Fig. 2. Paddy field in whole country(90 m).

연구에서는 기상청에서 제공하는 89개 지점의 관측소 및 599개 지점의 자동 기상관측 장치(Automatic Weather Station, AWS)에서 관측된 일별 일사량 자료를 수집하고 Cressman 기법을 이용하여 3 km의 공간해상도의 격자 간격을 가지도록 객관 분석을 수행하였다(Ahn *et al.*, 2010; Cressman, 1959). 또한, 이를 모형에 적용이 가능하도록 2차원 격자자료로 변환한 후, 8일 간격으로 합산하여 공간분포도를 작성하였다(Fig 1).

3) 논벼 재배지 격자 및 벼 수량 통계자료

정확한 논벼의 NPP 추정을 위해서는 논 이외의 토지 피복을 나타내는 지역을 배제할 필요가 있으며, 이를 위해서는 정확한 논벼의 추출 과정이 선행되어야 한다. 따라서 본 연구에서는 2011년 상반기를 기준으로 하여 지척 도상 지목이 논인 지역을 추출하여 벡터 자료인 상태로 집합(Merge)한 후 90 m 격자 영상으로 변환하여 전국을 대상으로 한 논 마스크(Mask) 영상을 작성하였다(Fig 2). 논 마스크 영상은 실제 벼농사가 이루어지는 지역으로 전국을 대상으로 CASA 모형 적용의 공간적 범위를 나타낸다. 즉, 논 마스크 영상이 가지는 2002년~2012년의 11년간 단위면적(90 m)당 광합성유효복사량(APAR)과 광이용효율(ϵ)이 모형의 입력자료로 사용된다.

벼 수량 통계자료는 통계청의 국가통계포털(<http://kosis.kr/>)에서 배포하는 2002년~2012년의 논벼 생산량 자료 중 현미를 대상으로 단위면적(10a)당 수량을 사용하였다(Table 2). 또한, 논벼 NPP와 수량과의 상관성 분석과 회귀모형 작성을 위해서 SPSS 18 통계 소프트웨어를 사용하였다.

3. CASA 모형 및 NPP 추정 과정

1) CASA 모형

CASA 모형은 일단위의 모의가 가능한 전지구 단위의 생산효율성 모형(Production Efficiency Model, PEM)으로서 토양수분, NPP, 토양탄소 및 토양질소의 3가지 부모형(submodel)으로 구성되어 있다(Fig. 3). 이 중에서

Table 2. Paddy rice yields(kg/10a) in 2002~2012

	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
W. Country	507.00	475.00	543.00	527.00	530.00	501.36	559.68	574.42	519.90	533.48	508.70
Gyeonggi	518.00	483.00	527.00	522.00	518.00	499.42	548.92	546.02	468.27	475.85	498.99
Gangwon	472.00	462.00	504.00	510.00	487.00	482.63	524.10	557.39	488.36	512.28	506.68
Chungbuk	533.00	476.00	539.00	525.00	522.00	495.15	555.44	566.37	514.49	530.10	529.52
Chungnam	552.00	515.00	579.00	562.00	571.00	539.81	593.87	611.53	543.93	566.81	550.98
Jeonbuk	526.00	487.00	573.00	538.00	562.00	519.46	580.50	619.94	554.23	563.86	514.00
Jeonnam	474.00	475.00	524.00	507.00	502.00	461.17	520.85	529.58	500.05	513.14	437.21
Gyeongbuk	510.00	444.00	539.00	532.00	532.00	510.99	573.06	597.70	545.26	555.42	544.54
Gyeongnam	465.00	432.00	527.00	511.00	516.00	494.70	563.09	560.85	518.01	530.66	519.12

Source : <http://kosis.kr/>

Fig. 3. Framework for driver variables and submodel coupling in the NASA-CASA model.

NPP 부모형은 광이용효율에 의하여 NPP를 계산하도록 설계되었다(Monteith, 1972). 여기서 광이용효율은 흡수된 태양 복사량이 광합성을 통해 유기물로 전환되는 비율을 정량화한 지수이다. 특히, 광이용효율을 원격탐사 기법에 이용하면 광역지역에 대한 식생의 광 흡수량 및 순수한 탄소 흡수량을 간단하게 추정할 수 있기 때문에 주로 위성영상 기반의 모형에 사용된다(Field *et al.*, 1995). CASA 모형은 육상의 토양과 식생지역에 대한 탄소 순환의 과정을 단순하면서 물리적 이론을 배경으로 한 알고리즘으로 위성영상의 적용이 용이하여 현재 많은 지역의 NPP와 이산화탄소 sink 추정에 사용되고 있다. 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.

2) NPP 추정 과정

CASA 모형에 의한 NPP는 식생에 흡수된 광합성유효복사량(APAR)과 광이용효율(ϵ)을 이용하여 다음과 같이 계산한다.

$$NPP = APAR \times \epsilon \quad (1)$$

$$APAR = SOL \times FPAR \times 0.5 \quad (2)$$

여기서, SOL 은 지표 일사량(MJ/m^2), 는 식물이 흡수하는 태양복사에너지의 양으로 광합성 과정에 사용되며 범위는 0~1의 값을 갖는다. 그리고 0.5는 식생이 광합성에 사용하는 유효 복사량(400~700 nm 파장대)의 비율이다.

또한, 광이용효율(ϵ)은 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$\epsilon = \epsilon_{\max} \times T_{\text{scalar}} \times W_{\text{scalar}} \times P_{\text{scalar}} \quad (3)$$

여기서, $\epsilon_{\max}$ 는 작물별 최대 광이용효율(gC/MJ)로서 식생 수종별, 시기별로 다르나, CASA 모형이 전 지구를 대상으로 개발되었기 때문에 전 지구의 식생에 대한 단일 값으로 추정된다. 특히, 논외의 경우 관계 유무에 따라 $\epsilon_{\max}$ 값이 조정되며, 본 연구에서는 전 지구 관계 논이라 가정하고 0.48의 단일값을 사용하였다. 그 외 수종에 대한 $\epsilon_{\max}$ 값은 Table 3과 같다.

T_{scalar} , W_{scalar} 및 P_{scalar} 는 기온, 수분 및 식생의 성장에 따른 광이용효율(T_{scalar}) 영향 지수로서, 기온 조건을 나타내는 작물 및 토양 유형에 따른 식생 성장의 최적

Table 3. Maximum light use efficiency across different vegetation types used in CASA model

Vegetation Type	$\epsilon_{\max}$	Reference
Global plant	0.39	Potter <i>et al.</i> , 1993, 1999; 2003; Field <i>et al.</i> , 1995
Non-irrigated cropland	0.41	Ozdogan <i>et al.</i> , 2011
Irrigated cropland	0.48	Ozdogan <i>et al.</i> , 2011

Table 4. 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

Aber J. D. and C. A. Federer, 1992.

온도 T_{opt} 와 최대, 최소 온도인 T_{max} , T_{min} 를 이용하여 다음과 같이 계산한다(Raich *et al.*, 1991).

$$T_{scalar} = \frac{(T - T_{min})(T + T_{max})}{(T - T_{min})(T + T_{max}) - (T - T_{opt})^2} \quad (4)$$

여기서, T_{opt} 및 T_{max} , T_{min} 는 Table 4와 같이 정의된다.

수분에 따른 영향 지수(W_{scalar})는 위성영상으로부터 얻어진 지표면 수분 지수(Land Surface Water Index, $LSWI$)를 이용하여 다음과 같이 계산된다(Xiao *et al.*, 2005).

$$W_{scalar} = \frac{1 + LSWI}{1 + LSWI_{max}} \quad (5)$$

여기서, $LSWI_{max}$ 는 식생의 생육기간 동안의 최대 $LSWI$ 이며, $LSWI$ 는 다음과 같이 계산한다(Xiao *et al.*, 2002).

$$LSWI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}} \quad (6)$$

Fig. 4. CASA model for NPP estimation schema.

$LSWI$ 는 -1.0 에서 1.0 의 값을 가지며, ρ_{NIR} 는 근적외선 영역($841-845$ nm)의 반사율로 MODIS Band2, ρ_{SWIR} 는 단파장 적외선 영역($1628-1652$ nm)의 반사율로 MODIS Band6이다.

식생의 성장에 따른 영향 지수(P_{scalar})는 잎의 생장기간에 영향을 받는다. 특히, 논벼와 같이 1년생 작물의 경우에는 잎이 생장을 하는 기간(발아기~등숙기)과 잎이 생장을 멈추고 알곡이 여무는 기간(출수기~성숙기)의 두 단계로 나누어 다음과 같이 계산한다(Xiao *et al.*, 2004).

$$P_{scalar} = \frac{1 + LSWI}{2} \quad (7)$$

여기서, 잎이 생장을 하는 기간(발아기~등숙기)의 경우 $P_{scalar} = 1$ 이다.

Fig. 4는 CASA 모델을 이용하여 생육기간동안 국내 논벼의 NPP 추정을 위한 방법을 설계한 것이다. $FPAR$ 의 경우 AVHRR NDVI 영상에서 추정된 자료보다 MODIS $FPAR$ 자료를 사용했을 때 CASA 모델의 정확도가 향상되었다는 결과를 바탕으로, 본 연구에서는 MYD15A2 자료를 사용하였다(Potter *et al.*, 2003; Wang *et al.*, 2008). 또한 기온과 수분과 같은 환경인자를 고려하지 않았을 때 NPP가 50% 이상 과추정됨을 감안하여(Lobell *et al.*, 2002; Nayak *et al.*, 2010), 본 연구에서는 $LSWI$ 를 이용하여 기온, 수분 및 식생의 성장에 따른 환경인자를 고려하였다.

4. 결과 및 고찰

1) CASA 모형에 의한 우리나라 논벼 NPP 변화

MODIS FPAR과 광이용효율(LUE)을 CASA 모형에 적용하여 우리나라 논벼를 대상으로 각 연도별 NPP 분포도를 작성한 결과, NPP는 중서부 및 남부지역보다는 동부 지역에서 다소 높은 분포를 나타내었다(Fig. 5).

2002년~2012년의 벼 생육기간 NPP 변화 및 지역별 NPP 분포는 Fig. 6 및 Table 5와 같다. 연도별로 살펴보면 2008년과 2009년에 높은 NPP를 나타낸 반면에 2003년과 2007년, 2010년에 상대적으로 낮은 NPP를 나타내었

다(2002년은 MODIS 수집 시기가 2002년 7월 이후이므로 비교 대상에서 제외). 이는 대형 태풍이 발생한 시기이기 때문인 것으로 추정된다(2003년 8월 태풍 매미 발생, 2007년 9월 태풍 나리 발생, 2010년 9월 태풍 곤파스 발생). 실제로 2003년과 2007년의 경우, 강원과 경북, 충남과 경북 지역의 NPP가 상대적으로 낮게 추정되었는데 이는 2003년 태풍 매미와 2007년 태풍 나리의 진로 방향과 일치하며, 2010년의 경우에도 NPP가 낮게 추정된 경기, 강원, 충북 및 충남 지역과 태풍 곤파스의 진로 방향이 일치하였다. 또한 대형태풍으로 인한 한반도 전체의 일사량 부족으로 연평균 NPP가 전 지역에 걸쳐 낮

Fig. 5. NPP distribution in paddy using CASA model.

Fig. 5. Continued.

Fig. 6. Variation of NPP pattern using CASA model.

Table 5. Areal mean annual NPP(gC/m²) in 2003~2012

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	Mean
W. Country	262.30	310.66	301.20	312.78	296.30	340.48	347.64	293.63	305.47	307.51	307.80
Gyeonggi	249.39	254.84	271.21	295.13	252.74	295.71	295.33	225.73	236.28	245.26	262.16
Gangwon	293.58	313.73	328.46	343.59	315.36	357.11	383.23	298.69	327.51	334.68	329.59
Chungbuk	274.65	323.08	312.37	322.30	282.35	358.92	376.05	292.29	299.98	289.33	313.13
Chungnam	252.12	287.90	260.00	298.99	271.79	322.70	337.17	268.90	266.31	269.55	283.54
Jeonbuk	210.83	272.75	239.50	253.56	257.22	297.25	296.07	241.47	270.91	278.86	261.84
Jeonnam	273.63	346.67	288.40	318.71	322.79	343.89	346.40	314.65	342.69	300.97	319.88
Gyeongbuk	261.94	323.50	337.66	313.99	293.85	389.41	374.58	346.27	335.90	361.56	333.86
Gyeongnam	282.26	362.85	372.02	355.94	374.34	358.88	372.33	361.02	364.21	379.87	358.37

Fig. 7. Monthly NPP pattern using CASA model.

게 추정되는 경향을 나타내었다. 따라서, 자연재해(태풍 등)가 NPP 추정에 많은 영향을 미치며, 이를 반영할 수 있도록 모형의 수정 및 보완(예를 들면 태풍의 경우 풍속 등의 변수를 고려)이 필요할 것으로 사료된다. 생육시기별 NPP 변화를 살펴보면, 벼가 성장함에 따라 NPP도 증가하다 6월~7월에 최고치에 도달하고 서서히 감소하는 경향을 나타내었다. 일반적으로 벼의 생육시기별 NDVI는 8월에 최고치를 나타내는 경향을 보인다(Na *et al.*, 2012). 이는 일사량이 작물의 생육에 반응하는 시간적 차이에 의한 결과로 해석된다. 8월의 NDVI의 경우, 7월까지의 일사량이 반영되어 최고치를 보이는 반면에 8월의 NPP는 장마와 집중호우 등에 의하여 낮아진 8월의 일사량이 반영되어 7월의 NPP보다 감소한 것으로 추정된다. 따라서 CASA 모형에 의한 NPP 추정은 정확한 일사량의 시계열 자료 수집이 매우 중요하다.

벼의 생육기간인 5월~10월의 월평균 NPP는 7월에

63.64 gC/m²로 가장 높은 값을 나타내었으며, 10월에 26.60 gC/m²로 가장 낮은 값을 나타내었다(Fig. 7). 또한, 10년 동안 월별 최대 NPP와 최소 NPP의 편차는 9월에 28.41 gC/m²로 가장 크게 나타났다. 일반적으로 9월은 장마가 끝나고 태풍이 발생하는 시기로 기상여건에 따른 작황 및 수량의 변화를 가장 잘 파악할 수 있는 중요한 시기이다. 특히, 벼 낱알이 익는 시기에 발생하는 집중호우와 일사량의 감소에 의한 작황의 악화, 태풍 및 고온 다습한 날씨로 인한 병충해 피해 등이 원인으로 분석된다. 따라서 논벼의 NPP 변화는 작물의 작황 및 수량 파악에 중요한 자료로 사용이 가능할 것으로 판단된다.

2) 논벼 생육기간별 NPP에 의한 벼 수량 추정

일반적으로 벼의 생육이 왕성할 때의 작황과 최종 수량이 상관성이 높다고 알려져 왔다. 농촌진흥청에서 분

(ΣNPP_{SEP} : accumulated NPP in September, ΣNPP_{Total} : accumulated NPP in total growth season)

Fig. 8. Correlation coefficient and significant between monthly NPP and rice yield.

광계를 이용하여 수행했던 지상 실측 결과, 벼의 생육기간 중 측정된 NDVI와 최종 수량과의 상관성은 유수형성기, 개화기, 출수기 사이에 가장 높은 것으로 보고되었다(Hong *et al.*, 1997). 본 연구에서는 벼의 최종 수량과 상관성 높은 NPP를 선택하기 위해 월별 및 생육기간 총 누적 NPP와 벼 수량과의 상관성을 분석하였다.

Fig. 8은 논벼의 생육기간에 따른 월별 및 생육기간 총 누적 NPP와 벼 수량과의 상관계수(r)와 유의수준(p) 변화를 나타내고 있다. 결과를 살펴보면, 월별 NPP보다 누적 NPP가 벼 수량과의 상관성이 높은 것으로 나타났다. 누적 NPP의 상관계수(r)는 5월부터 지속적으로 증가하여 생육기간 전체인 10월의 총 누적 NPP가 0.1% 유의수준($p < 0.001$)에서 $r = 0.937$ 로 가장 높게 나타났으며, 월별 NPP의 경우, 9월의 NPP가 0.1% 유의수준($p < 0.001$)에서 $r = 0.879$ 로 가장 높게 나타났다. 식생지수와 벼 수량과의 상관성을 분석한 선행연구 결과를 살펴보면, Hong *et al.* (2012)은 8월 21일의 Aqua MODIS NDVI가 $r = 0.62$ 로 가장 높은 것으로 보고하였다. 또한, Na *et al.* (2012)은 8월의 MODIS NDVI와 논벼 생산량 통계자료 간의 상관분석 결과, 전국단위, 도단위, 시군단위 및 포구단위의 상관계수는 각각 0.603, 0.571, 0.472, 0.005로 보고한 바 있다. 따라서 본 연구결과와 비교해 볼 때 NDVI보다는 NPP가 벼 수량과 상관성이 높은 것으로 판단되며, 벼 수량 추정을 위한 최적 NPP는 생육기간(5월~10월)의 총 누적 NPP 또는 9월의 NPP인

것으로 나타났다.

NPP는 대상작물의 식물생체량(biomass)과의 사이에서 선형관계가 성립하므로 수량을 추정하는 데에 사용될 수 있다. 따라서 생육기간에 따른 NPP와 작물 수량과는 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$Yield = a \times \Sigma NPP + b \quad (8)$$

여기서, $Yield$ 는 단위면적당 수량(kg/10a), ΣNPP 는 생육기간에 따른 누적 NPP, a , b 는 계산상수이다. 따라서, 생육기간의 총 누적 NPP(ΣNPP_{Total}) 또는 9월의 NPP(ΣNPP_{SEP})를 이용하여 우리나라 벼 수량 추정 모형을 작성하였다(Table 6).

그 결과, 전국 및 지역별 벼 수량 추정 모형은 5% 유의수준($p < 0.05$)에서 통계적으로 유의하며, ΣNPP_{Total} 을 이용한 전국단위 모형의 결정계수(R^2)는 0.879, 9.456 kg/10a으로 나타났다. 반면에 ΣNPP_{SEP} 를 이용한 전국단위 모형의 결정계수(R^2)는 0.773, $RMSE$ 는 12.934 kg/10a으로 나타났다. 따라서 생육기간의 총 누적 NPP를 이용할 경우, 9월의 NPP를 이용한 모형보다 결정계수(R^2)가 높고 $RMSE$ 가 낮아 모형의 정확도는 높은 것으로 나타났다. 이는 모형의 시간적 적용 범위에 기인하는 것으로 생육기간의 총 누적 NPP를 이용할 경우, 9월의 NPP를 이용한 모형보다 생육기간 전반에 걸친 기상요인의 특성이 반영된 결과로 해석된다. 그러나 생육기간 동안의 시계열 자료 수집이 어렵고 구름 및 연무 등에 의한 오차 보정 과정이 필요하므로 모형의 활용성은 9월의

Table 6. Rice yield prediction model in growing season('03~'12, n=10)

	ΣNPP_{Total}					ΣNPP_{SEP}				
	a	b	p	R^2	$RMSE$	a	b	p	R^2	$RMSE$
W. Country	1.122	181.792	0.0001	0.879	9.456	2.792	407.544	0.0008	0.773	12.934
Gyeonggi	0.967	255.325	0.0007	0.780	12.542	2.635	406.931	0.0052	0.643	15.984
Gangwon	0.833	229.017	0.0013	0.744	12.505	2.008	417.037	0.0062	0.629	15.072
Chungbuk	0.695	307.352	0.0009	0.766	12.132	2.017	440.731	0.0006	0.787	11.562
Chungnam	0.878	314.540	0.0007	0.777	12.486	2.781	443.142	0.0001	0.882	9.085
Jeonbuk	1.023	283.216	0.0179	0.524	24.902	3.299	414.606	0.0074	0.613	22.446
Jeonnam	0.780	246.664	0.0437	0.417	21.726	2.270	393.099	0.0329	0.453	21.042
Gyeongbuk	0.973	212.450	0.0003	0.828	15.975	3.321	395.909	0.0017	0.730	20.026
Gyeongnam	0.983	164.871	0.0133	0.556	23.174	2.787	387.948	0.0378	0.436	26.127

Table 7. Comparison of rice predicted yield error in model(2012)

Scale	ΣNPP_{Total}	ΣNPP_{SEP}	KOSIS	Error	
	A(kg/10a)	B(kg/10a)	C(kg/10a)	A/C	B/C
W. Country	526.93	520.32	508.70	1.04	1.02
Gyeonggi	492.41	493.58	498.99	0.99	0.99
Gangwon	507.68	498.01	506.68	1.00	0.98
Chungbuk	508.35	511.99	529.52	0.96	0.97
Chungnam	551.11	542.71	550.98	1.00	0.99
Jeonbuk	568.62	547.93	514.00	1.11	1.07
Jeonnam	481.53	489.24	437.21	1.10	1.12
Gyeongbuk	564.35	545.73	544.54	1.04	1.00
Gyeongnam	538.38	529.90	519.12	1.04	1.02

Fig. 9. Relationship between Paddy Rice Yield of Predicted and statistics from 2003 to 2012.

NPP를 이용한 모형이 높을 것으로 판단된다. 이와 관련하여 Na *et al.*(2011)은 변수선택 방법 및 공간범위 구분에 따른 모형의 예측력과 적용성을 비교한 선행연구를

통해 적용성이 높은 모형일수록 오차는 증가하는 경향을 나타내기 때문에 모형 적용시 수집된 자료의 수준 및 대상지역을 고려하여 선택적으로 사용해야 한다고 보

고하였다.

지역별 모형은 충남과 경북 지역의 결정계수(R^2)가 0.8 이상으로 높게 나타났으나 전남과 경남 지역의 경우, 결정계수(R^2)가 0.5 이하로 나타났다. 이는 전남과 경남 지역의 식생 및 기상인자가 지역의 대표성을 반영하지 못하여 나타나는 현상으로 판단된다. 실제로 농업 기후지대의 분포를 살펴보면 전남과 경남 지역은 타 지역과는 달리 6개 이상의 기후지대가 포함되어 있어 다양한 기후 특성을 보이고 있다. 특히, 경남 지역은 MODIS NDVI와 기상자료를 이용하여 경험적 통계모형으로 예측한 결과에서도 오차가 가장 큰 것으로 나타나(Na *et al.*, 2012) 이 지역에 대한 보다 세부적인 연구가 필요할 것으로 사료된다.

전국 및 지역별 벼 수량 추정 모형으로 산출한 예측량과 통계청에서 발표한 2012년 최종 수량을 비교하면 Table 7과 같다. 생육기간의 총 누적 NPP를 이용한 모형에 의한 단위면적(10a)당 예상 수량은 전국 단위를 기준으로 526.93 kg/10a, 9월의 NPP를 이용한 모형에서는 520.32 kg/10a로 예측되었다. 또한 통계청에서 발표한 최종 수량은 508.70 kg/10a로 모형에서 산출된 결과와 각각 3.58%, 2.29%의 오차를 나타냈다. 결정계수가 상대적으로 낮았던 전남은 각각 10.14%, 11.90%의 오차를 보여 가장 큰 오차를 보였으나 이와 대조적으로 경남은 5% 이내의 오차를 나타내었다. 이는 연평균 NPP 변화율의 차이로 해석된다. 경남의 경우 연평균 NPP 변화가 가장 작은 지역(20.37 kg/10a)으로 NPP 변화에 의한 수량의 변화가 작게 나타나지만 전남은 연평균 NPP 변화가 큰 지역(32.32 kg/10a)으로 NPP 변화에 따른 수량의 변화가 크게 나타난다. 그 외 경기와 충남은 1% 이내의 오차를 나타내어 통계청에서 발표한 최종 수량과 가장 근접한 결과를 나타내었다.

Fig. 9는 2003년에서 2012년 생육기간의 총 누적 NPP ($\sum NPP_{Total}$), 9월 NPP($\sum NPP_{SEP}$)를 이용하여 각각 추정된 연도 및 지역별 벼 수량과 통계 자료를 비교한 결과이다. 벼 수량이 500 kg/10a 이하인 경우에는 과대추정되는 경향을 나타내고 있으나, 전반적으로 두 모형 모두 1:1선에 근접한 결과를 보이고 있어 NPP를 이용한 벼 수량 추정 모형이 논벼 수량의 변화특성을 잘 반영하고 있는 것으로 판단된다.

5. 결론

본 연구에서는 2002년부터 2012년까지 벼의 생육기간 동안의 시계열 MODIS 자료와 기상자료를 CASA 모형에 적용하여 얻어진 NPP와 수량과의 상관성을 분석하여 우리나라의 논벼 수량을 추정하는 것을 목적으로 하였다. 그 결과, 벼 수량 추정을 위한 최적 NPP는 생육기간(5월~10월)의 총 누적 NPP 또는 9월의 NPP인 것으로 나타났으며, 이를 이용하여 우리나라 논벼 수량 추정 모형 작성 결과 생육기간의 총 누적 NPP를 이용한 모형이 9월의 NPP를 이용한 모형보다 모형의 정확도는 높은 것으로 나타났다. 그러나 2003년에서 2012년 생육기간의 총 누적 NPP와 9월 NPP를 이용하여 각각 추정된 연도 및 지역별 벼 수량과 통계 자료를 비교한 결과, 전반적으로 두 모형 모두 1:1선에 근접한 결과를 보이고 있어 NPP를 이용한 벼 수량 추정 모형이 논벼 수량의 변화특성을 잘 반영하고 있는 것으로 나타났다.

이와 같은 결과를 종합하여 볼 때, 논벼의 NPP 변화는 작물의 작황 및 수량 파악에 중요한 자료로 사용이 가능할 것으로 판단된다. 따라서 정확한 NPP 추정 방안의 개발이 논벼 수량 예측의 정확도를 높이고 오차를 줄이는 방법이 될 것으로 생각된다. 특히, 위성자료를 이용한 NPP의 추정에는 자연재해(태풍 등)가 많은 영향을 미치기 때문에 이를 반영할 수 있도록 모형의 수정 및 보완(예를 들면 태풍의 경우 풍속 등의 변수를 고려)이 필요할 것으로 사료된다.

또한, 특정 지역에 대한 오차를 줄이기 위한 방안으로 지역적 특성에 대한 세부적인 연구도 요구된다. 특히, NPP 추정 모형은 대부분 외국으로부터 수집하여 국내 농업 여건에 맞게 조정하는 과정을 거치기 때문에 국내 환경에 적용 가능한 수식 및 수치를 찾아내는 선행연구가 매우 중요하다. 이러한 선행연구의 일환으로 본 논문에서는 국내 벼 재배지역을 관개답으로 가정하였고, 지척도를 이용하여 추출한 논벼 재배지 격자를 사용하였다. 따라서 이에 따른 오차를 제거하기 위한 방안으로 광이용효율 적용시 대상지역의 관개면적 비율의 고려, 논벼 재배지 격자 추출시 시계열 영상에 의한 휴경지의 제외 등이 필요할 것으로 판단된다. 그러나 광범위한 포장실험을 통해 우리나라 환경에서의 실제 생육 및 수량과의 오차를 줄여나가는 과정에는 많은 인력과 시

간, 예산이 소요된다. 따라서 국내 농업 여건에 적용 가능한 최적 모수화에 대한 연구는 장기적인 계획을 수립하여 지속적으로 추진하여야 할 것이다.

사 사

본 논문은 농촌진흥청 공동연구사업(과제번호: PJ009367022013)의 지원을 받았으며, 이에 감사드립니다.

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 Journal of Agricultural and Forest Meteorology*, 12(1): 1-10.
- Allen J.D., 1990. A Look at the Remote Sensing Applications Program of the National Agricultural Statistics Service. *Journal of Official Statistics*, 6(4): 393-409.
- Cressman, G.P., 1959. An operational objective analysis system. *Mon. Wea. Rev.*, 87, 367-374.
- 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 Sensing of Environment*, 97: 192-202.
- Falcon, W.P., and R.L. Naylor, 2005. Rethinking Food Security for the Twenty-First Century, *American Journal of Agricultural Economics*, 85(5): 1113-1127.
- Ferencz Cs., P. Bognar, J. Lichtenberger, D. Hamar, G. Tarcsai, G. Timar, G. Molnar, SZ. Pasztor, P. Steinbach, B. Szekely, O.E. Ferencz, and I. FerenczArkos, 2004. Crop Yield Estimation by Satellite Remote Sensing, *International Journal of Remote Sensing*, 25(20): 4113-4149.
- Field, C.B., J.T. Randerson, and C.M. Malmstrom, 1995. Global net primary production: Combining ecology and remote sensing, *Remote Sensing of Environment*, 51: 74-88.
- Hong, J.H., C.S. Shim, M.J. Lee, G.H. Baek, W.K. Song, S.W. Jeon, and Y.H. Park, 2011. Net Primary Production Changes over Korea and Climate Factors, *Korean Journal of Remote Sensing*, 27(4): 467-480 (in Korean with English abstract).
- 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, *Korean Journal of Remote Sensing*, 28(5): 509-520 (in Korean with English abstract).
- Hong, S.Y., J.T. Lee, S.K. Rim, and J.S. Shin, 1997. Radiometric estimates of grain yields related to crop aboveground net production (ANP) in paddy rice, *Proc. of 1997 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Singapore*, Aug. 3-8, 1793-1795.
- Kim, M.H., C.K. Lee, H.K. Park, J.E. Lee, B.C. Koo, and J.C. Shin, 2008. A Study on Rice Growth and Yield Monitoring Using Medium Resolution Landsat Imagery, *Korean Journal Crop Science*, 53(4): 388-393.
- Knorr, W., and M. Heimann, 1995. Impact of drought stress and other factors on seasonal land biosphere CO₂ exchange studied through an atmospheric tracer transport model, *Tellus*, 47(4): 471-489.
- Lobell, D.B., J.A. Hicke, G.P. Asner, C.B. Field, C.J.

- Tucker, and S.O. Los, 2002. Satellite estimates of productivity and light use efficiency in United States agriculture, 1982-1998. *Global Change Biology*, 8: 722-735.
- Monteith, J.L., 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems, *J. Appl. Ecol.*, 9: 747-766.
- Na, S.I., J.K. Park, S.C. Baek, and J.H. Park, 2011. A Study on the Key Factors Extraction and Paddy Fields Mapping for the Development of Rice Yield Prediction Model using RS/GIS, *Proc. of Annual Conference of Korea Society of Agricultural Engineers*, Daegu, Korea, Sep. pp.22-23.
- 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., J.K. Park, C.S. Baek, S.Y. Oh, and J.H. Park, 2012. A Study on the Correlation between NDVI and Paddy Rice Yield by Spatial Scale, *Proc. of Annual Conference of Korea Society of Agricultural Engineers*, Cheonan, Korea, Sep. pp.18-19.
- Nayak, R.K., N.R. Patel, and V.K. Dadhwal, 2010. Estimation and analysis of terrestrial net primary productivity over India by remote-sensing-driven terrestrial biosphere model, *Environ. Monit. Assess.*, 170: 195-213.
- Ozdogan, M., 2011. Exploring the potential contribution of irrigation to global agricultural primary productivity, *Global Biogeochemical Cycles*, 25(3): GB3016.
- Potter, C., S. Klooster, R. Myneni, and V. Genovese, 2004. Terrestrial Carbon Sinks Predicted from MODIS Satellite Data and Ecosystem Modeling, *Earth Observer*, 16(2): 15-20.
- Prince, S.D., and S.N. Goward, 1995. Global primary production: A remote sensing approach, *Journal of Biogeography*, 22: 815-835.
- 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
- Ruimy, A., G. Dedieu, and B. Saugier, 1996. TURC: A diagnostic model of continental gross primary productivity and net primary productivity, *Global Biogeochemical Cycles*, 10(2): 269-285.
- Running, S.W., R.R. Nemani, F.A. Heinsch, M.S. Zhao, M. Reeves, and H. Hashimoto, 2004. A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production, *Bioscience*, 54(6): 547-560.
- 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.
- Veroustraete, F., 1994. On the use of a simple deciduous forest model for the interpretation of climate change effects at the level of carbon dynamics, *Ecological Modelling*, 75(76): 221-237.
- Wang, L., G. Hong, Z. Caiping, Z. Haitao, L. Chao, and Z. Qilin, 2008. Vegetation NPP distribution based on MODIS data and CASA model-A case study in Haihe River basin, China, *Proc. of SPIE*, Vol. 6625.
- Xiao, X.M., S. Boles, J.Y. Liu, D.F. Zhuang, and M.L. Liu, 2002. Characterization of forest types in Northeastern China, using multitemporal SPOT-4 VEGETATION sensor data, *Remote Sensing of Environment*, 82: 335-348.
- 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 Sensing of Environment*, 89: 519-534.
- Xiao, X., Q. Zh, S. Salesk, L. Hutyra, P.D. Camargo, S. Wofsy, S. Frolking, S. Boles, M. Keller, and B. Moore, 2005. Satellite-based modeling of gross primary production in a seasonally moist tropical evergreen forest, *Remote Sensing of Environment*, 94: 105-122.
- Zhao, M., F.A. Heinsch, R.R. Nemani, and S.W. Running, 2005. Improvements of the MODIS terrestrial gross and net primary production global data set, *Remote Sensing of Environment*, 95: 164-176.